



Université
de Toulouse

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut Supérieur de l'Aéronautique et de l'Espace (ISAE)

Présentée et soutenue par :

Aude BOURDEAU

le vendredi 6 décembre 2013

Titre :

Approches avancées de navigation par signaux GNSS en environnement urbain
utilisant un modèle 3D

École doctorale et discipline ou spécialité :

ED MITT : Signal, image, acoustique et optimisation

Unité de recherche :

Équipe d'accueil ISAE-ONERA SCANR

Directeur(s) de Thèse :

Pr. Jean-Yves TOURNERET (directeur de thèse)

Dr. Mohamed SAHMOUDI (co-directeur de thèse)

Jury :

Pr. Philippe BONNIFAIT (rapporteur)

Pr. Emmanuel DUFLOS (rapporteur)

Pr. Jean-Yves TOURNERET (directeur de thèse)

Dr. Mohamed SAHMOUDI (co-directeur de thèse)

Pr. Michel BOUSQUET (examineur)

Dr. Jacques BLANC-TALON (examineur)

Dr. David BETAILLE (examineur)

Remerciements

Je tiens en tout premier lieu à remercier ma famille, pour son soutien, mais aussi ses coups de pieds aux fesses, tout au long de cette thèse. Cette thèse leur doit énormément.

Je voudrais aussi adresser un immense merci à Damien Vivet. Son soutien, moral comme scientifique, fut inestimable pour mener cette thèse à bien.

Je dois aussi beaucoup à Jean-Yves Tourneret, admirable directeur de thèse. Merci Jean-Yves d'avoir été à mon écoute, d'avoir su m'encourager et de m'avoir permis de faire de cette thèse mon propre projet, tout en respectant les intérêts de nos partenaires financiers.

Je souhaite remercier à ce propos la DGA, entre autre Eva Crück, ainsi que Thales Alenia Space, et notamment Michel Monnerat, pour avoir financé cette thèse et avoir suivi avec intérêt les travaux que je menais.

Je remercie aussi Mohamed Sahmoudi pour m'avoir appris à défendre mes idées lorsque j'étais convaincue de leur pertinence. C'est un talent qui me servira assurément dans la suite de ma carrière.

Enfin, je tenais à remercier mes collègues de travail. Benoît Priot pour son aide scientifique et nos discussions sur mes problématiques de thèse. Paulo Esteves pour avoir embarqué dans cette galère quasiment en même temps que moi. Nous avons ramé ensemble, nous donnant du coeur à l'ouvrage dans les passes difficiles, nous réjouissant ensemble de nos succès respectifs. Merci Paulo pour ton joyeux caractère portugais qui m'a bien aidée à garder le sourire parfois.

Merci aussi à Vincent Calmette pour son accueil dans l'équipe SCAN de l'ISAE, à tous les membres du TéSA, personnels comme doctorants, pour m'avoir toujours accueillie de manière fort sympathique parmi eux, ainsi qu'à Syed et Khairol qui ont embarqué quelques temps plus tard dans la même galère que Paulo et moi-même.

Table des matières

Introduction	1
1 Positionnement par satellites GNSS en environnement urbain	5
1.1 Introduction	5
1.2 Positionnement par satellites : Principes et Systèmes	7
1.2.1 Se positionner par trilatération	7
1.2.2 Fonctionnement d'un récepteur GNSS	8
1.2.3 Systèmes GNSS actuellement disponibles	13
1.2.4 Limites du positionnement par satellites	16
1.3 Améliorer la navigation en milieux urbains	17
1.3.1 Les multitrajets : des biais à éliminer	17
1.3.2 Masquage des satellites : atténuation et absence des signaux réduisent l'information disponible	19
1.3.3 Les NLOS : à supprimer ou source d'information ?	21
1.4 Aider le récepteur GNSS par modélisation 3D	22
1.4.1 Amélioration du positionnement GNSS en milieu urbain	22
1.4.2 Aider le récepteur GNSS par modélisation 3D	24
1.5 Conclusion	25
2 Utilisation constructive des signaux indirects	27
2.1 Introduction	27
2.2 Utilisation de simulations 3D des NLOS dans un algorithme de na- vigation : approche préliminaire	29
2.2.1 Filtre de Kalman Étendu pour la navigation GNSS	29
2.2.2 Intégration de l'information 3D dans le filtre de navigation	33
2.2.3 Modèle de mesure d'un signal à une réflexion	35
2.2.4 Version robuste du filtre de navigation	37
2.2.5 Simulateur 3D simplifié	39
2.2.6 Résultats de l'approche préliminaire	40
2.3 Utilisation de simulations 3D des NLOS dans un algorithme de na- vigation : simulations réalistes	48
2.3.1 Catégories de simulateurs GNSS existants	48
2.3.2 Le logiciel SE-NAV	49
2.3.3 Modèle de mesure d'un signal à plusieurs réflexions	51
2.3.4 Filtre de navigation de l'approche proposée	53
2.3.5 Résultats des simulations réalistes	54
2.4 Conclusion	58

3	Estimation et correction des biais dus aux multitrajets sur les mesures de pseudodistances	61
3.1	Introduction	61
3.2	Caractérisation des phénomènes de propagation en environnement urbain	63
3.2.1	La réflexion	63
3.2.2	La diffraction	64
3.2.3	L'atténuation	64
3.3	Reconstruction des signaux GNSS reçus à partir des simulations 3D	64
3.3.1	Étage de poursuite d'un récepteur GNSS : estimation des pseudodistances	65
3.3.2	Reconstruction de la fonction de corrélation et estimation du biais	68
3.3.3	Validation par comparaison avec des mesures réelles	72
3.4	Comparaison entre différentes approches pour la navigation en présence de multitrajets	83
3.4.1	Navigation adaptative fondée sur le modèle sigma- ϵ pour l'estimation de la variance	83
3.4.2	Navigation aidée par un modèle 3D	85
3.4.3	Navigation combinée modèle 3D/modèle sigma- ϵ	87
3.4.4	Résultats comparatifs entre les différentes approches	87
3.4.5	Conclusions sur les résultats	94
3.5	Conclusion	95
4	Approche avancée de navigation et poursuite des signaux GNSS en environnement urbain : Vector Delay Lock Loop assistée	97
4.1	Introduction	97
4.2	Aider la poursuite par la solution de navigation : La Vector Delay Lock Loop	98
4.2.1	Rappels sur les DLL classiques	99
4.2.2	Fonctionnement d'une VDLL	100
4.2.3	Avantages et inconvénients d'une approche couplée	101
4.2.4	Comparaison de résultats entre DLL et VDLL classique	104
4.3	Performances d'une VDLL assistée 3D	110
4.3.1	Considérations sur l'utilisation de l'EKF robuste 3D sigma- ϵ	110
4.3.2	Comparaison des performances entre une VDLL classique et une VDLL assistée 3D	112
4.4	Conclusion	116
	Conclusion et Perspectives	119
	Bibliographie	123

Table des figures

1.1	Principe du positionnement par trilatération.	7
1.2	Positionnement par trilatération avec des mesures erronnées.	8
1.3	Construction d'un signal GPS.	9
1.4	Architecture d'un récepteur GNSS.	10
1.5	Phénomène de multitrajets.	18
1.6	Schéma géométrique des phénomènes de réflexion et transmission. . .	18
1.7	Schéma géométrique du phénomène de diffraction.	19
1.8	Phénomène de masquage.	20
1.9	Impact de la géométrie des satellites en visibilité sur la précision du calcul de la position.	21
1.10	Phénomène de NLOS.	22
2.1	Filtre de Kalman classique	30
2.2	Filtre de Kalman Etendu	35
2.3	Géométrie du trajet d'un signal réfléchi sur un mur.	36
2.4	Scénario de la simulation simplifié	40
2.5	Trajectoires estimées pour la simulation 3D simplifiée, avec un modèle à vitesse constante.	41
2.6	Erreurs en position et bornes d'incertitude à 3σ , pour un modèle à vitesse constante.	42
2.7	Erreurs sur l'estimation du biais d'horloge et bornes d'incertitude à 3σ , pour un modèle à vitesse constante.	43
2.8	Erreurs sur la prédiction des pseudodistances, pour un modèle à vitesse constante.	43
2.9	Trajectoires estimées pour la simulation 3D simplifiée, avec un modèle de marche aléatoire.	45
2.10	Erreurs en position et bornes d'incertitude à 3σ , pour un modèle de marche aléatoire.	46
2.11	Erreurs en position et bornes d'incertitude à 3σ , pour un modèle de marche aléatoire.	46
2.12	Simulation SE-NAV en centre-ville de Toulouse, par OKTAL-SE. . .	50
2.13	Géométrie du trajet d'un signal réfléchi sur deux murs.	52
2.14	Spécificités de l'EKF employé pour l'utilisation constructive des NLOS. .	53
2.15	Trajectoire simulée dans l'environnement 3D réaliste.	54
2.16	Trajectoires estimées pour la simulation 3D réaliste, avec un modèle à vitesse constante.	55
2.17	Erreurs en position et bornes d'incertitude à 3σ , pour un modèle à vitesse constante.	56
2.18	Erreurs sur l'estimation du biais d'horloge et bornes d'incertitude à 3σ , pour un modèle à vitesse constante.	56

2.19	Trajectoires estimées pour la simulation 3D réaliste, avec un modèle en marche aléatoire.	57
2.20	Erreurs en position et bornes d'incertitude à 3σ , pour un modèle de marche aléatoire.	57
2.21	Erreurs en position et bornes d'incertitude à 3σ , pour un modèle de marche aléatoire.	58
3.1	Etage de poursuite d'un récepteur GNSS.	66
3.2	Fonction d'auto-corrélation d'un code PRN GPS L1 C/A.	67
3.3	Focus sur le pic d'auto-corrélation d'un code PRN GPS L1 C/A.	67
3.4	Fonction d'auto-corrélation bruitée : cas LOS.	70
3.5	Fonction d'auto-corrélation bruitée : cas NLOS.	70
3.6	Erreur sur l'estimation du retard en sortie du discriminateur : cas LOS.	71
3.7	Erreur sur l'estimation du retard en sortie du discriminateur : cas NLOS.	71
3.8	Biais mesurés sur les pseudodistances, pour le récepteur Novatel.	73
3.9	Position des satellites lors de la campagne de mesure avec le récepteur Novatel.	74
3.10	Biais sur les pseudodistances, mesurés et prédits, pour un récepteur Novatel.	76
3.11	Distribution des différences biais mesuré/biais estimé, pour chaque satellite visible, pour le récepteur Novatel.	77
3.12	Distribution des différences biais mesuré/biais estimé, pour tous les satellites visibles, pour le récepteur Novatel.	77
3.13	Biais mesurés en fonction des biais estimés, pour tous les satellites visibles, pour le récepteur Novatel.	77
3.14	Position des satellites lors de la campagne de mesure avec le récepteur Ublox.	78
3.15	Biais mesurés sur les pseudodistances, pour le récepteur Ublox.	79
3.16	Biais sur les pseudodistances, mesurés et prédits, pour un récepteur Ublox.	79
3.17	Biais sur les pseudodistances, mesurés et prédits, pour un récepteur Ublox.	80
3.18	Distribution des différences biais mesuré/biais estimé, pour chaque satellite visible, pour le récepteur Ublox.	81
3.19	Distribution des différences biais mesuré/biais estimé, pour tous les satellites visibles, pour le récepteur Ublox.	81
3.20	Biais mesurés en fonction des biais estimés, pour tous les satellites visibles, pour le récepteur Ublox.	81
3.21	Biais mesurés en fonction du C/N_0 , pour le récepteur Ublox.	84
3.22	Trajectoires effectuées lors de la campagne de mesure en centre-ville de Toulouse.	87
3.23	Position des satellites lors des mesures place du Capitole.	88

3.24	Biais sur les pseudodistances mesurées lors de la campagne autour du Capitole.	89
3.25	Trajectoires estimées à partir de données réelles place du Capitole, pour un modèle à vitesse constante.	90
3.26	Erreurs en position et bornes d'incertitude à 3σ , pour un modèle à vitesse constante. Données réelles place du Capitole.	91
3.27	Trajectoires estimées à partir de données réelles place du Capitole, pour un modèle en marche aléatoire.	93
3.28	Erreurs en position et bornes d'incertitude à 3σ , pour un modèle en marche aléatoire. Données réelles place du Capitole.	94
4.1	Schéma d'une boucle de poursuite du code (DLL) classique.	99
4.2	Schéma d'une boucle de poursuite du code vectorielle (VDLL).	100
4.3	Schéma du principe de l'erreur en positionnement par trilatération. Croix rouge : position estimée.	103
4.4	Trajectoire effectuée lors de la campagne de mesure en centre-ville de Toulouse.	105
4.5	Position des satellites durant la campagne de mesure en centre-ville de Toulouse.	105
4.6	Trajectoires estimées par l'EKF robuste sans VDLL et par l'EKF robuste avec VDLL classique.	106
4.7	Erreurs en position et bornes d'incertitude à 3σ pour l'EKF robuste sans VDLL et pour l'EKF robuste avec VDLL classique.	106
4.8	Nombre de satellites poursuivis au fil du temps par les DLL et par la VDLL classique.	107
4.9	Visibilité au cours du temps de chacun des satellites, pour le récepteur DLL et pour le récepteur VDLL.	107
4.10	Erreurs sur les pseudodistances mesurées par les DLL et par la VDLL classique.	108
4.11	Biais mesurés en fonction du C/N_0 , pour la campagne TAS.	110
4.12	Trajectoires estimées par l'EKF robuste et par l'EKF robuste sigma- ϵ	111
4.13	Erreurs en position et bornes d'incertitude à 3σ pour l'EKF robuste et pour l'EKF robuste sigma- ϵ	111
4.14	Nombre de satellites poursuivis au fil du temps par la VDLL classique et par la VDLL assistée 3D.	113
4.15	Visibilité au cours du temps de chacun des satellites, pour le récepteur VDLL classique et pour le récepteur VDLL assisté 3D.	113
4.16	Erreurs sur les pseudodistances mesurées par la VDLL classique et par la VDLL aidée.	114
4.17	Trajectoires estimées par l'EKF robuste avec VDLL classique et par l'EKF robuste avec VDLL assistée 3D.	115
4.18	Erreurs en position et bornes d'incertitude à 3σ pour l'EKF robuste avec VDLL classique et pour l'EKF robuste avec VDLL assistée 3D.	115

Liste des tableaux

2.1	Éléments d'un filtre de Kalman étendu pour la navigation GNSS . .	32
2.2	Comparaison des résultats obtenus pour l'utilisation constructive des NLOS avec un simulateur 3D simplifié.	47
2.3	Comparaison des résultats obtenus pour l'utilisation constructive des NLOS avec le logiciel SE-NAV.	59
3.1	Précision des biais prédits grâce à SE-NAV.	82
3.2	Comparaison des résultats obtenus sur données réelles place du Ca- pitole, pour un modèle à vitesse constante.	92
3.3	Comparaison des résultats obtenus sur données réelles place du Ca- pitole, pour un modèle en marche aléatoire.	92

Introduction

Le système de navigation par satellites GPS (Global Positioning System), développé par les USA, est pleinement opérationnel depuis de nombreuses années. Grâce à son évolution et à la recherche menée dans ce domaine, les services proposés se sont perfectionnés et élargis. Il y a notamment désormais une forte demande pour les applications civiles. Avec le lancement prochain du système européen GALILEO, la modernisation du GPS et du système russe GLONASS ainsi que le développement de nouveaux systèmes tel que Compass en Chine, un nouveau pan de la recherche en GNSS (Global Navigation Satellite System) s'ouvre et les attentes des utilisateurs se renforcent. C'est notamment le cas en terme de précision de positionnement, de fiabilité et de disponibilité. Ces attentes peuvent être critiques dans des domaines tels que l'aviation ou les systèmes de secours.

L'utilisation de récepteurs GNSS s'est fortement répandue récemment grâce à l'intégration de puces GNSS dans les téléphones portables de nouvelle génération, notamment pour des applications en ville. Cependant, le milieu urbain présente des contraintes importantes pour le positionnement par satellites. D'une part, l'utilisateur y attend une précision de positionnement supérieure à celle attendue à la campagne, à cause de la proximité des différents points d'intérêts et intersections. D'autre part, l'environnement urbain génère des difficultés dans la réception des signaux GNSS, notamment à cause du masquage des satellites par les bâtiments et des phénomènes de multitrajets. Le récepteur délivre alors souvent une position entachée d'une erreur de plusieurs dizaines de mètres, quand il ne lui est pas totalement impossible de calculer une position. Ceci est particulièrement vrai dans le contexte des « canyons » urbains, c'est-à-dire lorsque les rues sont très étroites et/ou les bâtiments très hauts.

Dans cette thèse, nous nous intéressons aux problématiques spécifiques aux environnements urbains, c'est-à-dire au manque de disponibilité des signaux GNSS (effets de masquage), aux signaux multitrajets (impactant sur la précision et l'intégrité), et plus particulièrement aux signaux reçus en configuration Non Line Of Sight (NLOS), ainsi qu'aux problèmes d'atténuations des signaux. Nous avons choisi d'apporter une solution à ces problématiques grâce à l'utilisation d'un modèle 3D de ville réaliste simulant la propagation des signaux GNSS. Nous avons utilisé l'outil SE-NAV de la société OKTAL-SE pour caractériser les signaux GNSS en milieux urbains. La première partie de notre étude porte sur la problématique des signaux NLOS, très présente dans les grands canyons urbains. Nous proposons une solution fondée sur un Filtre de Kalman Etendu (EKF) utilisant le modèle 3D de ville pour estimer les caractéristiques géométriques des signaux NLOS reçus par le récepteur. Dans la deuxième partie de notre travail, nous étudions plus largement la problématique des signaux multitrajets en environnement urbain et leur impact sur la précision des mesures. Le modèle 3D de ville est ici utilisé pour estimer le biais dû aux signaux multitrajets sur la mesure de pseudodistance, et ainsi limi-

ter la dégradation de la solution de positionnement. Enfin, la dernière partie de notre étude propose une solution combinant les méthodes de poursuite vectorielle des signaux GNSS aux apports d'informations du modèle 3D de ville afin d'aider la poursuite en contexte d'atténuation des signaux GNSS.

Organisation du rapport

Chapitre 1 : Cette partie débute par une présentation synthétique des principes de positionnement par satellites, du fonctionnement d'un récepteur GNSS et des différents systèmes GNSS actuellement disponibles. Après un bref rappel des limites actuelles du positionnement par satellites, un descriptif des trois problématiques présentes en contexte de canyons urbains (multitrajets, masquage/atténuation et NLOS) est réalisé. Finalement, après une présentation des différentes solutions existant pour la navigation en milieu urbain, nous présentons l'approche que nous avons choisie, fondée sur une aide au récepteur GNSS par modélisation 3D de la propagation des signaux en environnement urbain.

Chapitre 2 : Ce chapitre est consacré à l'utilisation constructive des signaux indirects. Nous proposons d'utiliser un modèle 3D de ville pour estimer les caractéristiques géométriques des signaux NLOS reçus. Ces informations permettent de modifier le modèle de mesure et sa matrice Jacobienne dans le filtre de Kalman étendu (EKF) que nous utilisons comme filtre de navigation. Pour cela, nous faisons appel au modèle 3D à chaque étape de mise à jour de l'EKF, et une mise en équation de la géométrie d'un signal réfléchi est réalisée. Une approche préliminaire, menée grâce à un modèle 3D simplifié, a validé l'intérêt de notre méthode. Les premiers résultats de simulation montrent une amélioration de la précision. Nous testons ensuite notre méthode avec le logiciel SE-NAV, qui utilise des cartes 3D réalistes d'environnements réels. Les simulations autour de la place du Capitole à Toulouse montrent que les informations apportées par le modèle 3D permettent une utilisation constructive des NLOS, ce qui améliore à la fois la précision en positionnement et l'intégrité de la solution de navigation.

Chapitre 3 : Dans ce chapitre, nous proposons une étude des biais dus aux multitrajets sur les mesures de pseudodistances, et des possibilités de correction offertes par l'utilisation du modèle 3D. Deux phénomènes physiques engendrent l'apparition de multitrajets en milieu urbain : la réflexion et la diffraction. A ces phénomènes s'ajoutent les effets d'atténuation de la puissance des signaux. Dans notre étude, nous reconstruisons les signaux GNSS reçus à partir des simulations réalisées par SE-NAV. Plus spécifiquement, nous reconstruisons le biais final sur la mesure de pseudodistance. Cette reconstruction est effectuée au niveau de la fonction de corrélation et du discriminateur, dans l'étape de poursuite. Le réalisme des simulations 3D est alors validé par comparaison avec des mesures réelles, sur la même trajectoire. Cette comparaison donne d'excellents résultats, aux limitations intrinsèques à un modèle de l'environnement prêt (impossibilité de

prendre en compte la variabilité de l'environnement). Nous comparons ensuite les résultats de positionnement obtenus avec l'utilisation des informations 3D (approche déterministe), et ceux obtenus avec une méthode adaptative fondée sur le modèle sigma- ϵ pour l'estimation de la variance des erreurs de pseudodistance (approche statistique). Nous montrons au final que la combinaison des approches déterministe et statistique apporte un gain de précision important et régulier.

Chapitre 4 : Les résultats des chapitres précédents ayant démontré que l'utilisation des informations fournies par un modèle 3D améliore la précision en positionnement, nous nous intéressons ici à l'aide à la poursuite en environnement urbain. Une solution adaptée à la poursuite de signaux faibles est l'utilisation d'une boucle de poursuite vectorielle (Vector Tracking Loop (VTL)), dont nous détaillons le fonctionnement dans une première partie. Cette méthode exploite la corrélation existant entre les mesures de chaque pseudodistance, à travers la position du récepteur, pour aider la poursuite des signaux les plus faibles. Cependant, la boucle de poursuite VTL est dépendante de la bonne précision en positionnement. Nous étudions donc dans ce chapitre l'impact sur les performances d'une VTL de l'utilisation comme algorithme de navigation du filtre 3D sigma- ϵ développé au chapitre précédent. Les résultats montrent que l'utilisation d'un tel filtre permet à la VTL d'améliorer ses performances au niveau du temps de visibilité de certains satellites tout autant qu'au niveau de la précision des mesures de pseudodistances.

Ainsi nous proposons une solution permettant de répondre aux trois grandes problématiques rencontrées en milieu urbain : les multitrajets, les signaux NLOS et les atténuations.

Principales contributions

Contribution 1 : Définition d'un nouveau modèle de mesure pour les signaux NLOS à partir des informations géométriques fournies par un modèle 3D de l'environnement du récepteur.

Contribution 2 : Prédiction du biais sur les mesures de pseudodistances par reconstruction de la fonction de corrélation à partir des simulations 3D des signaux atteignant le récepteur.

Contribution 3 : Validation du réalisme des biais prédits à partir des simulations 3D, et utilisation de ces biais dans un filtre de Kalman étendu (EKF) pour corriger les mesures de pseudodistance et ajuster la matrice de covariance du bruit de mesure.

Contribution 4 : Étude des apports du filtre de navigation 3D, développé précédemment, sur les performances d'une boucle de poursuite vectorielle.

Publications en conférences internationales à comité de lecture sélectif

- [Bourdeau 2013] : **Aude Bourdeau**, Mohamed Sahmoudi et Jean-Yves Tournet, *Prediction of GNSS Signal Bias Using a 3D Model in Urban Environments*, Proceedings of European Navigation Conference (ENC 2012), Vienne, Autriche, Avril 2013.
- [Bourdeau 2012b] : **Aude Bourdeau**, Mohamed Sahmoudi et Jean-Yves Tournet, *Tight Integration of GNSS and a 3D City Model for Robust Positioning in Urban Canyons*, Proceedings of ION GNSS 2012, Nashville, TN, Septembre 2012.
- [Bourdeau 2012a] : **Aude Bourdeau**, Mohamed Sahmoudi et Jean-Yves Tournet, *Constructive Use of GNSS NLOS-Multipath : Augmenting the Navigation Kalman Filter with a 3D Model of the Environment*, Proceedings of International Conference on Information Fusion (FUSION 2012), Singapour, Juillet 2012.
- [Bin Ahmad 2013] : Khairul Bin Ahmad, Mohamed Sahmoudi, **Aude Bourdeau**, Christophe Macabiau et Grégory Moura, *Reliable GNSS Positioning in Mixed LOS/NLOS Environment Using a 3D Model*, Proceedings of European Navigation Conference (ENC 2012), Vienne, Autriche, Avril 2013.

Positionnement par satellites GNSS en environnement urbain

Sommaire

1.1	Introduction	5
1.2	Positionnement par satellites : Principes et Systèmes	7
1.2.1	Se positionner par trilatération	7
1.2.2	Fonctionnement d'un récepteur GNSS	8
1.2.3	Systèmes GNSS actuellement disponibles	13
1.2.4	Limites du positionnement par satellites	16
1.3	Améliorer la navigation en milieux urbains	17
1.3.1	Les multitrajets : des biais à éliminer	17
1.3.2	Masquage des satellites : atténuation et absence des signaux réduisent l'information disponible	19
1.3.3	Les NLOS : à supprimer ou source d'information ?	21
1.4	Aider le récepteur GNSS par modélisation 3D	22
1.4.1	Amélioration du positionnement GNSS en milieu urbain	22
1.4.2	Aider le récepteur GNSS par modélisation 3D	24
1.5	Conclusion	25

1.1 Introduction

Le positionnement par satellites répond au besoin de l'utilisateur de se positionner avec une bonne précision et à n'importe quel moment, quelque soit sa position sur Terre, et ce de façon absolue. Grâce à une constellation de satellites orbitant tout autour de la Terre, les systèmes de positionnement par satellites, ou Global Navigation Satellites Systems (GNSS), offrent ce service. Les Etats-Unis ont été les premiers à développer ce concept et à mettre en orbite la constellation de satellites nécessaires à sa mise en place. Le système NAVSTAR, plus connu sous le nom de GPS (Global Satellites System), a originellement été développé dans un but militaire. Il s'est cependant très vite démocratisé, d'abord à travers les récepteurs pour la navigation routière, et depuis quelques années par l'intégration de puces GNSS dans les smartphones. La possibilité de connaître à tout moment sa position est entrée dans la vie quotidienne du grand public. Celui-ci, peu au fait de la complexité et des limites du système employé pour lui délivrer l'information de position, attend toujours plus de précision, de disponibilité et de fiabilité.

Néanmoins, les systèmes GNSS sont limités par leur architecture-même. Calculer sa position grâce à des signaux envoyés par des satellites signifie qu'il faut pouvoir recevoir ces signaux. La première condition à l'emploi d'un système GNSS est donc l'absence d'obstacle entre le récepteur et les satellites. Les signaux GNSS peuvent facilement être arrêtés par un mur, de la roche ou encore une forêt dense. Afin de pouvoir se positionner dans de bonnes conditions, un récepteur GNSS a besoin en conséquence d'avoir une visibilité maximale du ciel au-dessus de lui.

La qualité des mesures réalisées par le récepteur GNSS peut aussi limiter sa capacité à délivrer une position correcte. Les mesures que réalise le récepteur correspondent aux distances entre lui et les satellites visibles. Elles peuvent être contaminées par des bruits ou perturbations, qu'ils soient extérieurs au système GNSS ou produits par des répliques des signaux GNSS qui se seraient réfléchies sur des surfaces autour du récepteur. A la campagne, en plein milieu d'un champs, les conditions de réception des signaux GNSS seront quasiment idéales. Par contre, dans une vallée de montagne ou en ville au milieu des immeubles, ces mesures deviennent difficiles et donc le positionnement imprécis.

Pourtant, l'utilisation des systèmes GNSS par le grand public, notamment à travers les smartphones équipés de puces GNSS, se fait de plus en plus souvent en milieu urbain. Contrairement à la campagne, les différents points d'intérêt pour un utilisateur en ville sont très proches les uns des autres. A quelques mètres près, il peut emprunter la mauvaise rue, prendre la mauvaise bretelle de sortie sur le périphérique ou encore ne pas arriver à trouver le restaurant qu'il recherche. Les utilisateurs urbains attendent donc une très bonne précision de positionnement. Ils demandent aussi une disponibilité du service très importante, puisqu'en peu de temps ils sont susceptibles de passer à côté d'un grand nombre de points d'intérêt et une position non disponible pendant seulement une minute peut suffire à leur faire rater le croisement où ils devaient tourner.

Ainsi, les besoins exprimés par les utilisateurs sont très importants dans ces milieux urbains. Pourtant, la ville constitue un environnement très contraignant pour les récepteurs GNSS. Les bâtiments réduisent notablement la portion de ciel visible. De nombreux autres signaux électromagnétiques sont présents, augmentant le niveau de bruit. Enfin, les surfaces réfléchissant ou diffractant les signaux GNSS sont nombreuses, créant des répliques nuisibles pour la qualité des mesures réalisées par le récepteur. Il est donc nécessaire de trouver des solutions à ces problématiques afin d'apporter aux utilisateurs la précision et la disponibilité qu'ils demandent.

Ce chapitre a pour but dans un premier temps d'expliquer les principes du positionnement par satellites et de présenter les différents systèmes GNSS existants ou en cours de développement. Par la suite, les différentes problématiques spécifiques au milieu urbain seront détaillées, avec une présentation de quelques solutions existantes pour y faire face. Enfin, nous présenterons l'approche que nous avons choisi d'étudier dans cette thèse et qui se fonde sur l'utilisation d'un modèle 3D.

1.2 Positionnement par satellites : Principes et Systèmes

1.2.1 Se positionner par trilatération

Les systèmes de positionnement par satellites se fondent sur le principe de trilatération. Celui-ci consiste à calculer notre position en connaissant la distance qui nous sépare de plusieurs points de repère ainsi que la position de ces points de repère. Il ne doit pas être confondu avec le principe de triangulation qui utilise aussi des points de repère, mais calcule la position en fonction des angles mesurés, et non des distances.

La figure 1.1 présente le principe du positionnement par trilatération. Il y a ici trois émetteurs, représentés par les satellites. Leurs positions sont considérées comme étant connues. Le récepteur, représenté par la voiture, connaît les distances d_b , d_r et d_v qui le séparent de chacun des émetteurs. Grâce à cette connaissance, les principes géométriques lui permettent de savoir qu'il se situe quelque part sur les cercles bleu, rouge et vert. Le croisement des trois cercles indique alors au récepteur sa position. Pour un positionnement en 2D, trois mesures suffisent à établir la position. Pour un positionnement en 3D, les cercles deviennent des sphères, et il faut alors au minimum quatre mesures.

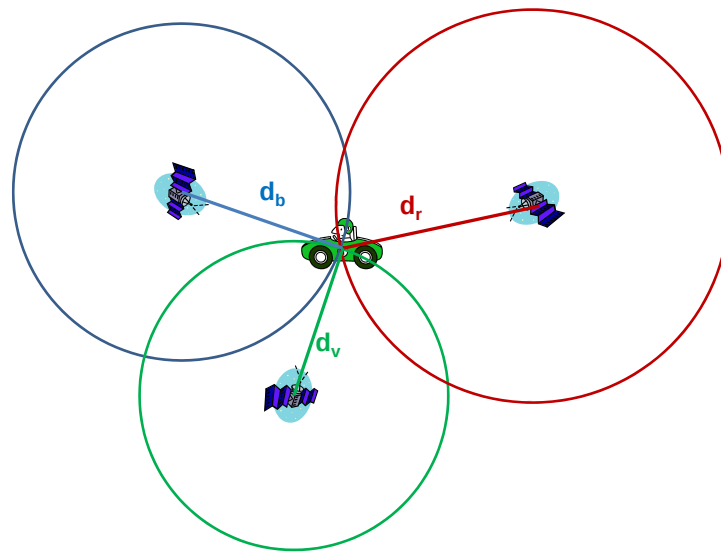


FIGURE 1.1 – Principe du positionnement par trilatération.

Si les mesures de distance sont parfaitement exactes, il n'y a pas de souci pour établir la position à l'intersection des cercles. Si par contre il y a un biais sur les mesures, les cercles ne se croisent plus en un point unique. La figure 1.2 illustre ce problème. Sur ce schéma, chacune des mesures d'_b , d'_r et d'_v , est un peu plus grande

que la distance réelle entre le satellite et le récepteur. Les cercles définissent en conséquence une zone d'incertitude, indiquée en gris.

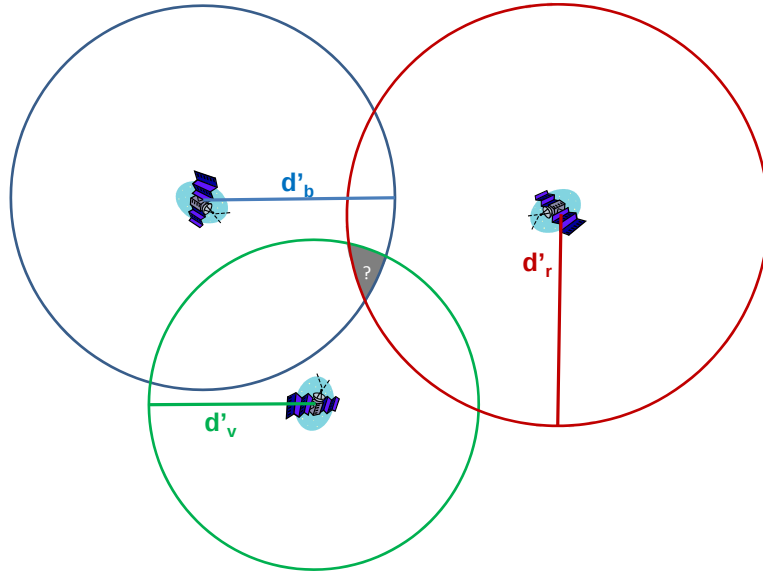


FIGURE 1.2 – Positionnement par trilatération avec des mesures erronées.

Le positionnement par trilatération nécessite donc un minimum de mesures pour pouvoir être mis en application, ainsi que des mesures les plus précises possibles pour réduire l'incertitude, et donc l'erreur, en positionnement.

1.2.2 Fonctionnement d'un récepteur GNSS

Le principe de positionnement par trilatération est très simple *a priori*, mais la difficulté réside dans la mesure des distances séparant le récepteur des satellites visibles. Pour que cette mesure puisse être réalisée, les signaux GNSS ont été conçus avec des propriétés particulières permettant au récepteur d'estimer leur temps de vol, c'est à dire le temps qu'ils auront mis à parcourir la distance satellite/récepteur. Le récepteur lui-même se décompose en plusieurs "étages" aux missions spécifiques permettant d'aboutir au calcul de la position.

1.2.2.1 Caractéristiques des signaux GNSS

Il existe plusieurs manières de distinguer des signaux électromagnétiques les uns des autres. La plus simple est d'attribuer à chacun une fréquence différente (Frequency Division Multiple Access : FDMA). C'est par exemple ce qui se fait pour la radio. L'utilisateur, en filtrant pour ne retenir qu'une seule fréquence, capte uniquement l'information qui l'intéresse. Le problème de cette technique, c'est qu'il faut laisser un certain espacement entre chacune des fréquences utilisées pour que

le filtrage puisse se faire proprement. Cela signifie qu'il y a un nombre limité de fréquences utilisables. Avec l'augmentation du nombre de technologies utilisant les signaux électromagnétiques pour communiquer, les fréquences encore inutilisées deviennent très rares.

Une autre manière de procéder est d'utiliser une seule fréquence, mais d'allouer de petits temps de communication à chacun des utilisateurs, en alternance (Time Division Multiple Access : TDMA). C'est la technique traditionnellement employée dans les télécommunications. Un identifiant permet au récepteur de savoir à quel moment débute l'information qui le concerne, et à quel moment ce n'est plus le cas. Cette technique est applicable lorsqu'il y a un seul émetteur pour les différentes informations, qui peut gérer leur envoi réparti dans le temps. Elle n'est de plus pas applicable à un système comme le GNSS qui nécessite un envoi de l'information par chacun des satellites en continu.

Une dernière méthode consiste à utiliser une seule fréquence, sur laquelle tous les signaux seront émis en permanence, et à distinguer ceux-ci grâce à l'application sur leur signal d'un code qui leur sera propre (Code Division Multiple Access : CDMA). Il s'agit de la technique employée par la majorité des systèmes GNSS.

Nous ne présenterons ici que la construction du signal civil du système GPS, aussi appelé signal L1, car il s'agit de celui que nous utiliserons dans la suite de nos travaux. Ce signal est construit à partir de trois composantes, comme le montre la figure 1.3. Le premier signal $D(t)$, qui est une séquence binaire de fréquence $f_d = 50 \text{ Hz}$, correspond aux bits de données du message de navigation que transmet le satellite. La deuxième séquence binaire $C(t)$, de fréquence $f_c = 1,023 \text{ MHz}$, est le code PRN (Pseudo Random Noise) spécifique au satellite émetteur. Le dernier signal $p(t)$, de fréquence $f_p = 1575,42 \text{ MHz}$, constitue la porteuse. Il s'agit d'un signal ondulatoire.

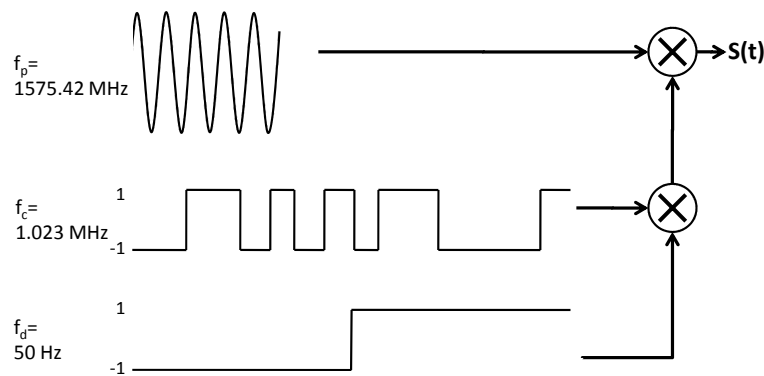


FIGURE 1.3 – Construction d'un signal GPS.

Le signal $S(t)$ émis par l'antenne du satellite peut être modélisé [Misra 2004]

selon :

$$S(t) = \sqrt{2PD(t)}C(t)\sin(2\pi f_p t + \theta_p) \quad (1.1)$$

avec P la puissance du signal $S(t)$ et θ_p la phase de la porteuse.

Le message de navigation transporte toutes sortes d'informations que le récepteur va pouvoir décoder et utiliser. Il indique notamment régulièrement le temps auquel il est généré selon l'horloge du satellite. Il transmet aussi les éphémérides des satellites, permettant de calculer leurs positions, ainsi que les informations permettant de calculer l'erreur de l'horloge du satellite par rapport au temps de référence.

Les codes PRN sont appelés pseudo-aléatoires car leurs caractéristiques dans l'espace des fréquences sont très proches de celles d'un bruit aléatoire. Leur spectre est en effet dispersé sur une très large plage de fréquences, ce qui les rend impossibles à isoler par des filtres en fréquences tels que les filtres passe-bande. Ils présentent par contre d'excellentes caractéristiques pour la corrélation. En effet, la corrélation de deux codes PRN différents donnera un résultat quasi nul. Par contre, l'auto-corrélation d'un code PRN donnera un fort pic quand les deux répliques seront en phase à un chip prêt (équivalent d'un bit pour les codes PRN), et sera quasi nulle par ailleurs. Cette propriété spécifique permet d'une part de séparer les différents signaux GNSS les uns des autres, et d'autre part de mesurer le retard entre le signal reçu et la réplique que le récepteur aura localement générée, comme nous le verrons à la section 3.3.1. La fréquence binaire des codes PRN est de 1,023 MHz, mais leur périodicité est de 1 ms. Cela signifie que la mesure du retard indique la mesure de la pseudodistance modulo environ 300 km. Cependant, il est assez aisé de lever l'incertitude de départ créée par ce modulo.

1.2.2.2 Architecture d'un récepteur GNSS

La structure classique d'un récepteur GNSS se décompose en plusieurs étages, comme le montre la figure 1.4.

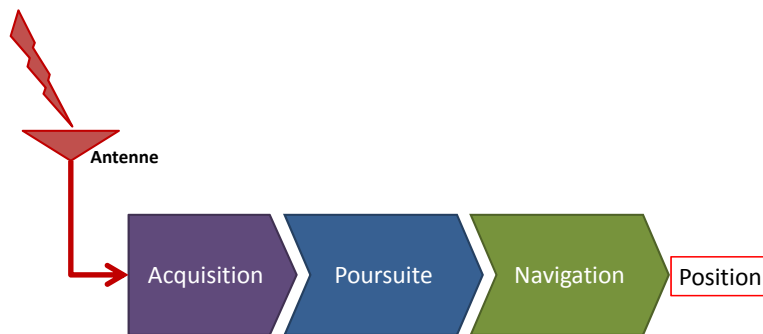


FIGURE 1.4 – Architecture d'un récepteur GNSS.

L'antenne et le module de pré-traitement captent les signaux de l'environnement et les pré-traitent avant de les envoyer vers l'acquisition. Cet étage-ci a pour mission

de repérer au milieu de tous les signaux numérisés les signaux GNSS présents, avec une première estimation de leurs caractéristiques en fréquence et en retard. Quand un signal est détecté par l'étage d'acquisition, les informations sont alors envoyées à l'étage de poursuite qui a pour but de rester verrouillé sur ce signal. En effet, à cause du mouvement des satellites à haute vitesse, environ $4km/s$, les caractéristiques en fréquence et en retard de chaque signal évoluent très vite. Si elles n'étaient pas ré-estimées régulièrement, le récepteur "perdrait de vue" le signal. L'étage de poursuite a aussi pour rôle de décoder le message de navigation et d'estimer la distance parcourue par chacun des signaux pour atteindre le récepteur, i.e. la distance entre le satellite émetteur et le récepteur. Les mesures des différentes distances sont alors transmises à l'étage de navigation qui va les utiliser pour calculer la position du récepteur. Le récepteur doit aussi déterminer à l'étage de navigation une autre inconnue qui est le biais de son horloge interne par rapport au système de référence. Nous allons maintenant voir plus en détails le fonctionnement de chaque étage du récepteur.

1.2.2.3 Acquisition

La puissance du signal GNSS, à cause de l'étalement en fréquence engendré par l'utilisation de la technique de modulation à étalement de spectre (spread spectrum), est en dessous de celle du bruit ambiant. Pour détecter un signal GNSS, il faut le corrélérer avec une réplique générée localement. Lorsque cette réplique aura une fréquence et un retard proche du signal d'origine, alors le pic de corrélation émergera au-dessus du bruit ambiant. Le rôle de l'étage d'acquisition est de déterminer la fréquence et la phase du code adéquates pour la réplique locale.

La fréquence du signal reçu n'est pas exactement celle de la porteuse lors de son émission à cause de l'effet Doppler. En effet, les satellites GNSS se déplaçant à grande vitesse, cet effet n'est pas négligeable. Le récepteur va donc chercher à déterminer ce qui est classiquement appelé la fréquence Doppler, ou seulement Doppler, et qui correspond à la différence entre la fréquence d'émission et la fréquence reçue. La mesure de la phase du code est aussi appelée mesure du retard, car c'est la différence entre la phase attendue et la phase mesurée.

Pour effectuer cette première recherche du Doppler et du retard, l'étage d'acquisition est obligé de parcourir une grille en fréquence et en retard afin de trouver où se situe le pic de corrélation. Cette recherche est souvent réalisée par un filtre adaptatif dans le domaine temporel, et depuis peu elle est réalisée en passant dans l'espace fréquentiel grâce à une FFT (Fast Fourier Transform) pour les récepteurs software.

En sortie d'acquisition, l'étage de poursuite reçoit pour informations les estimations des Dopplers et des retards pour les signaux qui ont été détectés. L'étage d'acquisition reproduit régulièrement sa recherche pour les signaux qui sont sensés être visibles (déterminés grâce aux éphémérides des satellites et à l'estimation de la position du récepteur), mais qui n'ont pas été encore détectés ou qui ont été perdus par la poursuite.

1.2.2.4 Poursuite

Cet étage est constitué d'un ensemble de boucles permettant le suivi des signaux qui ont été détectés. La poursuite est généralement réalisée dans l'espace temporel. La boucle de poursuite du code (Delay Lock Loop : DLL) a en charge la poursuite du retard. Grâce à plusieurs corrélateurs, en général deux ou trois, elle estime le décalage entre le signal reçu et la réplique locale du code. Connaissant ainsi la phase du code lors de l'émission du satellite par le signal, et la phase qui devrait être générée au temps où le signal a été reçu, le récepteur en déduit le temps de vol du signal. Ce temps de vol est alors transformé en mesure de pseudodistance en le multipliant par la vitesse de la lumière (puisque les signaux GNSS sont des signaux électromagnétiques et que leur vitesse dans l'air est très proche de celle de la lumière dans le vide).

Afin que la corrélation des codes puissent se faire dans de bonnes conditions, il faut que la fréquence de la réplique locale soit très proche de celle du signal reçu. C'est le rôle de la boucle de poursuite de la fréquence (Frequency Lock Loop : FLL) que de maintenir une bonne estimation de la fréquence du signal reçu. Pour cela, elle utilise aussi les corrélateurs, mais sur deux temps différents. Après l'acquisition du signal, la fréquence est obtenue en général avec une précision de 500 Hz. La FLL permet d'améliorer cette précision et de corriger la fréquence en cas de variation du Doppler.

Certains étages de poursuite utilisent aussi des boucles de poursuite de la phase de la porteuse (Phase Lock Loop : PLL). Ces boucles peuvent remplacer les FLL (la fréquence étant la dérivée de la phase), ou bien les compléter. La mesure de la phase de la porteuse permet d'estimer la pseudodistance avec une précision bien plus grande, bien que son utilisation soit délicate. En effet, sa périodicité très courte ne permet généralement pas de l'utiliser comme une mesure absolue du temps de vol, mais seulement comme une mesure relative, à moins de résoudre l'ambiguïté due au nombre de cycles de la porteuse.

