



HAL
open science

Hybridation multi-sources pour améliorer les fonctions de détection, pistage, localisation et positionnement dans des environnements difficiles

Ngoc-Tan Truong

► **To cite this version:**

Ngoc-Tan Truong. Hybridation multi-sources pour améliorer les fonctions de détection, pistage, localisation et positionnement dans des environnements difficiles. Electronique. ENSTA Bretagne - École nationale supérieure de techniques avancées Bretagne, 2020. Français. NNT : 2020ENTA0008 . tel-03373570

HAL Id: tel-03373570

<https://theses.hal.science/tel-03373570>

Submitted on 11 Oct 2021

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

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

THESE DE DOCTORAT DE

L'ECOLE NATIONALE SUPERIEURE
DE TECHNIQUES AVANCEES BRETAGNE

ECOLE DOCTORALE N° 601
*Mathématiques et Sciences et Technologies
de l'Information et de la Communication*
Spécialité : Electronique

Par

« **Ngoc-Tan TRUONG** »

« **Hybridation multi-sources pour améliorer les fonctions de détection,
pistage, localisation et positionnement dans des environnements
difficiles** »

Thèse présentée et soutenue à « Brest », le « 15 décembre 2020 »

Unité de recherche : Lab-STICC UMR CNRS 6285 ENSTA Bretagne, Brest.

Rapporteurs avant soutenance :

Alain MULS, Professeur, Ecole Royale Militaire, Bruxelles, Belgique

Yannis POUSSET, Professeur des Universités, XLIM, Université de Poitiers, Poitiers, France

Composition du Jury :

Président : Salah BOURENNANE Professeur des Universités, Centrale Marseille, Marseille, France

Rapporteurs :

Alain MULS

Professeur, Ecole Royale Militaire, Bruxelles, Belgique

Yannis POUSSET

Professeur des Universités, XLIM, Université de Poitiers, Poitiers, France

Examineurs :

Salah BOURENNANE

Professeur des Universités, Centrale Marseille, Marseille, France

Ghaïs EL ZEIN

Professeur des Universités, IETR, INSA Rennes, Rennes, France

Zaynab GUERRAOU

Chargée de recherche, ENSTA Bretagne, Brest, France

Pierre FRANCK

Docteur en sciences, Responsable de projets et du pôle de
prototypage de Massy, Safran Electronics & Defense, Massy, France

Dir. de thèse : Ali KHENCHAF, Professeur des Universités – ENSTA Bretagne

Co-encadrant de thèse : Fabrice COMBLET, Maître de Conférences – ENSTA Bretagne

Résumé

Les services liés aux systèmes de positionnement GNSS se sont beaucoup développés sur les dix dernières années et ne cessent de gagner en popularité et en efficacité. D'autres services se sont déployés dans différents domaines et secteurs d'activité, pour les applications maritimes, on estime qu'environ 87% de la marine marchande utilise déjà le système mondial satellitaire pour la navigation et le positionnement. Aujourd'hui, avec la venue des nouveaux systèmes Galileo et Beidou ainsi que la modernisation des systèmes GPS et GLONASS, de nouveaux satellites ainsi que de nombreuses nouvelles fréquences et de nouveaux signaux ouvrent la porte à d'innombrables nouvelles applications. Actuellement, certaines applications requièrent une meilleure précision et exploitation des systèmes de navigation, surtout dans des environnements difficiles. En effet, de nombreux facteurs affectent les performances finales d'un récepteur GNSS. Certains d'entre eux sont liés à la qualité inhérente du récepteur et de son antenne (sensibilité, qualité du traitement du signal, résistance aux interférences et au brouillage, ...etc.), tandis que d'autres sont liés aux couches atmosphériques que les signaux traversent et enfin certains sont liés à l'environnement de réception du récepteur. Les sources d'interférence dans l'environnement de réception (masque, multi-trajets, diffraction, ... etc.), y compris la dynamique des objets mobiles, ont des effets importants sur les performances du récepteur. C'est dans ce contexte que s'intègre l'ensemble des travaux réalisés.

Ainsi, le travail mené dans le cadre de cette thèse vise à développer de nouveaux algorithmes avec l'hybridation multi-sources pour améliorer les fonctions de détection, pistage, localisation et positionnement dans des environnements difficiles. L'utilisation de signaux multiples présente des avantages aussi bien des inconvénients, car ils peuvent contenir des signaux de mauvaise qualité qui ont un impact négatif sur la précision de la position. Alors, nous avons étudié et présenté différentes méthodes permettant de réduire et/ou d'éliminer des données aberrantes : les moindres carrés itérativement repondérés (IRWLS : *Iterative ReWeighted Least Squares*) et le filtrage de Kalman étendu robuste (FKE-robuste : FKER). Ainsi, nous avons appliqué la méthode FKE-robuste en considérant la combinaison des données GPS, Galileo et GLONASS de la station de base ABMF (station de réception GNSS gérée par Météo-France en Guadeloupe). Ceci nous a permis d'améliorer considérablement la précision de la position d'environ 84% par rapport à une combinaison de données non-robuste (utilisant la méthode des moindres carrés). Bien que la méthode FKE-robuste a permis une amélioration de la précision de la position, les résultats obtenus peuvent contenir des erreurs difficiles à estimer. En conséquence, et pour tenir compte de cette défaillance, nous avons étudié, présenté et appliqué une autre méthode très puissante, elle est intitulée LSTM (pour Long Short Term Memory). La méthode LSTM constitue une architecture de réseau neuronal récurrent artificiel utilisée dans le domaine de l'apprentissage en profondeur. Elle est utilisée dans le domaine de « Deep Learning » pour effectuer certains types de prédiction (à partir de séries temporelles, ...). La combinaison des deux techniques FKE-robuste et LSTM (deep learning), nous a permis d'améliorer largement la précision de positionnement d'un récepteur ; par exemple, la précision de la position est améliorée d'environ 95% par rapport à la combinaison non-robuste des données issues de la station de base ABMF.

Il est à noter que le GNSS n'est pas la seule technologie utilisée pour déterminer la position et la vitesse du récepteur. Dans le cas, où les signaux de GNSS sont bloqués et/ou inutilisables, nous avons combiné et fusionné les données GNSS et les données issues des systèmes inertiels INS (Inertial Navigation System), ce qui représente une bonne alternative pour déterminer la position du récepteur.

Résumé

Les travaux réalisés dans le cadre de cette thèse sont menés dans le contexte du projet e-PANEMA, soutenu dans le cadre du Programme d'Investissements d'Avenir (PIA). Le travail a été effectué en partenariat avec les autres membres du consortium (SAFRAN SE, Diades Marine et l'ENSM).

Mots clés— *Données GNSS, Données INS, Récepteur GNSS, environnement difficile, fusion de données, robuste des données, IRWLS, FKE-robuste (FKE), Deep Learning, LSTM.*

Abstract

Services related to GNSS positioning systems have been significantly developed over the last ten years and continue to develop in popularity and efficiency. Other services have been deployed in various fields and sectors of activity. For maritime applications, it is estimated that about 87% of the merchant navy already uses the global satellite system for navigation and positioning. Today, with the advent of the new Galileo and Beidou systems and the modernization of the GPS and GLONASS systems, new satellites and many new frequencies and signals are opening the door to countless new applications. Currently, some applications require better accuracy and exploitation of navigation systems, especially in harsh environments. Indeed, many factors affect the final performance of a GNSS receiver. Some of them are related to the inherent quality of the receiver and its antenna (sensitivity, quality of signal processing, resistance to interference and jamming, ..., etc.), while others are related to the receiver's receiving environment. Sources of interference in the receiving environment (multipath, diffraction, ..., etc.), including the dynamics of moving objects, have important effects on the performance of the receiver. It is in this context that all the work carried out is integrated.