1.2.2.5 Navigation

A partir des mesures de pseudodistances réalisées par l'étage de poursuite, l'étage de navigation peut calculer la position du récepteur en utilisant le principe de trilatération comme nous l'avons vu à la section 1.2.1. Pour cela, il se place dans le référentiel ECEF (Earth Centered Earth Fixed). Ce repère cartésien a pour origine le centre de la Terre. Son axe Z pointe vers le Nord. Son axe X passe par l'intersection du plan équatorial avec le méridien de Greenwich, et l'axe Y complète le repère cartésien. C'est donc un repère qui tourne avec la Terre.

Cependant, la pseudodistance mesurée ρ_m^k est différente de la distance géométrique ρ^k séparant le $k^{ième}$ satellite du récepteur, à cause d'un certain nombre d'erreurs. Elle peut être décomposée sous la forme :

$$\rho_m^k = \rho^k + c(b_{rec} - b_{sat}^k) + E_{trop} + E_{iono} + E_{MP} + n \quad (1.2)$$

avec c la vitesse de la lumière, b_{sat}^k le biais d'horloge du satellite k , b_{rec} le biais d'horloge du récepteur, E_{trop} l'erreur due à la traversée de la troposphère par le signal et E_{iono} celle due à la traversée de la ionosphère, E_{MP} l'erreur engendrée par les effets des multitrajets, et enfin n la somme de toutes les autres erreurs telle que celle due à la qualité du matériel électronique du récepteur (souvent appelée bruit thermique).

Parmi ces erreurs, b_{rec} est la seule à dépendre uniquement du récepteur et à s'appliquer sur toutes les mesures de pseudodistances. Elle peut donc être (et doit être) estimée grâce à l'algorithme de navigation en même temps que la position du récepteur. Le biais d'horloge du satellite b_{sat} peut être calculé grâce aux informations transmises dans le message de navigation. Les erreurs E_{trop} et E_{iono} sont estimées grâce à des modèles atmosphériques qui dépendent de l'angle avec lequel le signal traverse l'atmosphère. L'erreur n est considérée comme un bruit blanc gaussien. Enfin, E_{MP} est l'erreur la plus problématique car la plus difficile à estimer. Elle sera le sujet de la majeure partie de nos travaux.

Différents algorithmes peuvent être employés pour calculer, à partir des mesures de pseudodistances, l'état du récepteur (position, biais d'horloge, parfois aussi vitesse, dérive d'horloge et accélération). Les erreurs existant sur ces mesures obligent l'emploi de filtres capables de pondérer les mesures en fonction de la confiance qu'on leur accorde. Les algorithmes de navigation les plus utilisés en GNSS sont les moindre-carrés pondérés et le filtre de Kalman, bien que soient aussi utilisés parfois des filtres plus élaborés comme le filtre de Kalman sans parfum (unscented Kalman filter) ou le filtre particulaire.

Pour générer les signaux mesurés par les récepteurs, plusieurs systèmes GNSS existent. Nous allons les présenter brièvement.

1.2.3 Systèmes GNSS actuellement disponibles

1.2.3.1 GPS

Le plus ancien, et le plus largement utilisé aujourd'hui, des systèmes GNSS est le système GPS développé par les Etats-Unis. Mis en place à partir de 1978, il a été déclaré opérationnel en 1994. Depuis, il a toujours été en service et constitue le système GNSS actuellement utilisé par la majorité des récepteurs GNSS.

La constellation des satellites GPS comprend au moins 24 satellites pour être pleinement opérationnelle. Aujourd'hui, 32 satellites sont en orbite, dont 30 en service. Les satellites GPS transmettent des signaux sur deux porteuses de la bande L : L1 (1575,42 MHz) et L2 (1227,6 MHz). La porteuse L1 est dédiée au signal civil, non codé et donc utilisable par n'importe quel utilisateur. La porteuse L2 transmet le signal militaire qui est codé et nécessite donc une clé de décodage pour pouvoir être utilisé. Nous avons présenté à la section 1.2.2.1 les caractéristiques des signaux L1 du GPS.

Le système GPS peut être décomposé en trois segments :

- le segment spatial
- le segment de contrôle
- le segment utilisateur.

Le segment spatial est composé de la constellation de satellites en orbite. Ces satellites sont répartis sur six orbites planes quasi-circulaires d'inclinaison 55° par rapport au plan de l'équateur. L'altitude des satellites est d'environ 20200 km et la période de leur trajectoire d'environ 12 h . La vitesse des satellites est donc d'environ 4 km.s^{-1} . Cette configuration permet une bonne couverture de tout le globe, à l'exception des zones polaires.

Le segment de contrôle se compose d'un centre de calcul situé dans une base américaine à Colorado Springs, de trois émetteurs et de cinq stations de contrôle réparties sur Terre. Le rôle des stations de contrôle est de suivre les satellites pour enregistrer leur données de navigation. Après avoir été traitées au centre de calcul, ces informations permettent de mettre à jour les éphémérides des satellites pour que leurs orbites puissent être calculées au plus juste. Les nouvelles éphémérides sont alors transmises à chaque satellite par l'intermédiaire des antennes émettrices pour qu'ils puissent mettre à jour leur message de navigation. Le segment de contrôle permet aussi de vérifier par comparaison avec une horloge de référence la dérive des horloges interne des satellites. Là aussi, les messages de navigation sont régulièrement mis à jour pour transmettre aux récepteurs les informations les plus précises possibles leur permettant de compenser dans les mesures les dérives d'horloges.

Le segment utilisateur enfin est composé du récepteur tel que nous l'avons présenté à la section 1.2.2.2.

1.2.3.2 GLONASS

Le système GNSS russe GLONASS a été développé par l'ex-URSS à peu près en même temps que le GPS, mais il a rapidement connu des problèmes de maintenance. Alors que la constellation complète doit être composée de 24 satellites, en 2000 seulement six étaient opérationnels. Depuis, la Russie a repris son système GNSS en main et le lancement de satellites GLONASS de nouvelle génération a permis de ramener la constellation à un niveau opérationnel. Les satellites de cette constellation sont placés sur trois orbites à environ 19100 km d'altitude. Chaque plan orbital est incliné de $64,8^\circ$ par rapport au plan de l'équateur, et les satellites ont une période de rotation d'environ $11\text{h}15$. Cette répartition des satellites permet une bonne couverture des zones polaires par GLONASS, ce qui n'est pas le cas du système GPS.

Contrairement au GPS, GLONASS utilise une technique de FDMA pour distinguer ses différents satellites. Tous les satellites de la constellation utilisent le même code PRN permettant au récepteur la mesure du temps de vol des signaux. Quinze fréquences différentes réparties autour de 1602 MHz sont réparties entre les satellites pour les différencier. La constellation étant de 24 satellites au minimum, une même fréquence est attribuée à une paire de satellites se trouvant sur la même orbite, mais aux antipodes l'un de l'autre. En effet, ces satellites ne seront jamais

visibles en même temps, et il n'y aura donc pas de conflit sur la fréquence.

Tout comme le système GPS, GLONASS est aussi constitué d'un segment de contrôle au sol et du segment utilisateur composé des récepteurs capables de traiter les signaux GLONASS. Les systèmes GPS et GLONASS peuvent être utilisés de manière combinée par un récepteur GNSS afin d'accroître le nombre de mesures disponibles. Cependant, de par la différence de conception des signaux des deux constellations, cela demande au récepteur d'avoir deux architectures hardware parallèles, une pour chaque système.

1.2.3.3 GALILEO

De conception bien plus récente que les systèmes GPS et GLONASS, le système GALILEO est développé par l'Union Européenne pour obtenir son indépendance en positionnement par satellites vis à vis des Américains et des Russes. Encore en cours de mis en place, GALILEO prévoit de nombreuses améliorations par rapport à ses prédécesseurs (qui sont cependant eux aussi en cours de modernisation).

Lorsqu'elle sera complètement déployée, la constellation de GALILEO sera composée de 30 satellites en orbites, dont 27 opérationnels. Ils seront répartis sur trois orbites, à une altitude d'environ 23000 *km* et une inclinaison de 56° par rapport au plan de l'équateur. Les signaux GALILEO utiliseront trois bandes pour les porteuses : E1, E5 et E6. Le système sera inter-opérable avec le GPS et GLONASS.

Contrairement au GPS et à GLONASS qui comportent seulement un service "ouvert" pour le civil et un service militaire, GALILEO prévoit cinq services différents :

- le service ouvert : équivalent du service civil du GPS, il sera accessible à tout le monde. Deux bandes de fréquences seront utilisées pour ce service, de 1164-1214 *MHz* et 1563-1591 *MHz*. L'utilisation conjointe de deux bandes de fréquences permet de supprimer un certain nombre d'erreurs sur les mesures, comme celles dues à la traversée de l'atmosphère. Ce service ouvert permettra donc une meilleure précision que celle du service civil actuel du GPS.
- le service commercial : en échange d'une redevance, les utilisateurs de ce service crypté auront accès à des services supplémentaires tels qu'une garantie du service, l'intégrité et la continuité du signal, ou encore une meilleure précision de la datation et des données de positionnement.
- le service de sûreté de la vie : restreint à des groupes d'utilisateurs spécifiques tels que les hôpitaux, les pompiers, les transports,... Il délivrera un service sécurisé, intègre et certifiable.
- le service public régulé (PRS) : destiné aux utilisateurs relevant d'une mission du service public qui nécessite une grande précision ainsi que l'assurance de la qualité et de la fiabilité du signal. Il sera crypté et utilise deux signaux dédiés afin d'en garantir la disponibilité.
- le service d'aide à la recherche et au sauvetage : innovation majeure du système GALILEO, ce service se fonde sur l'écoute de balises de détresse, donc la remontée d'un signal vers le système GALILEO. Il permettra de localiser l'ensemble des balises du système, et de renvoyer un message de prise en

compte vers les balises en détresse.

Le segment sol de GALILEO comportera deux centres de contrôle, trente stations de surveillance à travers le monde et cinq stations de liaison avec les satellites.

1.2.3.4 COMPASS

La Chine a débuté en 2000 l'installation de son propre système de positionnement par satellites avec une constellation géostationnaire de cinq satellites. Ce système, appelé CNSS ou Beidou, permet une localisation par satellite sur les environs de la Chine. À terme, la Chine souhaite développer un système similaire au GPS ou à GALILEO, couvrant tout le globe. Pour cela, le système Compass prévoit cinq satellites géostationnaires plus une constellation de 30 satellites non-géostationnaires placés sur des orbites d'inclinaison 55° , à une altitude d'environ 27840 km.

Comme le GPS, Compass prévoit un service civil et un service militaire (ou service autorisé). Les bandes de fréquences utilisées par Compass sont E1/L1, E5 et E6, ce qui engendre quelques conflits avec le développement de GALILEO sur ces mêmes bandes.

1.2.3.5 Les systèmes SBAS

Les systèmes d'augmentation par satellites (SBAS) ont été développés pour améliorer localement les performances que l'on pouvait attendre des systèmes GNSS en place, et fournir des informations supplémentaires. Ils sont constitués de petits ensembles de satellites géostationnaires couvrant généralement une zone de l'échelle d'un pays à celle d'un continent. Pour des applications critiques, telle que l'aviation, l'intégrité du système est un facteur essentiel. Les systèmes SBAS permettent de prévenir en un laps de temps très court (quelques secondes) de la défaillance d'un satellite d'une constellation GNSS. Les SBAS fournissent aussi aux récepteurs des corrections différentielles permettant de corriger les erreurs sur les mesures de pseudodistance dues à l'atmosphère, aux biais et dérives d'horloge des satellites et aux imprécisions dans les éphémérides. Il s'agit de toutes les erreurs qui sont communes à tous les signaux reçus dans une même zone.

Les systèmes SBAS actuellement en fonctionnement ou à l'étude sont :

- EGNOS (European Geostationary Navigation Overlay Service) pour l'Europe.
- WAAS (Wide Area Augmentation System) pour les Etats-Unis.
- QZSS (Quasi-Zenith Satellite System) pour le Japon.
- GAGAN (GPS Aided GEO Augmented Navigation) pour l'Inde.

1.2.4 Limites du positionnement par satellites

Les systèmes GNSS, malgré leur grande utilité et leur grande utilisation, ne sont malheureusement pas toujours au niveau de performance attendu. Cela est dû soit à une mauvaise qualité des mesures, soit à une mauvaise configuration géométrique, impactant directement la capacité du récepteur à calculer une bonne position. Mais

les origines de cette mauvaise qualité peuvent être diverses.

En forêt, le feuillage atténue fortement les signaux GNSS, ce qui diminue la puissance du signal utile par rapport à la puissance du bruit. On peut retrouver le même problème lorsque la puissance du bruit ambiant est amplifiée par rapport à celle des signaux utiles. C'est le cas par exemple à proximité d'un émetteur TV dont les harmoniques des signaux émis se trouvent sur les fréquences des signaux GNSS. Les signaux GNSS peuvent aussi être brouillés volontairement grâce à des émetteurs envoyant des bruits de forte puissance sur les fréquences GNSS. En montagne, le relief cache une bonne partie du ciel, diminuant le nombre de satellites en visibilité. Cela est particulièrement vrai dans des vallées encaissées.

Enfin, les environnements urbains sont peu favorables à la bonne propagation des signaux GNSS. On y retrouve le problème de manque de visibilité, cette fois engendré par la présence des bâtiments. Les phénomènes d'atténuation sont également présents, que ce soit à cause de la végétation présente ou du passage des signaux à travers les bâtiments (à travers des fenêtres par exemple). Les sources non volontaires de bruit sont nombreuses, telles que les émetteurs TV. Enfin, les surfaces des bâtiments sont très propices au phénomène de multitrajets. Les signaux multitrajets sont des signaux qui n'atteignent pas le récepteur en ligne directe, mais après avoir interagi avec l'environnement, par exemple en se réfléchissant. Leur temps de trajet est ainsi plus long que celui du trajet direct, ce qui va engendrer un biais sur la mesure de pseudodistance. Ils constituent le principal facteur d'erreur sur les mesures GNSS en milieu urbain.

Bien que les systèmes GNSS soient opérationnels depuis longtemps et commercialisés auprès du grand public, la recherche pour améliorer leur performance n'est donc pas terminée pour autant. Nous avons choisi de porter notre étude sur la recherche de solutions pour les problématiques rencontrées en milieu urbain. En effet, ce milieu est actuellement celui où la demande pour un positionnement par satellites croît le plus, alors qu'il constitue dans le même temps l'un des environnements concentrant le plus de difficultés pour l'utilisation de systèmes GNSS.

1.3 Améliorer la navigation en milieux urbains

1.3.1 Les multitrajets : des biais à éliminer

En milieu urbain, l'un des problèmes les plus courants pour les mesures GNSS est le phénomène des multitrajets. Le schéma 1.5 illustre ce phénomène. Originellement, le terme de multitrajets désignait, comme son nom l'indique, le cas de figure où plusieurs répliques d'un même signal atteignent le récepteur. Par généralisation, on désigne aujourd'hui par signal multitrajet un signal qui a été dévié de son trajet pour atteindre le récepteur. Sur le schéma 1.5, le signal vert suit un trajet direct entre le satellite et le véhicule. Il est généralement appelé signal direct, ou signal LOS (Line Of Sight). La distance qu'il parcourt pour aller du satellite au véhicule correspond à la distance géométrique entre les deux (aux effets atmosphériques près). Le signal rouge quant à lui est issu du même satellite, mais a été réfléchi

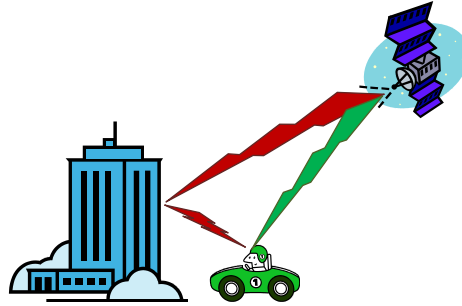


FIGURE 1.5 – Phénomène de multitrajets. En vert : le signal direct. En rouge : le signal multitrajet.

par l'immeuble avant d'atteindre le véhicule. La distance qu'il a parcourue est donc plus grande que la distance géométrique entre le satellite et le véhicule.

Les signaux multitrajets peuvent être engendrés par des phénomènes de réflexion, dont le schéma 1.6 présente les règles selon l'optique géométrique. Sur ce schéma, I représente le rayon incident frappant l'interface entre deux milieux, R le rayon réfléchi dans le milieu blanc d'origine et T celui transmis dans le milieu gris. D'après les lois de l'optique géométrique, les angles d'incidence θ_i et de réflexion θ_r sont égaux. L'angle de réfraction θ_t est quant à lui déterminé en fonction de la différence entre les indices optiques caractérisant les deux milieux. La puissance du signal incident se sépare entre les signaux réfléchi et transmis. Plus l'interface sera réfléchissante, plus le signal réfléchi conservera de la puissance.

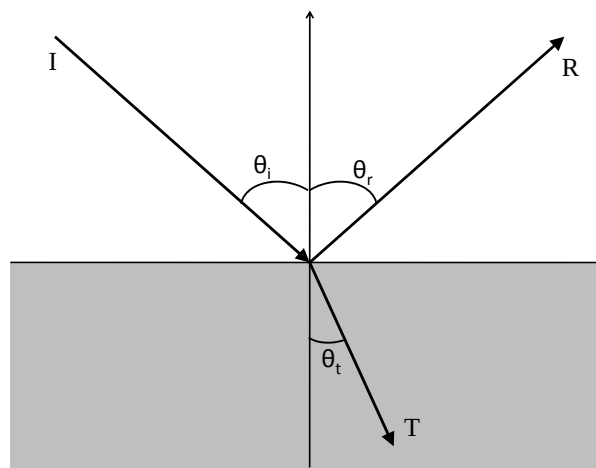


FIGURE 1.6 – Schéma géométrique des phénomènes de réflexion et transmission.

Les signaux multitrajets peuvent aussi être engendrés par des phénomènes de diffraction, tel que présenté sur le schéma 1.7. En milieu urbain, ce phénomène se produit essentiellement sur les arêtes des obstacles, par exemple sur le bord des toits. Lorsque le signal incident I frappe l'arête, le point d'impact se comporte comme une source secondaire omnidirectionnelle. Cette répartition dans l'espace affaiblit donc beaucoup la puissance du signal diffracté qui atteindra finalement le récepteur.

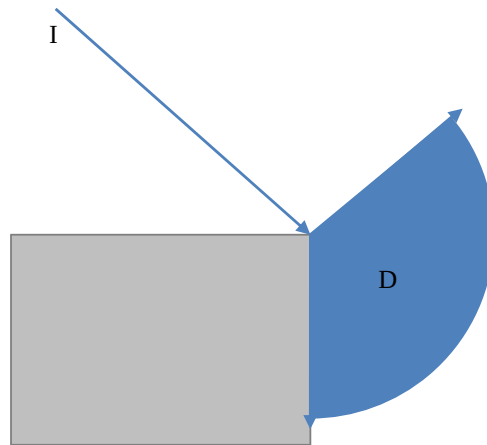


FIGURE 1.7 – Schéma géométrique du phénomène de diffraction.

La section 3.2 présentera plus en détail les phénomènes à l'origine des multitrajets et leur impact sur les mesures de pseudodistances. Comme cela sera expliqué à la section 3.3.2, les signaux multitrajets s'additionnent au signal direct. Cependant, à cause de la distance supplémentaire qu'ils ont parcouru, ils engendrent un biais sur la mesure. Ils constituent l'une des principales sources d'erreurs pour les mesures de pseudodistance en environnement urbain [Braasch 1996].

1.3.2 Masquage des satellites : atténuation et absence des signaux réduisent l'information disponible

Une autre problématique rencontrée en milieu urbain est celle du masquage des satellites. Elle est illustrée par la figure 1.8. Lorsque le signal d'un satellite est bloqué dans sa propagation vers le récepteur par un obstacle, tel qu'un bâtiment, on dit que le satellite est masqué. Le récepteur ne peut pas recevoir, et donc utiliser, son signal. On appelle masque de visibilité la portion de ciel obstruée par les obstacles environnant le récepteur. Les milieux urbains peuvent être classifiés en quatre catégories, en fonction de la hauteur des constructions et de la largeur des rues : milieux urbains, milieux résidentiels, milieux industriels et milieux urbains denses [Malicorne 2001]. L'angle d'élévation des masques permet aussi de classer

les milieux urbains [Nahimana 2009] :

- $<10^\circ$: milieu dégagé (campagne)
- 10° - 40° : visibilité réduite (zone industrielle)
- 40° - 60° : visibilité très réduite
- $>60^\circ$: très mauvaise visibilité (canyon urbain).

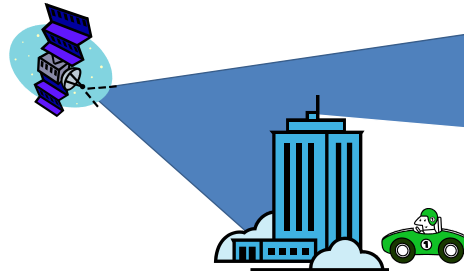
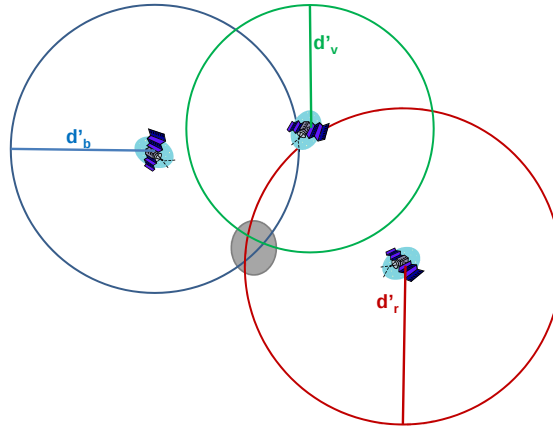


FIGURE 1.8 – Phénomène de masquage.

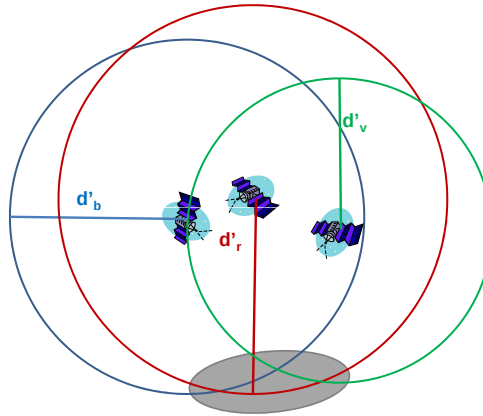
On appelle canyons urbains les zones urbaines les plus contraintes pour la réception des signaux GNSS. A l’instar des canyons naturels, les canyons urbains se définissent par une très faible portion de ciel visible, c’est à dire par une hauteur des bâtiments très importante en comparaison de la largeur de la rue. Cette configuration peut se trouver dans des ruelles étroites, même si les bâtiments environnants ne feront que trois ou quatre étages. On la retrouve surtout dans des environnements type ”city” ou des zones urbaines aux proportions démesurées telle que Manhattan. Les rues sont alors très larges, mais la hauteur des immeubles, sur des dizaines d’étages, limite très fortement la portion de ciel visible.

Les masques de visibilité impactent sur le nombre de satellites visibles, mais aussi sur leur disposition dans le ciel. Les figures 1.9 montrent l’importance de la répartition des satellites au-dessus du récepteur. Lorsque les satellites sont espacés les uns par rapport aux autres, comme c’est le cas sur la figure 1.9(a), les intersections des cercles définissent une zone restreinte, malgré l’incertitude existant sur les mesures. Par contre, si tous les satellites visibles sont regroupés dans la même portion du ciel, comme sur la figure 1.9(b), la zone définie par l’intersection des cercles s’étale. La configuration des satellites en visibilité joue donc un rôle presque aussi important que le nombre de satellites visibles pour la précision du calcul de la position. La géométrie des satellites en visibilité est généralement caractérisée par un paramètre appelé DOP (Dilution Of Precision) qui traduit l’impact de la configuration des satellites sur la précision de la position. Dans un canyon urbain, du fait du masque de visibilité très contraignant, cette configuration est forcément mauvaise.

Le masquage par un obstacle peut aussi être seulement partiel : l’obstacle ne bloque pas complètement le signal, mais en atténue la puissance. Le récepteur a alors plus



(a) Bonne configuration.



(b) Mauvaise configuration.

FIGURE 1.9 – Impact de la géométrie des satellites en visibilité sur la précision du calcul de la position. En gris : la zone d'incertitude pour le calcul de la position.

de mal à détecter le signal au milieu du bruit, puis à effectuer une bonne mesure, car la qualité du traitement dépend en partie de la puissance du signal par rapport au bruit.

1.3.3 Les NLOS : à supprimer ou source d'information ?

Les signaux NLOS (Non Line Of Sight) sont le résultat de la combinaison des effets de multitrajets et de masquage. On parle d'un signal NLOS lorsqu'il n'est pas reçu en ligne directe. Cela se produit, comme le montre le schéma 1.10, lorsque le signal direct est bloqué par un obstacle, et qu'un autre élément de l'environnement permet au signal de se réfléchir vers le récepteur.

La puissance d'un signal diffracté étant très faible, on considère que seules les

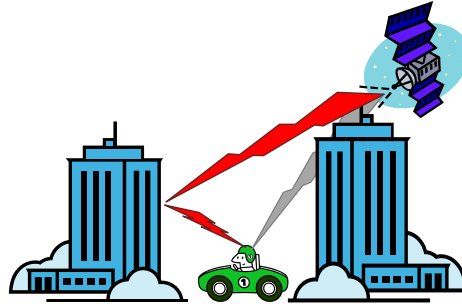


FIGURE 1.10 – Phénomène de NLOS. En gris : le signal direct, bloqué. En rouge : le signal NLOS qui atteint le récepteur.

réflexions peuvent donner naissance à un signal NLOS, car le récepteur a besoin que le signal atteigne un minimum de puissance pour pouvoir le détecter. Les signaux NLOS sont un problème rencontré essentiellement en canyon urbain, et plus spécifiquement dans les environnements type "city". En effet, leur apparition nécessite des masques de visibilité très importants, mais aussi des obstacles très réfléchissants pour que les signaux NLOS gardent une puissance non négligeable. Les immeubles aux façades entièrement recouvertes de vitres ou bien métalliques, comme on en trouve beaucoup dans les centres urbains, sont particulièrement propices aux réflexions des signaux GNSS. De plus, plus la rue sera large avec des immeubles hauts, plus les signaux réfléchis parcourront de distance supplémentaire avant d'atteindre le récepteur. En conséquence, l'erreur qu'ils provoqueront sur l'estimation de la position sera plus importante. C'est pourquoi, bien que le problème des signaux NLOS soit très spécifique aux canyons urbains, il est aujourd'hui une des problématiques majeures restant à traiter en GNSS car son impact peut être très important sur la qualité de la position délivrée.

Toutefois, en canyon urbain, les signaux NLOS sont parfois quasiment les seuls à atteindre le récepteur. On peut alors se poser la question s'il vaut mieux les supprimer, ou au contraire tenter de les utiliser pour que le récepteur puisse tout de même délivrer une position. Cependant, si on veut utiliser ces mesures dégradées, il faut être en mesure de tenir compte des biais dont elles sont porteuses.

1.4 Aider le récepteur GNSS par modélisation 3D

1.4.1 Amélioration du positionnement GNSS en milieu urbain

Comme nous venons de le voir, le milieu urbain est le siège de plusieurs catégories de phénomènes entravant le bon fonctionnement d'un récepteur GNSS. Pour que celui-ci puisse délivrer une position avec une bonne précision, une bonne intégrité et une bonne disponibilité, de nombreuses méthodes ont été développées.

1.4.1.1 Récepteur GNSS seul

Une partie des méthodes permettant d'aider le récepteur en milieu urbain s'applique directement sur les algorithmes du récepteur. Leur objectif est d'augmenter la sensibilité du récepteur et/ou de réduire l'effet des signaux multitrajets et NLOS. Elles peuvent travailler au niveau de l'antenne, afin de réduire par exemple l'impact des signaux multitrajets ou d'éviter la détection des signaux NLOS grâce à une polarisation appropriée de l'antenne [Counselman 1999, Williams 2000, Jiang 2012]. Une grande partie des approches pour éviter le biais induit par la présence de multitrajets s'applique au niveau de l'étage de poursuite. Elles travaillent sur les outils permettant l'estimation du retard afin de les rendre plus robustes aux effets des multitrajets. La plus connue, et la plus ancienne, est le narrow-correlator [Van Dierendonck 1992], mais bien d'autres existent [Braasch 2001, Sahmoudi 2008].

Les récepteurs GNSS étant souvent des boîtes noires fermées d'où le premier niveau d'information qui sort est constitué des mesures de pseudodistances, de nombreux travaux ont été menés pour traiter la problématique des multitrajets directement dans l'algorithme de navigation [Giremus 2007, Viandier 2011, Marais 2013].

Pour les problématiques d'atténuation des signaux, il est nécessaire de travailler aussi bien au niveau de l'acquisition pour arriver à les détecter [Esteves 2012], qu'au niveau de la poursuite pour ne pas les perdre [Odijk 2006]. Une autre approche, la boucle de poursuite vectorielle (Vector Tracking Loop), combine poursuite et navigation afin de garder le verrouillage sur les signaux faibles [Spilker 1996].

Les méthodes internes au récepteur peuvent être très efficaces, mais ne peuvent agir sur le manque de signaux, notamment en canyon urbain. Le traitement avancé des mesures dégradées doit donc être accompagné de sources d'informations pour faire face au problème de disponibilité réduite.

1.4.1.2 Récepteur GNSS aidé par d'autres mesures

Le récepteur GNSS peut être aidé par des mesures venues d'autres capteurs. Les capteurs d'aide les plus utilisés sont les capteurs inertiels (accéléromètres et gyromètres), souvent regroupés en une centrale inertielle (IMU). Ils peuvent servir à aider aussi bien le calcul de la position [Caron 2006, Fouque 2008], que la poursuite des signaux faibles [Petovello 2008].

Des mesures de réseaux sans fils peuvent aussi apporter une information supplémentaire aidant le calcul de la position [Bullock 2012].

L'utilisation de caméra permet entre autre d'établir les masques de visibilité en temps réel, et donc de traiter les signaux reçus en conséquence [Meguro 2009].

Enfin, dans les véhicules, des odomètres sont très souvent utilisés pour assister le récepteur GNSS [Groves 2013].

Les approches d'aide au récepteur GNSS par d'autres capteurs sont très répandues pour la localisation en environnements très contraints. Elles nécessitent

toutefois l'ajout de matériel extérieur au récepteur GNSS, et d'une unité capable de fusionner les différentes informations.

1.4.1.3 Récepteur GNSS aidé par des informations extérieures

Dans les méthodes d'aide au récepteur GNSS utilisant des informations extérieures, la plus connue et la plus usitée est le map-matching. Cette méthode consiste à contraindre la position calculée par rapport à une carte définissant les localisations "autorisées" [Bonnifait 2009, Drevelle 2013]. Typiquement, cette méthode considère qu'un véhicule ne doit pas se trouver ailleurs que sur le réseau routier, et contraint donc la position calculée à se trouver sur une route.

Les informations extérieures fournies au récepteur peuvent être d'un tout autre type, avec les techniques d'A-GNSS (Assisted GNSS). Ces techniques, développées essentiellement depuis l'intégration des puces GNSS dans des téléphones portables, utilisent le réseau téléphonique pour fournir un certain nombre d'informations au récepteur GNSS [Monnerat 2004].

Enfin, dans les informations extérieures utilisables par le récepteur GNSS, les cartes 3D prennent de plus en plus d'importance.

1.4.2 Aider le récepteur GNSS par modélisation 3D

Une carte 3D de l'environnement peut être utilisée de plusieurs manières par un récepteur GNSS. La première est le map-matching en 3D [Drevelle 2011]. La carte 3D peut aussi permettre d'estimer le masque de visibilité au-dessus du récepteur [Groves 2011, Peyraud 2013]. Enfin, dans une approche un peu différente, on peut comparer une vue réelle de l'environnement (par caméra ou scan laser) à la carte 3D, afin de limiter la dérive de capteurs proprioceptifs combinés au GNSS [El Najjar 2013, Cappelle 2012].

Les techniques de navigation en milieu urbain avec récepteur GNSS seul ont l'avantage de pouvoir être implémentées sans ajout de matériel, mais elles ne peuvent traiter toutes les problématiques rencontrées en milieu urbain. Les techniques fusionnant un récepteur GNSS avec d'autres capteurs sont d'une grande utilité pour les situations fortement contraintes, mais nécessitent d'avoir à disposition les autres capteurs. Aider le récepteur par des informations extérieures présente l'avantage de ne pas nécessiter l'ajout d'un matériel supplémentaire au récepteur GNSS tout en donnant des éléments supplémentaires au récepteur pour fonctionner en situations fortement contraintes.

Les problématiques urbaines pour le positionnement par satellites sont essentiellement constituées par les biais sur les mesures, qu'ils soient dus aux signaux multitrajets ou aux signaux NLOS. Si ces biais pouvaient être estimés afin d'être corrigés sur les mesures, celles-ci pourraient être utilisées dans les meilleures conditions possibles. Les modèles 3D de propagation des signaux GNSS ont été développés pour simuler les conditions de réception de ces signaux, et ce de manière toujours plus réaliste. Les cartes 3D utilisées atteignent aujourd'hui de très hauts niveaux

de réalisme. Grâce aux capacités de calcul croissantes des appareils modernes, il devient envisageable de simuler en temps réel des signaux GNSS grâce à des modèles 3D. Notre travail de recherche a pour but d'étudier les possibilités d'emploi d'un modèle 3D pour aider un récepteur GNSS en milieu urbain.

1.5 Conclusion

Les systèmes GNSS permettent de se positionner tout autour du globe grâce à des constellations de satellites. Bien qu'ils soient utilisés en permanence par des milliers de personnes, il reste des conditions dans lesquelles un récepteur GNSS aura des difficultés à délivrer une solution de navigation répondant aux critères de précision, intégrité et disponibilité recherchés. C'est pourquoi les recherches pour améliorer les performances du positionnement par satellites en environnement contraint sont toujours en cours. L'utilisation croissante de ces systèmes par le grand public suscite notamment l'intérêt des chercheurs vers les problématiques spécifiques aux environnements urbains.

Nous avons présenté les différents systèmes GNSS et leurs principes de fonctionnement, fondés sur le principe de trilatération. Les caractéristiques des signaux GNSS permettent la mesure de leurs temps de vol, et donc des distances qu'ils ont parcourues. Cependant, certains environnements, comme les milieux urbains, engendrent des phénomènes problématiques pour le positionnement par satellites. Les signaux multitrajets, le masquage des satellites par les bâtiments et les signaux NLOS sont typiques des environnements urbains et nécessitent des traitements spécifiques pour diminuer leur impact sur la solution de navigation. Nous proposons d'utiliser une modélisation 3D de l'environnement pour aider le récepteur GNSS en environnement urbain, et plus spécifiquement dans les canyons urbains.

Dans une première partie, nous nous intéresserons à la problématique spécifique des signaux NLOS. Le modèle 3D nous permettra d'estimer leurs caractéristiques géométriques afin de les utiliser de manière constructive. Puis nous élargirons notre utilisation du modèle 3D à la reconstruction des biais affectant les mesures de pseudodistances dus aux signaux multitrajets. Après avoir validé le réalisme des simulations 3D, nous pourrions utiliser l'estimation des biais dans un algorithme de navigation afin d'améliorer la précision de la solution en positionnement. Enfin, nous étudierons l'apport de notre solution de navigation aidée par la 3D sur les performances d'un algorithme de poursuite vectorielle, dédié à la poursuite de signaux faibles.

Utilisation constructive des signaux indirects

Sommaire

2.1	Introduction	27
2.2	Utilisation de simulations 3D des NLOS dans un algorithme de navigation : approche préliminaire	29
2.2.1	Filtre de Kalman Étendu pour la navigation GNSS	29
2.2.2	Intégration de l'information 3D dans le filtre de navigation	33
2.2.3	Modèle de mesure d'un signal à une réflexion	35
2.2.4	Version robuste du filtre de navigation	37
2.2.5	Simulateur 3D simplifié	39
2.2.6	Résultats de l'approche préliminaire	40
2.3	Utilisation de simulations 3D des NLOS dans un algorithme de navigation : simulations réalistes	48
2.3.1	Catégories de simulateurs GNSS existants	48
2.3.2	Le logiciel SE-NAV	49
2.3.3	Modèle de mesure d'un signal à plusieurs réflexions	51
2.3.4	Filtre de navigation de l'approche proposée	53
2.3.5	Résultats des simulations réalistes	54
2.4	Conclusion	58

2.1 Introduction

En environnement urbain, l'utilisateur attend beaucoup de précision sur sa position, car les différents points d'intérêt peuvent être très rapprochés. Pourtant, avec ses bâtiments, ses arbres et tous les éléments mobiles qui s'y trouvent, cet environnement n'est pas propice à la bonne propagation et réception des signaux GNSS. Comme nous l'avons vu à la section 1.3, les plus grandes erreurs en position peuvent être engendrées par les signaux reçus uniquement après réflexion, aussi appelés signaux NLOS (Non-Line-Of-Sight). Les signaux NLOS résultent d'une combinaison des effets de masquage et des phénomènes de multitrajets. En centre-ville, et particulièrement dans les canyons urbains, ils sont un problème qu'il faut inévitablement traiter si l'on souhaite améliorer la solution de positionnement.

De nombreuses techniques spécifiques ont été mises au point pour supprimer ou atténuer les signaux NLOS. Certaines de ces techniques nécessitent des modifications matérielles du récepteur. C'est le cas de la méthode d'antenne à double polarisation, qui exploite l'inversion de polarisation des signaux réfléchis un nombre de fois impair [Jiang 2012]. L'ajout d'une caméra pointant vers le ciel permet de son côté d'établir un masque de visibilité en temps réel [Marais 2005b, Meguro 2009]. Les mesures des satellites alors classés comme invisibles en ligne directe sont considérées comme des NLOS et supprimées. Le même principe a récemment été adapté pour ne pas nécessiter d'ajout de matériel physique, en utilisant un modèle 3D de l'environnement pour simuler une caméra virtuelle afin d'établir le masque de visibilité [Peyraud 2013]. Les informations d'élévations et de SNR (Signal to Noise Ratio) peuvent aussi permettre de discriminer en partie les signaux NLOS [Iwase 2013]. Enfin, la méthode répandue RAIM (Receiver Autonomous Integrity Monitoring) [Pesonen 2011] de détection des mesures défaillantes peut être appliquée pour détecter les mesures NLOS si le nombre de bonnes mesures est suffisant.

Les signaux NLOS sont toutefois souvent associés à des situations de fort masquage. L'information disponible est alors très restreinte. Cela peut empêcher les techniques précédentes de fonctionner. De plus, ce manque d'information est nuisible au filtre de navigation, puisque le principe de positionnement par trilatération requiert normalement au moins quatre mesure pour être appliqué. Même le filtre de Kalman, que nous utiliserons dans la suite et qui peut fonctionner avec moins de mesures, dérivera s'il n'a pas assez de mesures. Pour composer avec ces difficultés, le récepteur GNSS peut être assisté par diverses sources d'information, telles que des capteurs inertiels [Caron 2006], des réseaux sans fil [Bullock 2012] ou des caméras. Cependant, cela requiert des capteurs additionnels et des technologies d'hybridation complexes. Une autre possibilité est d'exploiter toute l'information disponible pour améliorer les performances de positionnement en environnement hautement contraint. L'une des solutions consiste à comparer les satellites visibles avec une connaissance *a priori* du masque de visibilité [Groves 2011, Wang 2013]. Cependant, elle est surtout dédiée à l'amélioration de la position pour les piétons afin de déterminer de quel côté de la rue le porteur du récepteur GNSS se trouve. Une autre solution intéressante peut être de considérer les signaux NLOS comme une source d'information et de les utiliser de manière constructive plutôt que de se contenter de les supprimer. Cependant, pour pouvoir le faire, il faut tenir compte du biais présent sur les mesures NLOS [Ercek 2006]. Une première approche consiste à obtenir une meilleure représentation statistique du bruit sur les mesures que représente ce biais [Rabaoui 2012]. On peut aussi chercher à connaître la valeur géométrique de ce biais. Pour l'estimer, Gustafson dans [Gustafson 2006] utilise un modèle géométrique du trajet du signal, dont les paramètres sont estimés par un filtre non-linéaire. Soloviev, dans [Soloviev 2008, Soloviev 2009] calcule les trajets des signaux grâce à un scan laser de l'environnement, mais cela nécessite l'ajout d'un capteur laser sur le véhicule.

Nous proposons dans ce chapitre une approche novatrice pour utiliser de manière

constructive les signaux NLOS. Cette approche se fonde sur un filtre de Kalman Étendu (EKF) capable d'intégrer des informations sur les mesures de pseudodistance en provenance d'un modèle 3D.

Après avoir présenté le principe de notre approche, nous la testerons d'abord à l'aide de simulations simples pour démontrer sa pertinence, puis avec des simulations réalistes pour étudier la faisabilité dans des environnements complexes.

2.2 Utilisation de simulations 3D des NLOS dans un algorithme de navigation : approche préliminaire

Le calcul de la position du récepteur GNSS à partir des mesures de pseudodistance nécessite l'utilisation d'un filtre de navigation, dernier étage du récepteur GNSS pour son traitement des signaux reçus. C'est au niveau de cet étage que nous allons regarder comment l'information en provenance d'un modèle 3D peut être employée pour utiliser de manière constructive les mesures NLOS. Cette partie est dédiée à la présentation du filtre de navigation employé, à savoir un filtre de Kalman Étendu (EKF), puis à notre approche d'intégration de l'information 3D dans le fonctionnement de ce filtre. Elle se terminera par le test de cette approche en simulations simples afin de valider sa pertinence.

2.2.1 Filtre de Kalman Étendu pour la navigation GNSS

Deux types de filtre sont généralement utilisés pour la navigation GNSS : la méthode des moindres-carrés et le filtre de Kalman. Les moindres-carrés présentent l'avantage de la simplicité mais nécessitent d'avoir un minimum de quatre satellites en visibilité pour qu'une solution de navigation puisse être calculée. Le filtre de Kalman est plus complexe, car il utilise un modèle dynamique du mouvement et demande la connaissance *a priori* de certains paramètres. Cependant il est capable de fonctionner avec moins de quatre mesures. Ce filtre présente aussi l'avantage de lisser la solution de navigation en tenant compte des solutions précédemment calculées. Dans un environnement contraint, il arrive très souvent, notamment dans les canyons urbains, que le récepteur reçoive moins de quatre signaux (cf : sec.1.3.2). Des mesures erronées (cf : sec. 1.3.1 et 1.3.3), fréquentes dans ce genre de milieu, peuvent aussi engendrer une erreur importante sur la solution de navigation. La capacité du filtre de Kalman à fonctionner en présence de peu de signaux, sa plus grande robustesse face à l'apparition de mesures erronées, ainsi que sa simplicité d'implémentation en temps réel nous ont conduit à le choisir comme filtre de navigation pour nos travaux.

2.2.1.1 Filtre de Kalman

Le filtre de Kalman est un outil de traitement de l'information bien connu et utilisé dans de nombreuses disciplines. Il permet d'estimer différents paramètres, regroupés en un vecteur d'état, et leurs incertitudes associées. Il utilise pour cela la

connaissance de l'état précédent, ainsi qu'une modélisation du système étudié. Un filtre de Kalman classique peut être schématisé tel que présenté sur la figure 2.1 pour la boucle calculant le vecteur d'état V_e . Cette boucle peut aussi être résumée par les équations (2.1). Une boucle parallèle, décrite par les équations (2.2), permet le calcul de la matrice de covariance de l'erreur d'état P et la mise à jour du gain de Kalman K .

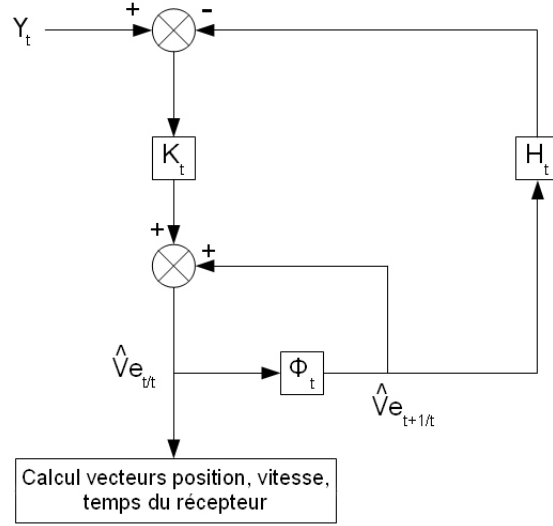


FIGURE 2.1 – Filtre de Kalman classique

Les mesures Y_t à l'instant t sont fournies par un ou plusieurs capteurs. Le filtre de Kalman calcule la différence entre ces mesures et celles prédites grâce au modèle de mesure H_t à l'instant t . Puis cette différence est pondérée par le gain de Kalman K_t . Cette matrice est optimisée pour minimiser l'erreur quadratique de la solution. Elle accorde un plus faible poids aux mesures estimées comme étant dégradées. Le résultat est finalement additionné à l'état prédit $\hat{V}_{e_{t/t-1}}$ pour obtenir l'état estimé $\hat{V}_{e_{t/t}}$ à l'instant t . L'état prédit est obtenu grâce au modèle d'évolution Φ_t .

$$\begin{cases} \hat{V}_{e_{t/t}} = \hat{V}_{e_{t/t-1}} + K_t (Y_t - H_t \hat{V}_{e_{t/t-1}}) \\ \hat{V}_{e_{t+1/t}} = \Phi_t \hat{V}_{e_{t/t}} \end{cases} \quad (2.1)$$

La boucle calculant la matrice de covariance de l'erreur d'état $P_{t/t}$ à l'instant t et la mise à jour du gain de Kalman K_t utilise en outre les matrices de covariance du bruit du modèle Q_t et du bruit de mesure R_t .

$$\begin{cases} P_{t/t} = (I - K_t H_t) P_{t/t-1} - 1 \\ P_{t+1/t} = \Phi_t P_{t/t} \Phi_t^T + Q_t \\ K_t = P_{t+1/t} H_t^T (H_t P_{t+1/t} H_t^T + R_t)^{-1} \end{cases} \quad (2.2)$$

On peut noter que Q_t et R_t sont des matrices dont les valeurs reflètent la confiance que l'on peut accorder respectivement au modèle dynamique du système et aux

mesures.