Thus, the work in this thesis aims at developing new algorithms with multi-source hybridization to improve the functions of detection, tracking, localization and positioning in difficult environments. The use of multiple signals has advantages as well as disadvantages, as they can contain poor quality signals that have a negative impact on position accuracy. Therefore, we have studied and presented different methods to reduce and/or eliminate outliers: iterative ReWeighted Least Squares (IRWLS) and Robust Extended Kalman Filter (Robust-EKF: REKF). Thus, we applied the Robust-EKF method considering the combination of GPS, Galileo and GLONASS data from the ABMF base station (GNSS receiving station managed by Météo-France in Guadeloupe). This allowed us to considerably improve the position accuracy by about 84% compared to a non-robust data combination (using the least squares method). Although the robust-EKF has improved the accuracy of the position, the results obtained may contain errors that are difficult to estimate. Consequently, we have studied, presented and applied another very powerful method, called LSTM (Long Short-Term Memory). The LSTM method is an artificial recurrent neural network architecture used in the field of "Deep Learning". It is used to make predictions by taking into account the temporal dynamics (it is particularly suitable for time series data analysis). The combination of the two techniques robust-EKF and LSTM has allowed us to greatly improve the positioning accuracy of a receiver; for example, the position accuracy is improved by about 95% compared to the non-robust combination of data from the ABMF base station.

It should be noted that GNSS is not the only technology used to determine the position and velocity of the receiver. In the case where GNSS signals are blocked and/or unusable, we have combined and merged GNSS data with INS data (Inertial Navigation System), which represents a good alternative to determine the position of the receiver.

The work carried out within the framework of this thesis is conducted in the context of the e-PANEMA project, supported under the Future Investment Program (FIP) operated by ADEME. The work was carried out in partnership with the other members of the consortium (SAFRAN SE, Diades Marine and ENSM).

Keywords - GNSS data, INS data, GNSS receiver, harsh environment, data fusion, robust data, IRWLS, robust-EKF, EKF, Deep Learning, LSTM.

Remerciements

Ce mémoire est le résultat d'un périple extraordinaire qui m'a fait grandir, tant sur le plan professionnel que personnel. Il est non seulement le reflet de mes efforts, mais reflète également les efforts de plusieurs personnes qui m'ont conseillé, soutenu et encouragé dans cette aventure.

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été réalisés au sein de l'équipe PIM du Lab-STICC (site ENSTA Bretagne), sous la direction du professeur Ali KHENCHAF.

Je remercie mon directeur de thèse, Monsieur le Professeur Ali KHENCHAF, de m'avoir accueilli au sein de son équipe et d'avoir dirigé cette thèse. Je le remercie pour les nombreuses discussions ou réunions scientifiques qui m'ont permis de réaliser des travaux dans de bonnes conditions. Je remercie aussi Monsieur Fabrice COMBLET pour ses nombreux conseils et le partage de ses compétences scientifiques. Aussi, je les remercie pour avoir cru en moi et m'avoir soutenu durant toutes ces années. Ils ont su me transmettre leur passion ainsi que leurs connaissances dans le domaine de la navigation par satellite. Je les remercie chaleureusement pour leur encadrement, leurs conseils avisés et pour les diverses opportunités d'échange avec le monde industriel qui m'ont permis d'acquérir des expériences professionnelles inestimables.

Mes sincères remerciements vont à Mme Annick BILLON-COAT et Mme Michèle HOFMANN pour leur sympathie et leur aide précieuse pour la gestion de toutes démarches administratives.

Cela aurait été difficile d'achever cette thèse sans mes chers amis. Pour tous les moments de partage et d'échange lors des déjeuners au restaurant de l'école, les diners des weekends, les parties de billard après le déjeuner, les jeux de Laser Game : je tiens à remercier chaleureusement Zaynab, Naima, Mira, Sylvain, Hamza, Antoine, Alexandre et tous les autres qui excuseront ma mémoire. En particulier, je remercie mon amie et collègue de bureau Zaynab, qui m'a énormément soutenu toutes les fois où j'ai été en difficulté. Je ne manquerai pas de remercier également les amis du sport (professeurs, doctorants, ou ingénieurs de recherche) pour les bons matchs de foot organisés chaque mercredi.

Je voudrais remercier les amis du cours de français qui viennent des quatre coins du globe (Vietnam, Etats Unis, Tunisie, Australie, Chine, Iran ...) et qui m'ont permis de découvrir des cultures différentes et intéressantes. Je remercie particulièrement Mme Maiwenn MORVAN, mon enseignante, qui m'a beaucoup aidé à combler mes lacunes de français. De même, je voudrais remercier les amis du cours d'anglais avec qui l'ambiance a toujours été au rendez-vous. Le partage des expériences sur les voyages, les activités et les méthodes d'apprentissage de langues a toujours été un vrai moment de bonheur. Je remercie M. Michael BENSON, mon enseignant d'anglais, pour sa bonne humeur et son sens de partage.

Enfin, avec une note particulière et une pensée profonde, j'adresse mes remerciements et ma gratitude à mes parents et mon frère pour leur amour, leur soutien inconditionnel, pour leur étoile qui m'a toujours suivie à travers des milliers de kilomètres. Ma famille a toujours été le moteur de mes ambitions et le premier supporter de mes choix. Il n'existe pas de mots assez forts pour exprimer ma gratitude et ma reconnaissance à l'égard de mes anges gardiens !

Table des matières

Résumé.....	3
Abstract.....	5
Remerciements.....	7
Table des matières.....	9
Liste des figures.....	13
Liste des tableaux.....	15
Acronymes.....	17
Chapitre 1	19
Introduction Générale.....	19
1.1. Contexte.....	20
1.2. Motivation et Objectifs	21
1.3. Méthodologie	22
1.4. Organisation du mémoire.....	23
Chapitre 2.....	25
Systemes de positionnement.....	25
2.1. Introduction	26
2.2. Les systèmes satellitaires	27
2.2.1. Principe du positionnement par satellites	27
2.2.1.1. Positionnement absolu	27
2.2.1.2. Positionnement relatif	28
2.2.2. Le GPS.....	28
2.2.2.1. Composantes principales du système GPS	28
2.2.2.2. Structure du signal GPS.....	29
2.2.2.3. Référentiels spatio-temporels	30
2.2.3. GLONASS	30
2.2.3.1. Composantes principales du système GLONASS	30
2.2.3.2. Structure du signal GLONASS.....	31
2.2.3.3. Référentiels spatio-temporels	32
2.2.4. Galileo	32
2.2.4.1. Composantes principales du système.....	33
2.2.4.2. Structure du signal	33
2.2.4.3. Référentiels spatio-temporels	34
2.2.5. BEIDOU	34
2.2.5.1. Composantes principales du système Beidou	35
2.2.5.2. Structure du signal Beidou	35
2.2.5.3. Référentiels spatio-temporels	36
2.3. Les capteurs inertiels	36
2.3.1. Principe des capteurs inertiels	36
2.3.2. Erreurs des systèmes inertiels.....	37