La littérature fournit, par exemple dans [Grewal 1993, Jacobs 1993, Zarchan 2009], des approches et des analyses plus détaillées du filtre de Kalman.

2.2.1.2 Filtre de Kalman Étendu

Lorsque le modèle d'évolution Φ et/ou le modèle de mesure H ne sont pas linéaires, ils ne peuvent pas être mis sous forme matricielle, et on les notera ϕ et h . Il faut alors utiliser une variante du filtre de Kalman, nommée Filtre de Kalman Étendu (EKF). Cela n'engendre pas de grandes modifications pour les équations (2.1) où des modèles non linéaires peuvent être appliqués :

$$\begin{cases} \hat{V}_{e_t/t} = \hat{V}_{e_{t-1}/t-1} + K_t (Y_t - h(\hat{V}_{e_{t-1}/t-1})) \\ \hat{V}_{e_{t+1}/t} = \phi(\hat{V}_{e_t/t}) \end{cases} \quad (2.3)$$

Cependant, des formes matricielles sont requises pour les équations (2.2). Dans ces équations, Φ_t et H_t sont remplacées par les matrices Jacobiennes de ϕ et h , soit respectivement J_ϕ et J_h qui permettent la linéarisation autour de l'état prédit. Les équations de mesure présentées sec. 1.2.1 n'étant pas linéaires, un EKF est nécessaire pour la navigation GNSS.

2.2.1.3 Filtre de Kalman Étendu pour la navigation GNSS

Dans le cadre de la navigation GNSS, les éléments d'un filtre EKF se présentent comme expliqué dans le tableau 2.1 [Kaplan 2006].

Dans la suite de ce chapitre, pour notre application, les composantes du filtre EKF seront définies comme suit :

- **Vecteur d'état** : les coordonnées cartésiennes du récepteur $X_{rec} = (X_x, X_y, X_z)$ et sa vitesse $V_{rec} = (V_x, V_y, V_z)$ dans le repère local (sec. 2.2.6) ou dans le repère GNSS Earth Centred Earth Fixed (ECEF) (sec. 2.3.5), ainsi que le biais d'horloge b .

$$V_e = (X_x \ X_y \ X_z \ V_x \ V_y \ V_z \ b)$$

- **Vecteur de mesures** : les mesures des pseudodistances.

$$Y = (\rho^1 \ \dots \ \rho^n)$$

- **Modèle de mesure** : la distance géométrique entre le récepteur et le satellite.

$$h^i(\hat{V}_{e_{t|t-1}}) = \hat{\rho}_{t|t-1}^i = \|(X_{sat}^i - \hat{X}_{rec(t|t-1)})\| + b$$

- **Jacobienne du modèle de mesure** : les dérivées des équations précédentes par rapport à chaque composante de la position du récepteur.

- **Matrice de covariance du bruit de mesure** : une combinaison de l'estimation de chaque composante du bruit.

$$R = R_{bi} + R_m + R_b$$

TABLE 2.1 – Éléments d'un filtre de Kalman étendu pour la navigation GNSS.

V_e : Vecteur d'état	Contient habituellement les coordonnées cartésiennes du récepteur X_{rec} , sa vitesse V_{rec} et le biais d'horloge du récepteur b . Peut contenir aussi l'accélération du récepteur a_{rec} et la dérivée du biais d'horloge δb .
Y : Vecteur de mesures	Mesures des pseudodistances, notées ρ^i , en provenance de l'étage de poursuite du récepteur GNSS. Peut aussi contenir les mesures de Doppler.
Φ : Modèle d'évolution	Dépend de la dynamique du récepteur, ainsi que du vecteur d'état choisi. Si le récepteur est porté par un piéton en ville, le modèle sélectionné est souvent une marche aléatoire. Si le récepteur se trouve dans une voiture, un modèle à vitesse ou accélération constante sera plus approprié. Ces modèles sont linéaires.
h : Modèle de mesure	Pour chaque satellite i de position X_{sat}^i : $h^i(\hat{V}_{e_{t t-1}}) = \hat{\rho}_{t t-1}^i = \ (X_{sat}^i - \hat{X}_{rec(t t-1)})\ + b$
J_h : Jacobienne du modèle de mesure	J_{h_t} se construit en dérivant chaque $\hat{Y}_{t t-1}^i$ par rapport à chacune des composantes de $\hat{V}_{e_{t t-1}}$.
Q : Matrice de covariance du bruit du modèle	A établir grâce aux informations <i>a priori</i> sur l'erreur du modèle dynamique du système. Correspond à la confiance accordée aux prédictions de l'état.
R : Matrice de covariance du bruit de mesure	A établir grâce aux informations <i>a priori</i> sur les erreurs de mesure (cf : sec. 1.2.4). Correspond à la confiance accordée aux mesures.

avec R_{bi} la variance de l'erreur due à la mauvaise estimation du biais d'horloge, R_m la variance de l'erreur due aux multitrajets et R_b la variance de l'erreur due aux autres sources de bruit. Ces erreurs sont considérées comme indépendantes et cumulatives.

- **Modèle d'évolution** : Nous étudierons deux modèles d'évolution, à savoir une marche aléatoire et un modèle à vitesse constante. Bien que nous simulions la trajectoire d'une voiture, la situation en centre-ville, donc avec des vitesses faibles et de fréquents changement de direction, rend les deux types de modèle pertinents. Nous expliquerons leurs avantages et leurs inconvénients dans la section 2.2.6. Pour la marche aléatoire, Φ sera définie par $\Phi = I_7$ où I_n est la matrice identité de taille $n \times n$, tandis que pour le modèle à vitesse constante, on prendra

$$\Phi = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

avec Δt le pas de temps entre deux prédictions de l'état.

- **Matrice de covariance du bruit du modèle** : une estimation de la variance de l'erreur en position, en vitesse et sur le biais d'horloge (en mètres).

$$Q = \begin{pmatrix} v_1 & 0 & 0 & v_{14} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & v_2 & 0 & 0 & v_{25} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & v_3 & 0 & 0 & v_{36} & 0 \\ v_{14} & 0 & 0 & v_4 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & v_{25} & 0 & 0 & v_5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & v_{36} & 0 & 0 & v_6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & v_7 \end{pmatrix}^2$$

Dans le cas d'un repère ECEF, v_1 à v_3 représentent les écart-types en position et ont une valeur identique, ainsi que v_4 à v_6 qui représentent les écart-types en vitesse. v_7 correspond à l'écart-type sur le biais d'horloge. v_{14} , v_{25} et v_{36} sont les covariances liant les erreurs en position selon une coordonnée aux erreurs en vitesse selon la même coordonnées. Dans le cas d'un repère local, v_3 et v_6 représentent respectivement les variances de la coordonnée en altitude du récepteur et de sa composante de vitesse selon la hauteur. Les variations en altitude étant beaucoup plus faibles pour des applications au sol que celles sur le plan de l'horizontal, la variance de l'erreur pour ces composantes sera choisie plus faible que dans les autres directions.

2.2.2 Intégration de l'information 3D dans le filtre de navigation

La distance géométrique satellite/récepteur, comme présentée à la section 2.2.1.3, est un bon modèle de mesure pour la pseudodistance lorsque le signal est reçu en condition LOS. Cependant, si le signal est reçu en condition NLOS, donc après une réflexion, ce modèle ne correspond plus à la réalité géométrique. Son retard et son chemin de propagation vont dépendre de certains paramètres du milieu ainsi que de la position du récepteur dans ce milieu [Wang 2000, Marais 2005a],

selon les lois de l'optique géométrique. En conséquence, la prédiction de la mesure va différer de la mesure réelle, et sa matrice Jacobienne ne sera pas correcte pour calculer la mise à jour. Modéliser la réalité géométrique est difficile et nécessite des informations sur l'environnement (position des objets de réflexion, forme...). Dans cette situation, nous proposons d'utiliser un modèle 3D de la ville pour estimer le véritable chemin géométrique emprunté par le signal.

Le filtre de Kalman classique fonctionne sur le principe que les mesures réelles peuvent être modélisées par les équations du modèle de mesure :

$$\rho^i = h^i(X_{\text{rec}}) + w \quad (2.4)$$

avec i l'indice pour le $i^{\text{ème}}$ satellite et $w \sim \mathcal{N}(0, R)$ un bruit blanc gaussien de matrice de covariance R . Les éléments de la matrice Jacobienne du modèle de mesure indiquent quant à eux dans quelle direction la correction doit être appliquée. Lorsqu'un signal GNSS est reçu en ligne directe, en environnement ouvert et sans être perturbé par des multitrajets, le bruit de mesure se résume au bruit du récepteur, supposé blanc et gaussien [Braasch 1996, Grewal 2007]. Pour pouvoir utiliser de manière constructive les mesures NLOS, il faut établir un nouveau modèle de mesure h pour ces signaux qui tienne compte du biais dû à la réflexion. Ainsi le bruit du modèle reste un bruit centré gaussien.

Dans le cas simple d'une réflexion unique, traité dans cette partie, la distance géométrique entre le $i^{\text{ème}}$ satellite et le récepteur peut être décomposée en deux segments. En conséquence, l'équation de distance géométrique satellite/récepteur :

$$\hat{\rho}_{t|t-1}^i = \|X_{\text{sat}(t)}^i - \hat{X}_{\text{rec}(t|t-1)}\| + b \quad (2.5)$$

doit être remplacée par :

$$\hat{\rho}_{t|t-1}^i = \|X_{\text{sat}(t)}^i - I_t^i\| + \|I_t^i - \hat{X}_{\text{rec}(t|t-1)}\| + b \quad (2.6)$$

où I_t^i est le point de réflexion du signal provenant du $i^{\text{ème}}$ satellite à l'instant t . I_t^i dépend de la position du satellite, de l'équation définissant l'objet réflecteur, mais aussi de la position du récepteur, c'est-à-dire $\hat{X}_{\text{rec}(t|t-1)}$. Pour avoir la matrice Jacobienne correcte, il faut donc exprimer I_t^i en fonction de $\hat{X}_{\text{rec}(t|t-1)}$ afin de pouvoir dériver son expression.

Grâce aux éphémérides, il est possible de calculer la position du satellite au moment de l'émission. Donc le seul invariant inconnu dans (2.6) est l'équation du mur réflecteur. Le modèle 3D de ville peut nous fournir cette information. Pour une position donnée du récepteur et les positions correspondantes des satellites, notre outil est capable d'estimer les signaux NLOS reçus et les murs sur lesquels ces signaux ont été réfléchis.

La figure 2.2 récapitule les différentes étapes d'une navigation GNSS classique par EKF. En rouge sont mis en avant les éléments qui doivent être modifiés afin de permettre une utilisation constructive des mesures NLOS grâce aux informations

provenant du modèle 3D de ville. Lorsque les signaux sont prédits comme étant vus en LOS par le modèle 3D, le modèle de mesure reste celui de la distance géométrique satellite/récepteur (2.5). Lorsque la prédiction indique que le signal est reçu en NLOS, le modèle de mesure sera (2.6) et sa Jacobienne calculée grâce aux équations présentées à la section 2.2.3. Dans le cas possible où le modèle 3D prédirait une situation de non-visibilité pour un signal pourtant reçu (par exemple, lorsque la position estimée a dévié et se trouve à l'intérieur d'un bâtiment), le modèle de mesure sera à nouveau (2.5). En effet, le simulateur 3D se trouve en situation d'échec et la meilleure estimation disponible sera donnée par ce modèle de mesure.

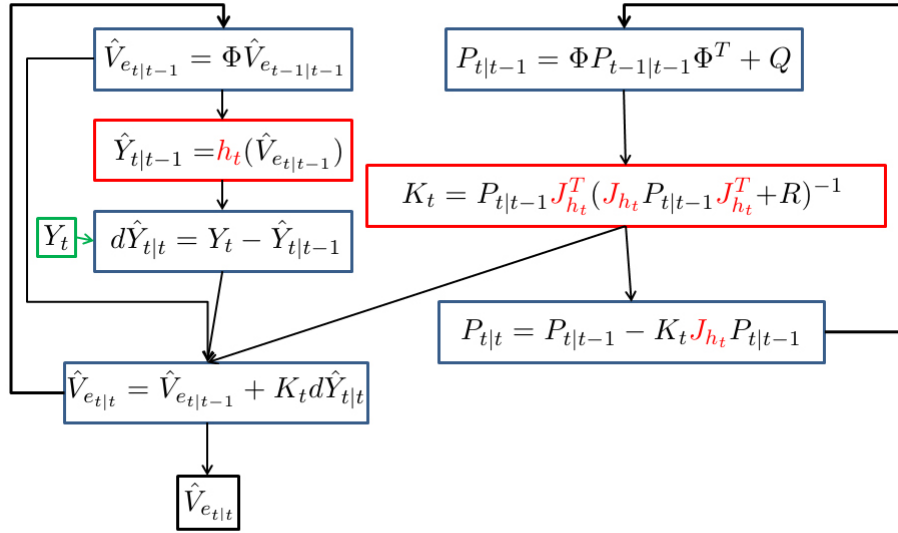
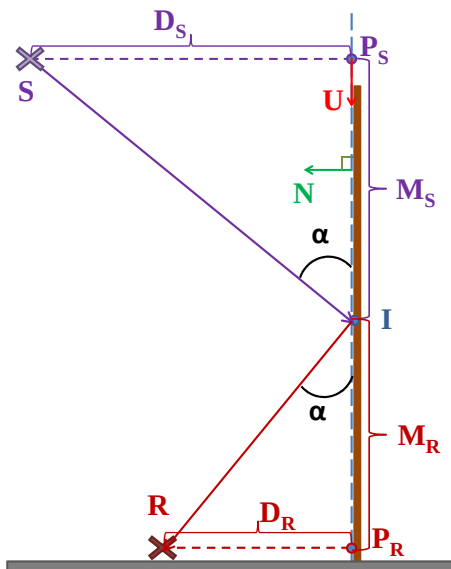


FIGURE 2.2 – Filtre de Kalman Etendu

Le filtre de Kalman Etendu modifié prenant en compte les informations du simulateur 3D en complément des mesures GNSS sera par la suite nommé 3D augmented EKF (3D AEKF).

2.2.3 Modèle de mesure d'un signal à une réflexion

Nous avons donc maintenant besoin de définir le nouveau modèle de mesure. Dans un premier temps, nous nous intéresserons aux signaux à une réflexion. Dans un but de simplification, nous adopterons temporairement les notations de la figure 2.3, où S et R sont respectivement les positions du satellite et du récepteur, et I correspond aux coordonnées du point de réflexion. Le mur est défini par son vecteur normal $\mathbf{N} = (N_x, N_y, N_z)$ et le coefficient d , à travers l'équation cartésienne

$$N_x X + N_y Y + N_z Z + d = 0.$$


$\mathbf{N}$ et d peuvent être déterminés grâce au modèle 3D de ville. Les projections de S et R sur le mur, notées P_S et P_R , sont calculées comme suit :

$$\begin{cases} S - D_S \mathbf{N} = P_S \\ \mathbf{N}^T P_S + d = 0 \end{cases} \Rightarrow D_S = \frac{d + \mathbf{N}^T S}{\mathbf{N}^T \mathbf{N}}$$

$$\begin{cases} R - D_R \mathbf{N} = P_R \\ \mathbf{N}^T P_R + d = 0 \end{cases} \Rightarrow D_R = \frac{d + \mathbf{N}^T R}{\mathbf{N}^T \mathbf{N}}.$$

$$\mathbf{U} = \frac{P_R - P_S}{\|P_R - P_S\|}.$$
$$\tan \alpha = \frac{|D_S|}{M_S} = \frac{|D_R|}{M_R} \Rightarrow M_S = \frac{M_R |D_S|}{|D_R|}$$

$$M_S + M_R = \|P_R - P_S\| \Rightarrow M_R = \|P_R - P_S\| - M_S$$

d'où

$$M_S = \frac{\|P_R - P_S\|}{\frac{|D_R|}{|D_S|} + 1}.$$

Finalement, I est donné par :

$$I = P_S + M_S \mathbf{U}.$$

En remplaçant chaque élément de cette équation par son expression en fonction de R , S , $\mathbf{N}$ et d , nous obtenons :

$$I = S - \frac{d + \mathbf{N}^T S}{\mathbf{N}^T \mathbf{N}} \mathbf{N} + \frac{R - \frac{d + \mathbf{N}^T R}{\mathbf{N}^T \mathbf{N}} \mathbf{N} - S + \frac{d + \mathbf{N}^T S}{\mathbf{N}^T \mathbf{N}} \mathbf{N}}{\left| \frac{d + \mathbf{N}^T R}{\mathbf{N}^T \mathbf{N}} \right| + 1}.$$

Cette expression de I peut être dérivée par rapport à chaque composante de R . En d'autres termes, nous pouvons dériver (2.6) par rapport à $\hat{X}_{rec(t|t-1)}$ pour obtenir les éléments de la matrice Jacobienne du modèle d'observation du simulateur 3D. La prédiction du modèle 3D permettra de choisir, dans le filtre de Kalman, entre le modèle de mesure classique et celui prenant en compte la réflexion, que nous venons d'établir.

A ce stade, nous disposons d'un filtre de navigation fondé sur un EKF qui inclut la possibilité d'utiliser un modèle 3D pour l'utilisation constructive des NLOS.

2.2.4 Version robuste du filtre de navigation

En environnement très contraint, comme c'est le cas dans les canyons urbains, la forte probabilité de présence de mesures erronées impose de robustifier le filtre de Kalman afin qu'il reste intègre. L'utilisation du modèle 3D de ville ne dispense pas de cette robustification. En effet, deux situations peuvent créer une innovation erronée qu'il faut détecter et traiter. Le premier cas apparaît lorsque le modèle 3D n'a pas prédit le bon chemin pour le signal. La position estimée n'étant pas exactement la position réelle, cela peut se produire en limite d'apparition d'un multitrajet par exemple. Le deuxième cas se produit lorsque le modèle 3D a prédit une situation de non-visibilité du signal alors qu'un signal est pourtant reçu (comme expliqué à la section 2.2.2). L'utilisation de la distance géométrique comme modèle de mesure peut alors être erronée si le signal reçu est en fait un NLOS.

Différentes approches de robustification sont possibles. La première catégorie consiste à traiter le problème en amont, au niveau de la poursuite, en utilisant des discriminateurs moins sensibles aux multitrajets tels que les narrow correlateurs ou en excluant les signaux avec un mauvais C/N_0 . Ces méthodes présentent l'inconvénient de ne traiter les NLOS qu'en les supprimant ou en les considérant comme des signaux directs sans biais. Notre but étant d'utiliser de manière constructive les NLOS, elles ne sont donc pas adaptées à notre approche. Une autre catégorie

répandue d'approches de robustification est regroupée sous l'appellation RAIM (Receiver Autonomous Integrity Monitoring)[[Pesonen 2011](#)]. Ces méthodes permettent de détecter les innovations erronées afin de les exclure du calcul de la position. Cependant, elles nécessitent un nombre suffisant de bonnes mesures, au moins cinq, afin de pouvoir détecter celles erronées. Dans un contexte contraint où les observations sont en nombre restreint et où plusieurs d'entre elles peuvent être erronées, les méthodes RAIM sont difficilement applicables. La dernière catégorie d'approches de robustification traite le problème à l'intérieur du filtre de Kalman. La méthode stochastique adaptative utilisant une approche par M-estimation robuste [[Rao 2004](#)] est celle que nous retiendrons par la suite.

Cette méthode utilise une fonction de pondération pour adapter et corriger la contribution de chaque innovation au moment du calcul des mises à jour. Lors du calcul du vecteur d'état $\hat{V}_{e_t|t}$, on définit les résidus par :

$$e_i = d\hat{Y}_{t|t}^i - h^i(\hat{V}_{e_t|t}) \quad (2.7)$$

Plutôt que de minimiser la somme des carrés des résidus $(e_i)^2$, la méthode par M-estimation minimise une somme de la fonction $f(e_i)$, dont la dérivée $\psi(e_i)$ est appelée fonction d'influence. Elle est définie comme [[Gao 1991](#)] :

$$\psi(e_i) = \begin{cases} e_i & \text{if } |e_i| < a \\ a & \text{if } a \leq |e_i| < c \\ (a/c)e_i \exp(1 - e_i^2/c^2) & \text{if } |e_i| \geq c \end{cases}$$

La matrice diagonale de pondération associée à cette fonction est définie par :

$$D(d\hat{Y}) = \begin{cases} 1 & \text{if } |e_i| < a \\ a/|e_i| & \text{if } a \leq |e_i| < c \\ (a/c) \exp(1 - e_i^2/c^2) & \text{if } |e_i| \geq c \end{cases}$$

Les équations de l'EKF robuste sont identiques à celles du EKF, excepté pour le calcul de l'innovation et de sa matrice de covariance du bruit S . En effet, les innovations sont pondérées par la matrice D :

$$V_t = D \left(Y_t - \hat{Y}_{t|t-1} \right).$$

La matrice de covariance de l'erreur d'innovation dans un EKF classique est calculé comme suit :

$$S_t = J_{h_t} P_{t|t-1} J_{h_t}^T + R.$$

Dans la version robuste, la matrice de covariance de l'erreur d'innovation est pondérée par D selon [[Rao 2004](#)] :

$$S_{V_t} = J_{h_t} P_{t|t-1} J_{h_t}^T + D R D^T.$$

Ce qui donne comme nouveau gain de Kalman :

$$K_t = P_{t|t-1} J_{h_t}^T S_{V_t}^{-1}.$$

Les paramètres a et c sont choisis de sorte à garder les bonnes innovations et dans le même temps à éliminer efficacement les outliers, afin d'avoir une grande précision sur le calcul du vecteur d'état. Suivant [Rao 2004], nous avons retenus :

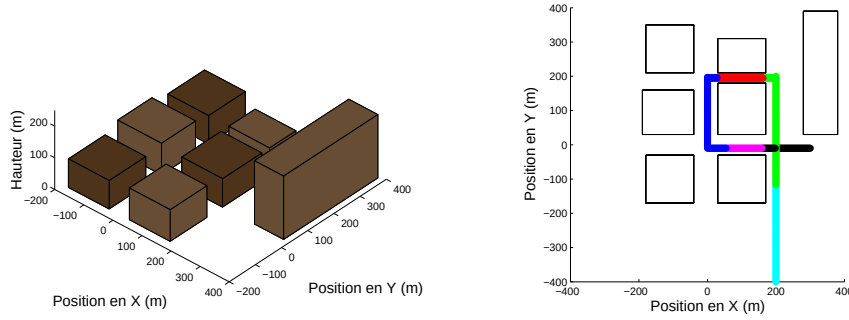
$$\begin{cases} c = 2 \\ a = c/2 \end{cases}$$

2.2.5 Simulateur 3D simplifié

Afin de valider la pertinence de notre approche par 3D AEKF, nous utilisons dans cette première étude un simulateur 3D de ville simplifié, développé sous Matlab. Ce simulateur fournit les signaux reçus à une position donnée, en ligne directe ou après une réflexion. Les hypothèses de simplification ont été définies comme suit :

- Les satellites sont fixes, ce qui est équivalent à considérer que leurs éphémérides et leur temps d'émission (informations contenues dans le signal GNSS) sont connues.
- Les bâtiments sont représentés par des blocs avec des surfaces lisses.
- Un seul signal peut être reçu pour chaque satellite (si un chemin existe entre le satellite et le récepteur). Les signaux multitrajets additionnels qui peuvent être observés en pratique sont inclus dans le bruit.
- Si un signal en ligne directe existe, il est considéré comme étant celui mesuré par le récepteur GNSS.
- Cette étude considère seulement les multitrajets obtenus après une unique réflexion. Cette hypothèse est cohérente avec les résultats présentés dans [Ercek 2006], qui montrent que les multitrajets avec une seule réflexion sont généralement les plus puissants. Les diffractions ne sont pas considérées ici car leur puissance est bien plus faible que celle des signaux réfléchis.

La figure 2.4(a) présente l'environnement 3D simplifié utilisé pour nos simulations. Dans la figure 2.4(b) et les figures de la section 2.2.6, cet environnement est représenté en vue aérienne et seules les arrêtes des bâtiments sont visibles afin d'obtenir une visualisation plus claire. La figure 2.4(b) montre la trajectoire simulée à l'intérieur de notre modèle 3D de ville. Le trajet débute en bas à droite, par le segment bleu ciel. Sur cette partie du trajet, de nombreux satellites sont visibles (toujours plus de quatre, et jusqu'à huit), et les NLOS sont rares. Cela permet donc de démarrer la simulation par une situation très favorable avec une bonne précision de positionnement. Le deuxième segment, en vert, correspond à une zone avec beaucoup de satellites visibles (environ six), mais avec une forte présence de NLOS. Dans la partie suivante, en rouge, la rue empruntée très étroite crée une situation extrêmement contrainte où un seul satellite, quasiment au zénith, est visible. A la sortie de cette zone, au niveau du croisement, plus de quatre satellites



(a) Environnement simplifié pour les simulations 3D.

(b) Trajectoire simulée dans l'environnement simplifié.

FIGURE 2.4 – Scénario de la simulation simplifié

sont visibles, mais bon nombre d'entre eux sont reçus en condition de NLOS. La suite de la partie bleue correspond à une situation où seulement deux ou trois satellites sont reçus, en NLOS pour certains. Au début de la zone magenta, un NLOS apparaît alors que seulement deux satellites étaient reçus juste avant. Le segment magenta correspond à une zone contrainte où sur deux ou trois satellites reçus, un seul est en condition de LOS. Finalement, sur la dernière partie du trajet, en noir, le nombre de satellites visibles augmente, mais il y a une forte présence de NLOS. Un biais d'horloge simulé [Akos 2007] est ajouté à chaque trajet simulé le long de la trajectoire de référence. Ces trajets sont aussi bruités par un bruit gaussien blanc d'écart-type $\sigma = 4m$.

2.2.6 Résultats de l'approche préliminaire

Afin d'étudier les performances de l'approche proposée et de valider son intérêt, nous comparons les résultats obtenus avec un EKF que nous nommerons "classique" et ceux obtenus avec le 3D AEKF développé dans cette section. Le EKF classique utilise le modèle de mesure et sa Jacobienne présentés à la section 2.2.1.3 alors que le 3D AEKF utilise l'approche détaillée aux sections 2.2.2 et 2.2.3. Pour que la comparaison soit valide, les deux versions de l'EKF sont robustifiées comme expliqué dans la section 2.2.4.

Deux modèles d'évolution sont aussi comparés pour chaque type d'EKF, un modèle à vitesse constante et un modèle de marche aléatoire.

2.2.6.1 Résultats pour un modèle d'évolution à vitesse constante

Le modèle d'évolution à vitesse constante est couramment utilisé pour modéliser le déplacement d'une voiture. Un véhicule motorisé effectuant *a priori* peu de changements de vitesse brutaux ou de changements de direction à la fois importants et brusques, ce modèle correspond normalement bien aux déplacements du récepteur GNSS et permet un lissage de la trajectoire face à des mesures un peu bruitées.

Il permet aussi de maintenir une évolution de la position même en présence d'un trop faible nombre de mesures, ce qui est utile lorsque l'estimation de la vitesse est bonne. Il a cependant comme inconvénient de dériver rapidement si certaines mesures sont erronées, car à travers l'estimation de vitesse l'erreur se propage sur l'estimation de position plusieurs étapes durant.

La figure 2.5 permet de visualiser les trajectoires obtenues, avec en vert la trajectoire de référence, en bleu la trajectoire estimée par l'EKF classique et en rouge celle estimée par le 3D AEKF. Sur le début de la trajectoire présentée figure 2.5(a),

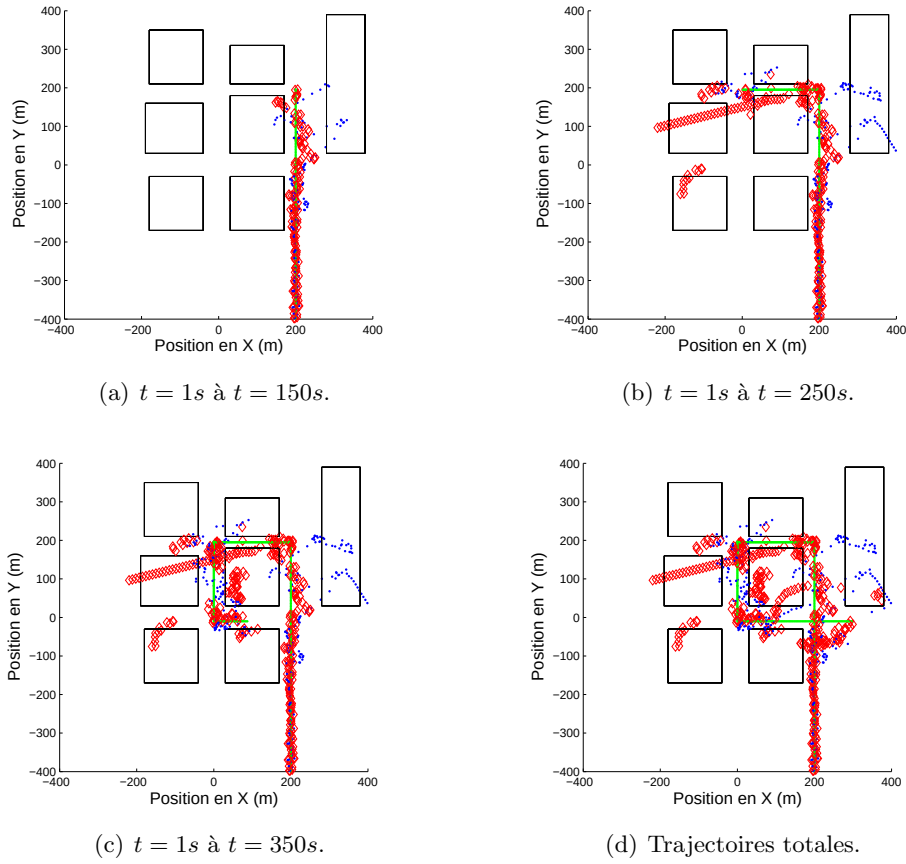


FIGURE 2.5 – Trajectoires estimées pour la simulation 3D simplifiée, avec un modèle à vitesse constante. En vert : trajectoire de référence. En bleu : trajectoire de l'EKF classique. En rouge : trajectoire du 3D AEKF.

l'EKF classique dérive lorsqu'apparaissent les signaux NLOS. Le 3D AEKF, au contraire, garde une bonne précision en position, ce qui démontre qu'il prédit correctement les mesures NLOS. Sur la suite de la trajectoire, figure 2.5(b), la visibilité est restreinte à un seul signal provenant d'un satellite proche du zénith, donc peu utile pour établir le positionnement en X et Y . En conséquence, les trajectoires estimées évoluent quasi-exclusivement grâce au modèle de mesure. Les estimations des vitesses étant erronées au début de ce passage très contraint, les deux versions

d'EKF dérivent. La dérive du 3D AEKF, alors que l'estimation de position était bonne à l'entrée de la zone contrainte, peut s'expliquer par le bruit présent sur les mesures. A cause de ce bruit, l'estimation de la vitesse n'est pas très bonne au moment de l'entrée en zone contrainte. Au croisement en haut à gauche, figure 2.5(c), les signaux visibles redeviennent plus nombreux, bien qu'un certain nombre soit en situation de NLOS. Cela permet aux deux EKF de reconverger à peu près vers la bonne position. Durant la descente, la configuration des satellites visibles ne permet pas de contraindre avec précision l'estimation de la position selon X , ce qui explique la dérive observée. Au croisement en bas à droite, l'apparition de nouveaux signaux ramène une bonne précision en X . Finalement, sur la fin de la trajectoire, figure 2.5(d), la présence de plusieurs signaux NLOS expliquent les erreurs observées. Les réflexions étant très variables dans cette zone-là, le 3D AEKF a du mal à prédire correctement les mesures NLOS, et donc à converger vers la bonne position.

La figure 2.6 présente l'erreur en position pour l'EKF classique (en bleu) et pour le 3D AEKF (en rouge sombre), ainsi que les bornes d'erreur à 3σ pour l'EKF classique (en vert) et pour le 3D AEKF (en rouge clair). L'axe des ordonnées est en affichage logarithmique. On constate une nette augmentation de l'erreur pour

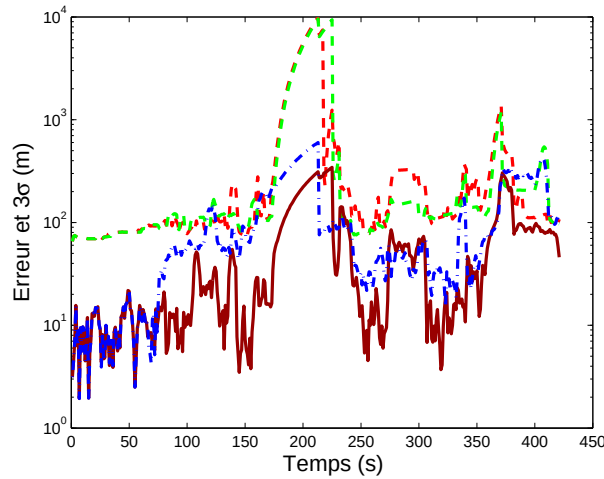


FIGURE 2.6 – Erreurs en position et bornes d'incertitude à 3σ , pour un modèle à vitesse constante. En bleu : erreur pour l'EKF classique. En rouge sombre : erreur pour le 3D AEKF. En vert : borne d'erreur à 3σ pour l'EKF classique. En rouge clair : borne d'erreur à 3σ pour le 3D AEKF.

l'EKF classique à partir de $t \sim 70s$, ce qui correspond au passage dans le segment vert sur la figure 2.4(b). L'erreur augmente notablement pour le 3D AEKF à partir du segment rouge de la figure 2.4(b). Globalement, la précision obtenue avec le 3D AEKF est bien meilleure que celle de l'EKF classique, puisque son erreur moyenne est de $59,3m$ contre $111,9m$ pour l'EKF classique, avec un écart-type respectivement de $78,1m$ contre $130,5m$. De plus, le 3D AEKF reste intègre alors que ce n'est pas le cas de l'EKF classique.

Les erreurs sur l'estimation du biais d'horloge présentées sur la figure 2.7 montrent des résultats similaires à ceux de la figure 2.6. L'EKF classique perd très vite son

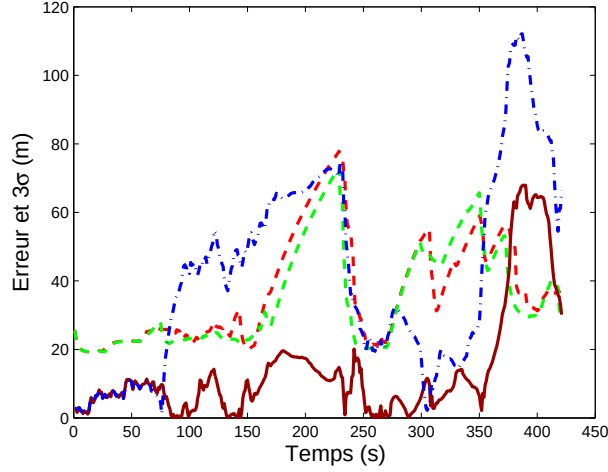


FIGURE 2.7 – Erreurs sur l'estimation du biais d'horloge et bornes d'incertitude à 3σ , pour un modèle à vitesse constante. En bleu : erreur pour l'EKF classique. En rouge sombre : erreur pour le 3D AEKF. En vert : borne d'erreur à 3σ pour l'EKF classique. En rouge clair : borne d'erreur à 3σ pour le 3D AEKF.

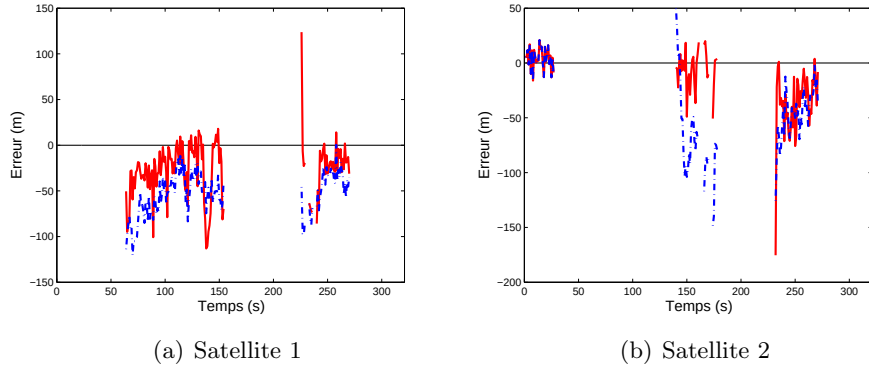


FIGURE 2.8 – Erreurs sur la prédiction des pseudodistances, pour un modèle à vitesse constante. En bleu : erreurs pour l'EKF classique. En rouge : erreur pour le 3D AEKF.

intégrité, et son erreur est bien plus grande que celle obtenue avec le 3D AEKF. L'augmentation importante de l'erreur sur la fin de la trajectoire pour les deux versions de l'EKF peut s'expliquer par la forte présence de signaux NLOS. En effet, le biais moyen des NLOS sera perçu par l'algorithme de navigation comme étant dû au seul biais qu'il estime, c'est à dire le biais d'horloge. Ces conclusions qualitatives sont confirmées par les statistiques d'erreur, qui donnent une moyenne d'erreur de

14,1 m pour le 3D AEKF et de 41,7 m pour l'EKF classique.

Enfin, la figure 2.8 montre les erreurs sur les prédictions des pseudodistances pour deux satellites, avec en bleu les prédictions par l'EKF classique et en rouge celles par le 3D AEKF. On y constate l'amélioration globale de la prédiction des pseudodistances grâce à l'utilisation du 3D AEKF.

2.2.6.2 Résultats pour un modèle d'évolution en marche aléatoire

Le deuxième modèle d'évolution employé ici est celui de marche aléatoire. Habituellement utilisé pour les piétons, dont le comportement peut être considéré comme imprévisible au niveau de la vitesse et des changements de trajectoire, il peut convenir à la modélisation de véhicules motorisés se déplaçant à faible vitesse dans un réseau de rues denses. Il présente l'avantage de ne pas faire d'hypothèse sur la dynamique du récepteur GNSS. Ainsi, en présence de mesures erronées, sa dérive sera plus lente que pour un modèle à vitesse constante. Il a par contre comme inconvénient d'avoir généralement un petit temps de retard sur la véritable position, puisque le filtre de Kalman calcule comme position estimée une moyenne pondérée entre la prédiction de la position et celle indiquée par les mesures. Il est aussi dans l'incapacité de continuer à faire évoluer la position lorsqu'il n'y a plus assez de mesures utiles. Si la situation se prolonge, cela peut aboutir à une erreur en position importante.

Comme sur la figure 2.5, la figure 2.9 permet de visualiser les trajectoires obtenues, avec en vert la trajectoire de référence, en bleu la trajectoire estimée par l'EKF classique et en rouge celle estimée par le 3D AEKF. Sur le début de la trajectoire (Fig. 2.9(a)), l'EKF classique dérive toujours lorsqu'apparaissent les signaux NLOS, cependant cette dérive est plus faible que celle observée sur la figure 2.5(a). Le 3D AEKF quant à lui améliore sa très bonne précision en position. Sur la figure 2.9(b), on constate que l'utilisation d'un modèle de marche aléatoire engendre une stagnation de la position prédite tant qu'il y a trop peu de satellites visibles. Cependant, cela évite à la prédiction de la mesure de trop dériver et permet, au croisement en haut à gauche (Fig. 2.9(c)), de retrouver une bonne précision en position lorsque de nouveaux signaux redeviennent visibles. Durant la descente, la configuration des satellites visibles ne permet toujours pas de contraindre avec précision l'estimation de la position selon X , d'où la dérive observée. Sur la fin de la trajectoire (Fig. 2.9(d)), l'utilisation du modèle de marche aléatoire permet au 3D AEKF de ne pas perdre la précision en position dès lors qu'il a réussi à la retrouver (alors que le modèle à vitesse constante l'aurait emmené trop loin).

La figure 2.10 présente des résultats similaires à ceux de la figure 2.6, avec l'erreur en position pour l'EKF classique (en bleu) et pour le 3D AEKF (en rouge sombre), ainsi que les bornes d'erreur à 3σ pour l'EKF classique (en vert) et pour le 3D AEKF (en rouge clair). Il est cependant à noter que les plus fortes erreurs sont nettement réduites, puisque le maximum de l'erreur pour le 3D AEKF n'est plus que de 72,2 m et celui de l'EKF classique de 221,9 m.

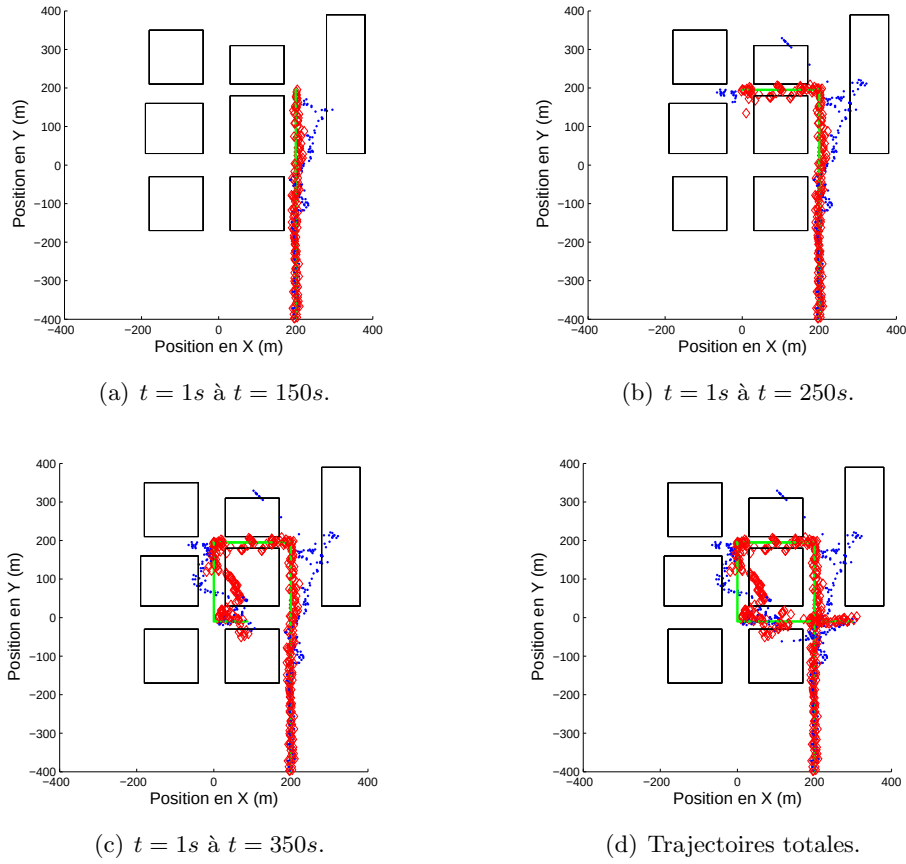


FIGURE 2.9 – Trajectoires estimées pour la simulation 3D simplifiée, avec un modèle de marche aléatoire. En vert : trajectoire de référence. En bleu : trajectoire de l'EKF classique. En rouge : trajectoire du 3D AEKF.

Sur la figure 2.11, l'erreur pour l'EKF classique est en bleu, celle pour le 3D AEKF est en rouge sombre, la borne d'erreur à 3σ pour l'EKF classique en vert, et celle pour le 3D AEKF en rouge clair. En comparant avec la figure 2.7, on constate que l'EKF classique garde mieux son intégrité ainsi qu'une bien meilleure précision durant la partie centrale de la trajectoire, ce qui lui permet d'abaisser son erreur moyenne à $17,5m$. Le 3D AEKF quant à lui ne perd plus du tout son intégrité et garde une très bonne précision durant toute la trajectoire, avec une erreur moyenne à $7,0m$.

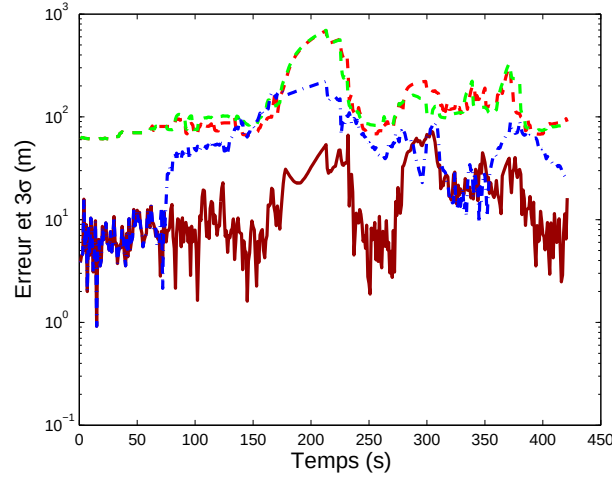


FIGURE 2.10 – Erreurs en position et bornes d’incertitude à 3σ , pour un modèle de marche aléatoire. En bleu : erreur pour l’EKF classique. En rouge sombre : erreur pour le 3D AEKF. En vert : borne d’erreur à 3σ pour l’EKF classique. En rouge clair : borne d’erreur à 3σ pour le 3D AEKF.

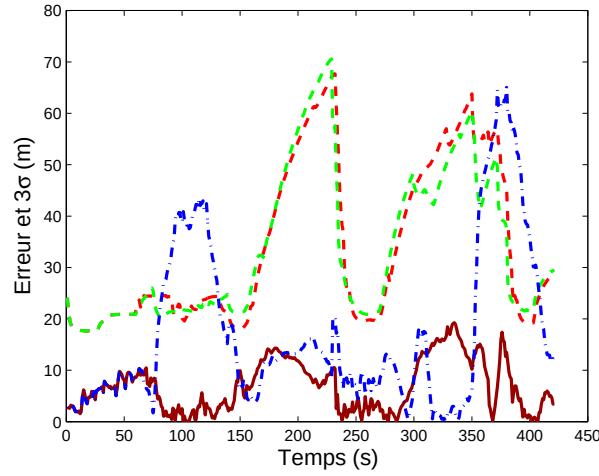


FIGURE 2.11 – Erreurs en position et bornes d’incertitude à 3σ , pour un modèle de marche aléatoire. En bleu : erreur pour l’EKF classique. En rouge sombre : erreur pour le 3D AEKF. En vert : borne d’erreur à 3σ pour l’EKF classique. En rouge clair : borne d’erreur à 3σ pour le 3D AEKF.

2.2.6.3 Comparaison des résultats pour la simulation simplifiée

Pour terminer notre analyse des résultats obtenus durant cette approche préliminaire, les statistiques d’erreur en position et sur l’estimation du biais d’hologes sont récapitulées dans le tableau 2.2. On peut y constater que les résultats obtenus

avec un modèle d'évolution en marche aléatoire sont systématiquement meilleurs que ceux obtenus avec un modèle à vitesse constante, quelque soit la version de l'EKF utilisée. Cela s'explique par les avantages et inconvénients respectifs des deux modèles, qui rendent un EKF avec marche aléatoire plus robuste en milieu urbain contraint qu'un EKF avec vitesse constante, lorsqu'on ne dispose pas de mesures de vitesse. En effet, la vitesse réduite et les brusques changements de direction sont conformes à une modélisation par marche aléatoire. Une modélisation par vitesse constante dans ces conditions, et sans mesures de vitesse pour contraindre cette partie de l'estimation de l'état, divergera à cause de ses estimations de vitesse erronées. Ce choix du modèle d'évolution est cependant dicté par les conditions d'évolution et les mesures disponibles. On ne peut donc pas conseiller systématiquement l'utilisation de la marche aléatoire.

Les statistiques d'erreur sont aussi nettement meilleures, à modèle d'évolution égal, pour le 3D AEKF que pour l'EKF classique. Pour un modèle de marche aléatoire, elles sont environ trois fois plus faibles pour le 3D AEKF que pour l'EKF classique.

Ces résultats valident donc notre approche d'utilisation constructive des NLOS en simulation simplifiée. Nous avons ainsi adapté un filtre de navigation par EKF pour prendre en compte les mesures prédites par un simulateur 3D afin de permettre l'utilisation de l'information portée par les NLOS. La simulation simplifiée a permis de mettre en évidence le potentiel d'une telle approche. Cependant, en conditions réelles, les multitrajets sont très dépendants de l'environnement. Il est donc nécessaire de tester, et d'adapter si nécessaire, notre approche en simulations réalistes.

TABLE 2.2 – Comparaison des résultats obtenus avec un EKF classique et un 3D AEKF, pour un modèle à vitesse constante et un modèle de marche aléatoire.

		3D AEKF		EKF classique	
		Vitesse constante	Marche aléatoire	Vitesse constante	Marche aléatoire
Erreur en position	Moyenne (m)	59,3	17,9	111,9	63,7
	Ecart-type (m)	78,1	15,4	130,5	55,0
	Maximum (m)	343,9	72,2	599,7	221,9
Erreur sur l'estimation du biais d'horloge	Moyenne (m)	14,1	7,0	41,7	17,5
	Ecart-type (m)	16,7	4,9	28,9	16,1
	Maximum (m)	68,0	19,2	112,2	65,0

2.3 Utilisation de simulations 3D des NLOS dans un algorithme de navigation : simulations réalistes

Grâce aux progrès de l'informatique, des simulateurs 3D de propagation des signaux GNSS se sont développés. Leur complexité et leur réalisme augmentent avec la puissance de calcul des ordinateurs. Il est aujourd'hui possible d'intégrer à certains simulateurs 3D des cartes détaillées d'environnements réels. Nous allons donc pouvoir tester notre approche avec des simulations hautement réalistes.

2.3.1 Catégories de simulateurs GNSS existants

Les simulateurs de signaux GNSS ont originellement été développés pour tester les algorithmes des récepteurs GNSS avant leur implémentation concrète. Par la suite, avec leur complexification, ils ont pu être employés pour mieux comprendre les phénomènes de propagation des signaux GNSS et l'impact des différentes sources de bruit. Aujourd'hui, grâce à un réalisme toujours accru, un nouvel usage est apparu : les simulateurs 3D sont employés comme aide à la navigation.

2.3.1.1 Simulateurs statistiques

Les simulateurs statistiques sont les plus anciens [Loo 1985], et se fondent sur les résultats de campagne de mesure pour reproduire des signaux GNSS [Steingass 2004]. Les signaux ou les mesures qu'ils génèrent ont les mêmes distributions statistiques au niveau du bruit, du biais, de la puissance et du temps de visibilité que ce qui a été observé dans la réalité [Perez-Fontan 2001]. Leur intérêt réside dans leur légèreté d'un point de vue calculatoire et leur relative simplicité. En effet, ces modèles n'ont besoin que d'une série d'équations décrivant les signaux GNSS et leurs différentes statistiques pour simuler les signaux reçus par un récepteur GNSS. Ils présentent cependant l'inconvénient d'être fortement liés au contexte dans lequel s'est déroulée la campagne de mesure ayant permis sa paramétrisation.

Ces modèles statistiques sont exclusivement utilisés pour tester les algorithmes des récepteurs GNSS.

2.3.1.2 Simulateurs déterministes

Les simulateurs déterministes n'ont pu voir le jour que lorsque les capacités de calcul des ordinateurs sont devenues suffisamment importantes, car ils nécessitent tous l'utilisation d'une modélisation 3D de l'environnement. Ces simulateurs, en se fondant sur les lois de propagations des signaux électromagnétiques établies par les physiciens, reproduisent les interactions des signaux GNSS avec l'environnement. Deux catégories de simulateurs déterministes existent. La première reproduit les interactions d'un point de vue physique, avec notamment la modélisation de la diffusion des signaux GNSS par les différents obstacles de l'environnement

[Valtr 2009, Ait-Ighil 2012, Ait-Ighil 2013]. Ces simulateurs ont pour principal intérêt d'indiquer la puissance des différents signaux reçus, donnée particulièrement difficile à modéliser de manière déterministe. La deuxième catégorie de simulateur reproduit les interactions avec l'environnement d'un point de vue géométrique, ce qui permet la modélisation des biais sur les multitrajets, l'établissement des trajectoires suivies par les signaux et la gestion des différents types d'interactions, telles que les réflexions ou les diffractions [Bradbury 2007, Nahimana 2009, Bourdeau 2013]. Ils permettent aussi de déterminer les satellites visibles en ligne directe à une position donnée, i.e. un masque de visibilité [Groves 2012].

Les simulateurs déterministes ont d'abord présenté comme intérêt de comprendre, grâce à la décomposition des interactions qu'ils permettent, les effets des différents éléments impactant sur les canaux de propagation des signaux GNSS. Ils présentent aujourd'hui l'avantage de pouvoir reproduire un environnement réel, ce qui permet la comparaison avec une campagne de mesure menée dans cet environnement ou encore d'aider directement le récepteur GNSS grâce aux informations qu'ils délivrent.

2.3.1.3 Simulateurs mixtes

Il existe enfin des simulateurs mêlant modélisation statistique et modélisation déterministe. Parmi ceux-ci, on trouve des simulateurs où la partie déterministe modélise la propagation physique des signaux, et la partie statistique détermine la distribution de l'environnement [Abele 2010].

Pour l'autre type de simulateurs mixtes existants, la partie statistique détermine la distribution de l'environnement, mais aussi les caractéristiques des réflecteurs. La partie déterministe permet quant à elle d'établir les caractéristiques des signaux finalement reçus par le récepteur. Les équipes de recherche du German Aerospace Center (DLR) ont beaucoup travaillé sur cette catégorie de simulateur [Lehner 2005, Lehner 2007, Schubert 2008, Wang 2012], et celui qu'ils ont développé est aujourd'hui une référence. Il n'utilise cependant que des plans 2D pour modéliser les bâtiments le long d'une rue. On trouve d'autres simulateurs de ce type développés dans d'autres équipes, par exemple pour l'étude plus spécifique des antennes GNSS [Esbrí-Rodríguez 2004].

De part leur aspect statistique, ces modèles sont dédiés aux tests des récepteurs GNSS et à la compréhension des phénomènes impactant sur les canaux de propagation.

2.3.2 Le logiciel SE-NAV

A la section 2.2, l'approche proposée nécessite que le modèle 3D fournisse comme information le trajet géométrique des signaux. Nous verrons à la section 3.3 que l'estimation du biais dû aux multitrajets sur des mesures LOS nécessite comme information en provenance du modèle 3D la longueur et la puissance (ou l'amplitude) des multitrajets. Un logiciel modélisant géométriquement la propagation des signaux

GNSS est requis pour obtenir les informations sur les trajets empruntés et la longueur des multitrajets. Pour l'estimation de la puissance, c'est un logiciel modélisant physiquement (i.e. électromagnétiquement) les signaux qui est nécessaire. De plus, puisque le but est de pouvoir aider un récepteur GNSS en conditions réelles, nous avons besoin d'un logiciel de simulation capable de travailler avec des cartes 3D d'environnements réels.

Toutes les conditions précédentes ne sont pas actuellement combinées en un unique logiciel. Cependant, le logiciel SE-NAV utilisé dans nos travaux est un logiciel géométrique, utilisant des cartes 3D d'environnements réels et fournissant des approximations de la puissance des signaux grâce à des modèles simplifiés d'interaction signaux GNSS/environnement. C'est pourquoi nous avons choisi ce logiciel pour notre étude.

SE-NAV simule la propagation de signaux GNSS en environnement contraint. Ce logiciel, développé par la société OKTAL Synthetic Environment, incorpore un noyau GPU de lancé de rayon pour calculer les masques de visibilité et les signaux multitrajets (qu'ils soient réfléchis, transmis ou diffractés) générés par les objets/bâtiments proches du récepteur. La figure 2.12 montre un exemple de résultats obtenus suite à une simulation SE-NAV.

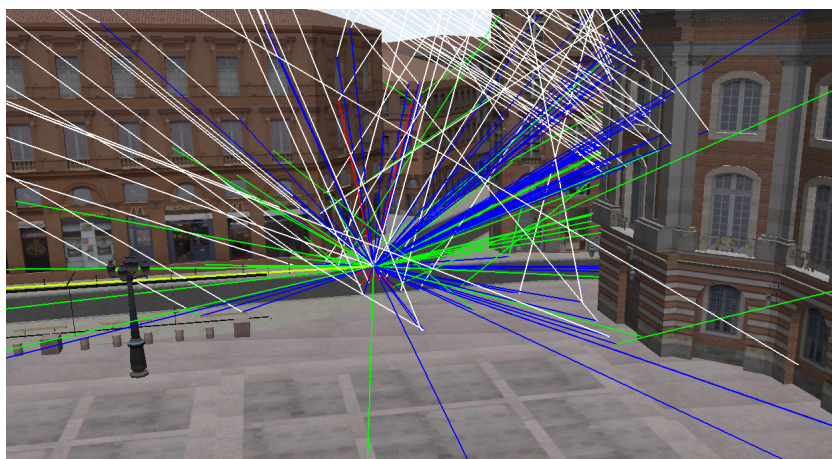


FIGURE 2.12 – Simulation SE-NAV en centre-ville de Toulouse, par OKTAL-SE.

SE-NAV utilise les lois de l'optique géométrique pour modéliser les réflexions et les transmissions, et la théorie uniforme de diffraction pour détecter les diffractions des signaux sur les bords des objets. Une méthode déterministe est utilisée pour calculer et afficher la géométrie de chaque rayon atteignant le récepteur, puis pour calculer les erreurs nécessaires pour prédire les pseudodistances. SE-NAV calcule un bilan de liaison et fournit en sortie la puissance reçue par signal multitrajet et par canal. Pour ce faire, SE-NAV évalue les principales sources d'atténuations durant la propagation du signal dans l'environnement. Les pertes de câblage, les gains d'antennes (satellite et récepteur), les pertes d'espace libre, celles troposphériques et celles de multitrajets sont pris en compte. Le logiciel calcule le champ complet

(module et phase) et modélise ensuite les interférences et les effets de dissipation.

2.3.3 Modèle de mesure d'un signal à plusieurs réflexions

Nous avons présenté à la section 2.2.3 comment établir le modèle de mesure d'un signal ayant subi une unique réflexion. Cependant, l'approche mathématique choisie rend très compliquée l'extension de ces équations à un modèle de mesure pour un signal réfléchi plusieurs fois. Nous présentons donc ici une autre approche mathématique permettant d'établir les équations d'un signal à multiples réflexions. Pour ne pas alourdir notre explication, nous nous contenterons de deux réflexions, mais l'approche peut aisément être étendue à plus de réflexions. Dans un souci de simplification, nous adopterons temporairement les notations de la figure 2.13, où les points S et R désignent les positions du satellite et du récepteur, respectivement. I_1 et I_2 sont les points de réflexions sur les murs 1 et 2. Ces murs sont définis par leurs vecteurs normaux $\mathbf{N}_1$ et $\mathbf{N}_2$, et leurs coefficients d_1 et d_2 , selon les équations cartésiennes de leurs plans :

$$\begin{cases} N_1^x + N_1^y + N_1^z + d_1 = 0 \\ N_2^x + N_2^y + N_2^z + d_2 = 0 \end{cases} \quad (2.8)$$

$\mathbf{N}_1$, $\mathbf{N}_2$, d_1 et d_2 peuvent être déterminés grâce aux informations de SE-NAV.

La pseudodistance ρ associée à un signal multitrajets peut être écrite sous la forme :

$$\rho = \|S - I_2\| + \|I_2 - I_1\| + \|I_1 - R\|. \quad (2.9)$$

Elle dépend de la position du récepteur R et d'éléments connus que sont la position du satellite S et les équations des plans (2.8). Grâce aux lois de l'optique géométrique, nous pouvons utiliser les équations de la symétrie planaire afin d'éviter l'utilisation de I_1 et I_2 . En appelant P_R la projection de R sur le mur 1, la distance D_R entre R et P_R peut être calculée par :

$$\begin{cases} R - D_R \mathbf{N}_1 = P_R \\ \mathbf{N}_1^T P_R + d_1 = 0 \end{cases} \Rightarrow D_R = \frac{d_1 + \mathbf{N}_1^T R}{\mathbf{N}_1^T \mathbf{N}_1}.$$

Le point symétrique de R par rapport au mur 1 est défini par :

$$\begin{aligned} R1 &= R - 2D_R \mathbf{N}_1 \\ &= \left(I - 2 \frac{\mathbf{N}_1 \mathbf{N}_1^T}{\|\mathbf{N}_1\|^2} \right) R - 2 \frac{d_1 \mathbf{N}_1}{\|\mathbf{N}_1\|^2} \end{aligned}$$

avec I la matrice identité.

La symétrie planaire a la propriété de garder inchangées les distances, d'où :

$$\|I_1 - R\| = \|I_1 - R1\|. \quad (2.10)$$

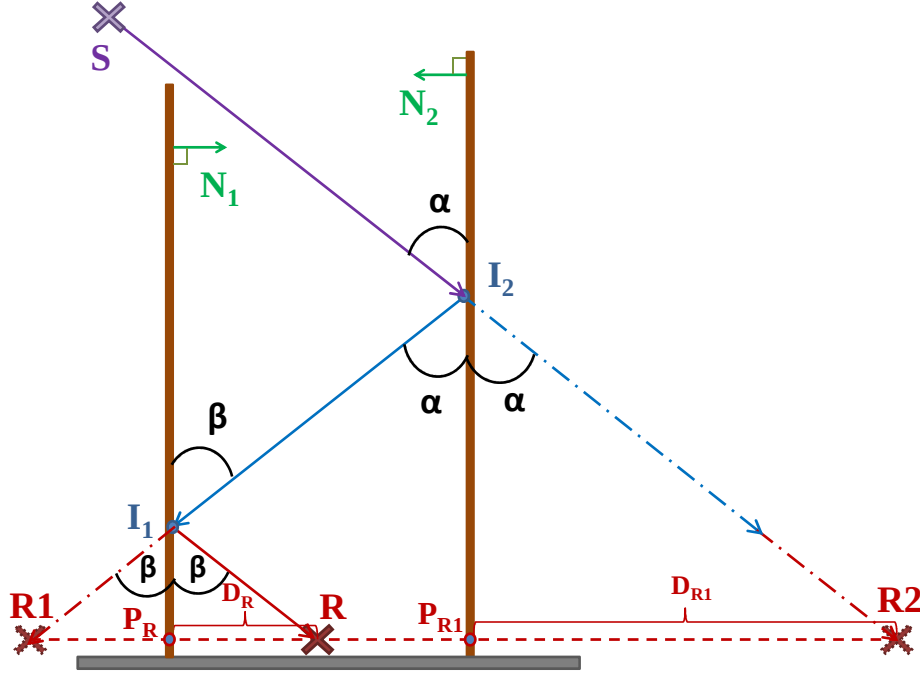


FIGURE 2.13 – Géométrie du trajet d'un signal réfléchi sur deux murs.

Comme les trois angles β sont égaux, l'angle $\widehat{I_2 I_1 R1}$ est égal à π . En conséquence, en utilisant (2.10), nous obtenons :

$$\|I_2 - I_1\| + \|I_1 - R1\| = \|I_2 - R1\|. \quad (2.11)$$

En appliquant la même approche pour $R2$, le symétrique de $R1$ par rapport au mur 2, nous pouvons exprimer (2.9) comme :

$$\begin{aligned} \rho &= \|S - R2\| \\ &= \left\| S - \left(\left(I - 2 \frac{\mathbf{N}_2 \mathbf{N}_2^T}{\|\mathbf{N}_2\|^2} \right) \left(I - 2 \frac{\mathbf{N}_1 \mathbf{N}_1^T}{\|\mathbf{N}_1\|^2} \right) R - \left(I - 2 \frac{\mathbf{N}_2 \mathbf{N}_2^T}{\|\mathbf{N}_2\|^2} \right) 2 \frac{d_1 \mathbf{N}_1}{\|\mathbf{N}_1\|^2} - 2 \frac{d_2 \mathbf{N}_2}{\|\mathbf{N}_2\|^2} \right) \right\|. \end{aligned} \quad (2.12)$$

La dérivation de (2.12) par rapport à R donne :

$$\frac{\delta \rho}{\delta R} = - \left(I - 2 \frac{\mathbf{N}_2 \mathbf{N}_2^T}{\|\mathbf{N}_2\|^2} \right) \left(I - 2 \frac{\mathbf{N}_1 \mathbf{N}_1^T}{\|\mathbf{N}_1\|^2} \right) \frac{S - R2}{\rho}. \quad (2.13)$$

Les équations (2.12) et (2.13) établissent le modèle de mesure et sa Jacobienne que nous utiliserons dans le filtre de navigation lorsque SE-NAV prédira la réception d'un multitrajet. Elles sont à adapter bien entendu en fonction du nombre de réflexions, que nous connaissons grâce aux informations fournies par SE-NAV.

2.3.4 Filtre de navigation de l'approche proposée

Le filtre de navigation que nous utiliserons à la section 2.3.5 est un EKF robuste dédié à la navigation GNSS tel que présenté à la section 2.2. Comme précédemment, nous comparerons les résultats pour deux type de modèle d'évolution : un modèle de vitesse constante et un modèle de marche aléatoire. Le modèle de mesure dépendra de la situation estimée pour la réception de la mesure. Si SE-NAV prédit un cas de visibilité en ligne directe, le modèle de mesure sera défini par l'équation de la distance géométrique satellite/récepteur donnée par l'équation (2.5). Si la prédiction 3D indique un signal indirect, alors le modèle de mesure sera défini tel qu'à l'équation (2.12).

Les prédictions de SE-NAV pouvant être erronées à cause des incertitudes sur la position du récepteur qui lui est fournie et de la haute variabilité des multitrajets en environnement réaliste, une étape supplémentaire de robustification est ajoutée. Lorsque SE-NAV prédit un NLOS, l'innovation obtenue en utilisant le modèle de mesure avec réflexion(s) est comparée à celle obtenue en utilisant le modèle de mesure en ligne directe. Si cette dernière est plus faible, alors on considérera le signal reçu comme étant un LOS malgré la prédiction de SE-NAV. La figure 2.14 récapitule les spécificités de l'EKF que nous utilisons.

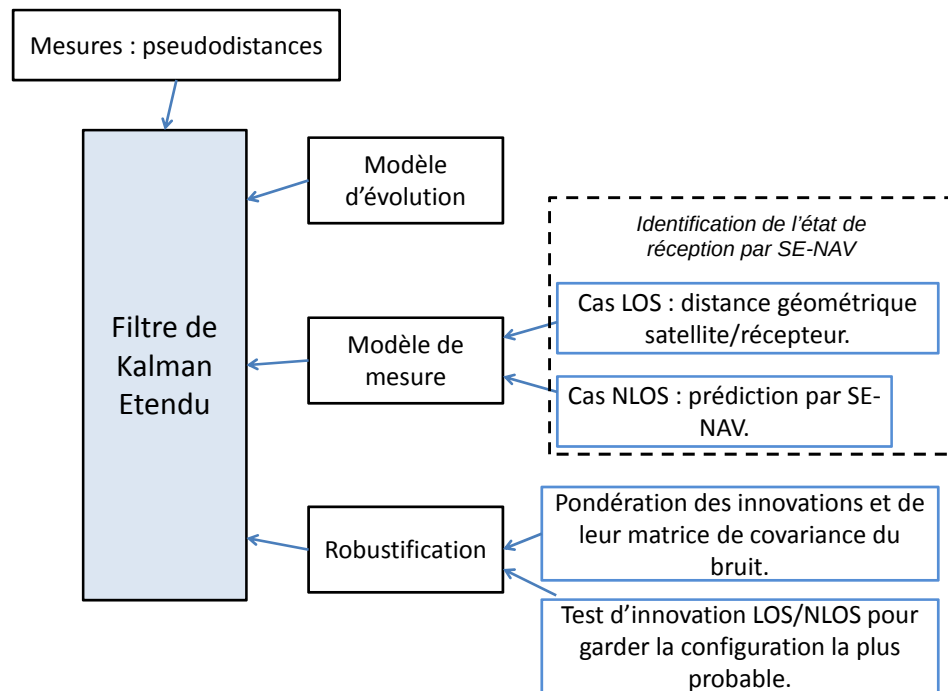


FIGURE 2.14 – Spécificités de l'EKF employé pour l'utilisation constructive des NLOS.

2.3.5 Résultats des simulations réalistes

2.3.5.1 Scénario des simulations réalistes

La carte 3D dont nous disposons pour effectuer nos simulations réalistes est présentée sur la figure 2.15. Elle correspond aux environs de la place du Capitole à Toulouse.

Deux configurations sont présentes dans cet environnement :

- Une configuration que l'on dira "ouverte", lorsque le récepteur se trouve soit à côté du parc, soit sur la place du Capitole. Dans cette configuration, un grand nombre de satellites sont visibles, mais les NLOS ont un biais important car les réflexions se produisent de l'autre côté de l'espace ouvert.
- Une configuration que l'on dira "fermée", lorsque le récepteur se trouve dans une rue. Dans cette configuration, les satellites visibles sont moins nombreux et avec un mauvais DOP (voir section 1.2). Le biais des NLOS est par contre réduit, puisque la distance parcourue par le signal réfléchi est plus courte que par la configuration des lieux. La seule exception sera à proximité des croisements, où l'espace s'ouvre un peu plus et les surfaces de réflexions se font plus nombreuses.



FIGURE 2.15 – Trajectoire simulée dans l'environnement 3D réaliste.

La trajectoire de référence suivie pendant les simulations est représentée en jaune sur la figure 2.15. Elle démarre en haut, en configuration ouverte, et se termine sur la place du Capitole, aussi en configuration ouverte.

Le premier jeu de simulations des signaux reçus est établi par SE-NAV le long de la trajectoire de référence. Comme pour les simulations de la section 2.2, un biais d'horloge simulé est ajouté à chacun de ces signaux. Ils sont aussi bruités par un bruit gaussien blanc d'écart-type $\sigma = 3m$ et seront envoyés à notre filtre de navigation en tant que mesures.

2.3.5.2 Résultats pour un modèle d'évolution à vitesse constante

Cette première expérimentation correspond au modèle d'évolution à vitesse constante. La figure 2.16 présente les trajectoires obtenues pour ce modèle d'évolution, avec en vert la trajectoire de référence, en bleu la trajectoire estimée par l'EKF classique et en rouge celle estimée par le 3D AEKF. Sur la figure 2.17, l'erreur en position pour l'EKF classique est en bleu, celle pour le 3D AEKF en rouge sombre, la borne d'erreur à 3σ pour l'EKF classique en vert et celle pour le 3D AEKF en rouge clair. On constate sur la partie centrale de la trajectoire deux occasions où l'utilisation de l'information fournie par SE-NAV permet d'éviter une dérive de la position, à $t \sim 175s$ et $t \sim 310s$. L'augmentation de l'erreur se produisant sur la fin de la trajectoire quelque soit le filtre de navigation utilisé est due à un mauvais DOP associé à un signal NLOS, ce qui engendre une estimation de la position en avance sur la trajectoire et légèrement décalée par rapport à la rue. Ce décalage place la position estimée dans des bâtiments, ce qui empêche SE-NAV d'envoyer une information utile pour corriger le signal NLOS.

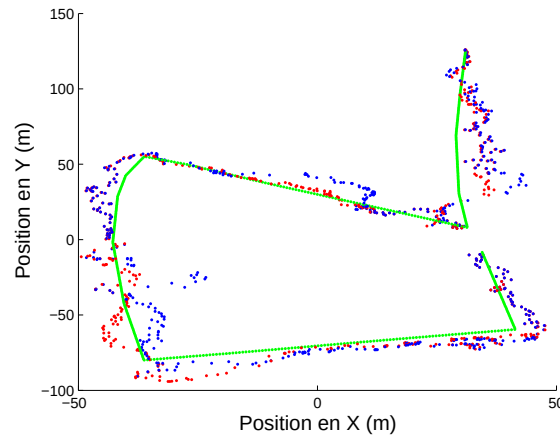


FIGURE 2.16 – Trajectoires estimées pour la simulation 3D réaliste, avec un modèle à vitesse constante. En vert : référence. En bleu : EKF classique. En rouge : 3D AEKF.

Les difficultés rencontrées par le 3D AEKF pour améliorer la précision de positionnement sur le début de la trajectoire, jusqu'à $t \sim 100s$, s'expliquent par la haute variabilité des signaux NLOS en environnement ouvert, tout du moins dans le cadre d'une simulation géométrique. Un faible écart sur la position estimée par rapport à la position réelle suffit alors à ce que les signaux prédits ne soient pas les mêmes que les signaux reçus.

Globalement, l'erreur moyenne en position par le 3D AEKF montre une amélioration par rapport à l'EKF classique puisqu'elle est de $7,61 m$, avec un écart-type de $7,56 m$, contre $9,01 m$ avec un écart-type de $7,69 m$.

La figure 2.18 présente les erreurs sur l'estimation du biais d'horloge ainsi que la

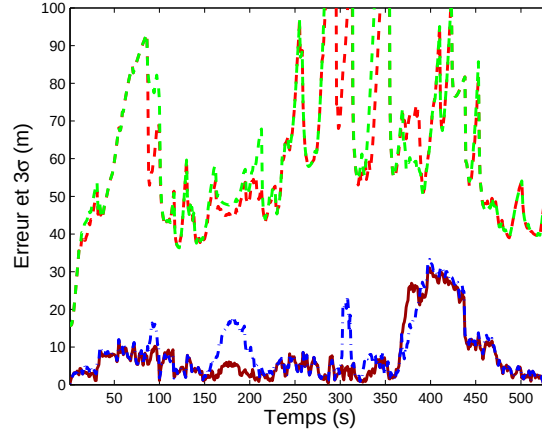


FIGURE 2.17 – Erreurs en position et bornes d’incertitude à 3σ , pour un modèle à vitesse constante. En bleu : erreur pour l’EKF classique. En rouge sombre : erreur pour le 3D AEKF. En vert : borne d’erreur à 3σ pour l’EKF classique. En rouge clair : borne d’erreur à 3σ pour le 3D AEKF.

borne d’erreur à 3σ . On retrouve à $t \sim 175s$ l’amélioration en précision apportée par l’utilisation des informations de SE-NAV.

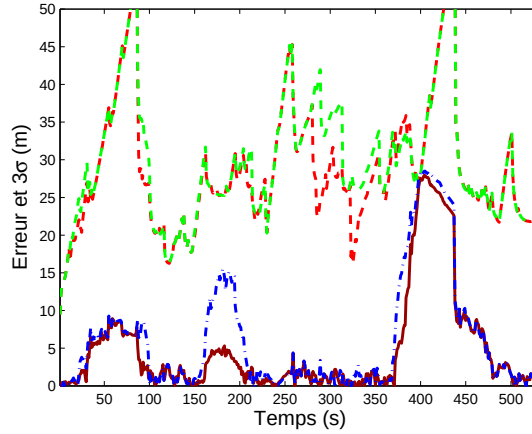


FIGURE 2.18 – Erreurs sur l’estimation du biais d’horloge et bornes d’incertitude à 3σ , pour un modèle à vitesse constante. En bleu : erreur pour l’EKF classique. En rouge sombre : erreur pour le 3D AEKF. En vert : borne d’erreur à 3σ pour l’EKF classique. En rouge clair : borne d’erreur à 3σ pour le 3D AEKF.

2.3.5.3 Résultats pour un modèle d’évolution en marche aléatoire

Les figures 2.19, 2.20 et 2.21 sont respectivement les mêmes que les figures 2.16, 2.17 et 2.18, mais pour un EKF utilisant un modèle d’évolution en marche aléatoire.

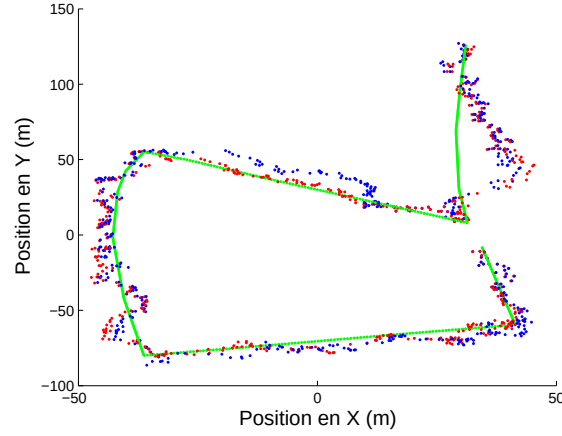


FIGURE 2.19 – Trajectoires estimées pour la simulation 3D réaliste, avec un modèle en marche aléatoire. En vert : référence. En bleu : EKF classique. En rouge : 3D AEKF.

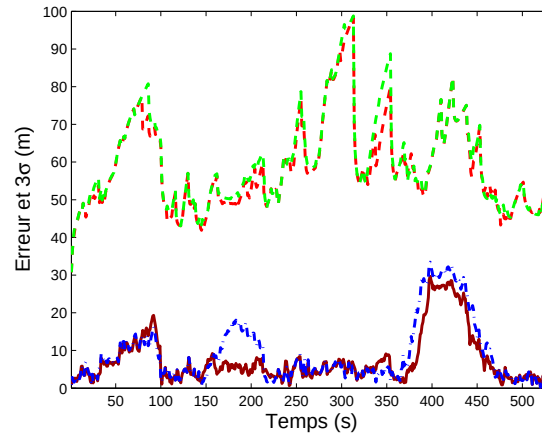


FIGURE 2.20 – Erreurs en position et bornes d'incertitude à 3σ , pour un modèle de marche aléatoire. En bleu : erreur pour l'EKF classique. En rouge sombre : erreur pour le 3D AEKF. En vert : borne d'erreur à 3σ pour l'EKF classique. En rouge clair : borne d'erreur à 3σ pour le 3D AEKF.

Les erreurs en position et sur l'estimation du biais d'horloge montrent une évolution similaire à celles observées pour un modèle à vitesse constante. Cependant, on constate une différence plus marquée entre les deux types de filtre, notamment pour la partie finale de la trajectoire où l'EKF classique se comporte moins bien que le 3D AEKF. Cela se reflète dans leurs statistiques d'erreur, puisque le 3D AEKF a une erreur moyenne de $7,54\text{ m}$ et un écart-type de $6,71\text{ m}$, alors que l'EKF classique a une erreur moyenne de $9,23\text{ m}$ et un écart-type de $8,26\text{ m}$.

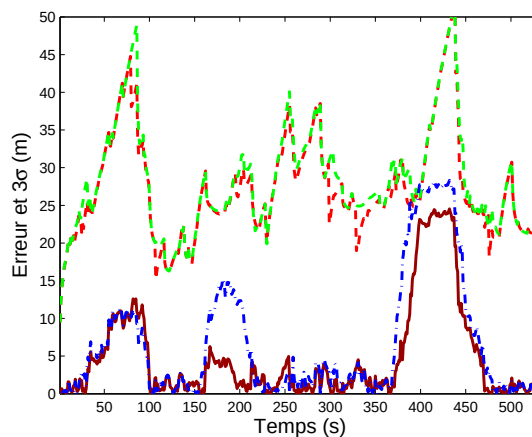


FIGURE 2.21 – Erreurs en position et bornes d’incertitude à 3σ , pour un modèle de marche aléatoire. En bleu : erreur pour l’EKF classique. En rouge sombre : erreur pour le 3D AEKF. En vert : borne d’erreur à 3σ pour l’EKF classique. En rouge clair : borne d’erreur à 3σ pour le 3D AEKF.

Globalement, la précision obtenue avec le 3D AEKF est équivalente ou meilleure que celle obtenue avec l’EKF classique.

2.3.5.4 Comparaison des résultats pour la simulation réaliste

Le tableau 2.3 présente les statistiques d’erreur en position et sur l’estimation du biais d’horloge. Comme à la section 2.2, ces résultats indiquent que l’utilisation des informations provenant du modèle 3D est plus efficace lorsque le modèle d’évolution utilisé est une marche aléatoire. L’utilisation de mesures simulées plus réalistes montre par contre que, pour l’EKF classique, le modèle d’évolution à vitesse constante est plus intéressant. Dans tous les cas, pour les simulations présentées ici, les erreurs sont plus faibles avec le 3D AEKF qu’avec l’EKF classique. D’autres simulations n’ont pas montré d’améliorations aussi notables pour le 3D AEKF, cependant celles constatées ici indiquent que l’utilisation d’un modèle 3D comme source d’information peut être utile à la navigation GNSS.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une nouvelle approche pour utiliser de manière constructive les mesures de signaux NLOS dans des environnements contraints tels que des canyons urbains. Le 3D AEKF - 3D Assisted Extended Kalman Filter - utilise les prédictions, par un modèle 3D de l’environnement, des signaux reçus à la position estimée. Ces prédictions permettent de modifier le modèle de mesure lorsqu’un signal reçu est estimé comme étant en configuration NLOS,

TABLE 2.3 – Comparaison des résultats obtenus avec un EKF classique et un 3D AEKF, pour un modèle à vitesse constante et un modèle de marche aléatoire.

		3D AEKF		EKF classique	
		Vitesse constante	Marche aléatoire	Vitesse constante	Marche aléatoire
Erreur en position	Moyenne (m)	7,61	7,54	9,01	9,23
	Ecart-type (m)	7,56	6,71	7,69	8,26
	Maximum (m)	31,03	29,67	33,28	33,43
Erreur sur l'estimation du biais d'horloge	Moyenne (m)	4,85	4,9	6,17	6,77
	Ecart-type (m)	6,99	6,53	7,72	8,18
	Maximum (m)	27,92	24,53	28,49	28,32

donc avec un biais sur la mesure. Seuls les signaux NLOS reçus après des réflexions ont été considérés dans ce chapitre, car ce sont les multitrajets conservant le plus d'énergie, et donc potentiellement les plus perturbateurs.

A cause de la haute variabilité des réflexions en environnement urbain, ainsi que de l'incapacité du modèle 3D à fournir des informations lorsque la position prédite se retrouve à l'intérieur d'un bâtiment, les filtres de navigation utilisés ont été robustifiés grâce à une approche agissant sur l'innovation et sa matrice de covariance.

Deux séries de simulations nous ont permis de valider l'approche proposée. Une étude préliminaire a d'abord été menée grâce à un simulateur 3D simplifié développé sous Matlab. Les résultats de cette étude préliminaire ont permis de constater que l'utilisation par le filtre de navigation d'informations en provenance du simulateur 3D évite une partie des dérives dues aux mesures de signaux NLOS, moyennant la robustification du filtre de navigation. L'emploi du logiciel SE-NAV et d'une carte 3D d'un environnement réel nous a ensuite permis de tester notre approche sur des simulations réalistes. Les résultats indiquent que l'utilisation de la 3D peut être intéressante pour aider le récepteur GNSS. Ils présentent cependant des limites qui peuvent être attribuées aux hautes variabilité et discontinuités des multitrajets dans nos simulations. Or cette variabilité et ces discontinuités sont trop grandes pour être réalistes. Cela est dû au fait que nous n'avons considéré qu'un seul signal reçu par satellite, sans tenir compte de l'impact de tous les multitrajets atteignant le récepteur.

Dans le chapitre suivant, nous nous intéresserons donc à une modélisation plus réaliste des signaux reçus, en prenant en compte tous les multitrajets générés par l'environnement. Avant d'aider la navigation GNSS par ces modélisations, nous

vérifierons leur réalisme en les comparant à des données réelles.

Le seul environnement 3D dont nous disposons (les alentours de la place du Capitole à Toulouse) est de plus peu propice aux situations "grands biais NLOS + visibilité très restreinte", que nous cherchions à traiter dans ce chapitre. C'est pourquoi nous en profiterons dans le chapitre suivant pour étudier une solution de navigation 3D plus générale traitant la problématique de tous les biais multitrajets.

Estimation et correction des biais dus aux multitrajets sur les mesures de pseudodistances

Sommaire

3.1	Introduction	61
3.2	Caractérisation des phénomènes de propagation en environnement urbain	63
3.2.1	La réflexion	63
3.2.2	La diffraction	64
3.2.3	L'atténuation	64
3.3	Reconstruction des signaux GNSS reçus à partir des simulations 3D	64
3.3.1	Étage de poursuite d'un récepteur GNSS : estimation des pseudodistances	65
3.3.2	Reconstruction de la fonction de corrélation et estimation du biais	68
3.3.3	Validation par comparaison avec des mesures réelles	72
3.4	Comparaison entre différentes approches pour la navigation en présence de multitrajets	83
3.4.1	Navigation adaptative fondée sur le modèle sigma- ϵ pour l'estimation de la variance	83
3.4.2	Navigation aidée par un modèle 3D	85
3.4.3	Navigation combinée modèle 3D/modèle sigma- ϵ	87
3.4.4	Résultats comparatifs entre les différentes approches	87
3.4.5	Conclusions sur les résultats	94
3.5	Conclusion	95

3.1 Introduction

Pour le positionnement par satellites en environnement urbain, les multitrajets sont une problématique majeure. Nous avons traité le cas spécifique des signaux NLOS au chapitre précédent. Le présent chapitre a pour but d'élargir notre étude à l'effet de tous types de multitrajets, sur des signaux LOS ou NLOS, et de proposer une nouvelle approche de correction des biais dus à ces multitrajets.

Les signaux multitrajets sont des répliques du signal qui sont entrées en interaction avec l'environnement avant d'atteindre le récepteur. Cette interaction a modifié les caractéristiques du signal reçu par le récepteur par rapport au signal direct. La plus importante des modifications de caractéristiques pour notre problématique de positionnement est la distance parcourue par le signal. En cas de réflexion ou de diffraction du signal, cette distance s'allonge par rapport au trajet direct. Les signaux multitrajets s'additionnant au signal direct, ils créent un biais sur la mesure qui dépend de la chaîne de traitement du signal.

La problématique des multitrajets a été étudiée dès la conception du système de positionnement par satellites, puisque les premiers travaux de recherche sur la question [Hagerman 1973] sont antérieurs à la mise en service du système GPS. Cependant, les recherches poussées pour proposer des solutions aux problèmes engendrés par les multitrajets n'ont connu leur essor que depuis les années 90 [Braasch 1997, Van Dierendonck 1992, Van Nee 1995].

Des travaux plus récents ont eu pour but d'étudier les effets des multitrajets au niveau de l'étage de poursuite du récepteur [Ray 2000], alors que d'autres se sont concentrés sur le comportement des multitrajets dans des environnements de propagation [Hannah 2001].

Les techniques d'atténuation ou de suppression des erreurs dues aux multitrajets sont nombreuses. Bon nombre d'entre elles travaillent au niveau de l'étage de poursuite et cherchent à établir des corrélateurs et/ou des fonctions discriminatrices moins sensibles aux effets des multitrajets [Braasch 1997, Bétaille 2004, Zhang 2005, Juang 2008, Sahmoudi 2008]. Parmi ces méthodes, la plus connue est le narrow-correlator qui réduit l'espacement entre les corrélateurs utilisés dans la fonction discriminatrice [Van Dierendonck 1992] (voir section 3.3.1). Des comparaisons entre ces différentes approches ont été proposées dans [Braasch 2001, Irsigler 2003].

D'autres techniques travaillent au niveau de l'étage de navigation pour détecter et traiter les mesures biaisées [Spangenberg 2010, Giremus 2007, Viandier 2008b]. Enfin, dans les techniques plus complexes, on peut noter celles qui travaillent sur l'antenne du récepteur pour rejeter les signaux multitrajets [Counselman 1999, Williams 2000].

Notre objectif, dans la continuité du chapitre 2, reste de pouvoir utiliser de manière constructive les signaux NLOS. Les techniques qui atténuent ou suppriment les signaux biaisés ne sont pas adaptées à notre problématique. En effet, nous souhaitons garder ces signaux pour utiliser l'information dont ils sont porteurs. Sur un autre aspect, les techniques qui réduisent le biais sur les mesures LOS sont efficaces mais nécessitent généralement d'agir au niveau de l'étage de poursuite du récepteur, ce qui n'est pas toujours possible. De plus, elles ne différencient pas un signal LOS d'un signal NLOS, et ne peuvent donc traiter le biais des mesures NLOS. Afin d'estimer le biais sur les mesures de pseudodistance engendré par tous types de multitrajets, indifféremment sur signaux LOS ou NLOS, nous proposons dans ce chapitre d'utiliser à nouveau les informations en provenance d'un simulateur 3D.

Après avoir rappelé les différents types d'interactions que peut subir un signal GNSS en environnement urbain, nous présenterons notre méthode de reconstruction du biais à partir des informations 3D, qui se fonde sur le fonctionnement de l'étage de poursuite d'un récepteur GNSS. Nous pourrions alors valider le réalisme des simulations 3D en comparant les biais simulés aux biais réels. Finalement, nous testerons sur données réelles un filtre de navigation aidé par les informations 3D, et nous le comparerons à un filtre robustifié par une approche statistique.

3.2 Caractérisation des phénomènes de propagation en environnement urbain

En milieu urbain, les signaux GNSS se heurtent à de nombreux obstacles au cours de leur propagation (bâtiments, végétation, véhicules...). Ces interactions avec l'environnement peuvent aboutir à trois grands types de phénomènes physiques, chacun répondant à des lois différentes : la réflexion, la diffraction et l'atténuation. De plus, ces phénomènes peuvent se combiner entre eux. Ces interactions rendent l'exploitation des signaux GNSS difficile car elles faussent les mesures de pseudodistance et impactent donc sur la précision des algorithmes de positionnement [Braasch 1996, Marais 2005c]. Nous allons présenter ici les différents types de perturbation des signaux.

Le lecteur intéressé par une analyse plus poussée de ces phénomènes, notamment dans le cadre des signaux GNSS, pourra consulter [Marais 2002].

3.2.1 La réflexion

Lorsqu'une onde électromagnétique rencontre une interface entre deux milieux, une partie de l'énergie de cette onde peut être réfléchie, c'est à dire renvoyée vers le milieu d'où elle provient. Si l'interface est irrégulière, avec des défauts plus grands que la longueur de l'onde électromagnétique, la réflexion se fera dans un grand nombre de directions, avec une redistribution de l'énergie incidente dans les différentes directions de réflexion. La réflexion sera alors dite diffuse. Si les défauts de l'interface sont de l'ordre de grandeur de la longueur de l'onde électromagnétique, ou inférieurs, la réflexion deviendra spéculaire. Il y aura un unique rayon réfléchi, dont la direction répondra aux lois de l'optique géométrique, ou lois de Snell-Descartes, qui impliquent que l'angle d'incidence est égale à l'angle de réflexion.

Pour un signal GPS L1 C/A, la fréquence de la porteuse est d'environ 1575 MHz, soit une longueur d'onde d'environ 19 cm. Cela signifie que les signaux GPS se réfléchissent de manière spéculaire sur la majorité des surfaces présentent en milieu urbain, y compris les murs crépis ou dans des matériaux tels que la brique. Les réflexions spéculaires étant de plus celles qui conservent le plus d'énergie, elles constitueront les multitrajets qui auront le plus d'impact sur la mesure de la pseudodistance. Ces réflexions répondant aux lois de l'optique géométrique, elles

sont faciles à modéliser et à simuler grâce à un algorithme de lancer de rayon tel qu'en utilise le logiciel SE-NAV.