2.4. Conclusion	37
Chapitre 3	39
Traitement des données GNSS	39
3.1. Présentation des données GNSS	40
3.1.1. Format RTCM	40
3.1.2. Format RINEX	42
3.1.3. Format NMEA.....	42
3.2. Traitements de données RINEX	44
3.2.1. Fichier d'observations GNSS	45
3.2.3. Fichier des messages de navigation GLONASS.....	50
3.2.4. Fichier des messages de navigation Galileo	52
3.3. Détermination des positions et les vitesses des satellites	55
3.3.1. Calcul des positions et des vitesses des satellites GPS et Galileo	55
3.4. Modélisation des erreurs GNSS	60
3.4.1. Correction des erreurs d'horloges satellites	60
3.4.2. Corrections des erreurs à la propagation.....	62
3.4.3. Modèle des multi-trajets.....	67
3.5. Résultats de simulation des erreurs sources	68
3.6. Conclusion	71
Chapitre 4	73
Algorithmes de Positionnement GNSS	73
4.1. Introduction	74
4.2. Mesures de pseudo-distances	74
4.2.1. Pseudo-distance en code PRN.....	75
4.2.2. Pseudo-distance en phase.....	76
4.3. Méthode des moindres carrés pondérés	78
4.3.2. Algorithmes pour estimer la position et la vitesse	81
4.3.3. Modèle de pondération	84
4.3.4. Résultats Expérimentaux.....	85
4.4. Filtrage de Kalman Etendu	88
4.4.1. Pseudo-distance	88
4.4.2. Modèle de filtrage de Kalman étendu	89
4.4.3. Estimation de position et de vitesse à l'aide du FKE	90
4.4.4. Matrice de covariance.....	91
4.4.5. Résultats d'expérimentation	93
4.5. Positionnement relatif	96
4.5.1. Différence simple	97
4.5.2. Différence double.....	98
4.6. Conclusion	98
Chapitre 5	101
Algorithmes de positionnement par fusion de données GNSS	101
5.1. Introduction	102
5.2. Méthodes des moindres carrés itérativement repondérés	102

Table des matières

5.2.1.	Théorie de MM-Estimation	104
5.2.2.	Etapas de l'algorithme d'IRWLS	105
5.2.3.	Présentation de l'algorithme RAIM.....	107
5.2.4.	Résultats de simulation	109
5.3.	Filtrage de Kalman étendu robuste	111
5.3.1.	Modèle de filtrage de Kalman étendu robuste	111
5.3.2.	Application de l'algorithme FKE-robuste	113
5.3.3.	L'algorithme IRWLS	119
5.3.4.	Résultats de simulation	120
5.4.	Combinaison des algorithmes FKE-robuste et LSTM (Long Short-Term Memory).....	121
5.4.1.	Application de la méthode FKE-robuste pour les données issues des trois satellites (GPS, Galileo, GLONASS)	122
5.4.1.1.	Application de la méthode FKE-robuste	122
5.4.1.2.	Résultats de simulation	126
5.4.2.	Méthode de dé-bruitage de filtre	130
5.4.2.1.	Modèle de dé-bruitage de filtre.....	131
5.4.2.2.	Résultats de simulation.....	135
5.5.	Positionnement relatif	137
5.5.1.	Résultats de simulation	137
5.6.	Conclusion	141
Chapitre 6.....	143
Algorithmes de fusion des données GNSS/INS pour le positionnement.....	143
6.1.	Introduction	144
6.2.	Navigation inertielle.....	144
6.2.1.	Capteur inertielle	144
6.2.2.	Système de coordonnées inertielle.....	144
6.3.	Equations de navigation inertielle	148
6.3.1.	Equation de la position.....	148
6.3.2.	Equation de la vitesse	149
6.3.3.	Equation de l'attitude	150
6.3.4.	Résumé des équations de navigation inertielle	151
6.4.	Détermination de la position, la vitesse et l'attitude d'INS	152
6.4.1.	Détermination de la position d'INS	152
6.4.2.	Détermination de la vitesse	152
6.4.3.	Détermination de l'attitude	153
6.5.	Modèle d'erreur dynamique des équations de l'INS	154
6.6.	Intégration GNSS/INS.....	156
6.7.	Résultats.....	159
6.8.	Conclusion	161
Chapitre 7.....	163
Conclusion et Perspectives	163
Production Scientifique	169
Références Bibliographiques	171

Liste des figures

Figure 1.1 : Description conceptuelle des informations disponibles dans un système de navigation.....	22
Figure 2.1 : Complémentarité entre les systèmes GNSS et INS [14]	27
Figure 2.2 : Principe de positionnement par GNSS [15].....	28
Figure 2.3 : Composition du signal de satellite de navigation [16].....	29
Figure 2.4 : Plate-forme inertielle [NASA/Wikipedia]	36
Figure 2.5 : Principe d'une centrale inertielle [18]	37
Figure 3.1 : Structure d'un message à quatre satellites de type 1 [19]	41
Figure 3.2 : Exemple type du fichier d'observations	45
Figure 3.3 : Exemple de fichier des messages de navigation GPS	48
Figure 3.4 : Exemple des messages de navigation GLONASS.....	50
Figure 3.5 : Exemple du fichier des messages de navigation Galileo.....	52
Figure 3.6 : Nombre de satellites de GPS	68
Figure 3.7 : Correction moyenne d'horloge des satellites GPS	69
Figure 3.8 : « Correction moyenne » des erreurs ionosphériques	69
Figure 3.9 : « Correction moyenne » des erreurs troposphériques.....	70
Figure 3.10 : Correction moyenne des multi-trajets.....	70
Figure 3.11 : Corrections successives des erreurs pour évaluation de leur impact sur le calcul de position	70
Figure 3.12 : Comparaison des erreurs de position du récepteur avec correction des différentes erreurs sur la position Y.	71
Figure 4.1 : Mesure en code PRN [27].....	75
Figure 4.2 : Mesure en phase [27].....	76
Figure 4.3 : Interprétation géométrique de la gamme de phase [16].....	77
Figure 4.4 : Comparaison des erreurs positions de la solution des moindres carrés.....	86
Figure 4.5 : Zoom des erreurs de positions de 16h à 19h.....	86
Figure 4.6 : Estimation de la vitesse du récepteur en utilisant le modèle exponentiel.....	88
Figure 4.7 : Comparaison des erreurs dans l'estimation de la position.....	94
Figure 4.8 : Erreurs d'estimation de la vitesse de l'utilisateur.....	96
Figure 4.9 : Différence simple.....	97
Figure 4.10 : Différence double	98
Figure 5.1 : Erreur de position estimée en considérant les trois scénarios.....	110
Figure 5.2 : Comparaison des erreurs dans les estimations de position.....	120
Figure 5.3 : Nombre de satellite visibles.....	126
Figure 5.4 : Erreurs de position des cinq scénarios à la station ABMF.	127
Figure 5.5 : HPLs de données combinées GPS/Galileo/GLONASS à la station ABMF.....	128
Figure 5.6 : HPLs de données GPS/GAL/GLO robustes à la station ABMF.	129
Figure 5.7 : Comparaison des erreurs de position entre FKE-robuste (Robust-EKF) et WLSE.	130
Figure 5.8 : Architecture en couches LSTM (source : mathworks/lstm).....	131
Figure 5.9 : Base de structure d'unité de LSTM	132
Figure 5.10 : Architecture du réseau LSTM pour la régression.....	133
Figure 5.11 : Architecture d'entraîné de la méthode FKER-LSTM	134
Figure 5.12 : Architecture de validation de la méthode FKER-LSTM.....	135
Figure 5.13 : Architecture de prédiction de la méthode FKER-LSTM.....	135
Figure 5.14 : Comparaison des erreurs de position obtenues par FKE-robuste (Robust-EKF) et FKER-LSTM (rEKF-LSTM)	136