3.2.2 La diffraction

Les phénomènes de diffraction se produisent lorsqu'une onde rencontre un obstacle avec une ouverture ou l'arête d'un obstacle. Les contours de l'ouverture, si celle-ci est du même ordre de grandeur ou inférieur à la longueur d'onde, diffusent l'onde de l'autre côté de l'obstacle. Les points d'une arête agissent de même en diffusant l'onde. La diffraction est le résultat de l'interférence des ondes diffusées par chaque point, considéré comme une source secondaire. Par la diffusion, une onde qui se propageait dans une direction unique avant l'interaction avec l'obstacle se propagera de manière sphérique après cette interaction. Ce changement de propagation entraîne une perte de puissance pour une direction donnée de réception. En contexte urbain, pour les signaux GNSS, les interactions donnant lieu à de la diffraction se produisent essentiellement sur les arêtes des bâtiments, et notamment sur le bord des toits. Un seul signal diffracté atteignant le récepteur aura peu d'impact sur la mesure du fait de sa faible puissance. Les signaux diffractés ne sont pourtant pas à négliger car ils sont très nombreux en environnement urbain. Leur accumulation, elle, aura un effet sensible sur la mesure de pseudodistance.

3.2.3 L'atténuation

Le troisième type d'interactions pouvant impacter les signaux GNSS reçus par le récepteur est l'atténuation. Certains obstacles, tels que des vitres ou des feuillages, peuvent être traversés par les signaux mais retiennent une partie de leur puissance. L'énergie perdue dépend notamment de l'épaisseur de l'obstacle par rapport à la longueur d'onde du signal. Plus l'obstacle est fin vis à vis de la longueur d'onde, moins l'atténuation sera importante.

La puissance du signal atteignant un récepteur GNSS joue un rôle important pour l'impact que ce signal aura sur la mesure de pseudodistance associée. Plus le signal en ligne directe sera atténué, plus les bruits et les multitrajets seront en proportion importants [Viandier 2008a]. Cela est mesuré par les rapports signal-sur-bruit (SNR) ou porteuse-sur-bruit (C/N_0). Un bon C/N_0 permettant de limiter l'impact des bruits sur la mesure sera d'au moins 30 à 35 dBHz [Misra 2004]. En dessous de ces valeurs, les mesures au niveau de l'étage de poursuite seront bien plus sensibles à l'action des bruits.

3.3 Reconstruction des signaux GNSS reçus à partir des simulations 3D

La reconstruction des signaux GNSS a pour objectif d'obtenir une estimation la plus réaliste possible des pseudodistances mesurées en prenant en compte les

différents phénomènes présentés précédemment. Le but de cette section est donc d'établir une méthode de reconstruction des signaux GNSS reçus à partir des informations fournies par le logiciel de simulation SE-NAV (voir section 2.3.2), afin d'obtenir une estimation du biais sur les mesures de pseudodistances.

Les informations dont nous disposons en sortie de SE-NAV sont :

- le nombre de multitrajets par satellite.
- le biais de chaque multitrajet par rapport à la distance géométrique entre le satellite et le récepteur.
- les types d'interactions subies par le multitrajet.
- les surfaces et/ou arêtes avec lesquelles le signal multitrajet a interagi.
- une estimation de la puissance du multitrajet par rapport à la puissance du signal direct.

Nous allons voir dans un premier temps comment fonctionne un étage de poursuite d'un récepteur GNSS afin de comprendre les mécanismes de mesure des pseudodistances et l'impact des multitrajets sur ceux-ci. Nous présenterons ensuite notre méthodologie pour estimer le biais sur les mesures à partir des informations de SE-NAV. Finalement, en comparant ces estimations à des données réelles, nous pourrions valider le réalisme des simulations de SE-NAV.

3.3.1 Étage de poursuite d'un récepteur GNSS : estimation des pseudodistances

Comme nous l'avons présenté à la section 1.2, l'étage de poursuite d'un récepteur GNSS a un but double : rester verrouillé sur les signaux détectés, et effectuer la mesure des pseudodistances. Nous verrons dans le chapitre 4 les problématiques propres au maintien du verrouillage de la boucle du code, le chapitre présent s'intéressant à la mesure de la pseudodistance.

Un étage de poursuite classique se présente comme sur le schéma 3.1, avec l'imbrication, pour chaque canal, d'une boucle de verrouillage sur la phase du code (Delay Lock Loop (DLL)) et d'une boucle de verrouillage sur la phase ou sur la fréquence de la porteuse (Phase Lock Loop (PLL) ou Frequency Lock Loop (FLL)) [Kaplan 2006]. Le signal en bande de base est d'abord recentré autour d'une fréquence nulle, grâce à une multiplication par une réplique locale de la porteuse mise à jour en fonction de la sortie de la boucle de la porteuse (PLL ou FLL). Ce signal recentré est ensuite multiplié par une réplique locale du code PRN (Pseudo Random Noise) spécifique au satellite émetteur. Le résultat est sommé pour obtenir le coefficient de corrélation. Trois coefficients de corrélation sont obtenus en utilisant des répliques du code légèrement en avance (Early) ou légèrement en retard (Late) [Braasch 1999]. Ces coefficients sont utilisés par les discriminateurs qui permettent d'estimer la phase du code du signal reçu, la phase de sa porteuse, ou encore la fréquence de sa porteuse. Ces estimations permettront au temps suivant de mettre à jour les générateurs des répliques locales, mais elles fournissent aussi les mesures en entrée de l'étage de navigation. Comme nous nous intéressons ici à l'impact des multitrajets sur le biais final sur la mesure de pseudodistance, nous

nous concentrerons sur le fonctionnement de la DLL.

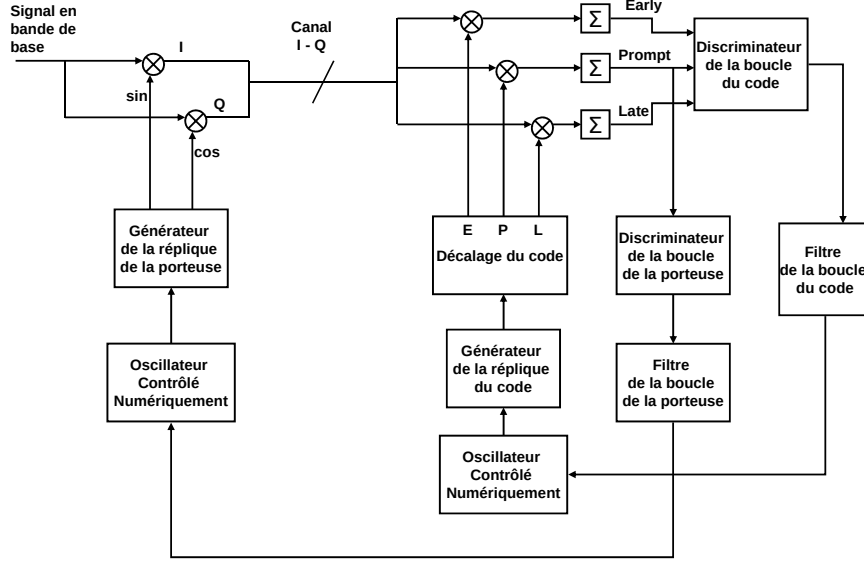


FIGURE 3.1 – Etage de poursuite d'un récepteur GNSS.

Grâce aux propriétés particulières des codes PRN, leurs fonctions d'auto-corrélation sont quasi nulles, hormis pour un décalage proche de 0 chip , comme le montre la figure 3.2. Entre -1 chip et 1 chip de décalage, elles prennent la forme d'un triangle tel que présenté sur la figure 3.3. Un chip correspond à un bit du code PRN et, pour les signaux GPS L1 C/A, leur durée est de $1/1023 \text{ ms}$ puisque le code PRN à une durée de 1 ms et se compose de 1023 chips . La fonction d'auto-corrélation d'un code C/A est périodique, de période 1023 chips , et peut s'écrire de manière théorique sous la forme :

$$R(\tau) = \begin{cases} \alpha(1 - |\tau - \tau_r|), & \forall \tau \in [\tau_r - 1; \tau_r + 1] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.1)$$

avec τ_r la phase (en chip) du code de référence et α un coefficient dépendant du nombre de point sur lequel est réalisé la somme.

Les sorties théoriques du corrélateur [Spilker 1996] sont :

$$I_d = \sqrt{2T \frac{C}{N_0}} \cos(\pi \Delta f T + \Delta \varphi) \text{sinc}(\pi \Delta f T) R(\tau + d)$$

$$Q_d = \sqrt{2T \frac{C}{N_0}} \sin(\pi \Delta f T + \Delta \varphi) \text{sinc}(\pi \Delta f T) R(\tau + d)$$

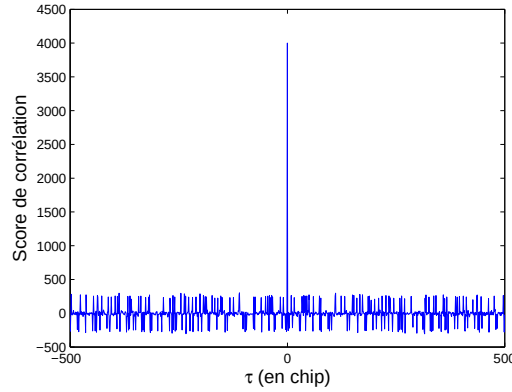


FIGURE 3.2 – Fonction d’auto-corrélation d’un code PRN GPS L1 C/A.

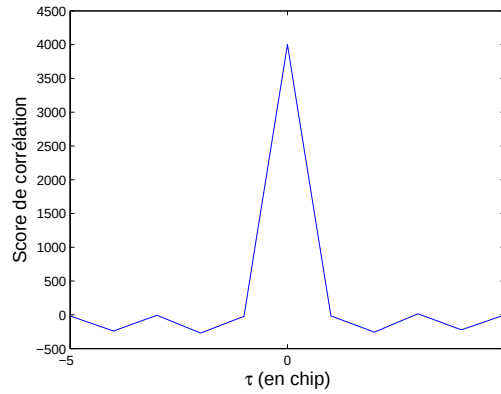


FIGURE 3.3 – Focus sur le pic d’auto-corrélation d’un code PRN GPS L1 C/A.

avec T le temps d’intégration cohérente (en s), C la puissance du signal reçu (en W), N_0 la densité spectrale du bruit reçu (en $W.Hz^{-1}$), Δf l’erreur en fréquence (en Hz), $\Delta\varphi$ l’erreur sur la phase (en rad), τ l’erreur sur le retard (en $chip$) et d le décalage du corrélateur (en $chip$). La sortie du corrélateur est complexe, I_d étant sa partie réelle et Q_d sa partie imaginaire.

Pour estimer le retard entre le signal reçu et la réplique locale du code, il faut ensuite utiliser une fonction discriminatrice, construite à partir des sorties des corrélateurs. Différents types de fonctions discriminatrices existent, et elles sont généralement classifiées en deux grandes familles. Les fonctions cohérentes préservent l’information de phase, ce qui n’est pas le cas pour les fonctions non-cohérentes. Ces dernières gagnent en robustesse ce qu’elles perdent en information.

Exemple de fonction cohérente : La plus simple des fonctions discriminatrices, en terme d’informations nécessaires, est une fonction cohérente. Elle se nomme

Early-Minus-Late, et se base uniquement sur la composante réelle du corrélateur.

$$\begin{aligned} D(\tau) &= I_E - I_L \\ &= \sqrt{2T \frac{C}{N_0}} \cos(\pi \Delta f T + \Delta \varphi) \operatorname{sinc}(\pi \Delta f T) 2\tau, \quad \forall \tau \in [\tau_r - 0, 5; \tau_r + 0, 5] \end{aligned}$$

avec $I_E = I_{-d}$, $I_L = I_d$ et $d > 0$.

Exemple de fonction non-cohérente : Une des fonctions non-cohérentes les plus classiques est celle appelée Early-Late normalized envelope. Elle permet d'obtenir directement τ si on prend $d = 0, 5$.

$$D(\tau) = \frac{\sqrt{I_E^2 + Q_E^2} - \sqrt{I_L^2 + Q_L^2}}{\sqrt{I_E^2 + Q_E^2} + \sqrt{I_L^2 + Q_L^2}} = 2\tau, \quad \forall \tau \in [\tau_r - 0, 5; \tau_r + 0, 5] \quad (3.2)$$

avec $I_E = I_{-0,5}$, $Q_E = Q_{-0,5}$, $I_L = I_{0,5}$ et $Q_L = Q_{0,5}$.

L'estimation du retard permet d'une part la mise à jour du générateur de la réplique locale du code (fonction de verrouillage), et d'autre part l'estimation de la pseudodistance (fonction de mesure). En effet, connaissant la phase du code du signal reçu, on peut connaître le temps de vol de ce signal, qui est directement relié à la distance parcourue (cf : chapitre 1).

3.3.2 Reconstruction de la fonction de corrélation et estimation du biais

Les pseudodistances mesurées par le récepteur peuvent être décomposées sous la forme :

$$\rho_m = \rho_{direct} + b_{MP} + n$$

avec ρ_{direct} la distance géométrique entre le récepteur et le satellite, b_{MP} le biais dû aux effets de toutes les répliques du signal reçues en ligne indirecte (les multitrajets), et n l'erreur additionnelle due au bruit thermique et aux autres sources de bruit non modélisées. Dans une situation de NLOS, b_{MP} peut être décomposé en :

$$b_{MP} = \rho_{NLOS} + b_{MPautres}$$

où ρ_{NLOS} désigne la distance supplémentaire parcourue par le plus puissant des signaux reçus par rapport à ρ_{direct} , et $b_{MPautres}$ désigne le biais dû aux effets cumulés de tous les autres multitrajets reçus moins puissants.

Dans le chapitre 2, nous nous sommes concentrés sur l'étude de ρ_{NLOS} et de sa caractérisation, en utilisant une approche uniquement géométrique. Ici, nous nous intéressons à l'estimation de b_{MP} .

Le calcul de b_{MP} requière à la fois des informations géométriques et les amplitudes des signaux. En effet, en utilisant l'approximation la plus pessimiste de

l'impact des multitrajets, la fonction de corrélation peut s'écrire [Braasch 1992] :

$$C(\tau) = \sum_{i=1}^m \alpha_i R(\tau - \delta\tau_i)$$

où $R(\tau)$ est la fonction d'auto-corrélation définie à l'équation (3.1), τ est le retard (théorique pour les situations NLOS) entre le code du signal direct et le code de la réplique locale, m est le nombre de répliques du signal reçues (signal en ligne directe compris), α_i est l'amplitude du $i^{\text{ème}}$ multitrajet relative à l'amplitude du signal direct, et $\delta\tau_i$ est le retard entre le code du $i^{\text{ème}}$ multitrajet et le code du signal direct. Si un signal direct est reçu, alors $i = 1$ correspond à ce signal, $\alpha_1 = 1$ et $\delta\tau_1 = 0$.

Les α_i peuvent être positives ou négatives, en fonction de la phase du signal multitrajet par rapport à celle du signal direct (ou du signal NLOS), au moment où le récepteur les reçoit. L'impact des signaux multitrajet n'est donc pas toujours constructif, il peut s'avérer destructif et engendrer un biais négatif. Cependant, c'est un aspect que nous ne pourrions pas prendre en compte par la suite. En effet, la phase d'un signal GNSS varie très rapidement en fonction de la distance parcourue par ce signal. Pour un signal GPS L1/CA, la longueur d'onde est d'environ 19cm. L'imprécision sur l'estimation de la position du récepteur, ainsi que sur la modélisation 3D des points de réflexion des signaux multitrajets, est souvent supérieure à cette valeur. On ne peut donc pas envisager une modélisation 3D réaliste des phases des multitrajets. Pour obtenir tout de même une estimation du biais, nous avons fait le choix de supposer tous les multitrajets modélisés comme étant constructifs (i.e. avec une amplitude positive). La comparaison entre les biais réellement mesurés et ceux modélisés nous permettra de déterminer si cette approximation nécessaire est valide ou non.

Les figures 3.4 et 3.5 montrent la forme théorique de la fonction d'auto-corrélation $R(\tau)$ et sa version bruitée $C(\tau)$ obtenue après la prise en compte de tous les multitrajets simulés par le logiciel SE-NAV (pour un satellite donné, à une position donnée), en utilisant les informations de retard et d'amplitude fournies par ce logiciel. Le cas d'un signal LOS bruité par des multitrajets est représenté à la figure 3.4. La figure 3.5 présente le cas d'un signal NLOS bruité, ce qui explique que la courbe bleue ait une amplitude plus faible que la courbe rouge.

Afin de calculer le biais dû aux multitrajets, nous avons besoin de connaître la fonction discriminatrice utilisée par le récepteur. En effet, chaque fonction discriminatrice présente une sensibilité différente aux multitrajets, certaines étant spécifiquement conçues pour réduire l'impact des multitrajets sur la mesure de la pseudodistance. Cependant, il n'est généralement pas possible de connaître la fonction discriminatrice utilisée par un récepteur car le fabricant ne fournit pas cette information. Nous avons donc décidé d'utiliser une fonction discriminatrice simple dans un but de généralisation, et non-cohérente car l'information de phase ne nous intéresse pas pour l'instant. Notre choix s'est porté sur le discriminateur non-cohérent typique présenté à l'équation (3.2). Il est à noter que nous ne cherchons pas à atténuer l'effet des multitrajets à ce stade de notre travail, puisque

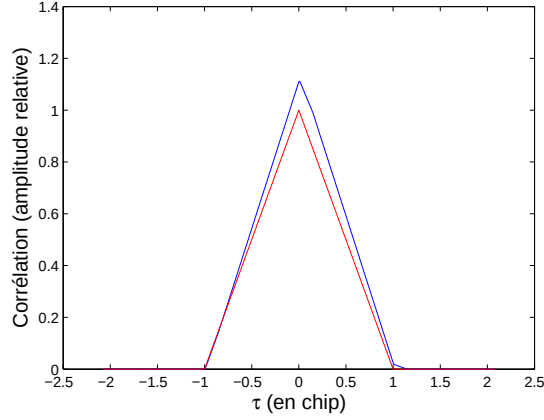


FIGURE 3.4 – Fonction d’auto-corrélation bruitée : cas LOS. En rouge : version non bruitée. En bleu : version bruitée.

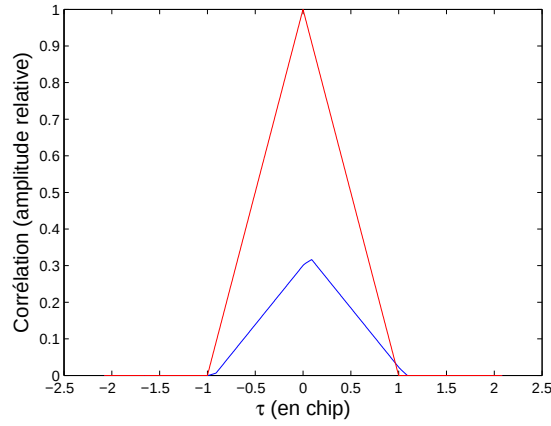


FIGURE 3.5 – Fonction d’auto-corrélation bruitée : cas NLOS. En rouge : version non bruitée. En bleu : version bruitée.

notre but est de comparer les biais réels avec les biais simulés. C’est pourquoi nous avons choisi une valeur d’un demi chip pour d (voir équation (3.2)), qui rend le discriminateur sensible aux multitrajets [Van Dierendonck 1992].

Dans le cas idéal où la fonction de corrélation n’est pas bruitée, nous avons vu que l’on peut écrire $D(\tau) = 2\tau$ (sur sa région linéaire). Cependant, la présence de multitrajets ou d’une situation NLOS va impacter la valeur en sortie de fonction discriminatrice. Nous obtiendrons donc $D'(\tau) = 2\tau + b_\tau$ (toujours sur sa région linéaire), avec b_τ l’erreur sur l’estimation de 2τ . Elle est reliée à b_{MP} par :

$$b_{MP} = \frac{1}{2} \frac{b_\tau}{c} \quad (3.3)$$

avec c la vitesse de la lumière.

A cause de la normalisation effectuée dans la fonction discriminatrice que nous

utilisons, $D'(\tau)$ n'est pas linéaire en fonction des $\delta\tau_i$ et, en conséquence, b_{MP} ne peut pas être exprimé par une équation simple dépendant de ces paramètres. Nous proposons donc de calculer $D'(\tau)$ en utilisant l'équation (3.2) avec les sorties de corrélateurs bruitées. Puis b_{MP} sera obtenu par :

$$b_{MP} = f(\tau) = \frac{1}{2} \frac{D'(\tau) - 2\tau}{c} \quad (3.4)$$

Les figures 3.6 et 3.7 montrent la fonction $f(\tau)$ pour les mêmes simulations respectivement qu'aux figures 3.4 et 3.5 (sur la région linéaire de $D'(\tau)$).

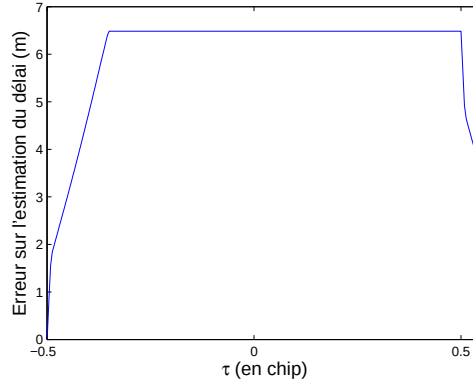


FIGURE 3.6 – Erreur sur l'estimation du retard en sortie du discriminateur : cas LOS.

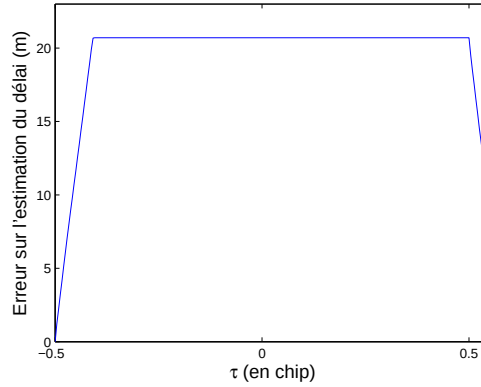


FIGURE 3.7 – Erreur sur l'estimation du retard en sortie du discriminateur : cas NLOS.

On constate que $f(\tau)$ n'est pas une fonction constante. Pour connaître b_{MP} , il nous faudrait donc connaître à quel τ nous devons regarder la valeur de $f(\tau)$. Or, en situation réelle, nous ne connaissons pas τ , mais seulement $2\tau + b_\tau$ grâce au calcul de $D'(\tau)$. En conséquence, il ne nous est pas possible de déterminer la valeur exacte de b_{MP} . Puisque, pour comparaison avec nos mesures réelles, nous

avons besoin d'une valeur unique pour b_{MP} , et non d'une fonction dépendant de τ , nous retiendrons la valeur moyenne de $f(\tau)$ comme estimation du biais $b_{MP,estime}$ dû aux multitrajets :

$$b_{MP,estime} = \int_{-0.5}^{0.5} f(\tau) d\tau, \quad (3.5)$$

τ étant exprimé en *chip*.

3.3.3 Validation par comparaison avec des mesures réelles

Un logiciel de simulation ne peut pas établir une reconstruction parfaite des signaux réels reçus, pour plusieurs raisons. La principale raison est la haute variabilité de l'environnement de réception, alors que la carte 3D capture seulement une image statique : les bâtiments et la végétation. Les objets mobiles présents dans la scène, notamment les véhicules, ne peuvent pas être modélisés puisqu'ils changent au fil du temps. Le feuillage de la végétation évolue durant l'année, et même les caractéristiques de surface des bâtiments peuvent changer, par exemple lorsqu'un volet est ouvert ou fermé. Une autre limite réside dans le degré de précision de la carte 3D. Les bâtiments peuvent être modélisés précisément grâce à une campagne de mesure, menée par exemple avec des imageurs laser 3D. Cependant, modéliser la géométrie des toits est plus compliqué alors que ce sont des éléments clés pour le calcul des interactions environnement/signaux, notamment pour les effets de diffraction. Une dernière contrainte pour une simulation réaliste est la complexité de la propagation d'un signal électromagnétique. Tous les effets physiques ne peuvent pas être modélisés si nous voulons garder un temps de calcul raisonnable. Pour toutes ces raisons, les simulations réalisées avec un logiciel tel que SE-NAV ne peuvent être que des approximations. Le réalisme de ces approximations doit être vérifié avant de pouvoir les utiliser dans un algorithme de navigation appliqué sur données réelles.

Pour effectuer cette étude, nous utilisons deux jeux de données enregistrés dans le centre-ville de Toulouse, autour de la place du Capitole pour laquelle nous disposons d'une carte 3D. Une propriété essentielle de ces deux campagnes de mesure est la disponibilité d'une trajectoire de référence hautement précise. Cette trajectoire est établie en post-traitement grâce au logiciel GraphNav/InertialExplore 8.20 de Novatel. Elle est obtenue par hybridation serrée DGPS/IMU. La trajectoire de référence est utilisée pour calculer les pseudodistances réelles, corrigées des effets tels que la rotation de la Terre et les délais atmosphériques. Une comparaison entre les pseudodistances réelles et celles mesurées nous permet de déterminer le biais sur chaque mesure. En environnement urbain, ce biais est principalement dû aux multitrajets.

Dans le but de valider le réalisme et la précision des simulations de SE-NAV, nous comparons les biais sur les mesures réelles et ceux simulés par SE-NAV. Les biais simulés par SE-NAV sont calculés comme expliqué à la section 3.3.2, à partir des signaux simulés par SE-NAV le long de la trajectoire de référence, aux instants correspondant aux mesures réelles.

3.3.3.1 Comparaison avec des mesures effectuées par un récepteur Novatel

Une première campagne a été réalisée avec un récepteur Novatel, pour un signal GPS L1. Ce récepteur précis délivre des pseudodistances où l'impact des multitrajets est limité. Il ne sélectionne aussi que les pseudodistances ayant un fort C/N_0 , au minimum de 25 dBHz et généralement supérieur à 30 dBHz . Les spécifications de l'étage de poursuite de ce récepteur nous étant cependant inconnues, nous utiliserons pour simuler les biais sur les pseudodistances la fonction de corrélation et le discriminateur présentés à la section 3.3.2. On peut donc s'attendre à ce que les biais simulés soient plus importants que les biais mesurés, étant donné qu'ils seront plus sensibles aux effets des multitrajets.

La trajectoire réalisée durant cette campagne de mesure démarre en environnement contraint dans une rue, se poursuit sur la place du Capitole en environnement plus ouvert, et se termine à nouveau dans une rue en environnement contraint. Ces différentes configurations de réception ont un impact visible sur la figure 3.8, qui montre les biais mesurés. Le biais représenté en rose est utilisé comme biais de référence pour corriger le biais d'horloge sur les autres mesures. Il est donc considéré comme étant principalement dû à ce biais d'horloge, et non aux multitrajets. Cette hypothèse est valide sachant qu'il correspond aux mesures pour le satellite 13, qui est le plus proche du zénith durant notre campagne de mesure comme le montre la figure 3.9. Les autres biais sont corrigés du biais d'horloge. On peut constater que les biais les plus importants et présentant le plus de variabilité sont présents uniquement au début et à la fin de la trajectoire.

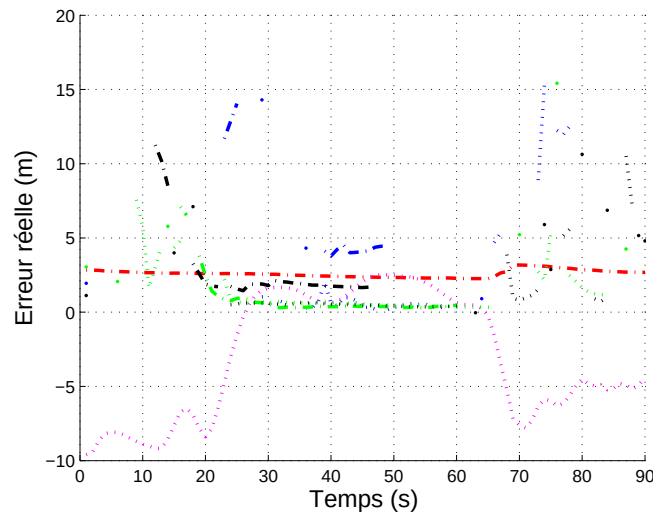


FIGURE 3.8 – Biais mesurés sur les pseudodistances, pour le récepteur Novatel. Chaque couleur représente un satellite différent.

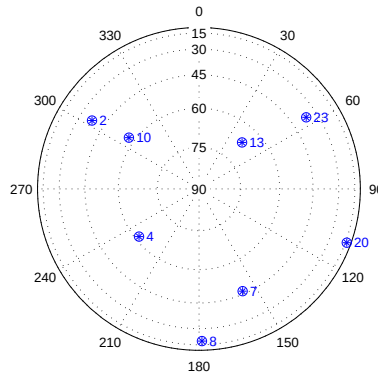


FIGURE 3.9 – Position des satellites lors de la campagne de mesure avec le récepteur Novatel.

Les figures 3.10 présentent les biais réels sur les pseudodistance et les biais prédits grâce aux informations provenant de SE-NAV pour différents satellites. On peut constater que, comme attendu, les biais prédits sont en majorité plus élevés que les biais réels.

Les figures 3.11, pour chaque satellite séparément, et 3.12, réunissant tous les satellites, représentent des boîtes de Tukey (ou boîtes à moustache). Celles-ci synthétisent la distribution des différences entre les erreurs prédites et celles réelles. Les lignes rouges des boîtes de Tukey correspondent à la médiane des échantillons. Les boîtes bleues ont leurs limites au premier et au dernier quartiles. Les quartiles d'un jeu de données sont les trois éléments qui divise ce jeu de données en quatre groupes égaux, chacun de ces groupes contenant un quart des éléments du jeu de données. La valeur de l'écart l'interquartile est égale à la différence entre le premier et le troisième quartiles. Les outliers (indiqués par des croix bleues) sont les éléments inférieurs au premier quartile moins l'écart interquartile, ou supérieurs au troisième quartile plus l'écart interquartile. Les boîtes de Tukey représentées sur les figures 3.11 et 3.12 se placent globalement au-dessus de zéro, ce qui correspond à une surestimation des biais.

La surestimation des biais lors de la prédiction se retrouve à la figure 3.13, où les erreurs réelles sont affichées en fonction des erreurs prédites. On peut voir que la majorité des points se situent en dessous de la bissectrice $x = y$, représentée par la ligne rouge, c'est à dire que l'erreur réelle est plus faible que l'erreur prédite.

Une surestimation de l'erreur n'est pas gênante pour une utilisation statistique de cette information, car elle permet une surestimation de la variance de l'erreur sur les mesures. Cette surestimation de la variance l'erreur permet d'être certain de respecter l'exigence d'intégrité de la solution de navigation. Néanmoins, pour corriger directement les mesures à partir des biais estimés, nous avons besoin d'une estimation au plus proche du biais réel afin de ne pas le sur-corriger, ce qui serait néfaste

pour le calcul de position. En effet, une sur-correction reviendrait à introduire un nouveau biais sur la mesure. Pour avoir une amélioration de la mesure, il faut que l'erreur commise lors de la prédiction du biais soit inférieure au biais initial sur la mesure. En d'autres termes, il faut la valeur du biais prédit soit comprise entre 0 et deux fois le biais initial, sinon la correction engendrera un biais final supérieur au biais initial.

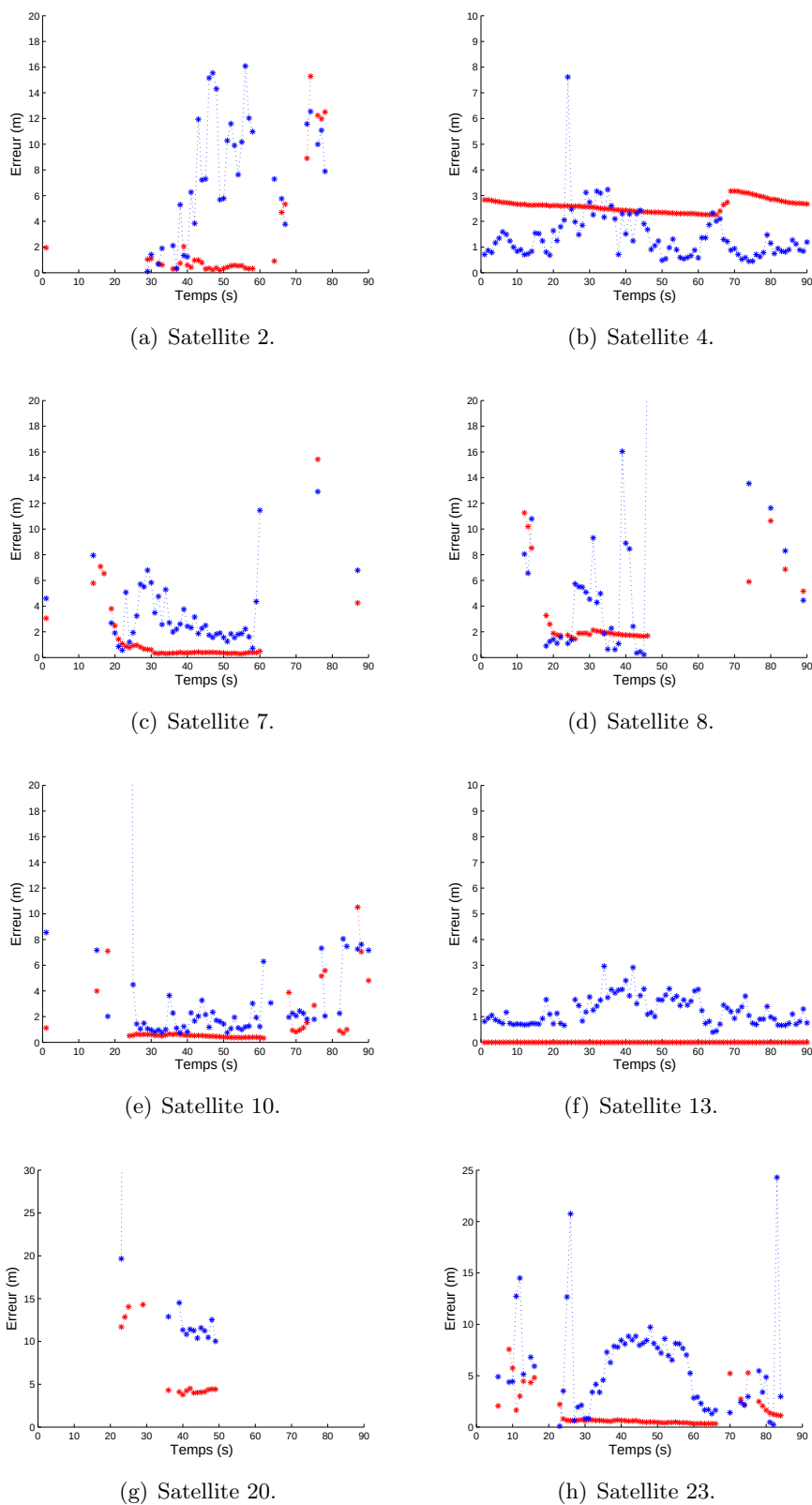


FIGURE 3.10 – Biais sur les pseudodistances, mesurés et prédits, pour un récepteur Novatel. En rouge : biais réels. En bleu : biais prédits.

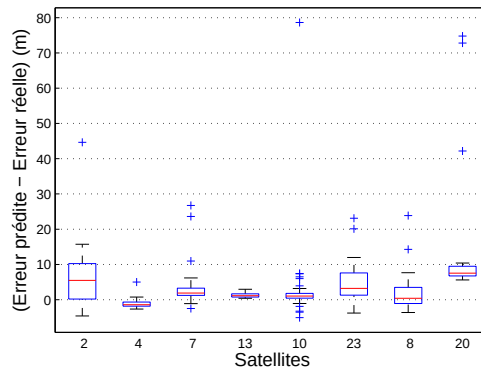


FIGURE 3.11 – Distribution des différences biais mesuré/biais estimé, pour chaque satellite visible, pour le récepteur Novatel.

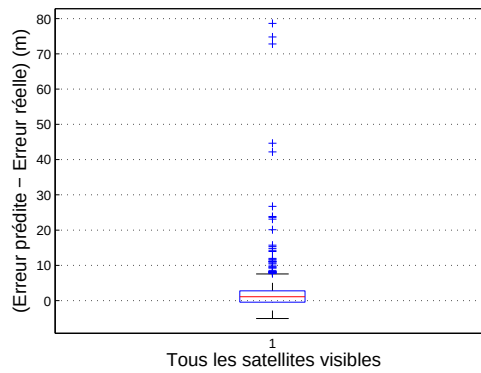


FIGURE 3.12 – Distribution des différences biais mesuré/biais estimé, pour tous les satellites visibles, pour le récepteur Novatel.

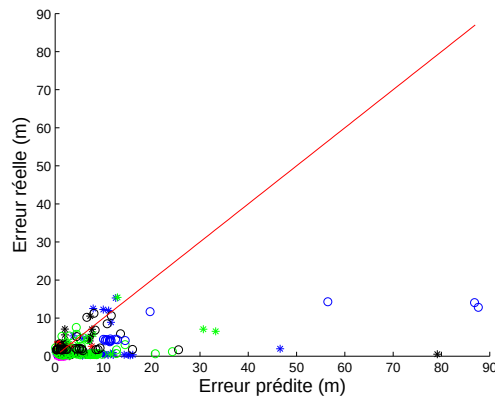


FIGURE 3.13 – Biais mesurés en fonction des biais estimés, pour tous les satellites visibles, pour le récepteur Novatel.

3.3.3.2 Comparaison avec des mesures effectuées par un récepteur Ublox

La deuxième campagne a été réalisée avec un récepteur Ublox, pour un signal GPS L1. Ce récepteur ne rejette pas les mesures ayant un faible C/N_0 et utilise un algorithme de poursuite classique, bien que les spécifications exactes de l'étage de poursuite de ce récepteur nous soient inconnues.

La trajectoire réalisée durant cette campagne de mesure suit un scénario similaire à celle de la campagne précédente. Elle démarre en environnement contraint, se poursuit sur la place du Capitole, et se termine à nouveau dans une rue. Ces différentes configurations de réception ont un impact visible sur la figure 3.15, qui montre les biais mesurés. Les pseudodistances sont majoritairement plus bruitées en environnement urbain contraint, mais les biais les plus importants apparaissent en environnement urbain ouvert. En effet, l'environnement urbain ouvert, s'il est plus favorable au LOS, permet aussi de grands multitrajets. Dans le cas de la place du Capitole, il s'agit de signaux réfléchis sur une des façades délimitant l'espace ouvert et atteignant donc le récepteur avec un biais pouvant atteindre deux fois la largeur de la place. On peut constater sur la figure 3.14 que la plupart des satellites se trouvent bas sur l'horizon, situation qui favorise les multitrajets. Cette campagne présente donc plusieurs points très intéressants pour une comparaison avec les simulations de SE-NAV.

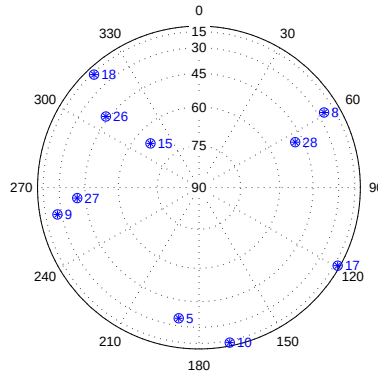


FIGURE 3.14 – Position des satellites lors de la campagne de mesure avec le récepteur Ublox.

Les figures 3.16 et 3.17 montrent que les biais prédits suivent globalement bien les biais mesurés. Les figures 3.18 et 3.19 indiquent en outre que les différences entre erreurs prédites et erreurs réelles se répartissent autour de zéro, avec plus de la moitié d'entre elles inférieure à 10 m. Les satellites dont les différences présentent le plus de dispersion (satellites n°8, n°9, n°17 et n°18) font partie des plus proches de l'horizon comme on peut le voir sur la figure 3.14. La difficulté de modélisation des interactions signaux/toitures peut expliquer ces écarts. On peut toutefois constater sur la figure 3.17(d) pour le satellite n°17, pourtant très bas sur l'horizon, que les

prédictions de SE-NAV suivent correctement l'évolution des biais les plus importants.

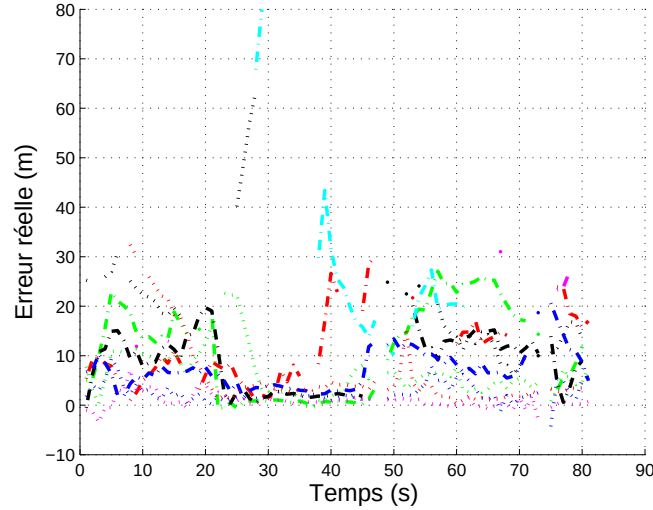


FIGURE 3.15 – Biais mesurés sur les pseudodistances, pour le récepteur Ublox. Chaque couleur représente un satellite différent.

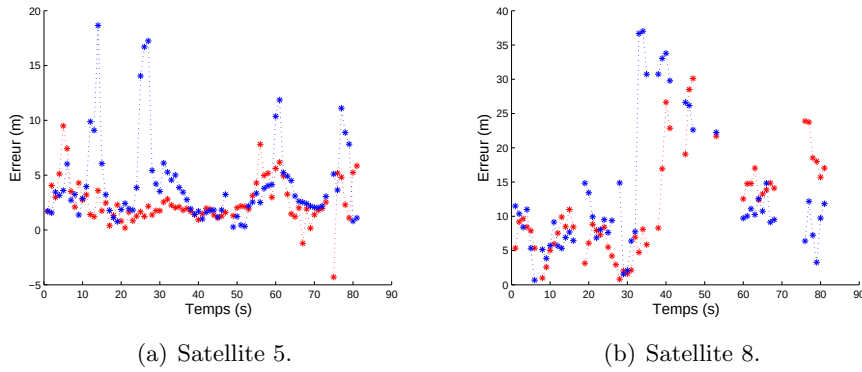
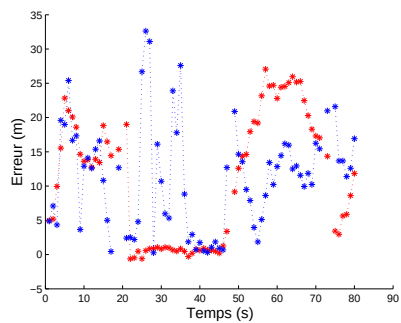


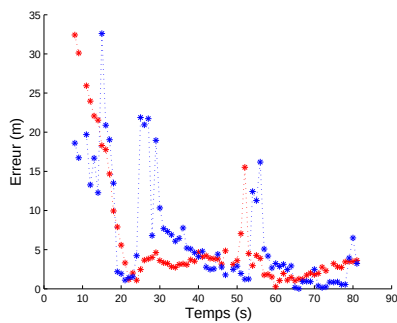
FIGURE 3.16 – Biais sur les pseudodistances, mesurés et prédits, pour un récepteur Ublox. En rouge : biais réels. En bleu : biais prédits.

Le satellite n°24, présent à la figure 3.18, n'est pas présenté parmi les figures ?? car il était visible trop peu de temps pour être significatif.

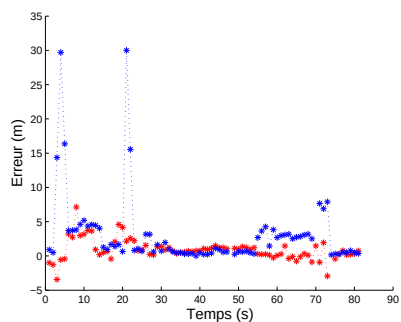
La figure 3.20 montre bien la répartition de la majorité des points autour de la bissectrice $x = y$ représentée par la ligne rouge, ce qui signifie que les erreurs prédites sont proches des erreurs mesurées.



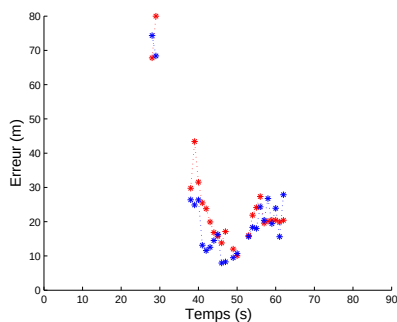
(a) Satellite 9.



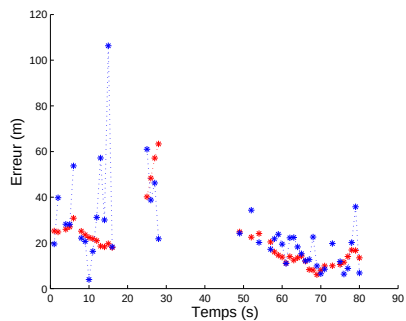
(b) Satellite 10.



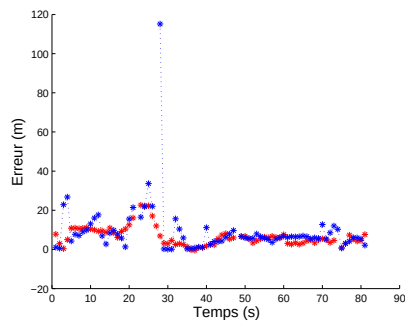
(c) Satellite 15.