Liste des figures

Figure 5.15 : Comparaison des erreurs dans les estimations de position.....	140
Figure 6.1 : Illustration du repère ECI [64].....	145
Figure 6.2 : Repère fixe terrestre (ECEF)	145
Figure 6.3 : Coordonnées géodésiques.....	146
Figure 6.4 : Repère local L (NED) en relation avec le repère E	146
Figure 6.5 : Repère du mobile [63]	147
Figure 6.6 : Représentation de l'angle de lacet, de tangage et de roulis d'un véhicule [63]...	148
Figure 6.7 : Schéma fonctionnel des équations d'INS en repère L [63]	151
Figure 6.8 : Logiciel « GetSensorData 2.0 ».....	159
Figure 6.9 : La route au sol sur « Google Earth »	159
Figure 6.10 : Comparaison des positions des données GNSS et GNSS/INS.....	160
Figure 6.11 : Zoom sur une partie de la trajectoire	160
Figure 6.12 : Attitudes pour une intégration GNSS/INS à faible coût.....	161
Figure 6.13 : Positions avec des signaux GNSS bloqués.....	161

Liste des tableaux

Tableau 2.1 : avantages et inconvénients des systèmes GNSS et INS.....	26
Tableau 2.2 : Signaux du système GPS [17]	30
Tableau 2.3 : Signaux de télémétrie GLONASS en FDMA [17].....	32
Tableau 2.4 : Signaux du GLONASS en CDMA [17].....	32
Tableau 2.5 : Bandes de fréquences Galileo [16].....	34
Tableau 2.6 : Codes de télémétrie Galileo	34
Tableau 2.7 : Caractéristiques des signaux Beidou-2/Compass et Beidou-3.....	35
Tableau 2.8 : Comparaison des caractéristiques des satellites	38
Tableau 3.1 : Messages de la version 2.3 (gssc.esa/DGNSS_Standards)	40
Tableau 3.2 : Quelques phrases NMEA liées au GNSS.....	43
Tableau 3.3 : Type de variables dans le format RINEX	44
Tableau 3.4 : Description en-tête du fichier d'observations	46
Tableau 3.5 : Description d'enregistrement de données du fichier d'observations	47
Tableau 3.6 : Stockage des données du fichier d'observations sous Matlab	47
Tableau 3.7 : Description de la section donnée du fichier navigation GPS	49
Tableau 3.8 : Stockage des données du fichier de navigation sous Matlab	49
Tableau 3.9 : Description de la section « données » du fichier navigation GLONASS	51
Tableau 3.10 : Description de la section « données » du fichier navigation.....	51
Tableau 3.11 : Stockage des données du fichier de navigation sous Matlab	52
Tableau 3.12 : Section d'en-tête des messages de navigation Galileo.....	53
Tableau 3.13 : Description de la section « données » du fichier de navigation de Galileo	54
Tableau 3.14 : Stockage des données du fichier de navigation sous Matlab	54
Tableau 3.15 : Définition des paramètres d'éphémérides GLONASS.....	59
Tableau 3.16 : Valeurs moyennes pour les paramètres météorologiques utilisés pour la prévision du retard troposphérique.....	64
Tableau 3.17 : Variations saisonnières des paramètres météorologiques utilisés pour l'estimation du retard troposphérique.	65
Tableau 3.18 : Terme de correction B[16]	66
Tableau 3.19 : Terme de correction δR [16].....	66
Tableau 4.1 : Erreur RMS de position.....	87
Tableau 4.2 : Erreur Max, Min et l'écart-type	87
Tableau 4.3 : Erreur RSM en position de FKE	95
Tableau 4.4 : Erreur Max, Min et l'écart-type des scénarios	95
Tableau 5.1 : Fonctions de poids.....	105
Tableau 5.2 : Position d'erreur RMS	110
Tableau 5.3 : Erreur Max, Min et l'écart-type	110
Tableau 5.4 : Erreur RMS en position.....	121
Tableau 5.5 : Erreur Max, Min et l'écart-type	121
Tableau 5.6 : Exigences de performance du service de sécurité de la vie de EGNOS [58]...	128
Tableau 5.7 : Erreurs de position pour cinq scénarios à la station ABMF en 24h.....	129
Tableau 5.8 : Erreur Max, Min et l'écart-type	129
Tableau 5.9 : Erreur RMS de position pour les deux méthodes à la fin 12h.....	136
Tableau 5.10 : Erreur RMS de position pour les six scénarios à la fin de 12h.	136
Tableau 5.11 : Erreurs RMS de position aux trois stations AJAC, GRAC et LMMF	137
Tableau 5.12 : Erreur RMS en position.....	141
Tableau 5.13 : Erreur Max, Min et l'écart-type	141

Acronymes

3D-RMS	Three Dimensions - Root Mean Square
ADAS	Advanced Driver-Assistance Systems
AIS	Automatic Identification System
AltBOC	Alternative Binary Offset Carrier
BDT	Beidou Time System
BOC	Binary Offset Carrier
BPSK	Binary Phase-Shift Keying
C/A	Coarse/Acquisition
C/N₀	Carrier-to Noise power density ratio
CBOC	Composite Binary Offset Carrier
CDDIS	Crustal Dynamics Data Information System
CDMA	Code Division Multiple Access
CS	Comercial Service
DGNSS	Differential GNSS
DGPS	Differential GPS
DOD	Department Of Defense
ECEF	Earth Centered Earth Fixed
ECI	Earth Centered Inertial
EGNOS	European Geostationary Navigation Overlay Service
EKF	Extended Kalman Filter
ENU	Est, Nord, Up
ESA	European Space Agency
FDMA	Frequency Division Multiple Access
FKE	Filtrage de Kalman étendu
FKER	Filtrage de Kalman étendu robuste
GAGAN	GPS And GEO Augmentation Navigation
GIS	Geographic Information System
GLONASS	GLObal NAvigation Satellite System
GNSS	Global Navigation Satellite System
GPS	Global Positioning System
GPST	GPS Time
GST	Galileo System Time
GTRF	Galileo Terrestrial Reference Frame
H.O.T	Higher Order Terms
HAL	Horizontal Alert Limit
HPL	Horizontal Protect Level
HTTP	HyperText Transfer Protocol
IMU	Inertial Measurements Unit
INS	Inertial Navigation System
IQR	InterQuartile Range
IRNSS	Indian Regional Navigation Satellite System
IRWLS	Iterative ReWeighted Least Squares
ITRF	International Terrestrial Reference Frame
KF	Kalman Filter
LiDAR	Light Dection And Ranging

Acronymes

LSTM	Long Short Term Memory
MCS	Master Control Station
MEMS	MicroElectroMechanical System
MSAS	Multi-functional Satellite Augmentation System
N/A	Non applicable
NMEA	National Marine Electronics Association
NTRIP	Networked Transport of RTCM via Internet Protocol
OS	Open Service
OS-NMA	Open Service Navigation Message Authentication
PAYD	Pay As You Drive
PPP	Precise Point Positioning
PPS	Precise Positioning Service
PRN	Pseudo-Random Noise
PRS	Public Regulated Service
PVT	Position, Velocity, Time
PZ-90	Parametry Zemli - 1990
QZSS	Quasi-Zenith Satellite System
RAIM	Receiver Autonomous Integrity Monitoring
RGP	Reseau GNSS Permanent
RINEX	Receiver Independent EXchange
RK4	Runge-Kutta fourt-order
RMS	Root Mean Square
RNN	Recurrent Neural Network
Robust-EKF	Robust Extend Kalman Filter
RTCM	Radio Technical Commission for Maritime
RTK	Real Time Kinematics
SA	Selective Avaiability
SAR	Search And Resue
SBAS	Satellite Based Augmentation System
SDCM	System for Differential Corrections and Monitoring
SNAS	Satellite Navigation Augmentation System
SOL	Safe Of Life
SPS	Standard Positioning Service
TAI	Temps Automique International
TEC	Total Electron Content
TMBOC	Time-Multiplexed Binary Offset Carrier
TTC	Telemetry, Tracking, Control
UE	Union Européenne
USNO	US Naval Observatory
UTC	Universel temps coordonné
UTC(SU)	UTC (Soviet Union)
VAL	Vertical Alert Limit
VTS	Vessel Traffic Service
WAAS	Wide Area Augmentation System
WADGPS	Wide Area Differential Global Positioning System
WGS-84	World Geodetic System-1984
WLSE	Weighted Least Squares Estimation

Chapitre 1

Introduction Générale

Contenu

1.1.	Contexte	20
1.2.	Motivation et Objectifs.....	21
1.3.	Méthodologie.....	22
1.4.	Organisation du mémoire	23

L'intérêt pour le positionnement et la navigation s'est accru récemment, notamment les services qui requièrent de hautes précisions en localisation. L'utilisation de récepteurs GNSS (Global Navigation Satellite System) pour se localiser a considérablement augmenté ces dernières années particulièrement avec l'intégration de puces GNSS dans les téléphones portables. Plus généralement, les appareils mobiles utilisés pour des applications de localisation se sont multipliés dans de nombreux domaines et services basés sur la localisation comme le transport maritime. Depuis le déploiement de la première constellation de satellites par l'armée américaine en 1975 puis les développements d'autres systèmes (GLONASS, Galileo, Beidou, ...) ces dernières années, le nombre d'appareils équipés de récepteurs GNSS augmente régulièrement. Ceux-ci sont utilisés dans diverses applications : guidage de voitures, maritime, aviation, topographie, agriculture, infrastructures critique, médecine, sécurité humaine, etc.

Cette introduction générale présente une contextualisation de la problématique du positionnement GNSS, de son importance dans plusieurs domaines et aussi les différentes erreurs et difficultés qui peuvent avoir un impact important dans l'estimation de la position et la vitesse d'un récepteur. Ainsi, nous présenterons les motivations qui nous ont conduits à réaliser le travail présenté dans ce mémoire de thèse. Les méthodologies utilisées pour déterminer la position et la vitesse du récepteur seront alors présentées. En fin, on présentera l'organisation du mémoire.

1.1. Contexte

Quatre grands systèmes GNSS existent et sont actuellement exploités : GPS (Etats-Unis), Galileo (Union Européenne), GLONASS (Russie) et Beidou (Chine). Les techniques de navigation et de positionnement sont des sujets de recherche et développement de plus en plus étudiés notamment avec l'apparition de nouveaux systèmes de navigation par satellite (Galileo et Beidou). De plus, les systèmes GPS et GLONASS se modernisent avec de nouveaux satellites, l'utilisation de nouvelles fréquences et le développement de signaux modernes. Le nombre de satellites capables de transmettre les signaux de navigation augmente continuellement afin d'avoir une couverture plus large et surtout une plus grande disponibilité permettant d'avoir un positionnement plus précis. Les performances des systèmes mondiaux de navigation par satellite peuvent être améliorées par des systèmes régionaux d'augmentation par satellite : le SBAS (Satellite-Based Augmentation System). Le SBAS améliore la précision et la fiabilité des données GNSS en corrigeant les erreurs de mesure des signaux et en fournissant des informations sur la précision, l'intégrité, la continuité et la disponibilité de ses signaux. Plusieurs pays ont mis en place leur propre SBAS, par exemple : WAAS (Wide Area Augmentation System) aux Etats-Unis, MSAS (Multi-functional Satellite Augmentation System) au Japon, EGNOS (European Geostationary Navigation Overlay Service) en Europe et GAGAN (GPS And GEO Augmented Navigation) en Inde, SNAS (Satellite Navigation Augmentation System) en Chine, WADGPS (Wide Area Differential Global Positioning System) qui est en cours de développement en Corée du sud et SDCM (System for Differential Corrections and Monitoring) en cours de développement en Russie. D'autres systèmes de navigation régionaux existent également, tels que le QZSS (Quasi-Zenith Satellite System) au Japon, l'IRNSS (Indian Regional Navigation Satellite System) en Inde, etc.

L'augmentation du nombre de signaux satellites et la diversité des satellites GNSS sont particulièrement intéressantes car elles permettent d'améliorer les performances globales de positionnement dans une architecture hybride multi-constellations et multifréquences. Ainsi, les récepteurs traditionnels évoluent afin de pouvoir recevoir les signaux GNSS de différents systèmes. Les futurs récepteurs seront conçus pour acquérir autant de signaux satellites que possible provenant de différentes constellations. L'utilisation de nouveaux signaux GNSS améliorera la qualité de positionnement, cependant, les fortes atténuations dans les environnements difficiles restent un défi à relever.

L'utilisation combinée de différents systèmes GNSS semble intéressante dans certaines régions du globe où la localisation est difficile pour des récepteurs traditionnels. De même, le positionnement dans des environnements difficiles (à l'intérieur des bâtiments, en forêt, dans des grands canyons, sous les tunnels, etc) est devenu possible grâce à l'utilisation commune de ces différents systèmes dans une architecture unique. Chaque système utilise sa propre bande de fréquence de transmission, ce qui facilite l'utilisation combinée des différents systèmes GNSS.

Cette diversité et cette redondance des données GNSS permettent d'envisager de nouveaux développements et applications jusqu'alors impossibles à réaliser avec les récepteurs classiques, notamment dans des environnements difficiles. L'augmentation du nombre de signaux et la diversité des satellites GNSS présentent des avantages considérables pour de nombreux domaines d'application, car elles permettent d'améliorer la sensibilité et les performances globales du positionnement dans une architecture hybride combinant plusieurs les signaux GNSS.

Plusieurs secteurs sont concernés et couverts par les applications GNSS telles que : topographie, système d'information géographique (GIS), archéologie, science de l'atmosphère, géophysique, géodésie, océanographie, automobile, route maritime, gestion de flotte, sécurité publique, agriculture, médecine, tourisme, localisation précise de la cible, guidage des missiles, etc.