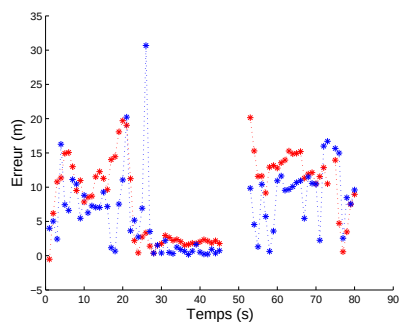
(d) Satellite 17.



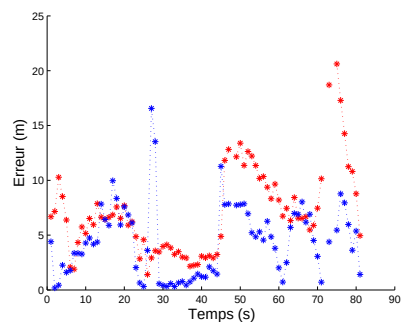
(e) Satellite 18.



(f) Satellite 26.



(g) Satellite 27.



(h) Satellite 28.

FIGURE 3.17 – Biais sur les pseudodistances, mesurés et prédits, pour un récepteur Ublox. En rouge : biais réels. En bleu : biais prédits.

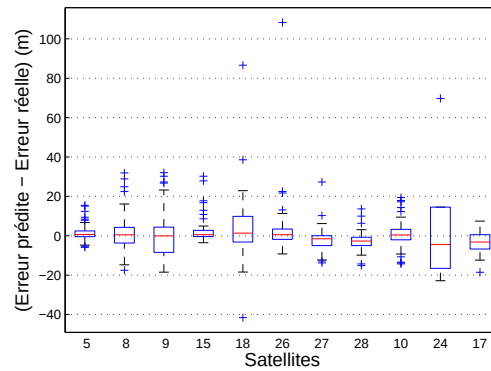


FIGURE 3.18 – Distribution des différences biais mesuré/biais estimé, pour chaque satellite visible, pour le récepteur Ublox.

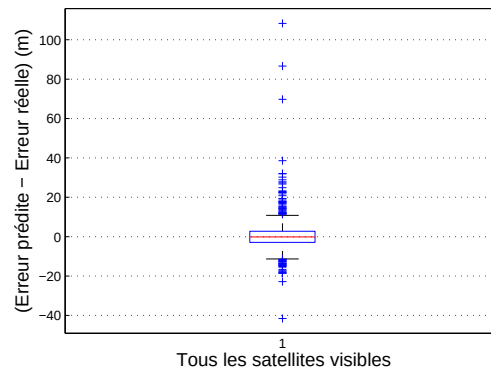


FIGURE 3.19 – Distribution des différences biais mesuré/biais estimé, pour tous les satellites visibles, pour le récepteur Ublox.

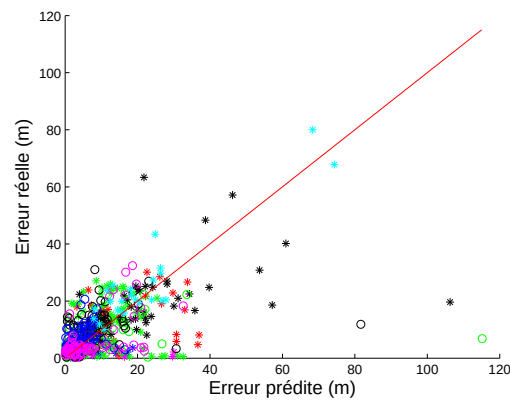


FIGURE 3.20 – Biais mesurés en fonction des biais estimés, pour tous les satellites visibles, pour le récepteur Ublox.

3.3.3.3 Conclusion sur le réalisme des simulations de SE-NAV

Les résultats précédents peuvent être synthétisés par les statistiques présentées dans le tableau 3.1. Ce que nous nommons "biais final" correspond au biais obtenu en soustrayant le biais prédit au biais mesuré. Dans le but d'utiliser les informations 3D pour améliorer la précision d'un algorithme de navigation, ce qui nous intéresse est d'obtenir un biais final inférieur (en valeur absolue) au biais mesuré, i.e. une mesure corrigée moins biaisée que la mesure d'origine. Il s'agit de la première statistique présentée dans le tableau, en pourcentage de points pour lesquels c'est le cas. Afin d'évaluer la précision des prédictions, nous avons aussi calculer le pourcentage de points pour lesquels le biais final est au moins deux fois plus petit que le biais mesuré. La position estimée par un algorithme de navigation n'étant jamais exactement la position réelle du récepteur, nous avons aussi testé la robustesse des prédictions de SE-NAV face à des erreurs en position. Pour cela, nous avons ajouté aux positions de la trajectoire de référence des bruits blancs compris entre $[-4m ; +4m]$ et $[-8m ; +8m]$.

TABLE 3.1 – Précision des biais prédits grâce à SE-NAV, pour différents bruits sur les positions.

		Récepteur Novatel	Récepteur Ublox
$\frac{ \text{Biais final} }{ \text{Biais mesuré} } < 1$ (%)	Pas de bruit sur la position	54,73	76,52
	Bruit sur la position entre $[-4m ; +4m]$	52,92	75,84
	Bruit sur la position entre $[-8m ; +8m]$	49,55	72,2
$\frac{ \text{Biais final} }{ \text{Biais mesuré} } < 0,5$ (%)	Pas de bruit sur la position	31,87	49,24
	Bruit sur la position entre $[-4m ; +4m]$	30,15	43
	Bruit sur la position entre $[-8m ; +8m]$	26,61	35,57

Les résultats obtenus confirment en premier lieu que notre algorithme est plus adapté pour prédire les biais mesurés par un récepteur de type commercial tel le récepteur Ublox, plutôt que ceux mesurés par un récepteur de qualité tel le récepteur Novatel. Le pourcentage de cas où l'utilisation des prédictions serait utile pour améliorer les mesures n'est en effet que d'environ 50% pour le récepteur Novatel,

alors qu'il est d'environ 75% pour le récepteur Ublox. De plus, il n'y a qu'environ 30% des cas pour lesquels l'erreur finale sera divisée au moins par deux pour le Novatel, alors que ce pourcentage est d'environ 40% pour le Ublox. Ces résultats montrent aussi une bonne robustesse des prédictions aux erreurs en position puisque le pourcentage des cas avec un biais final plus faible que le biais mesuré ne diminue que de 5% entre la situation sans bruit et la situation la plus bruitée.

Nous pouvons donc conclure que les biais prédits grâce aux simulations de SE-NAV sont statistiquement proches des biais mesurés par un récepteur de type commercial tel le récepteur Ublox. De plus, la prédiction des biais présente une bonne robustesse aux erreurs en position, ce qui est une caractéristique essentielle à son utilisation dans un algorithme de navigation.

Ces expérimentations réalisées avec deux récepteurs différents du commerce ont permis de mettre en évidence le réalisme des signaux simulés par SE-NAV. Forts de cette constatation, il nous est possible à ce stade d'envisager l'utilisation des informations en provenance du modèle 3D à l'intérieur d'un algorithme de navigation traitant des données réelles. Afin de valider l'intérêt d'une telle approche, nous allons comparer ses résultats à ceux obtenus par d'autres méthodes de navigation.

3.4 Comparaison entre différentes approches pour la navigation en présence de multitrajets

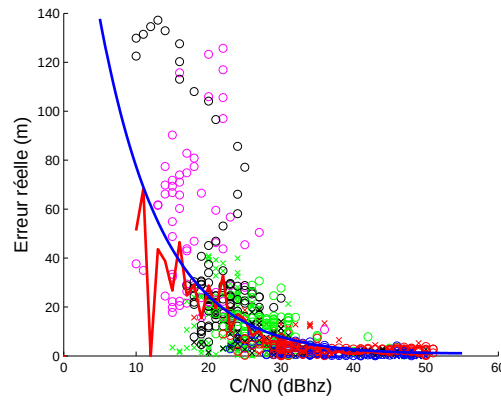
Le but de cette partie est de comparer deux approches d'amélioration d'un filtre de Kalman étendu classique : une approche statistique et une approche déterministe. La première, appelée modèle sigma- ϵ , appartient aux méthodes statistiques classiques pour améliorer la précision d'un EKF pour la navigation GNSS. Elle consiste à adapter la matrice de covariance du bruit R pour qu'elle varie en fonction de la qualité des signaux reçus, déterminée en fonction de leur C/N_0 . La deuxième méthode, déterministe, utilise les informations en provenance du modèle 3D pour corriger les biais dus aux multitrajets et adapter la matrice R . Plus généraliste que celle proposée au chapitre 2, elle permet de corriger aussi bien les biais dus aux signaux NLOS que les biais sur les signaux LOS dus aux multitrajets. Elle ne modélise toutefois pas le trajet géométrique des signaux NLOS. Une troisième méthode consistera à fusionner les deux approches pour tirer le meilleur parti de chacune d'elles.

Ces trois méthodes seront comparées aux résultats d'un EKF pour déterminer leurs avantages et leurs inconvénients.

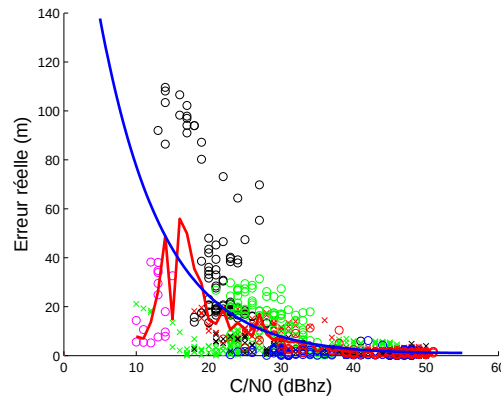
3.4.1 Navigation adaptative fondée sur le modèle sigma- ϵ pour l'estimation de la variance

Pour fonctionner dans de bonnes conditions, un EKF a besoin que sa matrice de covariance du bruit R contienne des valeurs de variances les plus proches possible de la réalité. Dans une approche classique et simple, une valeur de variance du bruit de

mesure est établie empiriquement pour tous les satellites à la fois, pour un récepteur donné et pour un scénario de réception générique. Cependant, la variance du bruit de mesure dépend fortement du contexte dans lequel se trouve le récepteur. La variance est faible en milieu ouvert, alors qu'elle augmente notablement en milieu contraint. De plus, la variance du bruit de mesure de chaque satellite change en fonction de la situation de réception de chacun des signaux. Cela signifie qu'à un instant donné, les variances sont différentes d'un satellite à l'autre, mais aussi qu'elles pourront être différentes d'un instant à l'autre.



(a) Premier passage sur le Capitole.



(b) Deuxième passage sur le Capitole.

FIGURE 3.21 – Biais mesurés en fonction du C/N_0 , pour le récepteur Ublox. Bleu $\times$: sat n°15; rouge $\times$: sat n°26; vert $\times$: sat n°28; noir $\times$: sat n°17; bleu $\circ$: sat n°24; rouge $\circ$: sat n°12; magenta $\circ$: sat n°9; noir $\circ$: sat n°22; vert $\circ$: sat n°18.

Pour améliorer les performances d'un EKF, une approche possible consiste à adapter les valeurs des variances des bruits de mesure au fil du temps, afin qu'elles restent au plus proche de la réalité. Ainsi, le filtre de navigation possède une information plus précise pour accorder le bon niveau de confiance à chaque mesure. Toute la difficulté réside dans l'estimation des variances au fil du temps. Les infor-

mations dont dispose le récepteur en temps réel sont en nombre restreint. Hartinger et Brunner [Hartinger 1999] ont développé un modèle reliant le rapport de densité porteuse-sur-bruit (C/N_0) d'une mesure à sa variance, pour l'observation de la phase de la porteuse GPS et des récepteurs géodésiques. Ce modèle de variance sigma- ϵ a été repris et adapté par Wieser [Wieser 2005] pour l'observation des pseudodistances et la navigation GPS.

Le modèle sigma- ϵ est fondé sur l'équation :

$$\sigma_k^2 = \sigma_{\epsilon,k}^2 = A.10^{\frac{-C/N_0^k}{10}} \quad (3.6)$$

avec σ_k^2 la variance de la $k^{\text{ème}}$ mesure, et C/N_0^k son ratio de densité porteuse-sur-bruit. Le paramètre A dépend essentiellement du récepteur et de son antenne, ce qui signifie qu'il peut être calculé une seule fois pour un matériel donné.

Pour notre récepteur Ublox, nous avons utilisé les jeux de données mesurés autour de la place du Capitole (voir section 3.4.4) pour estimer C. Pour cela, nous avons ajusté la courbe obtenue avec le modèle sigma- ϵ pour l'écart-type ($\sigma_k = \sqrt{C.10^{\frac{-C/N_0^k}{10}}}$), en bleu sur les figures 3.21, aux écarts-types des biais mesurés en fonction du C/N_0 , représentés par les courbes en rouge. La valeur retenue pour le paramètre est :

$$C = 60000 \text{ m}^2 \text{ Hz} \quad (3.7)$$

Chaque combinaison symbole-couleur sur les figures 3.21 représente les données pour un satellite différent.

Dans un filtre de Kalman utilisant le modèle sigma- ϵ , la matrice R , que l'on approxime diagonale, est établie et recalculée grâce à l'équation (3.6) à chaque fois que de nouvelles mesures sont disponibles.

3.4.2 Navigation aidée par un modèle 3D

Dans l'approche présentée au paragraphe précédent, l'utilisation de l'information de C/N_0 permet une adaptation de la variance du bruit de mesure en temps réel et pour chaque mesure de pseudodistance séparément. Cependant, comme on peut le voir sur les figures 3.21, certaines données ne suivent pas la courbe établie par le modèle sigma- ϵ . Cela peut amener le filtre de navigation à sous-estimer le bruit sur certaines mesures, ou au contraire à négliger d'autres mesures pourtant de qualité. Cette déviation s'explique en partie par le fait que le modèle sigma- ϵ a été établi pour prendre en compte les erreurs dues au phénomène d'atténuation, mais pas celles dues aux multitrajets.

Les résultats de la section 3.3 ont démontré les bonnes performances d'un modèle 3D pour prédire les biais sur les mesures de pseudodistances en environnement urbain, dans le cas d'un récepteur de type commercial (récepteur Ublox). Nous proposons donc ici une nouvelle approche pour aider un filtre de Kalman dédié à la navigation GNSS en environnement urbain, qui se décompose en deux actions :

- correction des biais estimés sur les mesures.

– adaptation de la matrice R .

La position prédite *a priori* par l'EKF est envoyée au logiciel SE-NAV, avec les positions calculées des satellites à l'instant étudié. Les informations retournées par SE-NAV sont utilisées pour calculer une estimation des biais de chaque mesure, selon la méthode détaillée à la section 3.3.2. Ces biais sont alors retranchés aux mesures de pseudodistances. Leur valeur est aussi utilisée pour adapter les variances de la matrice R selon la formule :

$$\sigma_k^2 = (\sigma_{fixe} + b_k)^2 \quad (3.8)$$

avec σ_k^2 la variance pour la $k^{ème}$ mesure, σ_{fixe} une estimation de l'écart-type du bruit sur les mesures dû aux facteurs autres que les multitrajets, et b_k le biais estimé grâce au modèle 3D pour la $k^{ème}$ mesure. Les résultats de la section 3.3 ont montré que la prédiction du biais dû aux multitrajets par le modèle 3D n'est pas sûre à 100%. C'est pourquoi il est préférable d'insérer la valeur du biais estimé dans le calcul de la variance du bruit sur les mesures. Nous indiquons ainsi au filtre de Kalman que nous ne sommes pas certains de la correction apportée sur la mesure, en prenant la valeur complète de cette correction par précaution.

L'adaptation de la matrice R , en plus de la suppression des biais estimés sur les mesures, permet une meilleure robustification du filtre de Kalman.

Nous ne reprenons pas le modèle de mesure et sa Jacobienne développés à la section 2.3.3, car leur application n'est pas pertinente sur les données réelles dont nous disposons. En effet, les canyons urbains comme ceux qu'on trouve sur Toulouse, créés par des rues très étroites mais avec des bâtiments peu élevés, réduisent fortement la visibilité des satellites mais ne donnent pas naissance à des signaux NLOS ayant un très fort biais. Pour qu'il soit pertinent d'appliquer ce modèle de mesure, il faudrait que les signaux NLOS atteignant le récepteur présentent un biais significatif, de plusieurs dizaines à quelques centaines de mètres. De plus, pour qu'il soit nécessaire d'utiliser les signaux NLOS plutôt que de les supprimer, il faut se trouver dans une configuration où les mesures sont très peu nombreuses. La combinaison de ces deux aspects ne se trouve que dans des canyons urbains de type "city". Il faudrait disposer d'une carte 3D et d'une campagne de mesure dans un environnement tel que Manhattan afin de valider les performances de notre approche d'utilisation constructive des signaux NLOS sur données réelles.

Le filtre EKF 3D que nous développons ici utilise donc les prédictions 3D des biais pour corriger les mesures et adapter la matrice de covariance du bruit de mesure, mais ne modifie par la matrice Jacobienne du modèle de mesure. Il est à noter toutefois qu'il corrige lui aussi le biais des NLOS grâce aux prédictions 3D. La différence avec le 3D AEKF du chapitre 2 réside dans le fait qu'il ne tient pas compte de l'évolution de ce biais dans l'espace. Pour des biais de faible amplitude, comme ceux présents dans notre carte 3D, cela n'est pas rédhibitoire.

3.4.3 Navigation combinée modèle 3D/modèle sigma- ϵ

Nous proposons enfin une approche de navigation qui combine les avantages des deux méthodes précédentes. Elle corrige d'une part sur les mesures les biais estimés grâce au modèle 3D. D'autre part, elle calcule la variance des bruits de mesure selon l'équation :

$$\sigma_k^2 = (\sigma_{\epsilon,k} + b_k)^2 \quad (3.9)$$

avec $\sigma_{\epsilon,k}$ calculé selon l'équation (3.6) et b_k le biais estimé grâce au modèle 3D.

3.4.4 Résultats comparatifs entre les différentes approches

Pour réaliser notre étude comparative, nous disposons des pseudodistances mesurées le long de deux trajectoires autour de la place du Capitole, lors d'une campagne de mesure réalisée par notre équipe. Le récepteur utilisé pour les mesures est un récepteur Ublox tel que présenté à la section 3.3.3.2, et nous nous intéressons uniquement aux pseudodistances et aux valeurs de C/N_0 des signaux GPS L1. Nous disposons aussi de la trajectoire de référence établie par le même système que présenté à la section 3.3.3.

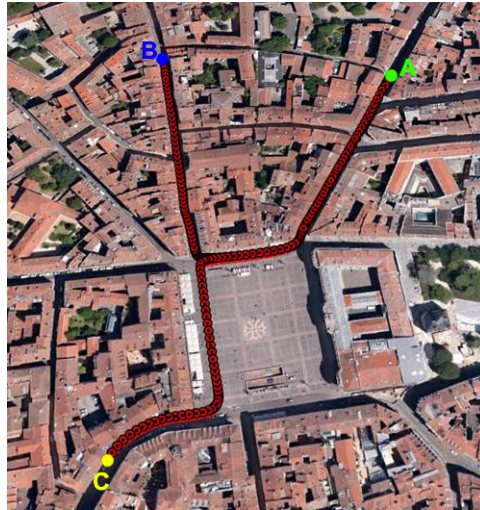
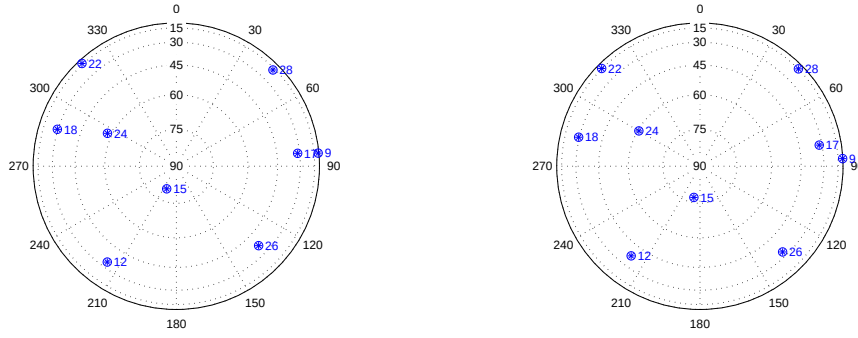


FIGURE 3.22 – Trajectoires effectuées lors de la campagne de mesure en centre-ville de Toulouse.

Les trajectoires suivies lors de notre campagne de mesure sont présentées sur la figure 3.22. Le premier passage part du point A (en haut à droite) et va jusqu'au point B (en haut à gauche). Le deuxième passage part aussi du point A et va au point C (en bas à gauche). Elles passent donc par des rues étroites, environnements à visibilité restreinte (avec un mauvais DOP), et par la place du Capitole, environnement plus ouvert donc avec une meilleure visibilité (et un meilleur DOP). On peut constater sur les figures 3.23 que, malgré la proximité temporelle des deux passages, la position des satellites évolue un peu entre les deux. Cela suffit à modifier les multitrajets présents, comme on peut le voir sur



(a) Premier passage sur le Capitole.

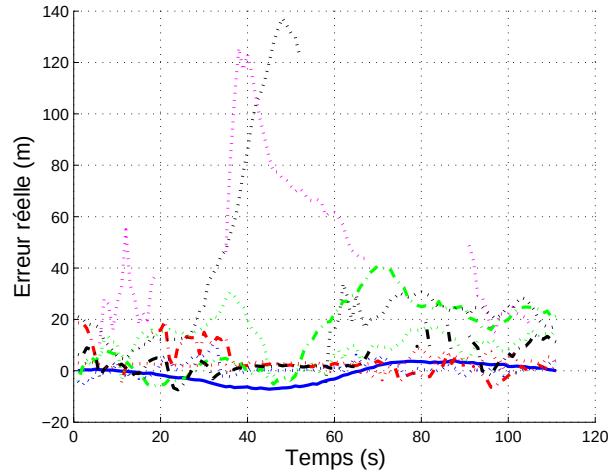
(b) Deuxième passage sur le Capitole.

FIGURE 3.23 – Position des satellites lors des mesures place du Capitole.

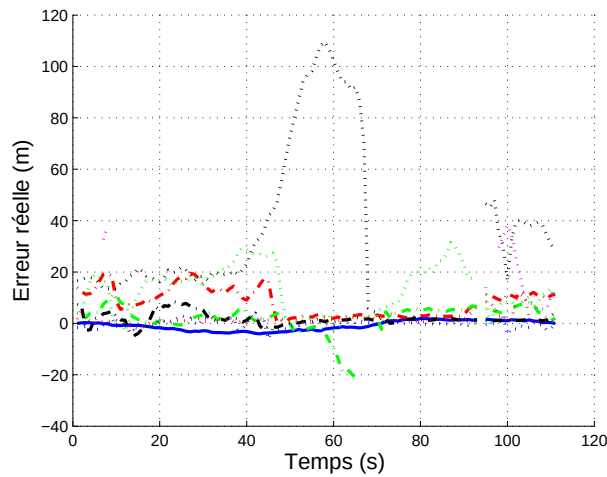
les figures 3.24. Les figures 3.23 permettent aussi de se rendre compte que, si les satellites sont bien répartis en azimuts, la majorité a une élévation faible, avec seulement le satellite n°15 proche du zénith. Les configurations basses sur l’horizon favorisent les effets de masquage et de multitrajets, ce qui apparait clairement sur les figures 3.24. En effet, les deux satellites les plus bas sur l’horizon, n°9 et n°12, sont aussi ceux qui subissent le plus de biais.

Les biais présentés aux figures 3.24 sont corrigés du biais d’horloge du récepteur. La dérive d’horloge chez notre récepteur Ublox étant très forte ($\sim 430m/s$), nous avons aussi dû la pré-corriger dans nos algorithmes de navigation.

Nous comparons quatre filtres de navigation différents. Le premier, tenant lieu de référence, est un EKF robuste tel que présenté à la section 2.2.4. Les autres filtres utilisent aussi cette technique de robustification. L’un d’eux se fonde en outre sur le modèle sigma- ϵ comme expliqué à la section 3.4.1. Nous le nommerons EKF robuste sigma- ϵ . Un autre utilise les informations 3D en provenance de SE-NAV comme détaillé à la section 3.4.2. Il sera dénommé EKF robuste 3D. Le dernier enfin combine l’approche du modèle sigma- ϵ et l’utilisation des informations 3D et sera appelé EKF robuste 3D sigma- ϵ .



(a) Premier passage sur le Capitole.



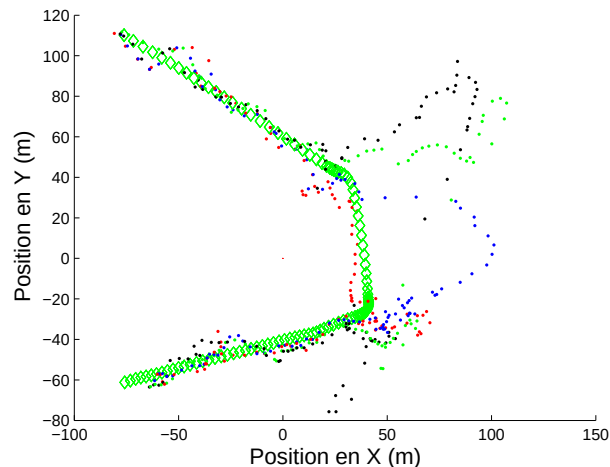
(b) Deuxième passage sur le Capitole.

FIGURE 3.24 – Biais sur les pseudodistances mesurées lors de la campagne autour du Capitole. Bleu — : sat n°15; rouge — : sat n°26; vert — : sat n°28; noir — : sat n°17; bleu .. : sat n°24; rouge .. : sat n°12; magenta .. : sat n°9; noir .. : sat n°22; vert .. : sat n°18.

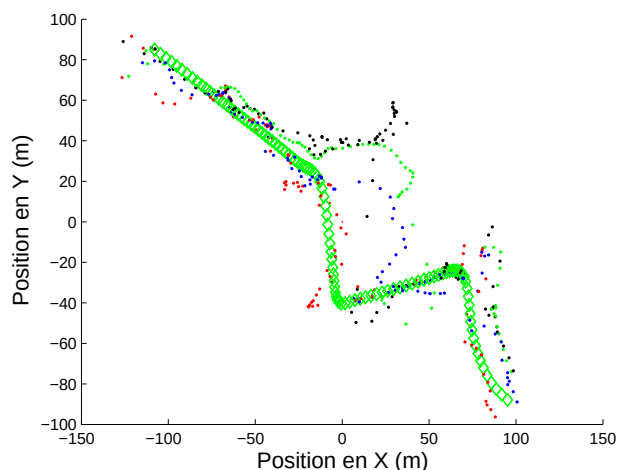
3.4.4.1 Résultats pour un modèle d'évolution à vitesse constante

Les figures 3.25 montrent les trajectoires estimées par nos différents filtres à partir des données réelles, lors des deux passages place du Capitole, pour un modèle d'évolution à vitesse constante. On constate de fortes divergences des trajectoires quand le récepteur se trouve sur la place du Capitole, en environnement urbain ouvert. Bien que cet environnement favorise la réception des signaux en ligne directe, il favorise aussi les longs multitrajets, comme on peut le voir sur les figures 3.24,

qui peuvent se réfléchir à l'autre bout de la place.



(a) Premier passage sur le Capitole.

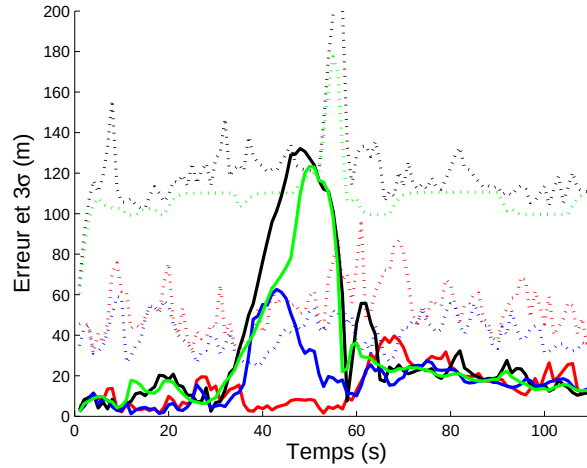


(b) Deuxième passage sur le Capitole.

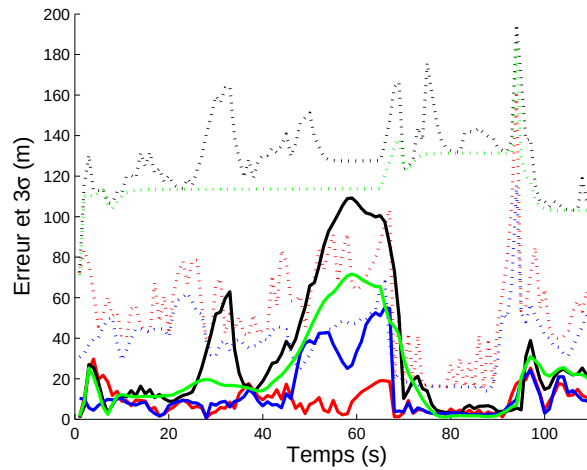
FIGURE 3.25 – Trajectoires estimées à partir de données réelles place du Capitole, pour un modèle à vitesse constante. En losanges verts : trajectoire de référence. En points verts : EKF robuste. En points noirs : EKF robuste 3D. En points bleus : EKF robuste sigma- ϵ . En points rouges : EKF robuste 3D sigma- ϵ .

Les figures 3.26 permettent de mieux visualiser les performances de chaque filtre de navigation en affichant les erreurs en position pour chaque trajectoire estimée et les bornes d'incertitudes à 3σ . Elles montrent clairement le décrochage des filtres lors du passage en environnement urbain ouvert. L'EKF robuste et l'EKF robuste 3D y enregistrent de mauvaises performances. L'EKF robuste sigma- ϵ dérive moins car l'ajustement de la matrice R permet de limiter l'effet des biais les plus forts, mais il ne reste pas toujours intègre. La meilleure précision est obtenue par l'EKF robuste

3D sigma- ϵ , qui en outre ne perd jamais son intégrité. En environnement contraint, dans les rues, les différents filtres ont des performances à peu près équivalentes.



(a) Premier passage sur le Capitole.



(b) Deuxième passage sur le Capitole.

FIGURE 3.26 – Erreurs en position (en traits pleins) et bornes d'incertitude à 3σ (en pointillés), pour un modèle à vitesse constante. En verts : EKF robuste. En noirs : EKF robuste 3D. En bleus : EKF robuste sigma- ϵ . En rouges : EKF robuste 3D sigma- ϵ .

Le tableau 3.2 permet de comparer les statistiques entre les filtres, et pour chaque passage autour du Capitole. L'EKF robuste 3D présente les plus mauvais résultats statistiques. Cependant, à l'opposé, le tableau confirme que l'EKF robuste 3D sigma- ϵ est le filtre qui obtient les meilleurs résultats en précision. Cela montre l'intérêt de notre solution combinant l'aide 3D pour la prise en compte des multitrajets, et le modèle sigma- ϵ pour les erreurs dues aux atténuations.

TABLE 3.2 – Comparaison des statistiques d’erreur en position, lors de chacun des passage sur le Capitole, pour un modèle à vitesse constante.

	Moyenne (m)		Ecart-type (m)		Maximum (m)	
	1 ^{er} pas- sage	2 ^{ème} passage	1 ^{er} pas- sage	2 ^{ème} passage	1 ^{er} pas- sage	2 ^{ème} passage
EKF robuste	28.82	22.72	29.13	19.82	123.38	71.69
EKF robuste 3D	33.75	31.52	35.71	31.52	132.15	109.19
EKF robuste sigma- ϵ	18.21	13.72	13.89	13.86	62.67	55.09
EKF robuste 3D sigma- ϵ	14.33	9.23	9.69	6.20	39.68	29.74

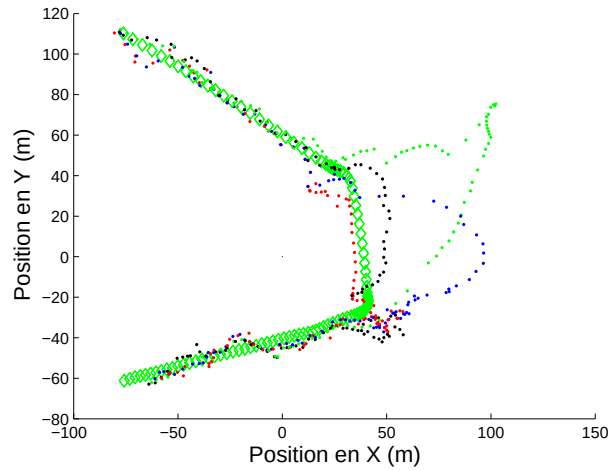
3.4.4.2 Résultats pour un modèle d’évolution en marche aléatoire

Les figures 3.27 montrent les trajectoires estimés pour un modèle d’évolution en marche aléatoire. Comme avec un modèle d’évolution à vitesse constante, on constate de fortes divergences de ces trajectoires quand le récepteur se trouve sur la place du Capitole, en environnement ouvert. Seul l’EKF robuste 3D sigma- ϵ garde toujours une très bonne précision.

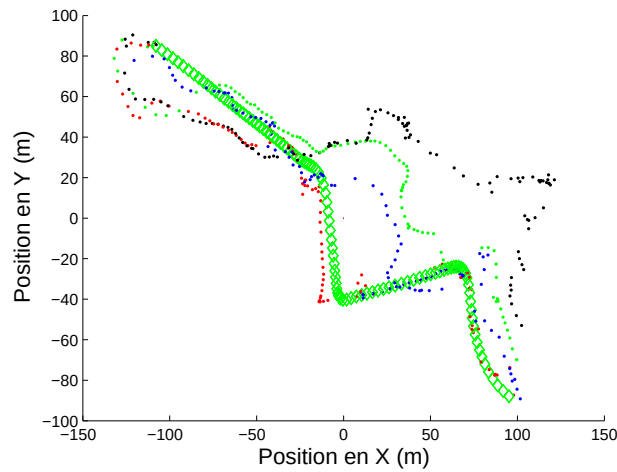
TABLE 3.3 – Comparaison des statistiques d’erreur en position, lors de chacun des passage sur le Capitole, pour un modèle en marche aléatoire.

	Moyenne (m)		Ecart-type (m)		Maximum (m)	
	1 ^{er} pas- sage	2 ^{ème} passage	1 ^{er} pas- sage	2 ^{ème} passage	1 ^{er} pas- sage	2 ^{ème} passage
EKF robuste	39.56	29.49	36.55	18.88	117.52	69.69
EKF robuste 3D	16.01	63.00	4.68	40.45	27.45	126.48
EKF robuste sigma- ϵ	18.40	12.95	13.43	12.66	57.62	52.47
EKF robuste 3D sigma- ϵ	13.69	9.77	8.75	8.96	31.72	42.11

On retrouve la divergence de l’EKF robuste sur les figures 3.28 où, lors du premier passage, son erreur en position est la plus forte lorsque le récepteur est sur la place du Capitole. L’EKF robuste sigma- ϵ a de bons résultats, mais ne reste



(a) Premier passage sur le Capitole.

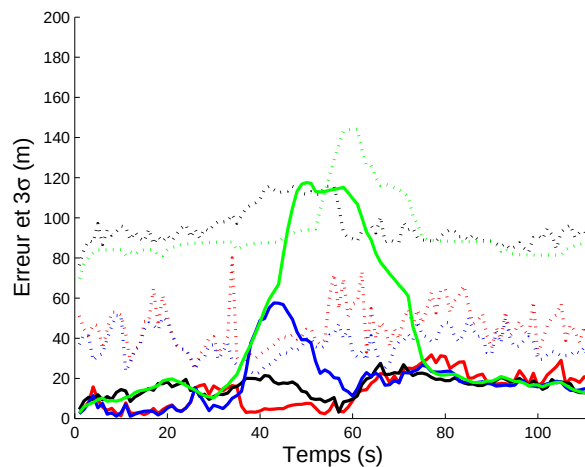


(b) Deuxième passage sur le Capitole.

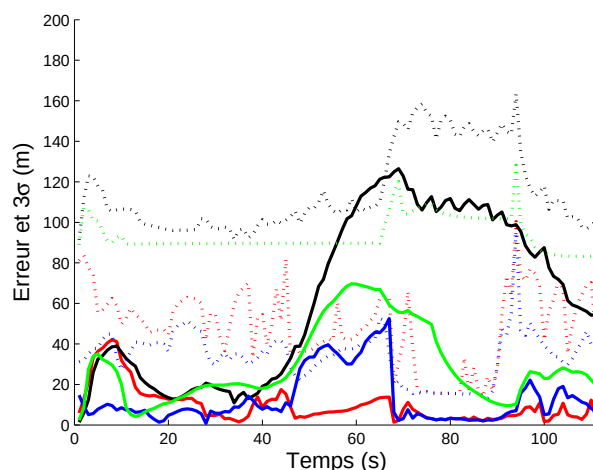
FIGURE 3.27 – Trajectoires estimées à partir de données réelles place du Capitole, pour un modèle en marche aléatoire. En losanges verts : trajectoire de référence. En points verts : EKF robuste. En points noirs : EKF robuste 3D. En points bleus : EKF robuste sigma- ϵ . En points rouges : EKF robuste 3D sigma- ϵ .

toujours pas intègre. L'EKF robuste 3D présente une très bonne précision pour le premier passage, mais diverge un peu au début et très fortement à la fin du deuxième passage. L'EKF robuste 3D sigma- ϵ , malgré une divergence au début du deuxième passage, reste le filtre ayant la meilleure constance pour garder une bonne précision.

Dans le tableau 3.3, l'EKF robuste 3D présente une très bonne précision au premier passage, mais a de mauvais résultats lors du deuxième. L'EKF robuste 3D sigma- ϵ a les meilleurs résultats sur les deux passages au niveau de la moyenne, avec



(a) Premier passage sur le Capitole.



(b) Deuxième passage sur le Capitole.

FIGURE 3.28 – Erreurs en position (en traits pleins) et bornes d’incertitude à 3σ (en pointillés), pour un modèle en marche aléatoire. En verts : EKF robuste. En noirs : EKF robuste 3D. En bleus : EKF robuste σ - ϵ . En rouges : EKF robuste 3D σ - ϵ .

de bonnes statistiques pour l’écart-type et le maximum. De plus, ses statistiques restent toujours meilleures que celles de l’EKF robuste σ - ϵ .

3.4.5 Conclusions sur les résultats

Les résultats présentés aux sections 3.4.4.1 et 3.4.4.2 démontrent que l’EKF robuste 3D n’est capable qu’en de rares cas d’améliorer notablement la position par rapport à un EKF robuste. La plupart du temps, il aura plutôt tendance à la dégrader. Cela peut s’expliquer sur les scénarios étudiés par une caractéristique

de nos jeux de données : sans correction des biais, la position calculée a une assez bonne précision selon X et Y mais son altitude Z est trop élevée, se situant au dessus des toits des bâtiments. Il suffit que l'EKF robuste estime mal à un moment une position, et que celle-ci diverge en altitude, pour que les simulations des signaux GNSS par SE-NAV ne correspondent plus à la réalité.

L'EKF sigma- ϵ améliore la précision par rapport à l'EKF robuste et présente une constance appréciable dans ses résultats. Cependant il diverge systématiquement lors du passage place du Capitole, c'est-à-dire en environnement urbain ouvert où les multitrajets, avec un biais bien plus long que dans les rues, faussent de façon non négligeable la mesure de pseudodistance et donc biaisent la solution de localisation. De plus, le positionnement obtenu par l'EKF sigma- ϵ ne reste pas toujours intègre. La combinaison des approches statistiques et déterministe à travers l'EKF robuste 3D sigma- ϵ donne d'excellents résultats en améliorant fortement la précision en positionnement. En effet, sur les quatre scénarios étudiés, les résultats statistiques de l'erreur de positionnement, sont deux à trois fois meilleurs que ceux obtenus par l'EKF robuste. L'utilisation du modèle sigma- ϵ permet de maintenir une précision en positionnement suffisante pour que les simulations 3D de SE-NAV soient exploitables. Ainsi, l'estimation 3D des biais apporte une information supplémentaire pour améliorer encore le calcul de la position grâce à la correction des mesures de pseudodistance. Elle permet également de conserver une bonne intégrité en ajustant l'estimation de la variance.

3.5 Conclusion

En environnement urbain, les signaux GNSS interagissent souvent avec l'environnement donnant naissance au phénomène des multitrajets. Ainsi, les mesures de pseudodistance se retrouvent biaisées, menant à une solution de navigation erronée. Ce biais ne peut pas être estimé précisément par le récepteur GNSS seul. Aussi nous avons proposé dans ce chapitre d'aider le récepteur GNSS en lui fournissant une estimation des biais sur les mesures de pseudodistance grâce à l'utilisation d'un logiciel de simulation 3D réaliste.

Dans ce chapitre, nous avons d'abord élaboré une méthodologie pour reconstruire le biais à partir des informations fournies par les simulations de SE-NAV. Cette méthodologie se base sur le fonctionnement de l'étage de poursuite d'un récepteur GNSS et n'utilise que les biais et les puissances des multitrajets comme information.

Nous avons ensuite comparé les biais estimés par cette méthode aux biais de mesures réelles enregistrées lors de campagnes d'acquisition autour de la place du Capitole à Toulouse. Un premier jeu de mesure a été obtenu grâce à un récepteur de qualité. Le deuxième jeu de mesure a été obtenu grâce à un récepteur aux caractéristiques proches des récepteurs grand public. Les comparaisons ont montré que, dans le premier cas, les biais estimés étaient supérieurs aux biais réels. Par contre, dans le deuxième cas, les biais estimés étaient très proches des biais réels,

rendant l'utilisation du simulateur 3D pertinente.

Forts de cette validation du réalisme des simulations de SE-NAV, nous avons alors confronté les résultats de positionnement obtenus par plusieurs filtres de navigation. Comme filtre de référence, nous avons utilisé un EKF robuste, vu le grand nombre de mesures aberrantes en environnement contraint. Un premier filtre amélioré était composé d'un EKF robuste utilisant l'approche statistique du modèle sigma- ϵ pour adapter la matrice de covariance du bruit. Un deuxième filtre, à approche déterministe, était composé d'un EKF robuste aidé par les simulations 3D pour corriger les biais sur les mesures de pseudodistances et adapter la matrice de covariance du bruit. Enfin, un troisième filtre fusionnait l'approche statistique et l'approche déterministe. Les résultats ont montré que l'aide de l'EKF robuste par les seules simulations 3D ne donnait pas de résultats satisfaisants. Par contre, la fusion des deux approches permettait d'obtenir d'excellents résultats et exploitait avantageusement les informations en provenance du modèle 3D.

Les simulations 3D réalistes ont donc prouvé leur intérêt pour l'aide à la navigation en environnement urbain.

Dans le chapitre suivant, nous utiliserons cette amélioration du positionnement de notre récepteur grâce aux données du simulateur 3D afin d'aider l'étape de poursuite. Cela sera possible au travers d'un algorithme de poursuite vectorielle (VDLL).

Approche avancée de navigation et poursuite des signaux GNSS en environnement urbain : Vector Delay Lock Loop assistée

Sommaire

4.1 Introduction	97
4.2 Aider la poursuite par la solution de navigation : La Vector Delay Lock Loop	98
4.2.1 Rappels sur les DLL classiques	99
4.2.2 Fonctionnement d'une VDLL	100
4.2.3 Avantages et inconvénients d'une approche couplée	101
4.2.4 Comparaison de résultats entre DLL et VDLL classique	104
4.3 Performances d'une VDLL assistée 3D	110
4.3.1 Considérations sur l'utilisation de l'EKF robuste 3D sigma- ϵ	110
4.3.2 Comparaison des performances entre une VDLL classique et une VDLL assistée 3D	112
4.4 Conclusion	116

4.1 Introduction

Le système GPS a originellement été conçu pour fonctionner en environnement ouvert avec des signaux peu bruités, i.e. avec des rapports C/N_0 élevés. Cependant, en environnement urbain, les sources de bruit sont nombreuses (multitrajets, harmoniques de signaux utilisant d'autres fréquences...), ce qui diminue les valeurs de C/N_0 . Les signaux GNSS peuvent aussi subir des atténuations, comme expliqué à la section 3.2.3, voir de courtes périodes de masquage. Or, l'étape de poursuite d'un récepteur GNSS dans sa version traditionnelle, présentée à la section 3.3.1, a besoin d'un bon C/N_0 pour ne pas perdre son verrouillage sur le signal. Plus le C/N_0 sera faible, plus l'estimation du retard sera bruitée, plus la poursuite aura de risques de sortir de la zone dans laquelle la fonction discriminatrice est fonctionnelle. Avec des répliques du code Early et Late espacées d'un demi chip par rapport à la réplique Prompt, cette zone sera de $\pm \frac{1}{2}$ chip.

Plusieurs solutions ont été proposées, telles que l’assisted GNSS, l’aide par l’inertie ou bien des traitements avancés. Parmi ceux-ci, les algorithmes de poursuite vectorielle (VTL) ont la capacité de fonctionner à des valeurs de C/N_0 plus faibles que les boucles de poursuite traditionnelles [Sennott 1984]. Les boucles de poursuite classiques fonctionnent indépendamment les unes des autres, poursuivant de manière autonome le signal dont elles ont la charge. À l’opposé, les algorithmes de poursuite vectorielle exploitent la corrélation existant entre les pseudodistances pour les poursuivre collectivement. Pour cela, ils fusionnent le travail de la poursuite et celui de la navigation en un seul algorithme.

Le principe de la Vector Delay Lock Loop (VDLL) est présenté de manière théorique dans [Spilker 1996], bien que le concept apparaisse dès les années 80 [Sennott 1984, Copps 1980]. L’implémentation et la mise en pratique d’une VDLL sont détaillées dans [Pany 2005]. Des comparaisons entre les boucles de poursuites classiques et les boucles vectorielles montrent les avantages de l’approche vectorielle [Benson 2007, Lashley 2008, Lashley 2010]. Des analyses de performances des VTL démontrent aussi leurs avantages pour la poursuite de signaux GNSS en environnements contraints [Won 2010, Lashley 2009c]. Les VTL permettent notamment l’estimation de faibles C/N_0 [Pany 2006]. Enfin, le principe de la poursuite vectorielle est très répandu pour l’intégration de mesures inertielles, à travers l’approche d’intégration ultra-serrée, ou Deep Coupling [Kiesel 2007, Ohlmeyer 2006, Gustafson 2000].