1.2. Motivation et Objectifs

Les services de positionnement par GNSS sont de plus en plus utilisés pour des applications professionnelles et grand public. Ces applications se retrouvent largement dans le domaine terrestre : 90% des applications de smartphone utilisent des données GNSS, « Pay as you drive » (PAYD), les applications d'aide avancée à la conduite (ADAS), telles que le maintien de la trajectoire, la prévention des collisions, etc. Outre les applications terrestres, l'industrie maritime a également adopté la navigation par satellite et on estime qu'environ 87% de la marine marchande utilise déjà le système mondial de satellites pour la navigation et le positionnement. Les GNSS sont principalement utilisés pour la navigation maritime et en soutien aux systèmes AIS (Automatic Identification System) et VTS (Vessel Traffic Service), qui sont des mécanismes de contrôle du trafic maritime et de prévention des collisions. Dans la navigation maritime, il existe deux catégories d'applications, les récepteurs de traceurs de cartes et les applications de recherche de poissons. En outre, il existe plusieurs autres applications, telles que l'observation des variations du niveau de la mer, la recherche et le sauvetage de navires en naufrage,

De nombreux facteurs affectent les performances finales d'un récepteur GNSS. Certains d'entre eux sont liés à la qualité inhérente du récepteur et de son antenne (sensibilité, qualité du traitement du signal, résistance aux interférences et au brouillage, etc), tandis que d'autres sont liés aux couches atmosphériques que les signaux traversent et enfin certains sont liés à l'environnement de réception où se trouve le récepteur. Les sources d'interférence dans l'environnement de réception (masque, multi-trajets, diffraction, etc), y compris la dynamique des objets mobiles, ont des effets importants sur les performances du récepteur. Alors, une technique d'estimation robuste est nécessaire pour éliminer des données aberrantes qui sont générées par ces perturbations. Dernièrement, plusieurs algorithmes et méthodes ont été proposés pour améliorer les performances des récepteurs GNSS en termes de précision de positionnement. La surveillance autonome de l'intégrité du récepteur (RAIM - Receiver Autonomous Integrity Monitoring) est une approche couramment utilisée pour rejeter les observations aberrantes en utilisant une redondance de mesure de pseudo-distance pour maintenir la précision de positionnement en isolant les mesures contaminées [1][2][3]. Outre la sélection des satellites, l'estimation des moindres carrés pondérés (WLSE) est souvent utilisée pour calculer et attribuer des poids aux observations GNSS [4][5][6]. En outre, le filtrage de Kalman étendu robuste (FKE-robuste : FKER) est connu comme une méthode puissante pour améliorer la précision de position [7][8][9].

Le GNSS n'est pas la seule technologie utilisée dans un module de positionnement. Les systèmes de navigation inertielle (INS – Inertial Navigation System) permettent également de se positionner et peuvent éventuellement être combinés avec un système GNSS. Le principe de l'INS est basé sur la technologie des microsystemes électromécaniques (MEMS – Microelectromechanical system). Le positionnement par INS étant basé sur des capteurs proprioceptifs, il est indépendant de système extérieur. Ainsi, il est possible d'obtenir un positionnement lorsque les signaux GNSS sont fortement atténués ou bloqués par un environnement difficile. La combinaison des données de deux systèmes GNSS et INS peut alors

améliorer les performances de la solution PVT (position, vitesse et temps) [10]–[12]. En outre, il existe d'autres capteurs permettant d'obtenir un positionnement : les odomètres qui peuvent mesurer la distance parcourue et les LiDAR (Light Detection And Ranging) qui sont utilisés pour la détection et l'estimation de la distance par la lumière ou par laser. Les capteurs odométriques [13] sont utilisés pour estimer la vitesse du véhicule en analysant le déplacement des roues par exemple. Les LiDAR [11] sont utilisés pour déterminer la distance entre un véhicule et des obstacles. Les combinaisons GNSS avec ces capteurs sont notamment appliquées pour les véhicules autonomes.

Les travaux réalisés et présentés dans ce mémoire se sont focalisés sur la fusion de données pour le positionnement et l'estimation de la robustesse. La fusion de données est réalisée d'une part, sur les données GNSS issues de trois systèmes (GPS, Galileo et GLONASS) et d'autre part sur les données INS avec les données GNSS. L'estimation de la robustesse est réalisée en éliminant les données aberrantes. L'objectif des travaux de thèse porte globalement sur le développement de nouvelles méthodes de positionnement. Dans la partie suivante, on présentera la méthodologie adoptée pour améliorer la précision des positions.

1.3. Méthodologie

Les équations de détermination de la position et la vitesse à partir des données GNSS sont non-linéaires. Les deux méthodes les plus couramment utilisées pour les résoudre sont : les moindres carrés et le filtrage de Kalman étendu. La Figure 1.1 représente l'architecture générale pour déterminer la position et la vitesse. Dans ce mémoire, les données GNSS et INS sont utilisées pour obtenir la position et la vitesse. Plusieurs algorithmes de positionnement seront présentés : moindres carrés pondérés, moindres carrés itérativement pondérés, filtrage de Kalman étendu, filtrage de Kalman étendu robuste, positionnement relative, et une méthode de « deep learning » pour faire le dé-bruitage du filtre de Kalman.

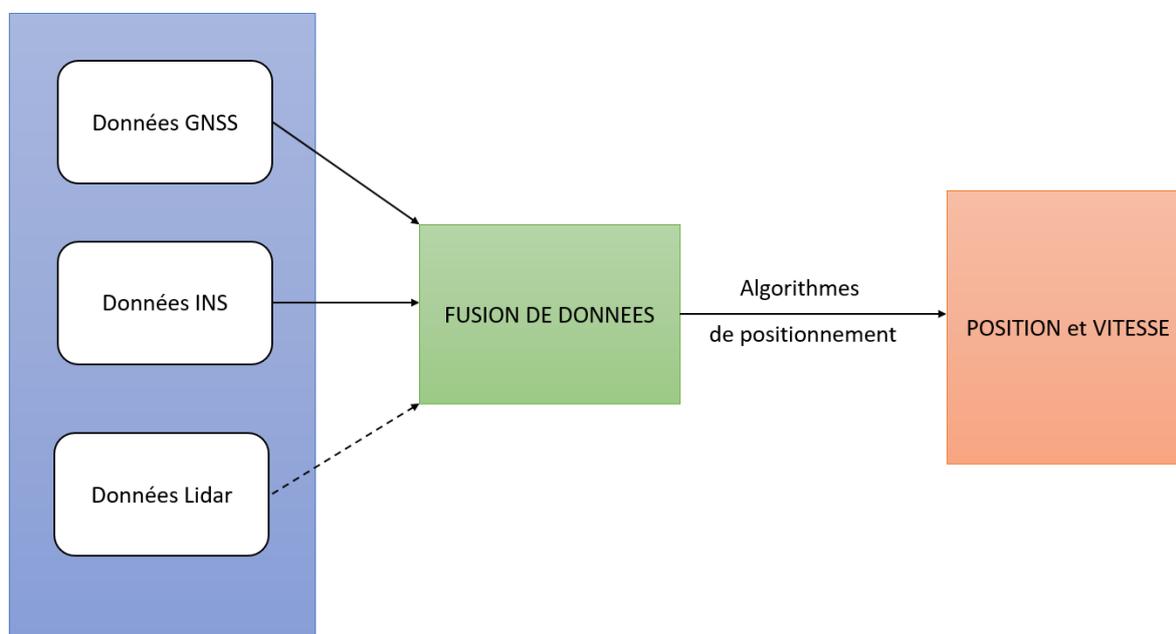


Figure 1.1 : Description conceptuelle des informations disponibles dans un système de navigation.

1.4. Organisation du mémoire

Ce document est constitué de 7 chapitres. Dans le **premier chapitre** qui constitue l'introduction générale, une mise en contexte du travail, la problématique traitée, les objectifs visés et la méthodologie adoptée y sont présentés.

Dans l'objectif d'exploiter les données issues de différents systèmes, le **deuxième chapitre** porte sur la description des systèmes de positionnement utilisés : GPS, GLONASS, GALILEO, BEIDOU, ainsi que les capteurs inertiels. Concernant le **troisième chapitre**, il se propose de présenter la démarche suivie pour récupérer et traiter les données GNSS (en format RINEX). Nous montrons comment récupérer les données dans le fichier « observations » et « navigation » de trois systèmes satellitaires : GPS, GLONASS et Galileo. Après avoir récupéré des données dans le fichier « navigation », les positions et les vitesses du récepteur sont déterminées pour les trois systèmes satellitaires. Ensuite, les erreurs d'horloges de satellite, les erreurs liées à la traversée de l'atmosphère (ionosphère, troposphère, ...) et les erreurs des multi-trajets sont modélisées pour corriger les pseudo-distances entre les satellites et le récepteur.

Le **quatrième chapitre** va d'abord présenter les mesures de pseudo-distances : en phase et en code PRN. Ensuite, dans ce chapitre nous présenterons les algorithmes de positionnement absolu GNSS : moindres carrés pondérés et filtrage de Kalman étendu. L'algorithme positionnement relatif en utilisant le filtrage de Kalman est alors décrit. Ces algorithmes sont appliqués et testés dans le cas du système GPS.

Dans le **cinquième chapitre**, on commencera par présenter les combinaisons des données GNSS (GPS, Galileo et GLONASS). Ensuite, différents algorithmes étudiés et appliqués sont décrits : moindres carrés itérativement pondérés et le filtrage de Kalman étendu robuste pour éliminer les données aberrantes. Ces algorithmes sont appliqués pour le mode de positionnement absolu. En outre, une autre méthode innovante et puissante dans le contexte d'étude est présentée. Elle s'intègre bien dans les différentes méthodes de « deep learning ». Elle sera combinée avec le filtre de Kalman étendu robuste pour améliorer la précision de position. Aussi, en opposition au positionnement classique, une démarche a été présentée, elle permet de déterminer le positionnement relatif d'un récepteur. Le positionnement relatif consiste à utiliser les données d'une station de référence pour éliminer les erreurs systématiques et ainsi améliorer le positionnement.

Le **sixième chapitre** présentera dans un premier temps les détails sur le système d'INS et le positionnement estimé. Ensuite, il décrira la combinaison des données GNSS et des données INS pour déterminer plus précisément la position, la vitesse et l'attitude du récepteur. Dans ce cadre, le filtrage de Kalman sera utilisé, car il constitue une des bonnes méthodes de fusion des données.

Enfin, une conclusion générale présentera une synthèse et un bilan sur les travaux réalisés. Elle présentera aussi quelques perspectives offertes en vue de futures recherches.

Chapitre 2

Systemes de positionnement

Contenu

2.1.	Introduction	26
2.2.	Les systemes satellitaires	27
2.3.	Les capteurs inertiels	36
2.4.	Conclusion.....	37

Ce chapitre a pour objectif la presentation de certains capteurs de navigation utilises : satellites (GNSS – Global Navigation Satellite System), inertielle. Ces capteurs qui sont d'interet dans l'etude abordee nous permettent de calculer la position, l'orientation, la vitesse et l'horloge du recepteur.

2.1. Introduction

Dans ce chapitre, deux types de systemes de positionnement et navigation sont presentes : par satellites (GNSS – Global Navigation Satellite System), et par navigation inertielle. Les capteurs de navigation nous permettent de calculer la position, l’orientation, la vitesse et le temps du recepteur. Les GNSS permettent de determiner la position, la vitesse et le temps. A minima, quatre satellites sont necessaires pour estimer ces informations : 3 pour la position et un pour le temps. Les donnees des capteurs inertiels permettent quant a eux d’estimer la position, la vitesse et l’orientation du recepteur. Contrairement aux systemes de positionnement par GNSS, la navigation inertielle est entierement autonome et n’utilise aucun signal externe pour determiner une solution de navigation. Elle sera donc operationnelle dans des environnements difficiles (forêt, bâtiment, ...) contrairement au positionnement par GNSS. Les donnees inertielles sont souvent couplées avec des donnees GNSS pour ameliorer la precision de la position et de la vitesse du recepteur. Le Tableau 2.1 presente les avantages et inconvenients de l’utilisation de chacun des systemes GNSS et INS [14].

Tableau 2.1 : avantages et inconvenients des systemes GNSS et INS

	Avantages	Inconvenients
GNSS	<ul style="list-style-type: none"> - Erreurs restreintes - Auto-initialisation 	<ul style="list-style-type: none"> - Taux d’échantillonnage faible - Sensible aux effets d’ombrage, de brouillage et de trajets multiples
INS	<ul style="list-style-type: none"> - Taux d’échantillonnage élevé - Solution de navigation complete (position, vitesse, accélération, attitude) - Entierement autonomie 	<ul style="list-style-type: none"> - Erreurs non restreintes (precision depend de la precision des capteurs inertiels) - Necessite une connaissance du champ de gravité - Necessite des conditions initiales

Les avantages de l’integration GNSS/INS sont perceptibles a differents niveaux autant pour l’acquisition de signaux GNSS de faible intensité que pour la poursuite de ces derniers en environnement difficile. Les avantages d’une solution hybride GNSS/INS s’explique principalement par la complementarité qui existe entre ces systemes et qui est illustree dans la Figure 2.1. La Figure 2.1 presente les avantages synergiques de la combinaison les donnees GNSS et les donnees INS. Les erreurs de capteurs inertielles sont corrigees a l’aide des precisions de GNSS. Ensuite, cela permet les mesures inertielles plus precises. Et puis, la susceptibilite au bruit du recepteur est reduite. Apres, les performances du systeme anti-brouillage sont ameliorées. Enfin, la navigation est plus precise grace a la combinaison des donnees GNSS et des donnees INS.

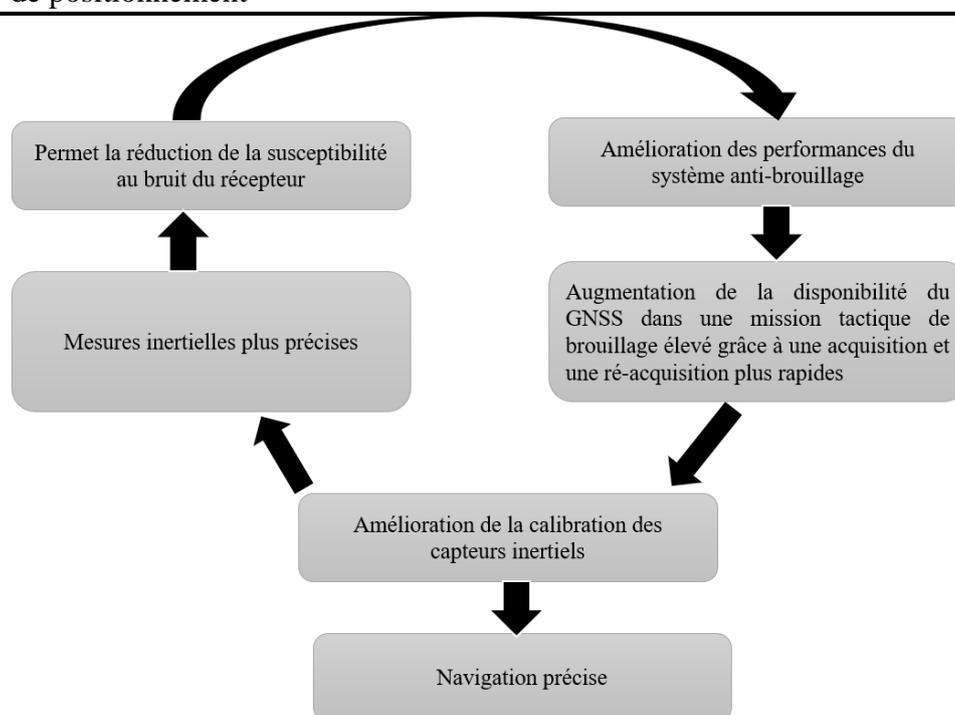


Figure 2.1 : Complémentarité entre les systèmes GNSS et INS [14]

2.2. Les systèmes satellitaires

2.2.1. Principe du positionnement par satellites

On distingue deux méthodes de positionnement par satellite. La première porte sur le positionnement absolu qui utilise une simple trilatération à partir des informations émises par les satellites visibles. Quant à la deuxième méthode, elle consiste en un positionnement relatif qui utilise une station de base dont la position est bien connue. Cette station transmet aux récepteurs les corrections des erreurs de trilatération pour améliorer la précision de position.