L’exploitation de la corrélation spatiale existant entre les mesures de pseudodistances apporte à la VTL ses avantages par rapport aux DLL classiques [Lashley 2009b]. Cependant, fusionner les étages de navigation et de poursuite signifie aussi qu’une estimation erronée de la position impactera négativement la qualité de la poursuite des signaux les moins bruités.

Nous avons vu au chapitre précédent (c.f. section 3.4.4) que le filtre EKF robuste 3D sigma- ϵ offrait une précision en positionnement bien plus grande et constante que pour les autres approches étudiées. Nous proposons donc dans ce chapitre, après avoir présenté en détails la VDLL, d’étudier l’apport d’une solution de positionnement plus précise sur les performances de la VDLL. Pour cela, nous comparerons sur un jeu de données réelles les résultats obtenus par une VDLL avec un filtre EKF robuste, et par une VDLL avec un filtre EKF précis équivalent à l’EKF robuste 3D sigma- ϵ .

4.2 Aider la poursuite par la solution de navigation : La Vector Delay Lock Loop

Nous nous concentrons ici à nouveau sur la problématique de mesure des pseudodistances. Comme précédemment, nous ne traiterons pas les problématiques liées aux mesures de Doppler. En conséquence, nous avons donc choisi de travailler avec une VDLL qui ne vectorise que les boucles de poursuite du code. Les boucles de

poursuite de la phase et de la fréquence restent classiques et indépendantes entre canaux.

Cette partie compare les architectures des DLL et des VDLL, et indique les principaux avantages et inconvénients de la poursuite vectorielle.

4.2.1 Rappels sur les DLL classiques

Dans un récepteur GNSS classique, la poursuite des signaux GNSS se fait canal par canal, c'est à dire pour chaque satellite séparément [Kaplan 2006]. La figure 4.1 présente les boucles de poursuites de la phase des codes dans une architecture traditionnelle de récepteur GNSS.

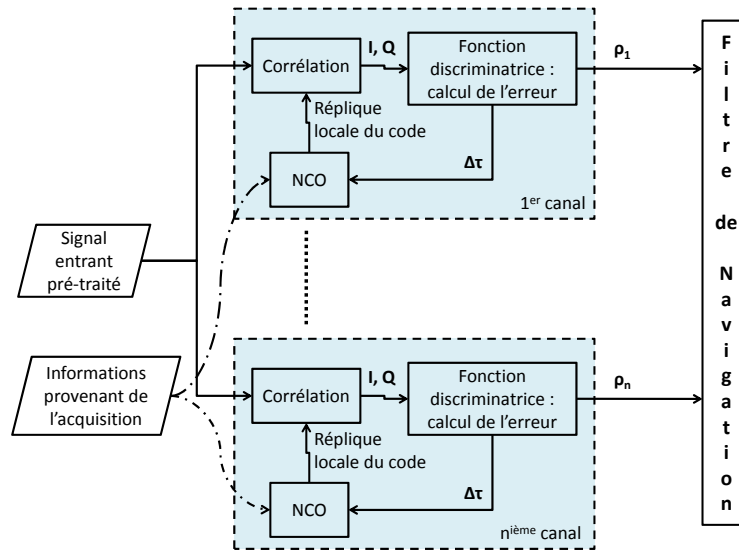


FIGURE 4.1 – Schéma d'une boucle de poursuite du code (DLL) classique.

Grâce aux sorties des corrélateurs, la fonction discriminatrice mesure le retard $\Delta\tau$ entre la phase de la réplique locale du code et la phase du code reçu (voir 3.3.1). Cette mesure est ensuite envoyée à l'oscillateur numériquement contrôlé (NCO) pour ajuster la phase de la réplique du code qui sera générée au temps $t + 1$. La mesure du retard ainsi réalisée permet aussi le calcul de la pseudodistance ρ , envoyée comme mesure à l'étage de navigation.

Dans un récepteur traditionnel, le flux entre l'étage de poursuite et celui de navigation est donc à sens unique. L'absence d'interactions entre les différentes DLL signifie que les performances de chacune d'elles sont indépendantes, et ne dépendent que de la qualité du signal reçu pour le canal dont elles ont la charge. L'inconvénient de cette approche réside donc dans l'isolement des canaux poursuivant les plus faibles signaux, qui aboutit généralement à une perte du verrouillage pour ces signaux.

4.2.2 Fonctionnement d'une VDLL

Toutes les mesures de pseudodistance ont comme points communs la position et le biais d'horloge du récepteur GNSS au moment où elles sont réalisées. Il s'agit d'ailleurs de ce qui permet au filtre de navigation de déterminer cette position et ce biais d'horloge à partir de ces mesures (voir 1.2). La VDLL exploite cette corrélation entre les mesures pour diminuer la variance de leur erreur. Pour cela, elle doit coupler les étages de poursuite et de navigation selon le schéma de la figure 4.2. Il s'agit d'une approche multi-satellites, c'est-à-dire de poursuite collaborative.

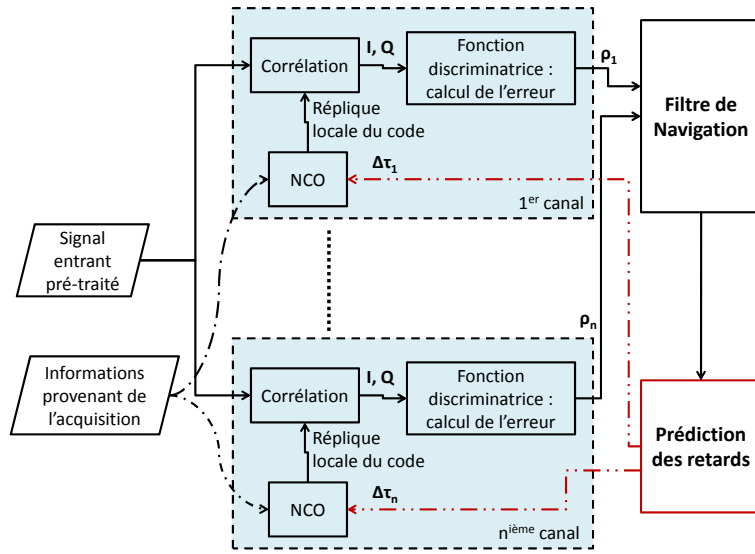


FIGURE 4.2 – Schéma d'une boucle de poursuite du code vectorielle (VDLL).

Dans une VDLL, les mesures de retards, converties en mesures de pseudodistances, sont envoyées directement au filtre de navigation. En sortie de celui-ci, les retards prédits servent à ajuster les phases des codes des répliques locales dans les NCO. Plusieurs formulations sont possibles pour les VTL. Certaines exploitent la corrélation existant entre les mesures sans passer par l'étape du calcul de la position du récepteur [Lashley 2009a]. Cependant, elles ne sont pas adéquates pour notre problématique puisque l'apport de l'approche combinée 3D/modèle sigma- ϵ se fait lors du calcul de la position. Nous avons donc choisi pour notre VDLL la formulation avec pour vecteur d'état du filtre de Kalman la position et le biais d'horloge du récepteur, telle que présentée dans [Lashley 2009a]. Dans cette approche, les pseudodistances sont prédites en sortie du filtre de Kalman selon l'équation :

$$\hat{Y} = h(\hat{V}_e) \quad (4.1)$$

avec $\hat{Y} = (\hat{\rho}_1, \dots, \hat{\rho}_n)^T$ le vecteur des pseudodistances prédites, h le modèle de

mesure, et $\hat{V}_e = \left(\hat{X}_{rec}, \hat{Y}_{rec}, \hat{Z}_{rec}, \hat{b} \right)^T$ le vecteur d'état mis à jour en sortie du filtre de Kalman.

4.2.3 Avantages et inconvénients d'une approche couplée

4.2.3.1 Avantages

Les travaux de Lashley [Lashley 2009a] présentent une analyse théorique des avantages de la VDLL. En utilisant l'exemple simple de la méthode des moindres carrés pour le calcul de la position et du biais d'horloge, l'amélioration théorique apportée par la VDLL par rapport aux DLL est aisée à mettre en avant. Pour cela, Lashley emploie une formulation n'utilisant pas les pseudodistances et la position du récepteur, mais seulement leurs erreurs.

Les sorties de poursuite peuvent s'écrire :

$$\Delta\tilde{\rho} = \Delta\rho + V \quad (4.2)$$

$$V \sim N(0, R_V). \quad (4.3)$$

Les mesures $\Delta\tilde{\rho}$ sont les différences entre les pseudodistances prédites localement et les véritables pseudodistances, plus un bruit V supposé blanc et gaussien, de matrice de covariance R_V .

Dans le cas des DLL classiques, les prédictions des erreurs sur les pseudodistances $\Delta\hat{\rho}$ sont égales aux mesures de ces erreurs :

$$\Delta\hat{\rho}_{dll} = \Delta\tilde{\rho} \quad (4.4)$$

avec pour variances R_V .

Pour la VDLL, les prédictions des erreurs sur les pseudodistances sont calculées à partir de l'estimation de l'erreur sur la position du récepteur et de son biais d'horloge $\Delta\hat{V}_e$:

$$\Delta\hat{\rho}_{vdll} = H\Delta\hat{V}_e \quad (4.5)$$

avec :

$$H = \begin{pmatrix} a_{x,1} & a_{y,1} & a_{z,1} & -1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{x,n} & a_{y,n} & a_{z,n} & -1 \end{pmatrix} \quad (4.6)$$

et $(a_{x,i} \ a_{y,i} \ a_{z,i})$ le vecteur directeur de la ligne de vue récepteur/ $i^{ème}$ satellite.

Or, $\Delta\hat{V}_e$ dépend des mesures sur les pseudodistances, pour un filtre des moindres carrés pondérés, selon l'équation :

$$\Delta\hat{V}_e = (H^T R_V^{-1} H)^{-1} H^T R_V^{-1} \Delta\tilde{\rho}. \quad (4.7)$$

Sa variance est donc donnée par :

$$\Sigma(\Delta\hat{V}_e) = (H^T R_V^{-1} H)^{-1}. \quad (4.8)$$

Chapitre 4. Approche avancée de navigation et poursuite des signaux 102 GNSS en environnement urbain : Vector Delay Lock Loop assistée

Ce qui donne par suite pour la variance des prédictions des erreurs sur les pseudodistances :

$$\Sigma(\Delta\hat{\rho}_{vdl}) = H (H^T R_V^{-1} H)^{-1} H^T. \quad (4.9)$$

Si on prend pour hypothèse que les erreurs sur les pseudodistances mesurées ont toutes la même variance σ_V^2 , alors :

$$\Sigma(\Delta\hat{\rho}_{dl}) = \sigma_V^2 I_{n \times n} \quad (4.10)$$

$$\Sigma(\Delta\hat{\rho}_{vdl}) = \sigma_V^2 W \quad (4.11)$$

$$W = H (H^T H)^{-1} H^T. \quad (4.12)$$

Les variances des erreurs sur les pseudodistances prédites par la VDLL sont donc pondérées par la matrice W , qui est dépendante des vecteurs directeurs des lignes de vue. Si le nombre de mesures disponibles est supérieur à quatre, les éléments diagonaux de la matrice W seront inférieurs à un. Cela signifie que les variances des pseudodistances prédites par la VDLL seront inférieures à celles des pseudodistances prédites par les DLL. En général, les éléments diagonaux de W ne seront pas égaux, et les gains seront donc différents d'une mesure à l'autre.

L'amélioration des variances, qui signifie statistiquement une diminution de l'erreur de la prédiction, permet à la poursuite de rester verrouillée plus aisément.

4.2.3.2 Inconvénients

La précédente démonstration théorique prend comme hypothèse le cas idéal où les moindres carrés sont pondérés par la matrice exacte des variances des erreurs sur les pseudodistances mesurées R_V . Cependant, dans la réalité, cette matrice n'est jamais connue avec exactitude. Comme nous l'avons vu à la section 3.4.1, cette matrice est le plus souvent établie avec des estimations des variances identiques pour tous les satellites, par manque d'indicateurs fiables pour établir au cas par cas ces variances. Dans ces conditions, la présence de mesures plus bruitées que d'autres va dégrader les pseudodistances prédites par la VDLL pour les canaux les plus précis. La figure 4.3 illustre ce problème.

Sur cette figure, on considère que les mesures des satellites rouge et vert sont exactes. La mesure du satellite bleu par contre est biaisée. Les cercles en traits continus représentent les positions possibles du récepteur par rapport à ces mesures, pour chacun des satellites. Le cercle bleu en tiret-point représente la véritable distance entre le satellite bleu et le récepteur. Les cercles pleins rouge et vert se croisent donc à la bonne distance, mais ce n'est pas le cas pour le cercle plein bleu. Si l'algorithme de navigation considère que les variances des trois mesures sont identiques, i.e. s'il accorde la même confiance à ces trois mesures, alors la position calculée sera celle représentée par la croix rouge. La croix verte indique la véritable position du récepteur. En utilisant la croix rouge comme position du récepteur, la VDLL va effectivement prédire une pseudodistance pour le satellite bleu dont l'erreur sera diminuée, mais pas entièrement corrigée, par rapport à celle mesurée. Par contre, les pseudodistances qu'elle va prédire pour les satellites rouge et vert seront erronées

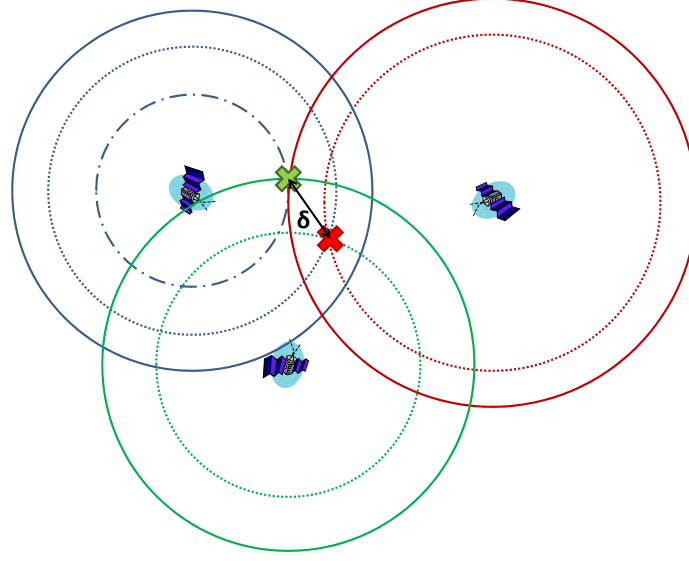


FIGURE 4.3 – Schéma du principe de l'erreur en positionnement par trilatération. Croix rouge : position estimée. Croix verte : position exacte. Traits continus : distances mesurées. Traits en pointillés : distances prédites par la VDLL. Traits en tiret-point : distances véritables.

alors que leurs mesures étaient exactes.

En d'autres termes, la démonstration des avantages de la VDLL se base sur les hypothèses d'un bruit blanc gaussien sur les mesures, et surtout de la connaissance de la variance de ce bruit. Cependant, ces hypothèses peuvent être invalidées en milieu contraint. Dans ce cas, la variance de $\Delta\hat{V}_e$ ne peut plus être exprimée selon l'équation (4.8), et devient plus grande car elle reflète en fait la mauvaise prise en compte du biais sur certaines mesures. La variance des prédictions des erreurs sur les pseudodistances s'exprime alors par :

$$\Sigma(\Delta\hat{\rho}_{vdl}) = H\Sigma(\Delta\hat{V}_e)H^T. \quad (4.13)$$

On ne peut plus extraire une matrice W comme précédemment, car la valeur de $\Sigma(\Delta\hat{V}_e)$ n'est plus connue. Cette équation montre bien que, d'une part, la précision de la prédiction des pseudodistances dépend de la précision de l'estimation du vecteur d'état. Or, cette précision est influencée par les mesures erronées et par la capacité du récepteur à traiter ces mesures. D'autre part, l'erreur sur l'estimation du vecteur d'état se répercutera différemment d'une pseudodistance à l'autre, puisque cela va dépendre de la matrice H , donc des vecteurs directeurs des ligne de vue.

La VDLL a pour objectif principal d'aider à la poursuite de signaux de faible puissance, que l'on rencontre généralement en environnements contraints, par ceux de forte puissance. Or, les environnements contraints tout comme les signaux de

faible puissance sont propices aux mesures erronées et biaisées, et les signaux de forte puissance y sont plus rares. De plus, la qualité des mesures est aussi très variable en environnement contraint, notamment en environnement urbain, ce qui rend l'estimation de leur variance ardue. Les performances de la VDLL sont donc remises en cause par les conditions même dans lesquelles elle est destinée à être appliquée.

Pour préserver les avantages offerts par l'utilisation d'une VDLL, une solution intuitive, au vu de l'équation (4.13), consiste à améliorer la précision en positionnement, tel que nous l'avons par exemple fait à la section 3.4.4 avec l'EKF robuste 3D sigma- ϵ . Ce chapitre a pour but d'étudier l'apport, sur données réelles, d'une amélioration de la précision en positionnement sur les performances de la VDLL. Avant cela, nous allons d'abord établir, pour référence, une comparaison sur nos données entre notre récepteur software utilisant une architecture de poursuite classique, et notre récepteur software utilisant une VDLL classique.

4.2.4 Comparaison de résultats entre DLL et VDLL classique

Afin de pouvoir mettre en application nos algorithmes de VDLL, nous devons travailler avec des signaux "bruts", c'est à dire enregistrés avant l'étage de poursuite. Nous disposons de mesures enregistrées en bande de base, avec signaux I et Q échantillonnés à une fréquence de $25MHz$. Ces données ont été acquises avec une antenne Novatel et un bit-grabber CRISTALINA pour Thales Alenia Space par l'IFSTTAR. Pour traiter ces données, nous avons développé notre propre récepteur GNSS, depuis l'étage d'acquisition jusqu'à celui de navigation, sous Matlab.

Nous disposons de plus pour cette campagne de mesure d'une trajectoire de référence de grande précision, établie grâce à la fusion lâche de données provenant d'une unité inertielle (trois accéléromètres, trois gyromètres), d'un odomètre et d'un récepteur DGNSS (GPS+GLONASS). La trajectoire suivie par le récepteur GNSS est représentée en jaune sur la figure 4.4. Elle débute en haut à gauche et forme quasiment une boucle. L'enregistrement débute par un point fixe d'environ $70s$. Le passage dans la rue en bas est le plus contraint car cette rue est très étroite.

Les positions des satellites visibles durant cette trajectoire sont présentées à la figure 4.5. On peut constater que certains satellites, notamment les n°3, n°6, n°16 et n°25, sont très bas sur l'horizon. La visibilité du satellite n°16 durant la trajectoire étudiée est d'ailleurs tellement sporadique que nous avons décidé de ne pas travailler avec ce satellite.

Pour notre filtre de navigation, nous utilisons un filtre EKF avec modèle d'évolution en marche aléatoire.

La VDLL pose un problème de synchronisation entre l'étage de poursuite et l'étage de navigation. En effet, notre étage de poursuite fonctionne à $50Hz$ alors que notre étage de navigation fonctionne à $1Hz$. Les prédictions des pseudodistances toutes les $20ms$ pour la poursuite se fondent donc sur la dernière position estimée du récepteur et évoluent seulement en fonction du mouvement des satellites jusqu'à l'estimation suivante de la position du récepteur [Pany 2005].



FIGURE 4.4 – Trajectoire effectuée lors de la campagne de mesure en centre-ville de Toulouse.

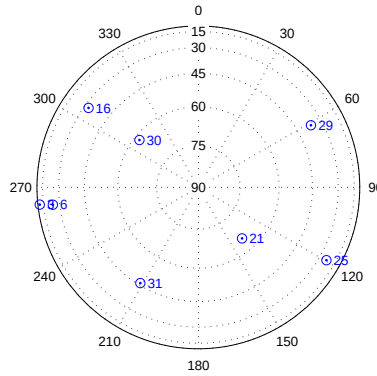


FIGURE 4.5 – Position des satellites durant la campagne de mesure en centre-ville de Toulouse.

Nous comparons ici les résultats obtenus avec une poursuite utilisant des DLL traditionnelles, et ceux obtenus en utilisant une VDLL classique. Les deux récepteurs utilisent un étage de navigation composé d'un EKF robuste simple (tel que présenté à la section 2.2.4).

La figure 4.6 montre les trajectoires estimées par les deux étages de navigation. Les erreurs en position et les bornes d'incertitude à 3σ sont indiquées sur la figure 4.7. On constate que les trajectoires diffèrent, mais les erreurs sont en fait très similaires. La seule différence notable à cette étape se trouve au niveau des bornes d'erreurs à 3σ , où l'on voit que le récepteur avec DLL surestime plus par moment la variance de l'erreur en position. En étudiant ce qui se passe au niveau de la poursuite, nous allons voir d'où vient cette différence.

La figure 4.8 indique le nombre de satellites poursuivis au fil du temps pour chacun de nos récepteurs, i.e. le nombre de satellites vus, ou encore le nombre de mesures envoyées à l'étage de navigation. On constate que le nombre de satellites

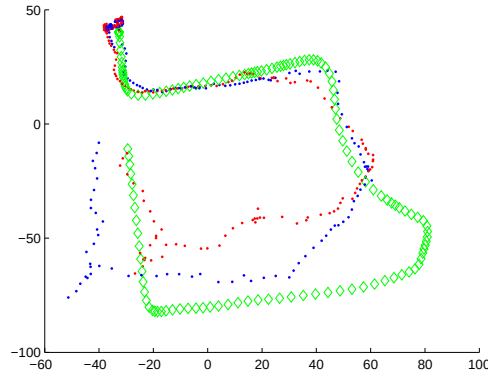


FIGURE 4.6 – Trajectoires estimées par l'EKF robuste sans VDLL (en bleue) et par l'EKF robuste avec VDLL classique (en rouge). En vert, la trajectoire de référence.

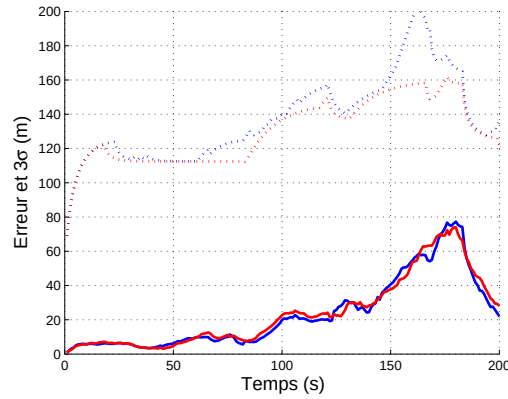


FIGURE 4.7 – Erreurs en position (traits continus) et bornes d'incertitude (tirets) à 3σ pour l'EKF robuste sans VDLL (en bleue) et pour l'EKF robuste avec VDLL classique (en rouge).

vus par la VDLL est toujours au minimum égal, et par moment supérieur au nombre de satellites vus par les DLL. La visibilité de chacun des satellites au fil du temps est détaillée sur les figures 4.9. On y voit clairement l'amélioration du temps de visibilité apportée par la VDLL aux satellites n°21 et n°29, qui deviennent visibles durant toute la trajectoire.

De plus, un autre avantage qui est en lien avec ce que nous venons de constater s'applique pour le satellite n°29. Sur les figures 4.9, on voit que la VDLL est capable de continuer la poursuite de ce satellite après 150s alors que la DLL a perdu le verrouillage. La VDLL ne perdant jamais le verrouillage sur ce satellite, cela évite de devoir rebasculer sur l'étape d'acquisition pour ce canal, ce qui constitue un gain important au niveau calculatoire. Cela correspond aux apports attendus de la VDLL, tels que présentés dans la section 4.2.3.

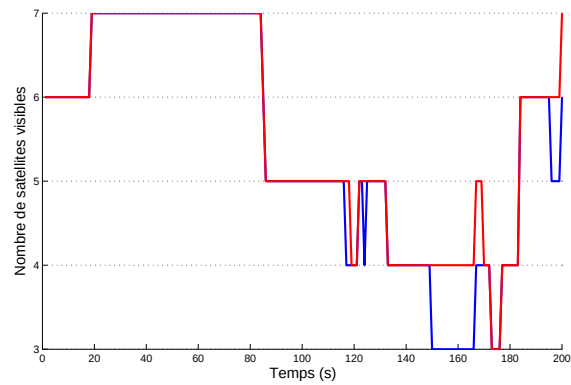
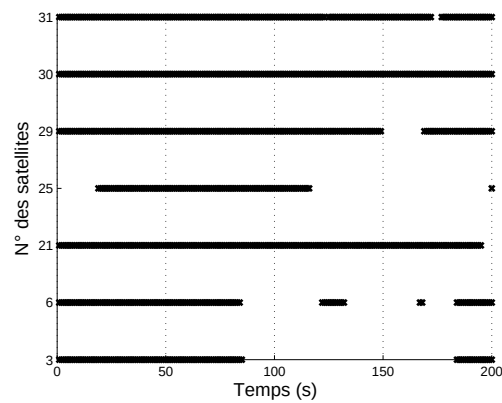
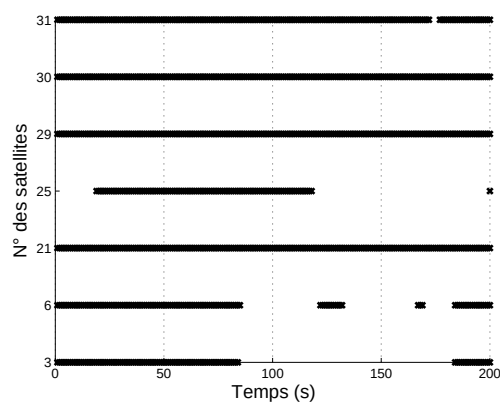


FIGURE 4.8 – Nombre de satellites poursuivis au fil du temps par les DLL (en bleu) et par la VDLL classique (en rouge).

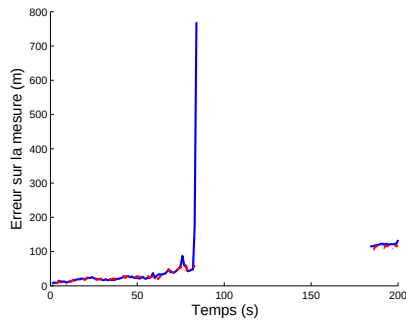


(a) Récepteur DLL.

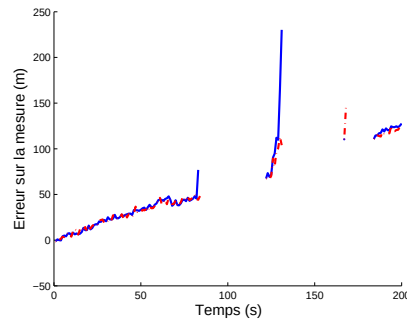


(b) Récepteur VDLL classique.

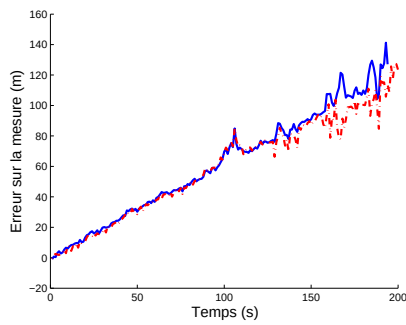
FIGURE 4.9 – Visibilité au cours du temps de chacun des satellites.



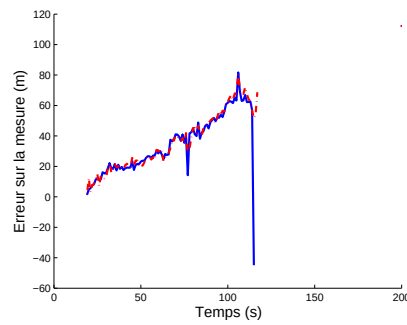
(a) Satellite 3.



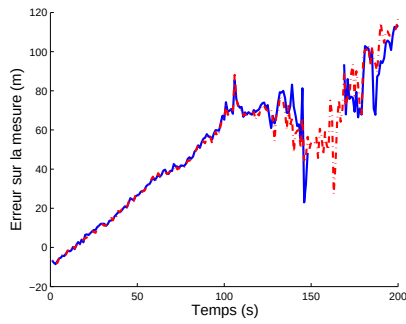
(b) Satellite 6.



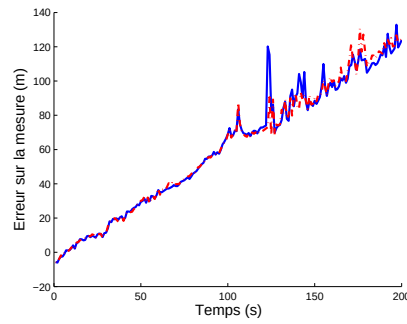
(c) Satellite 21.



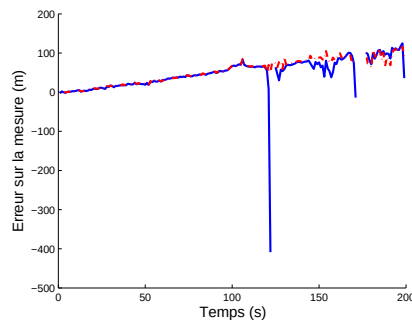
(d) Satellite 25.



(e) Satellite 29.



(f) Satellite 30.



(g) Satellite 31.

FIGURE 4.10 – Erreurs sur les pseudodistances mesurées par les DLL (en bleu) et par la VDLL classique (en rouge).

Les figures 4.10 permettent de visualiser l'impact de l'utilisation de la VDLL au niveau de la poursuite. Elles montrent les erreurs sur les mesures de pseudodistance. Celles-ci ne sont pas corrigées du biais d'horloge, ce qui explique la pente apparaissant pour tous les satellites.

Le premier avantages visible de la VDLL sur ces figures est la disparition des forts biais constatés sur les mesures DLL juste avant une perte de verrouillage. En prédisant les retards à chaque mise à jour de la poursuite, la VDLL contraint fortement la dérive possible dans l'estimation de ces retards. En effet, les valeurs possibles en sortie de la fonction discriminatrice sont bornées, ce qui limite donc la valeur de la correction du retard.

On retrouve de même l'apport constaté sur les figures 4.9. La VDLL garde le verrouillage du satellite n°31 vers 120s alors que la DLL le perd un cours instant, ce qui l'oblige à repasser par l'étape d'acquisition. De même, la VDLL garde le verrouillage des satellites n°21 et n°25 quelques secondes de plus que la DLL. La différence la plus flagrante est visible à la figure 4.10(e) pour le satellite n°29. Comme vu auparavant, la VDLL est capable de continuer la poursuite de ce satellite après 150s alors que la DLL a perdu le verrouillage. Toutefois, durant la période où la DLL a perdu le verrouillage pour le satellite n°29, les mesures obtenues par la VDLL pour ce satellite sont très bruitées, ce qui est cohérent avec une période de poursuite difficile. Néanmoins, comme on peut le voir sur la figure 4.5, la visibilité du satellite n°29 permet d'obtenir une meilleure configuration géométrique des satellites. Malgré le bruit sur ces mesures, cela explique donc que la variance de l'erreur en position estimée par le filtre EKF avec VDLL durant cette période soit mieux contrainte que celle estimée par l'EKF sans VDLL.

On constate cependant aussi sur les figures 4.9 les inconvénients de la VDLL présentés précédemment. Entre 150s et 180s environ, les satellites visibles sont très peu nombreux, entre 3 et 5, et seuls les satellites n°21 et n°30 ont des mesures de qualité correcte. Comme on peut le voir sur la figure 4.7, cette période correspond logiquement au moment où l'erreur en position du filtre de navigation est la plus grande. En conséquence, l'usage de la VDLL dégrade un peu les mesures du satellite n°21 sur cet intervalle de temps. Et la perte de visibilité du satellite n°31 autour de 175s se répercute visiblement sur la qualité de la mesure du satellite n°30 au même moment.

Cette première comparaison entre un récepteur traditionnel et un récepteur avec VDLL classique nous a permis d'établir l'impact de la VDLL pour le traitement du jeu de mesures dont nous disposons. L'utilisation de la VDLL permet de poursuivre certains satellites plus longtemps, ce qui le cas échéant améliore la géométrie des satellites visibles. Elle permet aussi de limiter la dérive de l'erreur de mesure juste avant la perte de verrouillage. Elle n'a par contre pas d'effets notables sur la précision en positionnement, ce qui est cohérent avec le fait que la VDLL est dédiée à l'amélioration des pseudodistances prédites et non de celles mesurées. Le manque de précision en positionnement se répercute d'ailleurs à travers la VDLL

sur la poursuite des satellites les moins bruités, qui s'en trouve un peu dégradée. Afin d'améliorer cette précision en positionnement, et donc la poursuite, nous proposons maintenant d'utiliser un filtre EKF précis et de comparer les performances obtenus par la VDLL classique et celles obtenues par la VDLL aidée par cet EKF.

4.3 Performances d'une VDLL assistée 3D

4.3.1 Considérations sur l'utilisation de l'EKF robuste 3D sigma- ϵ

Les résultats obtenus au chapitre 3, section 3.4, ont mis en évidence les performances de l'algorithme de navigation que nous avons nommé EKF robuste 3D sigma- ϵ . Cependant, pour pouvoir s'appliquer, cet algorithme nécessite d'une part d'avoir des mesures dont la variance des erreurs peut être reliée aux valeurs de C/N_0 . D'autre part, il faut que les biais sur les mesures puissent être simulés avec une précision élevée, par le logiciel SE-NAV combiné à notre méthode de reconstruction des biais.

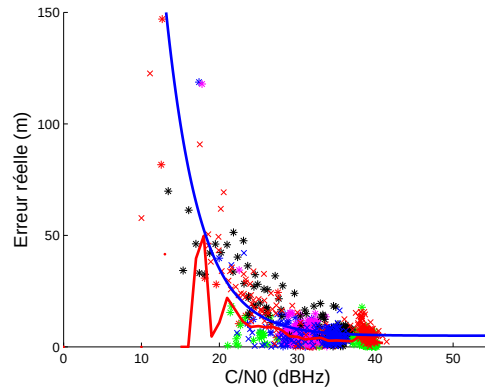


FIGURE 4.11 – Biais mesurés en fonction du C/N_0 . Bleu * : sat n°3 ; rouge * : sat n°6 ; vert * : sat n°21 ; magenta * : sat n°25 ; noir * : sat n°29 ; bleu x : sat n°30 ; rouge x : sat n°31.

La figure 4.11 montre la répartition des erreurs sur les mesures en fonction des valeurs de C/N_0 mesurées, pour le récepteur DLL. La courbe rouge indique la variance de ces erreurs. A partir de cette figure, nous ajustons la courbe bleue aux variances, suivant le modèle sigma- ϵ présenté dans la section 3.4.1, selon l'équation :

$$\sigma_k = \sigma_{\epsilon,k} = 5 + 3000.10^{\frac{-C/N_0^k}{10}}. \quad (4.14)$$

Les figures 4.12 et 4.13 montrent les résultats obtenus avec des récepteurs DLL et des filtres de navigation EKF robuste et EKF robuste sigma- ϵ tels que présentés dans la section 3.4.

On constate que le modèle sigma- ϵ ne donne pas de résultats satisfaisants au-delà de 140s sur le jeu de données dont nous disposons. Cela correspond à la sortie de la

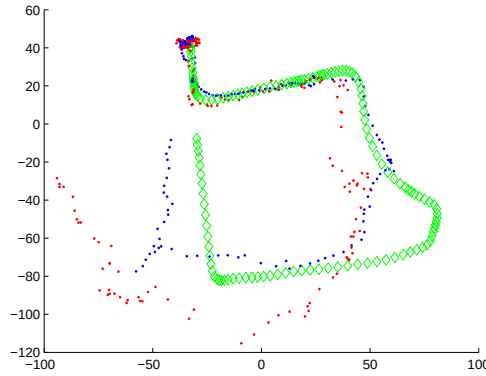


FIGURE 4.12 – Trajectoires estimées par l'EKF robuste (en bleu) et par l'EKF robuste sigma- ϵ (en rouge). En vert, la trajectoire de référence.

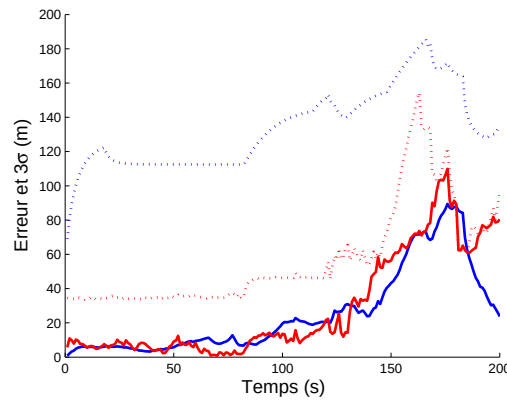


FIGURE 4.13 – Erreurs en position (traits continus) et bornes d'incertitude (tirets) à 3σ pour l'EKF robuste (en bleu) et pour l'EKF robuste sigma- ϵ (en rouge).

place du Capitole et à l'entrée dans les zones de fortes contraintes que constituent les rues étroites. Le manque d'efficacité du modèle sigma- ϵ à ces endroits peut s'expliquer par le manque de mesures de qualité, comme on peut le voir sur les figures 4.10, qui permettraient au filtre de corriger les erreurs induites par les mesures erronées.

Les simulations 3D pourraient corriger les mesures erronées de sorte à compenser ce problème. Cependant, elles ne sont pas suffisamment réalistes par rapport à notre jeu de mesures. En effet, la comparaison entre les biais prédits par SE-NAV le long de la trajectoire de référence et ceux mesurés avec le récepteur DLL donne un pourcentage d'environ 55% de cas où l'utilisation des simulations serait utile pour améliorer les mesures. Le pourcentage de cas où l'utilisation des simulations diminuerait l'erreur finale sur les mesures au moins par deux n'est lui que d'environ 17%. A la section 3.3.3, le récepteur commercial Ublox obtenait de bien meilleurs

pourcentages (respectivement $\sim 76\%$ et $\sim 50\%$). Les faibles pourcentages constatés ici peuvent s'expliquer par le fait que nous n'utilisons pas un récepteur hardware du commerce, mais un récepteur software basique développé sous Matlab, beaucoup plus sensible aux bruits ambiants et à leurs variations. En conséquence, nous ne pouvons pas envisager une utilisation efficace des simulations SE-NAV pour l'aide à la navigation dans nos récepteurs software Matlab.

Le filtre EKF robuste 3D sigma- ϵ ne peut donc s'appliquer avec intérêt sur la campagne de mesure que nous étudions ici. En conséquence, nous proposons de simuler un filtre de navigation aux performances équivalentes à celles observées pour l'EKF robuste 3D sigma- ϵ à la section 3.4.4. Pour cela, la position du récepteur, utilisée pour la prédiction des pseudodistances renvoyées à l'étage de poursuite dans la VDLL, correspond à la position donnée par la trajectoire de référence mais bruitée avec un bruit blanc gaussien de variance équivalente aux statistiques d'erreurs observées au chapitre 3 pour l'EKF robuste 3D sigma- ϵ .

L'utilisation de ces positions simulées pour le bouclage de la VDLL signifie de plus que nous séparons le fonctionnement de la VDLL et celui du filtre de navigation. Cette dissociation nous permet d'étudier l'impact sur la précision en positionnement des changements apportés par la VDLL sur les mesures de pseudodistances. Nous nommerons VDLL assistée 3D notre récepteur VDLL utilisant un algorithme de positionnement aux statistiques de précision équivalentes à celles du filtre EKF robuste 3D sigma- ϵ .

4.3.2 Comparaison des performances entre une VDLL classique et une VDLL assistée 3D

Le but de cette section est d'établir les apports concrets de notre VDLL assistée 3D, en comparant les performances de cette VDLL à celles de la VDLL classique utilisée à la section 4.2.4. Pour cela, nous allons utiliser les mêmes données et le même contexte expérimental qu'à la section 4.2.4.

La figure 4.14 présente le nombre de satellites vus au fil du temps pour la VDLL classique et pour la VDLL assistée 3D. On y constate qu'à une courte exception près, la VDLL assistée 3D voit autant et parfois plus de satellites que la VDLL classique, améliorant donc encore les résultats de cette dernière par rapport à ceux d'un récepteur DLL (voir figure 4.8). Les variations observées après 150s s'expliquent par différents phénomènes qui seront visibles sur les figures 4.16. La VDLL assistée 3D perd à cet endroit-là le verrouillage sur le satellite n°6 un peu plus vite que la VDLL classique, ce qui est normal au vu de l'erreur apparaissant sur la mesure. De même, elle perd le verrouillage un court instant sur le satellite n°29 dont les mesures sont alors très bruitées, alors que la VDLL classique le maintient. A l'inverse, la VDLL classique perd un petit moment le verrouillage sur le satellite n°31 alors que la VDLL assistée 3D le préserve en étant capable d'effectuer des mesures moins bruitées. L'accumulation de ces phénomènes aboutit aux fluctuations de visibilité que l'on observe sur la figure 4.14.

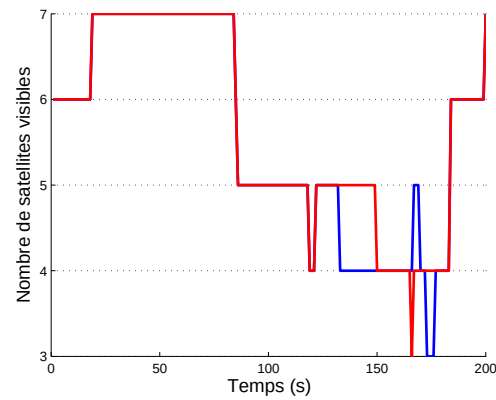
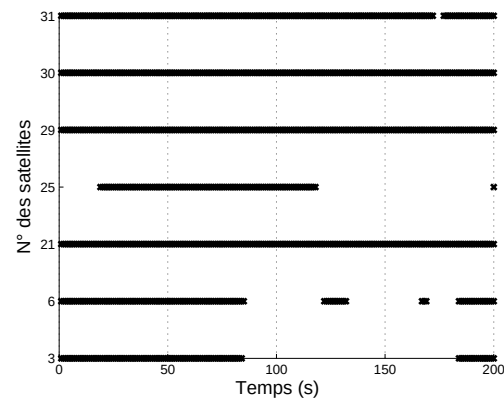
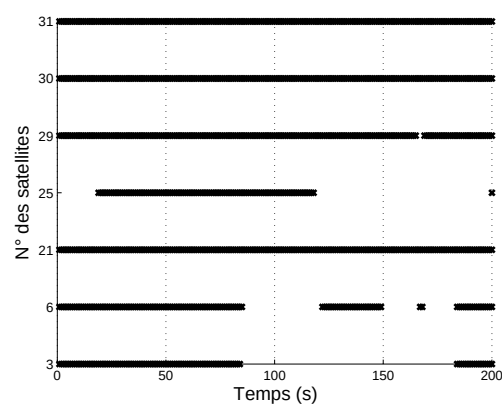


FIGURE 4.14 – Nombre de satellites poursuivis au fil du temps par la VDLL classique (en bleu) et par la VDLL assistée 3D (en rouge).

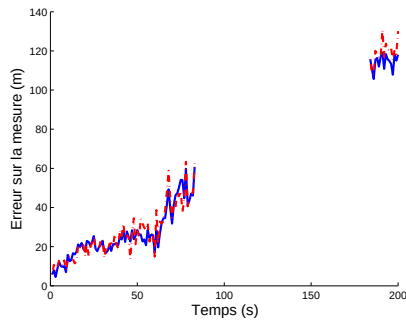


(a) Récepteur VDLL classique.

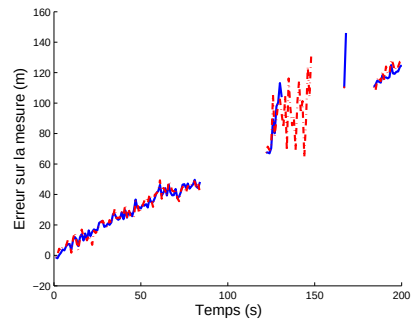


(b) Récepteur VDLL assisté 3D.

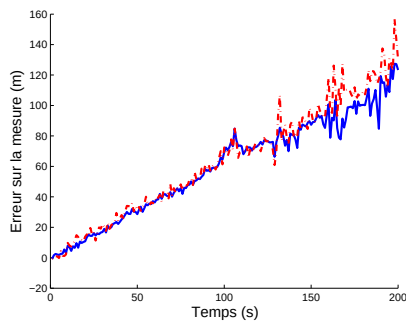
FIGURE 4.15 – Visibilité au cours du temps de chacun des satellites.



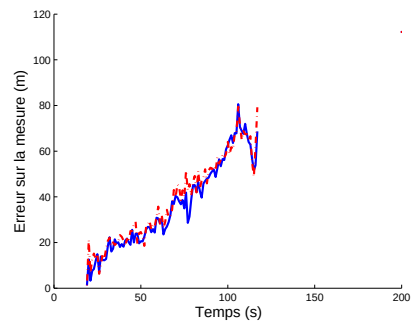
(a) Satellite 3.



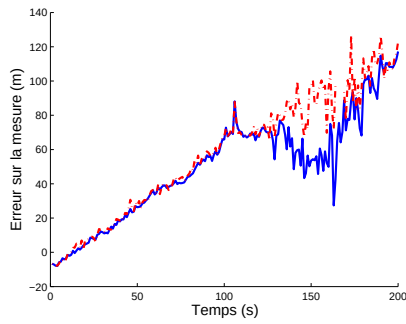
(b) Satellite 6.



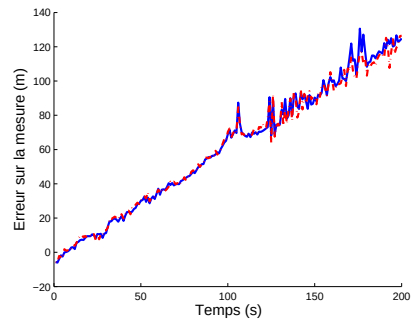
(c) Satellite 21.



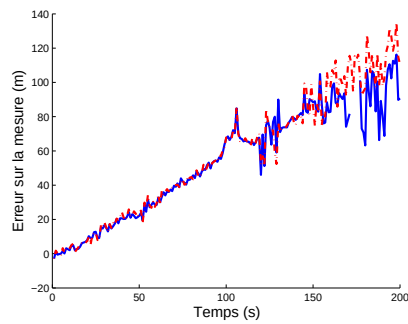
(d) Satellite 25.



(e) Satellite 29.



(f) Satellite 30.



(g) Satellite 31.

FIGURE 4.16 – Erreurs sur les pseudodistances mesurées par la VDLL classique (en bleu) et par la VDLL aidée (en rouge).

Les figures 4.15 permettent de voir que les améliorations principales apportées par la VDLL assistée 3D se portent sur les satellites n°31 et n°6. Le verrouillage n'est plus perdu pour le satellite n°31. Pour le satellite n°6, un gain de visibilité est obtenu jusqu'à 150s.

Les figures 4.16 montrent les erreurs sur les pseudodistances mesurées par la VDLL classique et par la VDLL assistée 3D, non corrigées du biais d'horloge.

Comme pour le satellite n°29 à la figure 4.10(e), les mesures supplémentaires obtenues ici par la VDLL assistée 3D pour le satellite n°6, présentées à la figure 4.16(b), sont très bruitées. Cela n'a rien de surprenant pour un satellite poursuivi dans des conditions très difficiles, c'est à dire avec une forte présence de bruit.

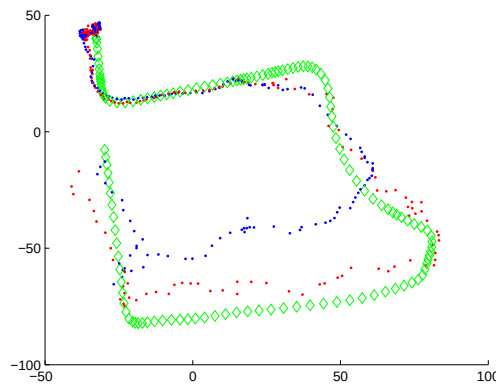


FIGURE 4.17 – Trajectoires estimées par l'EKF robuste avec VDLL classique (en bleue) et par l'EKF robuste avec VDLL assistée 3D (en rouge). En vert, trajectoire de référence.

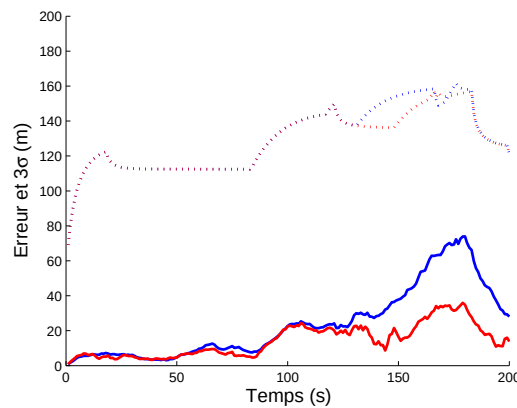


FIGURE 4.18 – Erreurs en position (traits continus) et bornes d'incertitude (tirets) à 3σ pour l'EKF robuste avec VDLL classique (en bleue) et pour l'EKF robuste avec VDLL assistée 3D (en rouge).

Pour tous les satellites, les mesures réalisées par la VDLL assistée 3D après 130s montrent globalement moins d'erreur que celles réalisées par la VDLL classique. En situation très bruitée, une meilleure prédiction des retards permet à la poursuite de moins dériver vers des estimations erronées. Cela constitue un apport très intéressant pour la navigation en milieu contraint.

Les figures 4.17 et 4.18 présentent les résultats de positionnement obtenus par l'EKF robuste avec VDLL classique et l'EKF robuste utilisant les mesures réalisées par la VDLL assistée 3D.

L'amélioration de la qualité des mesures grâce à la VDLL assistée 3D, à partir d'environ 130s, a un effet notable sur la précision en positionnement puisque l'erreur maximale est réduite environ par deux.

Les résultats que nous venons de présenter montrent donc que, si la position du récepteur utilisée pour prédire les retards envoyés à l'étage de poursuite est plus précise, alors la poursuite fonctionne mieux. Cela se manifeste entre autres par des visibilité accrues pour certains satellites, ainsi que des mesures moins bruitées. L'amélioration de la qualité des mesures devient suffisamment importante pour que cela impacte sur la précision en positionnement.

L'utilisation de notre filtre EKF 3D sigma- ϵ engendre donc un cercle vertueux. Une estimation de la position du récepteur précise permet à la poursuite d'être plus efficace, les mesures sont donc de meilleures qualité, ce qui permet d'accroître la précision en positionnement et l'efficacité des prédictions de biais fondées sur la 3D.

4.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés aux difficultés rencontrées par le récepteur GNSS dans des environnements où la puissance des signaux GNSS est faible par rapport à celle des bruits. Cela peut être dû soit à une atténuation des signaux GNSS, par exemple s'ils traversent un bâtiment ou de la végétation, soit à une augmentation des bruits environnants. En milieu urbain, les deux cas de figures sont fréquents.

De faibles rapports signal sur bruit (C/N_0) impactent essentiellement le fonctionnement de l'étage de poursuite. Afin d'aider celui-ci, on peut employer les méthodes de poursuite vectorielle, dédiées au traitement spécifique de cette problématique. Ces méthodes combinent l'étage de poursuite et celui de navigation en un seul algorithme pour exploiter la corrélation existant entre les mesures de pseudodistances. De par leur architecture, les performances des méthodes vectorielles sont dépendantes de la précision de positionnement. Dans ce chapitre, nous avons proposé d'étudier l'impact de notre filtre EKF 3D sigma- ϵ , plus précis qu'un filtre de navigation classique, sur les performances d'une poursuite vectorielle.

Nous avons présenté dans un premier temps le fonctionnement d'une Vector Delay Lock Loop (VDLL) et ses différences par rapport aux DLL classiques. Cela nous a permis de mettre en avant ses avantages et ses inconvénients théoriques.

Par la suite, nous avons établi une comparaison de référence, grâce à un jeu de données enregistrées en centre-ville de Toulouse, entre un récepteur software utilisant une architecture de poursuite classique, et un récepteur software utilisant une VDLL. Cette comparaison a permis de définir les avantages obtenus sur notre jeu de données grâce à une VDLL classique, notamment en terme d'augmentation du temps de visibilité pour certains satellites.

Enfin, nous avons étudié l'apport d'un filtre de navigation aidé par la 3D sur les performances de la VDLL. L'amélioration de la précision en positionnement, que permet l'utilisation des informations 3D, a eu un impact très favorable sur les capacités de poursuite et de mesure des signaux faibles par la VDLL. Non seulement, le temps de visibilité de certains satellites est encore augmenté, mais en plus les mesures effectuées en environnement hautement contraint sont de meilleure qualité, ce qui amène à un cercle vertueux entre la navigation et la poursuite.

Les résultats de ce chapitre nous permettent donc de conclure que les améliorations en positionnement observées au chapitre précédent pour l'EKF robuste 3D sigma- ϵ permettent aussi d'améliorer la poursuite de signaux avec de faibles C/N_0 , en aidant la VDLL.

Conclusion et Perspectives

Conclusions

Les systèmes GNSS permettent de se positionner tout autour du globe grâce à des constellations de satellites. Bien qu'ils soient utilisés en permanence par des milliers de personnes, il reste des conditions dans lesquelles un récepteur GNSS aura des difficultés à délivrer une solution de navigation répondant aux critères de précision, d'intégrité et de disponibilité recherchés. C'est pourquoi les recherches pour améliorer les performances du positionnement par satellites sont toujours en cours. L'utilisation croissante de ces systèmes par le grand public porte notamment l'intérêt des chercheurs vers les problématiques spécifiques aux environnements urbains.

Les caractéristiques des signaux GNSS permettent la mesure de leur temps de vol, et donc de la distance qu'ils ont parcourue. Cependant, certains environnements, comme les milieux urbains, engendrent des phénomènes problématiques pour le positionnement par satellites. Les signaux multitrajets, le masquage des satellites par les bâtiments et les signaux NLOS sont typiques des environnements urbains et nécessitent des traitements spécifiques pour diminuer leur impact sur la solution de navigation. Nous avons proposé d'utiliser une modélisation 3D de l'environnement pour aider le récepteur GNSS en environnement urbain, et plus spécifiquement dans les canyons urbains.

Nous avons d'abord proposé une nouvelle approche pour utiliser de manière constructive les mesures de signaux NLOS dans des environnements contraints tels que des canyons urbains. Le 3D AEKF - 3D Assisted Extended Kalman Filter - utilise les prédictions, par un modèle 3D de l'environnement, des signaux reçus à la position estimée. Ces prédictions permettent de modifier le modèle de mesure lorsqu'un signal reçu est estimé comme étant en configuration NLOS, donc avec un biais sur la mesure. Seuls les signaux NLOS reçus après des réflexions ont été considérés, car ce sont les multitrajets conservant le plus d'énergie, et donc potentiellement les plus perturbateurs. A cause de la haute variabilité des réflexions en environnement urbain, ainsi que de l'incapacité du modèle 3D à fournir des informations lorsque la position prédite se retrouve à l'intérieur d'un bâtiment, nous avons proposés une robustification des filtres de navigation utilisés grâce à une approche agissant sur l'innovation et sa matrice de covariance.

Deux séries de simulations nous ont permis de valider l'approche proposée. Une étude préliminaire a d'abord été menée grâce à un simulateur 3D simplifié développé sous Matlab. Les résultats de cette étude préliminaire ont mis en évidence que l'utilisation par le filtre de navigation d'informations en provenance du simulateur 3D évitent une partie des dérives dues aux mesures de signaux NLOS, moyennant la robustification du filtre de navigation. Nous avons ensuite appliqué notre approche

sur des simulations réalistes grâce à l'emploi du logiciel SE-NAV et d'une carte 3D d'un environnement réel. Les résultats ont là aussi été prometteurs malgré la haute variabilité des multitrajets.

Nous nous sommes ensuite intéressés à la prédiction, par modélisation 3D, des biais sur les mesures de pseudodistance dus aux multitrajets, ainsi qu'à la validation du réalisme des simulations 3D. Pour cela, nous avons d'abord élaboré une méthodologie pour reconstruire le biais à partir des informations fournies par les simulations de SE-NAV. Cette méthodologie se base sur le fonctionnement de l'étage de poursuite d'un récepteur GNSS et n'utilise que les biais et les puissances des multitrajets comme information. Nous avons alors comparé les biais estimés par cette méthode aux biais de mesures réelles enregistrées lors de campagnes d'acquisition autour de la place du Capitole à Toulouse. Les comparaisons ont montré que les biais estimés étaient très proches des biais réels, rendant l'utilisation du simulateur 3D pertinente.

Forts de cette validation du réalisme des simulations de SE-NAV, nous avons alors confronté les résultats de positionnement obtenus par plusieurs filtres de navigation. Comme filtre de référence, nous avons utilisé un EKF robuste. Un premier filtre amélioré était composé d'un EKF robuste utilisant l'approche statistique du modèle sigma- ϵ pour adapter la matrice de covariance du bruit. Nous avons proposé un deuxième filtre, à approche déterministe, composé d'un EKF robuste aidé par les simulations 3D pour corriger les biais sur les mesures de pseudodistances et adapter la matrice de covariance du bruit. Enfin, nous avons développé un troisième filtre fusionnant l'approche statistique et l'approche déterministe. Les résultats ont montré que l'aide de l'EKF robuste par les seules simulations 3D ne donnait pas de résultats satisfaisants. Par contre, la fusion des deux approches permettait d'obtenir d'excellents résultats sur la précision et l'intégrité, et exploitait avantageusement les informations en provenance du modèle 3D.

Les simulations 3D réalistes ayant prouvé leur intérêt pour l'aide à la navigation en environnement urbain, nous avons alors étudié l'apport qu'elles pouvaient amener pour la poursuite des signaux GNSS en situations contraintes. Dans des environnements où la puissance des signaux GNSS est faible par rapport à celle des bruits, le récepteur GNSS rencontre des difficultés pour poursuivre ces signaux. Cela peut être dû soit à une atténuation des signaux GNSS, par exemple s'ils traversent un bâtiment ou de la végétation, soit à une augmentation des bruits environnants. En milieu urbain, les deux cas de figures sont fréquents. De faibles rapports signal sur bruit (C/N_0) impactent essentiellement le fonctionnement de l'étage de poursuite. Afin d'aider celui-ci, nous avons choisi d'employer les méthodes de poursuite vectorielle, dédiées au traitement spécifique de cette problématique. Ces méthodes combinent l'étage de poursuite et celui de navigation en un seul algorithme pour exploiter la corrélation existant entre les mesures de pseudodistances. De par leur architecture, les performances des méthodes vectorielles sont dépendantes de la précision de positionnement.

Nous avons présenté dans un premier temps le fonctionnement d'une Vector Delay Lock Loop (VDLL) et ses différences par rapport aux DLL classiques. Cela nous a permis de mettre en avant ses avantages et ses inconvénients théoriques. Par la suite, nous avons d'abord établi une comparaison de référence, sur données réelles, entre un récepteur software utilisant une architecture de poursuite classique, et un récepteur software utilisant une VDLL. Puis nous avons étudié l'apport d'un filtre de navigation aidé par la 3D sur les performances de la VDLL. L'amélioration de la précision en positionnement, que permet l'utilisation des informations 3D, a eu un impact très favorable sur les capacités de poursuite et de mesure des signaux faibles par la VDLL. Non seulement, le temps de visibilité de certains satellites a été augmenté, mais en plus les mesures effectuées en environnement hautement contraint étaient de meilleure qualité, ce qui amenait à un cercle vertueux entre la navigation et la poursuite. Les améliorations en positionnement, apportées par un filtre de navigation utilisant la 3D, ont donc permis aussi d'améliorer la poursuite de signaux avec de faibles C/N_0 , en aidant la VDLL.

Perspectives

Nous avons montré que les simulations 3D des biais sur les pseudodistances pouvaient aider à la fois l'étage de navigation et celui de poursuite d'un récepteur GNSS en environnement urbain. Toutefois, les perspectives pour le travail mené durant cette thèse restent nombreuses.

Le modèle de mesure développé pour l'utilisation constructive des signaux NLOS n'a pas pu être testé sur données réelles. En effet, pour qu'il soit pertinent d'appliquer ce modèle de mesure, il faut que les signaux NLOS atteignant le récepteur présente un biais significatif de plusieurs dizaines de mètres. De plus, pour qu'il soit nécessaire d'utiliser les signaux NLOS plutôt que de les supprimer, il faut se trouver dans une configuration où les mesures sont très peu nombreuses. La combinaison de ces deux aspects ne se trouve que dans des canyons urbains de type "city". En effet, les canyons urbains créés par des rues très étroites mais avec des bâtiments peu élevés, comme ceux qu'on trouve sur Toulouse, réduisent fortement la visibilité des satellites mais ne donnent pas naissance à des signaux NLOS ayant un très fort biais. Il faudrait disposer d'une carte 3D et d'une campagne de mesure dans un environnement tel que Manhattan afin de valider les performances de notre approche d'utilisation constructive des signaux NLOS sur données réelles.

Nos travaux se sont concentrés sur les mesures de pseudodistances, et plus spécifiquement sur les manières d'aider le récepteur à les obtenir et à les corriger grâce à des simulations 3D. Il serait très intéressant de prolonger ces travaux aux mesures de Doppler, qui permettent l'estimation de la vitesse du récepteur. La modélisation 3D peut aussi apporter une aide sur ces mesures, car elle peut simuler les effets de Doppler subis par chacun des signaux atteignant le récepteur. Cela constituerait une aide supplémentaire au calcul de la solution de navigation en environnement contraint.

Sur les aspects de poursuite, il serait intéressant à l'avenir d'étudier si les simulations 3D peuvent permettre la poursuite de signaux NLOS dans le cadre d'une VDLL. En effet, dans sa configuration classique, une VDLL prédit les retards pour la poursuite en fonction du trajet direct récepteur/satellite. Cela signifie qu'elle va défavoriser la poursuite des signaux NLOS en ne tenant pas compte de leur biais. Pourtant, les signaux NLOS, de par la réflexion qu'ils ont subi, ont généralement des puissances plus faibles que les signaux LOS. Leur poursuite est donc d'autant plus difficile. Les simulations 3D des biais des signaux NLOS peuvent permettre d'aider à les poursuivre à travers une adaptation de la VDLL tenant compte de ces biais. Cependant, comme nous l'avons présenté plus tôt, pour mener cette étude sur les signaux NLOS il faudrait disposer d'une carte 3D et d'une campagne de mesure dans un environnement de type city.

Enfin, la combinaison d'une approche de map-matching à nos approches 3D permettrait assurément d'améliorer les performances de celles-ci. Nos approches 3D sont en effet limitées par la position estimée du récepteur. Si celle-ci dévie vers l'intérieur d'un bâtiment, ou bien quelques mètres au-dessus ou en-dessous de la rue, le modèle 3D se retrouve incapable de simuler les signaux reçus. Le map-matching peut aider à résoudre cette problématique. En contre-partie, notre approche 3D peut aider une navigation fondée sur le map-matching à ne pas être perturbée par des mesures subissant de forts biais.

Bibliographie

- [Abele 2010] A. Abele, F. Perez-Fontan, M. Bousquet, P. Valtr, J. Lemorton, F. Lacoste et E. Corbel. *A new physical-statistical model of the land mobile satellite propagation channel*. In Proceedings of the Fourth European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP), pages 1–5, 2010. (Cité en page 49)
- [Ait-Ighil 2012] M. Ait-Ighil, J. Lemorton, F. Pérez-Fontán, F. Lacoste, G. Artaud, C. Bourga et M. Bousquet. *Simplifying the propagation environment representation for LMS channel modelling*. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, vol. 2012, no. 1, pages 1–20, 2012. (Cité en page 49)
- [Ait-Ighil 2013] M. Ait-Ighil. *Enhanced Physical Statistical Simulator of the Land Mobile Satellite Channel for Multipath Modelling Applied to Satellite Navigation Systems*. PhD thesis, ISAE, Toulouse, France, 2013. (Cité en page 49)
- [Akos 2007] D.M. Akos, K. Borre, N. Bertelsen, P. Rinder et S.H. Jensen. *A Software-Defined GPS and Galileo Receiver*. Birkhäuser, 2007. (Cité en page 40)
- [Benson 2007] D. Benson. *Interference benefits of a vector delay lock loop (VDLL) GPS receiver*. In Proceedings of 63rd Annual Meeting of Institut of Navigation, Cambridge, MA, Avril 2007. (Cité en page 98)
- [Bin Ahmad 2013] K. A. Bin Ahmad, M. Sahmoudi, A. Bourdeau, C. Macabiau et G. Moura. *Reliable GNSS Positioning in Mixed LOS/NLOS Environment Using a 3D Model*. In Proceedings of the 17th European Navigation Conference (ENC 2013), Avril 2013. (Cité en page 4)
- [Bonnifait 2009] P. Bonnifait, J. Laneurit, C. Fouque, G. Dherbomez et al. *Multi-hypothesis Map-Matching using Particle Filtering*. In Proceedings of the 16th World Congress for ITS Systems and Services, pages 1–8, 2009. (Cité en page 24)
- [Bourdeau 2012a] A. Bourdeau, M. Sahmoudi et J.-Y. Tournet. *Constructive Use of GNSS NLOS-Multipath : Augmenting the Navigation Kalman Filter with a 3D Model of the Environment*. In Proceedings of International Conference on Information Fusion (FUSION 2012), Singapour, Juillet 2012. (Cité en page 4)
- [Bourdeau 2012b] A. Bourdeau, M. Sahmoudi et J.-Y. Tournet. *Tight Integration of GNSS and a 3D City Model for Robust Positioning in Urban Canyons*. In Proceedings of the 25th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS 2012), Nashville, TN, Septembre 2012. (Cité en page 4)
- [Bourdeau 2013] A. Bourdeau, M. Sahmoudi et J.-Y. Tournet. *Prediction of GNSS Signal Bias Using a 3D Model in Urban Environments*. In Procee-

- dings of the 17th European Navigation Conference (ENC 2013), Avril 2013. (Cité en pages 4 et 49)
- [Braasch 1992] M.S. Braasch. *On the Characterization of Multipath Errors in Satellite-Based Precision Approach and Landing Systems*. PhD thesis, Ohio University, 1992. (Cité en page 69)
- [Braasch 1996] M.S. Braasch. Multipath effects, volume 1 of *American Institute of Aeronautics and Astronautics*. Inc, Washington, DC, 1996. (Cité en pages 19, 34 et 63)
- [Braasch 1997] M.S. Braasch. *Autocorrelation sidelobe considerations in the characterization of multipath errors*. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 33, no. 1, pages 290–295, 1997. (Cité en page 62)
- [Braasch 1999] M.S. Braasch et A.J. Van Dierendonck. *GPS receiver architectures and measurements*. Proceedings of the IEEE, vol. 87, no. 1, pages 48–64, jan 1999. (Cité en page 65)
- [Braasch 2001] M.S. Braasch. *Performance comparison of multipath mitigating receiver architectures*. In Proceedings of IEEE Aerospace Conference, volume 3, pages 1309–1315, Big Sky, MT, 2001. (Cité en pages 23 et 62)
- [Bradbury 2007] J. Bradbury. *Prediction of urban GNSS availability and signal degradation using virtual reality city models*. In Proceedings of ION GNSS International Technical Meeting (ITM 2007), pages 2696–2706, Fort Worth, TX, Septembre 2007. (Cité en page 49)
- [Bétaille 2004] D. Bétaille. *Assessment and improvement of the capabilities of a window correlator to model GPS multipath phase errors*. PhD thesis, University College London, London, UK, 2004. (Cité en page 62)
- [Bullock 2012] J.B. Bullock, M. Chowdhary, D. Rubin, D. Leimer, G. Turetzki et M. Jarvis. *Continuous Indoor Positioning Using GNSS, Wi-Fi, and MEMS Dead Reckoning*. In Proceedings of the 25th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS 2012), pages 2408–2416, Septembre 2012. (Cité en pages 23 et 28)
- [Cappelle 2012] C. Cappelle, M.E. El Najjar, F. Charpillat et D. Pomorski. *Virtual 3D City Model for Navigation in Urban Areas*. Journal of Intelligent and Robotic Systems, vol. 66, no. 3, pages 377–399, 2012. (Cité en page 24)
- [Caron 2006] F. Caron, E. Duflos, D. Pomorski et P. Vanheegehe. *GPS/IMU data fusion using multisensor Kalman filtering : introduction of contextual aspects*. Information Fusion, vol. 7, no. 2, pages 221–230, 2006. (Cité en pages 23 et 28)
- [Copps 1980] E.M. Copps, G.J. Geier, W.C. Fidler et P. A. Grundy. *Optimal processing of GPS signals*. NAVIGATION, Journal of The Institute of Navigation, vol. 27, no. 3, pages 171–182, 1980. (Cité en page 98)
- [Counselman 1999] C.C. Counselman. *Multipath-rejecting GPS antennas*. Proceedings of the IEEE, vol. 87, no. 1, pages 86–91, 1999. (Cité en pages 23 et 62)

- [Delaporte 2008] T. Delaporte, R.Jr. Landry, M. Sahmoudi et J.C. Guay. *A Robust RTK Software for High-Precision GPS Positioning*. In Proceedings of the 12th European Navigation Conference (ENC 2008), 2008. (Non cité)
- [Drevelle 2011] V. Drevelle et P. Bonnifait. *Global positioning in urban areas with 3-D maps*. In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), pages 764–769, 2011. (Cité en page 24)
- [Drevelle 2013] V. Drevelle et P. Bonnifait. *Reliable Positioning Domain Computation for Urban Navigation*. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, vol. 5, no. 3, pages 21–29, 2013. (Cité en page 24)
- [El Najjar 2013] M.E.B. El Najjar, D. Pomorski et D. Maya. *Virtual 3D city model as a priori information source of vehicle ego-localization system*. Journal of Transportation Research, Part C : Emerging Technologies, 2013. (Cité en page 24)
- [Ercek 2006] R. Ercek, P. De Doncker et F. Grenez. *NLOS-multipath effects on pseudo-range estimation in urban canyons for GNSS applications*. In European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP 2006), pages 1–6, Nice, France, Novembre 2006. (Cité en pages 28 et 39)
- [Esbrí-Rodríguez 2004] O. Esbrí-Rodríguez, A. Konovaltsev et A. Hornbostel. *Modeling of the GNSS Directional Radio Channel in Urban Areas Based on Synthetic Environments*. In Proceedings of the 2004 National Technical Meeting of The Institute of Navigation, pages 203–209, Janvier 2004. (Cité en page 49)
- [Esteves 2012] P. Esteves, M. Sahmoudi, N. Ziedan et M.-L. Boucheret. *A New Adaptive Scheme for High-Sensitivity GNSS Acquisition in Presence of Large Doppler Shifts*. In Proceedings of the 25th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS 2012), pages 28–40, Nashville, TN, Septembre 2012. (Cité en page 23)
- [Fouque 2008] C. Fouque, P. Bonnifait et D. Betaille. *Enhancement of global vehicle localization using navigable road maps and dead-reckoning*. In IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium, (PLANS 2008), pages 1286–1291, 2008. (Cité en page 23)
- [Gao 1991] Y. Gao. *A new algorithm of receiver autonomous integrity monitoring (RAIM) for GPS navigation*. In Proceedings of ION GPS 1991, pages 887–896, Albuquerque, NM, 1991. (Cité en page 38)
- [Giremus 2007] A. Giremus, J.-Y. Tournet et V. Calmettes. *A Particle Filtering Approach for Joint Detection/Estimation of Multipath Effects on GPS Measurements*. IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 55, no. 4, pages 1275–1285, Avril 2007. (Cité en pages 23 et 62)
- [Grewal 1993] M.S. Grewal et A.P. Andrews. Kalman filtering : theory and practice. Prentice-Hall information and system sciences series. Prentice-Hall, 1993. (Cité en page 31)

- [Grewal 2007] M.S. Grewal, L.R. Weill et A.P. Andrews. *Global positioning systems, inertial navigation, and integration*. Wiley-Interscience, 2007. (Cité en page 34)
- [Groves 2011] P.D. Groves. *Shadow Matching : A New GNSS positioning technique for urban canyons*. *Journal of Royal Institut of Navigation*, vol. 64, pages 417–430, 2011. (Cité en pages 24 et 28)
- [Groves 2012] P.D. Groves, Z. Jiang, L. Wang et M.K. Ziebart. *Intelligent Urban Positioning using Multi-Constellation GNSS with 3D Mapping and NLOS Signal Detection*. In *Proceedings of the 25th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS 2012)*, pages 458–472, Septembre 2012. (Cité en page 49)
- [Groves 2013] P.D. Groves. *Principles of GNSS, inertial, and multisensor integrated navigation systems*. Artech House, 2013. (Cité en page 23)
- [Gustafson 2000] D. Gustafson, J. Dowdle et K. Flueckiger. *A deeply integrated adaptive GPS-based navigator with extended range code tracking*. In *Proceedings of IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium, (PLANS 2000)*, pages 118–124, 2000. (Cité en page 98)
- [Gustafson 2006] D.E. Gustafson, J.M. Elwell et J.A. Soltz. *Innovative indoor geolocation using RF multipath diversity*. In *Proceedings of IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium (PLANS 2006)*, pages 904–912, San Diego, CA, Avril 2006. (Cité en page 28)
- [Hagerman 1973] L. Hagerman. *Effects of multipath on coherent and non-coherent ranging receivers*. The Aerospace Corporation Report n°TOR-0073 (3020-03)-3, Mai 1973. (Cité en page 62)
- [Hannah 2001] B.M. Hannah. *Modelling and Simulation of GPS Multipath Propagation*. PhD thesis, Queensland University of Technology, 2001. (Cité en page 62)
- [Hartinger 1999] H. Hartinger et F.K. Brunner. *Variances of GPS Phase Observations : The SIGMA- ϵ Model*. *GPS Solutions*, vol. 2, no. 4, pages 35–43, 1999. (Cité en page 85)
- [Irsigler 2003] M. Irsigler et B. Eissfeller. *Comparison of Multipath Mitigation Techniques with Consideration of Future Signal Structures*. In *Proceedings of the 16th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GPS/GNSS 2003)*, pages 2584–2592, Septembre 2003. (Cité en page 62)
- [Iwase 2013] T. Iwase, N. Suzuki et Y. Watanabe. *Estimation and exclusion of multipath range error for robust positioning*. *GPS Solutions*, vol. 17, no. 1, pages 53–62, 2013. (Cité en page 28)
- [Jacobs 1993] O.L.R. Jacobs. *Introduction to control theory*. Oxford sciences publications. Oxford University Press, Incorporated, 1993. (Cité en page 31)

- [Jiang 2012] Z. Jiang et P.D. Groves. *NLOS GPS signal detection using a dual-polarisation antenna*. GPS Solutions, pages 1–12, 2012. (Cité en pages 23 et 28)
- [Juang 2008] J.-C. Juang. *Multi-objective approach in GNSS code discriminator design*. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 44, no. 2, pages 481–492, Avril 2008. (Cité en page 62)
- [Kaplan 2006] E.D. Kaplan et C. (Editors) Hegarty. *Understanding GPS : Principles and Applications*. 2nd Edition, Artech House, 2006. (Cité en pages 31, 65 et 99)
- [Kiesel 2007] S. Kiesel, M.M. Held et G.F. Trommer. *Realization of a Deeply Coupled GPS/INS Navigation System Based on INS-VDLL Integration*. In Proceedings of the 2007 National Technical Meeting of The Institute of Navigation, pages 522–531, San Diego, CA, Janvier 2007. (Cité en page 98)
- [Lashley 2008] M. Lashley et D.M. Bevly. *Comparison of Traditional Tracking Loops and Vector Based Loops for Weak GPS Signals*. In Proceedings of National Technical Meeting ION, San Diego, CA, Janvier 2008. (Cité en page 98)
- [Lashley 2009a] M. Lashley. *Modeling and performance analysis of GPS vector tracking algorithms*. PhD thesis, Auburn University, Alabama, 2009. (Cité en pages 100 et 101)
- [Lashley 2009b] M. Lashley et D.M. Bevly. *GNSS solutions : what are vector tracking loops, and what are their benefits and drawbacks ?* Inside GNSS, pages 16–21, May/June 2009. (Cité en page 98)
- [Lashley 2009c] M. Lashley, D.M. Bevly et J.Y. Hung. *Performance Analysis of Vector Tracking Algorithms for Weak GPS Signals in High Dynamics*. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, vol. 3, no. 4, pages 661–673, Août 2009. (Cité en page 98)
- [Lashley 2010] M. Lashley, D.M. Bevly et J.Y. Hung. *A valid comparison of vector and scalar tracking loops*. In Proceedings of IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium (PLANS 2010), pages 464–474, Mai 2010. (Cité en page 98)
- [Lehner 2005] A. Lehner et A. Steingass. *A Novel Channel Model for Land Mobile Satellite Navigation*. In Proceedings of the 18th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS 2005), pages 2132–2138, Septembre 2005. (Cité en page 49)
- [Lehner 2007] A. Lehner. *Multipath Channel Modelling for Satellite Navigation Systems*. PhD thesis, Shaker Verlag, 2007. (Cité en page 49)
- [Loo 1985] C. Loo. *A statistical model for a land mobile satellite link*. IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 34, no. 3, pages 122–127, 1985. (Cité en page 48)

- [Malicorne 2001] M. Malicorne, M. Bousquet, V. Calmettes et C. Macabiau. *Effects of masking angle and multipath on GALILEO performances in different environments*. In Proceedings of the 8th Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems, pages 271–280, St. Petersburg, Russia, 2001. (Cité en page 19)
- [Marais 2002] J. Marais. *Localisation de Mobiles terrestres par satellites. Mises en oeuvre d'outils permettant l'analyse de l'influence des conditions de propagation et des effets de masques sur la disponibilité du service offert*. PhD thesis, Université des Sciences et Technologies de Lille (Lille1), 2002. (Cité en page 63)
- [Marais 2005a] J. Marais. *Satellite Propagation Analysis in a Masking Environment for GNSS Application*. In IEEE Vehicular Technology Conference, volume 6, pages 4066–4070, 2005. (Cité en page 33)
- [Marais 2005b] J. Marais, M. Berbineau et M. Heddebaut. *Land mobile GNSS availability and multipath evaluation tool*. IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 54, no. 5, pages 1697–1704, 2005. (Cité en page 28)
- [Marais 2005c] J. Marais, M. Berbineau et D. F. Nahimana. *Effect of alternate path on satellite positioning accuracy in an urban environment*. 23rd AIAA International Communications Satellite Systems Conference (ICSSC), 2005. (Cité en page 63)
- [Marais 2013] J. Marais, D.F. Nahimana, N. Viandier et E. Duflos. *GNSS accuracy enhancement based on pseudo range error estimation in an urban propagation environment*. Expert Systems with Applications, vol. 40, no. 15, pages 5956–5964, 2013. (Cité en page 23)
- [Meguro 2009] J. Meguro, T. Murata, J. Takiguchi, Y. Amano et T. Hashizume. *GPS Multipath Mitigation for Urban Area Using Omnidirectional Infrared Camera*. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 10, no. 1, pages 22–30, 2009. (Cité en pages 23 et 28)
- [Misra 2004] P. Misra et P. Enge. *Global Positioning System (Signals, Measurements, and Performance)*. Ganga-Jamuna Press, 2004. (Cité en pages 9 et 64)
- [Monnerat 2004] M. Monnerat, R. Couty, N. Vincent, O. Huez et E. Chatre. *The Assisted GNSS, Technology and Applications*. In Proceedings of the 17th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS 2004), pages 2479–2488, Long Beach, CA, September 2004. (Cité en page 24)
- [Nahimana 2009] D.F. Nahimana. *Impact des multitrajets sur les performances des systèmes de navigation par satellite : Contribution à l'amélioration de la précision de localisation par modélisation bayésienne*. PhD thesis, Ecole Central de Lille, 2009. (Cité en pages 20 et 49)

- [Odijk 2006] D. Odijk et C.C.J.M. Tiberius. *Assessing the accuracy of high sensitivity GPS receiver for location based services*. In *Proceeding of NaviTec*, pages 11–14, Estec, Noordwijk, The Netherlands, 2006. (Cité en page 23)
- [Ohlmeyer 2006] E.J. Ohlmeyer. *Analysis of an Ultra-Tightly Coupled GPS/INS System in Jamming*. In *Proceedings of IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium (PLANS 2006)*, pages 44–53, Avril 2006. (Cité en page 98)
- [Pany 2005] T. Pany, R. Kaniuth et B. Eissfeller. *Deep integration of navigation solution and signal processing*. In *Proceedings of the 18th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS 2005)*, pages 1095–1102, Long Beach, CA, Septembre 2005. (Cité en pages 98 et 104)
- [Pany 2006] T. Pany et B. Eissfeller. *Use of a Vector Delay Lock Loop Receiver for GNSS Signal Power Analysis in Bad Signal Conditions*. In *Proceedings of IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium (PLANS 2006)*, pages 893–903, 2006. (Cité en page 98)
- [Perez-Fontan 2001] F. Perez-Fontan, M. Vazquez-Castro, C. Enjamio-Cabado, J. Pita-Garcia et E. Kubista. *Statistical modeling of the LMS channel*. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 50, no. 6, pages 1549–1567, 2001. (Cité en page 48)
- [Pesonen 2011] H. Pesonen. *A Framework for Bayesian Receiver Autonomous Integrity Monitoring in Urban Navigation*. *NAVIGATION, Journal of The Institute of Navigation*, vol. 58, no. 3, pages 229–240, 2011. (Cité en pages 28 et 38)
- [Petovello 2008] M.G. Petovello, C. O’Driscoll et G. Lachapelle. *Weak signal carrier tracking using extended coherent integration with an ultra-tight GNSS/IMU receiver*. In *Proceedings of European Navigation Conference (ENC 2008)*, Toulouse, France, 2008. (Cité en page 23)
- [Peyraud 2013] S. Peyraud, D. Bétaille, S. Renault, M. Ortiz, F. Mougél, D. Meizel et F. Peyret. *About Non-Line-Of-Sight Satellite Detection and Exclusion in a 3D Map-Aided Localization Algorithm*. *Sensors*, vol. 13, no. 1, pages 829–847, 2013. (Cité en pages 24 et 28)
- [Rabaoui 2012] A. Rabaoui, N. Viandier, E. Duflos, J. Marais et P. Vanheeghe. *Dirichlet Process Mixtures for Density Estimation in Dynamic Nonlinear Modeling : Application to GPS Positioning in Urban Canyons*. *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 60, no. 4, pages 1638–1655, 2012. (Cité en page 28)
- [Rao 2004] K.D. Rao, M.N.S. Swamy et E.I. Plotkin. *GPS navigation with increased immunity to modeling errors*. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 40, no. 1, pages 2–11, Janvier 2004. (Cité en pages 38 et 39)

- [Ray 2000] J.K. Ray. *Mitigation of GPS code and carrier phase multipath effects using a multi-antenna system*. PhD thesis, Université de Calgary, 2000. (Cité en page 62)
- [Sahmoudi 2008] M. Sahmoudi et M. Amin. *Fast iterative maximum-likelihood algorithm (FIMLA) for multipath mitigation in next generation of GNSS receivers*. IEEE Transactions on Wireless Communication, vol. 11, no. 7, pages 4362–4374, Novembre 2008. (Cité en pages 23 et 62)
- [Schubert 2008] F. Schubert, R. Prieto-Cerdeira et A. Steingass. *GNSS Software Simulation System for Realistic High-Multipath Environments*. In 4th ESA Workshop on Satellite Navigation User Equipment Technologies, (Navitec 2008), 2008. (Cité en page 49)
- [Sennott 1984] J.W. Sennott. *A flexible GPS software development system and timing analyzer for present and future microprocessors*. NAVIGATION, Journal of The Institute of Navigation, vol. 31, no. 2, pages 84–95, 1984. (Cité en page 98)
- [Soloviev 2008] A. Soloviev et F. Van Graas. *Utilizing multipath reflections in deeply integrated GPS/INS architecture for navigation in urban environments*. In Proceedings of IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium (PLANS 2008), pages 383–393, Monterey, CA, Mai 2008. (Cité en page 28)
- [Soloviev 2009] A. Soloviev et F. Van Graas. *Use of deeply integrated GPS/INS architecture and laser scanners for the identification of multipath reflections in urban environments*. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, vol. 3, no. 5, pages 786–797, Octobre 2009. (Cité en page 28)
- [Spangenberg 2010] M. Spangenberg, V. Calmettes, O. Julien, J.-Y. Tournet et G. Duchateau. *Detection of Variance Changes and Mean Value Jumps in Measurement Noise for Multipath Mitigation in Urban Navigation*. NAVIGATION, Journal of The Institute of Navigation, vol. 57, no. 1, pages 35–52, 2010. (Cité en page 62)
- [Spilker 1996] J.J.Jr. Spilker. *Fundamentals of signal tracking theory*. In Global Positioning System : Theory and Applications, volume 1, pages 245–327. AIAA, Inc., 1996. (Cité en pages 23, 66 et 98)
- [Steingass 2004] A. Steingass et A. Lehner. *Measuring the Navigation Multipath Channel - A Statistical Analysis*. In Proceedings of the 17th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS 2004), pages 1157–1164, Septembre 2004. (Cité en page 48)
- [Valtr 2009] P. Valtr, F. Perez-Fontan et A. Abele. *Propagation modelling in virtual environments, characterization of mobile propagation channel*. In 3rd European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP 2009), pages 3678–3681, 2009. (Cité en page 49)
- [Van Dierendonck 1992] A.J. Van Dierendonck. *Theory and Performance of Narrow Correlator Spacing in a GPS Receiver*. NAVIGATION, Journal of Insti-

- tut of Navigation, vol. 39, no. 3, pages 265–283, Fall 1992. (Cité en pages 23, 62 et 70)
- [Van Nee 1995] R. Van Nee. *Multipath and Multi-Transmitter Interference in Spread-Spectrum Communication and Navigation Systems*. PhD thesis, Delft University, 1995. (Cité en page 62)
- [Viandier 2008a] N. Viandier, J. Marais, E. De Verdalle et A. Prestail. *Positioning urban buses : GNSS performances*. In Proceedings of the 8th International Conference on ITS Telecommunications (ITST 2008), pages 51–55, 2008. (Cité en page 64)
- [Viandier 2008b] N. Viandier, D.F. Nahimana, J. Marais et E. Duflos. *GNSS performance enhancement in urban environment based on pseudo-range error model*. In Proceedings of IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium (PLANS 2008), pages 377–382, 2008. (Cité en page 62)
- [Viandier 2011] N. Viandier. *Modélisation et utilisation des erreurs de pseudodistances GNSS en environnement transport pour l'amélioration des performances de localisation*. PhD thesis, Ecole Centrale de Lille, 2011. (Cité en page 23)
- [Wang 2000] S.S. Wang et M. Green. *Mobile location method for non-line-of-sight situation*. In Proceedings of the 52nd Vehicular Technology Conference, volume 2, pages 608–612, 2000. (Cité en page 33)
- [Wang 2012] W. Wang, T. Jost, A. Lehner, U.-C. Fiebig et C. Gentner. *Physical-Statistical Channel Model for Joint GNSS and Mobile Radio Based Positioning*. In Proceedings of the 25th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS 2012), pages 953–959, Septembre 2012. (Cité en page 49)
- [Wang 2013] L. Wang, P. D. Groves et M. K. Ziebart. *GNSS Shadow Matching : Improving Urban Positioning Accuracy Using a 3D City Model with Optimized Visibility Scoring Scheme*. Navigation, 2013. (Cité en page 28)
- [Wieser 2005] A. Wieser, M. Gaggl et H. Hartinger. *Improved Positioning Accuracy with High-Sensitivity GNSS Receivers and SNR Aided Integrity Monitoring of Pseudo-Range Observations*. In Proceedings of the 18th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS 2005), pages 1545–1554, Septembre 2005. (Cité en page 85)
- [Williams 2000] J.H. Williams, R.J. Davis et E.N. Rosario. *Multipath Mitigation Performance of Planar GPS Adaptive Antenna Arrays for Precision Landing Ground Stations*. In Proceedings of the 13th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GPS 2000), pages 1309–1316, Septembre 2000. (Cité en pages 23 et 62)
- [Won 2010] J.-H. Won et B. Eissfeller. *Effectiveness analysis of vector-tracking-loop in signal fading environment*. In 5th ESA Workshop on Satellite Navigation Technologies and European Workshop on GNSS Signals and Signal Processing (NAVITEC), pages 1–6, Décembre 2010. (Cité en page 98)

- [Zarchan 2009] P. Zarchan et H. Musoff. Fundamentals of Kalman Filtering : A Practical Approach (Third Edition). American Institute of Aeronautics and Astronautics. Inc, Washington, DC, 2009. (Cité en page 31)
- [Zhang 2005] Z. Zhang, C.L. Law et Y.L. Guan. *BA-POC-based ranging method with multipath mitigation*. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, vol. 4, no. 1, pages 492–495, 2005. (Cité en page 62)

Approches Avancées de Navigation par Signaux GNSS en Environnement Urbain utilisant un Modèle 3D

Résumé : L'utilisation de systèmes GNSS (Global Navigation Satellites System) en environnement urbain s'est fortement développée, notamment avec l'apparition des puces GNSS dans les téléphones portables. Cependant, l'environnement urbain génère des difficultés dans la réception des signaux GNSS qui peuvent engendrer des erreurs en position de plusieurs dizaines de mètres. Nous avons choisi d'apporter une solution à ces problématiques grâce à l'utilisation d'un modèle 3D de ville réaliste simulant la propagation des signaux GNSS.

La première partie de notre étude se porte sur la problématique des signaux Non Line Of Sight et propose une solution de navigation utilisant le modèle 3D de ville pour estimer les caractéristiques géométriques des signaux NLOS reçus par le récepteur. Dans la deuxième partie de notre travail, le modèle 3D de ville est utilisé pour estimer le biais dû aux signaux multitrajets sur la mesure de pseudodistance. Enfin, la dernière partie de notre étude propose une solution combinant les méthodes de poursuite vectorielle des signaux GNSS aux apports d'information du modèle 3D de ville afin d'aider la poursuite en contexte d'atténuation des signaux GNSS.

Mots clés : Navigation, GNSS, Poursuite, 3D, Urbain, Multitrajets

Advanced Approaches for Navigation by GNSS Signals in Urban Environment Using a 3D Model

Abstract : The use of Global Navigation Satellites System, better known by the acronym GNSS, in an urban environment has grown significantly, especially with the advent of GNSS chips in mobile phones. However, the urban environment introduces many difficulties in GNSS signal reception that can lead to position's errors of several tens of meters. We chose to answer these problems by using a 3D city model allowing to simulate a realistic propagation of the GNSS signal in urban environment.

The first part of our work regards the Non Line Of Sight problem, where we propose a navigation solution based on a 3D city model to estimate geometrical properties of NLOS measured by the receiver. In a second part, the 3D city model is used to estimate the bias coming from the multipath on the pseudorange measurement. Finally, the last part of our study provides a solution coupling the GNSS signal vectorial tracking method to the information produced from the 3D city model in order to improve the tracking in the context of strong GNSS signal power attenuation.

Keywords : Navigation, GNSS, Tracking, 3D, Urban, Multipaths