2.2.1.1. Positionnement absolu

Le positionnement absolu utilise le principe de la trilatération de signaux électromagnétiques synchronisés émis par les satellites. Les signaux émis par les satellites sont codés selon des codes pseudo aléatoires. Une réplique de la séquence du code du satellite est générée par le récepteur. Le temps de propagation correspond à la différence de temps entre deux instants : « code généré » et « code reçu » au niveau du récepteur. Ce temps multiplié par la vitesse de la lumière dans le vide donne une mesure de distance qui est appelée pseudo-distance.

Une seule distance n'est pas suffisante pour déterminer une position. Théoriquement on a besoin de trois satellites pour obtenir trois pseudo-distances à partir des coordonnées de chaque satellite. Chaque satellite est identifié à partir du code pseudo-aléatoire qu'il envoie. Le récepteur peut ainsi obtenir les coordonnées des trois satellites au moment de l'émission du signal. La position du récepteur est obtenue comme une intersection de trois sphères. Chaque sphère a pour centre un satellite et pour rayon la pseudo-distance qui sépare le satellite du récepteur.

En pratique, les horloges des satellites et l'horloge du récepteur ne sont pas synchronisées ce qui ne permet pas de déterminer une bonne position. Un quatrième satellite est alors utilisé pour déterminer l'erreur d'horloge du récepteur. Le principe de ce fonctionnement est illustré dans la Figure 2.2.

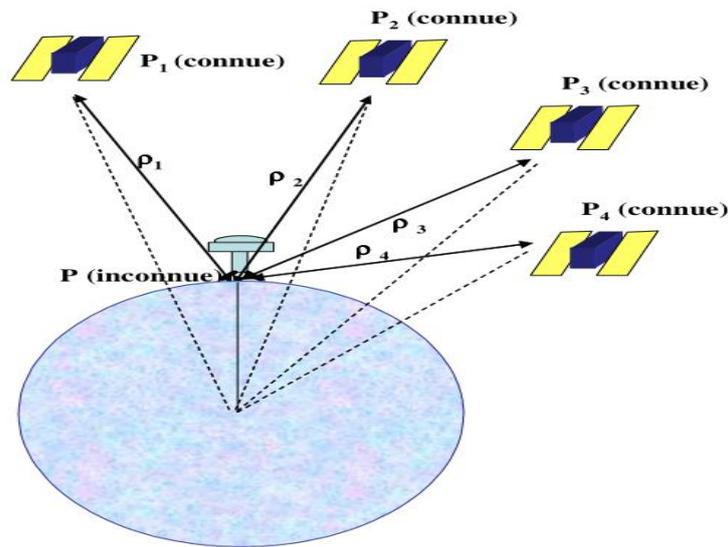


Figure 2.2 : Principe de positionnement par GNSS [15]

2.2.1.2. Positionnement relatif

Le positionnement relatif correspond au GNSS différentiel (DGNSS). Il fonctionne de la même manière que le système de positionnement GNSS absolu, mais il offre une solution plus précise. Pour cela, le récepteur doit être équipé d'un boîtier supplémentaire permettant de recevoir des corrections fournies par les stations de base. Le principe du positionnement relatif est assez simple : les mesures effectuées en une position bien connue sont comparées aux valeurs théoriques. La différence obtenue permet de fournir des corrections retransmises vers le récepteur qui les intègre dans le calcul de sa position, améliorant ainsi sa précision. Ces corrections sont intégrées soit directement dans le calcul de la position, ou dans la mesure des pseudo-distances. Les algorithmes de positionnement absolu et du positionnement relatif seront présentés en détail dans le chapitre 4.

Il existe actuellement plusieurs systèmes GNSS, les quatre systèmes les plus aboutis sont : GPS, Glonass, Galileo et Beidou. Chacune des technologies se décompose en trois segments : (a) segment spatial, (b) segment de contrôle, et (c) segment utilisateurs. Aujourd'hui, deux systèmes sont pleinement opérationnels et couvrent l'ensemble de la surface terrestre : GPS et GLONASS. Les deux autres systèmes de positionnement par satellites : Galileo et Beidou sont en cours de déploiement.

2.2.2. Le GPS

Le système GPS a été développé par le DOD (Department of Defense) des Etats Unis à partir de 1978 et fut complètement opérationnel en 1995. Pour la navigation, il utilise trois fréquences porteuses : $L1=1575,42$ MHz, $L2=1227,60$ MHz et $L5=1176,45$ MHz.

2.2.2.1. Composantes principales du système GPS

Le GPS comprend trois segments principaux, ils sont présentés ci-dessous.

a) Segment spatial

Le segment spatial se compose de 24 satellites, répartis sur 6 orbites inclinées de 55° sur le plan équatorial et situées à une altitude de 20,184 km avec une période de 11h58 min 2s. Ces satellites sont positionnés de telle sorte à avoir au moins quatre satellites visibles du sol partout dans le monde. Plusieurs classes ou types de satellites GPS ont été utilisés : Bloc I (ne sont plus

en service), Bloc II (ne sont plus en service), Bloc IIA (ne sont plus en service), Bloc IIR (10 satellites), Bloc IIR-M (7 satellites), Bloc IIF (12 satellites) et Bloc III (2 satellites) en avril 2020.

b) Segment de contrôle

Le segment de contrôle se compose de (source : gps.gov) :

- Une station de contrôle principale (MCS-Master control station),
- Une station de contrôle alternative,
- Onze antennes de commande et de contrôle,
- Seize sites de surveillance.

Les stations de surveillance suivent passivement tous les satellites en vue, accumulant des données de télémétrie. Ces informations sont traitées au MCS pour déterminer les orbites des satellites et mettre à jour le message de navigation de chaque satellite. Les informations mises à jour sont transmises à chaque satellite via les antennes au sol.

c) Segment utilisateur

Le segment utilisateur regroupe l'ensemble de tous les utilisateurs civils et militaires du système GPS. Les utilisations principales sont le positionnement absolu ou relatif par le code et/ou par la phase et la datation précise d'événement.

Deux types de services, basés sur des mesures de code, sont offerts aux utilisateurs :

- Le SPS (Standard Positioning Service) : c'est le service de positionnement qui est accessible à tout utilisateur disposant d'un récepteur GPS. C'est un service gratuit et anonyme,
- Le PPS (Precise Positioning Service) : c'est le service de positionnement précis du GPS ; il nécessite d'obtenir des clés de décodage auprès du DOD américain. Il est réservé aux militaires américains et à leurs alliés.

2.2.2.2. Structure du signal GPS

Les signaux du système GPS sont codés selon CDMA (Code Division Multiple Access). Un signal GPS est constitué d'une porteuse, une séquence unique de code PRN (Pseudo-Random Noise) et un message contenant les données de navigation appelé message de navigation.

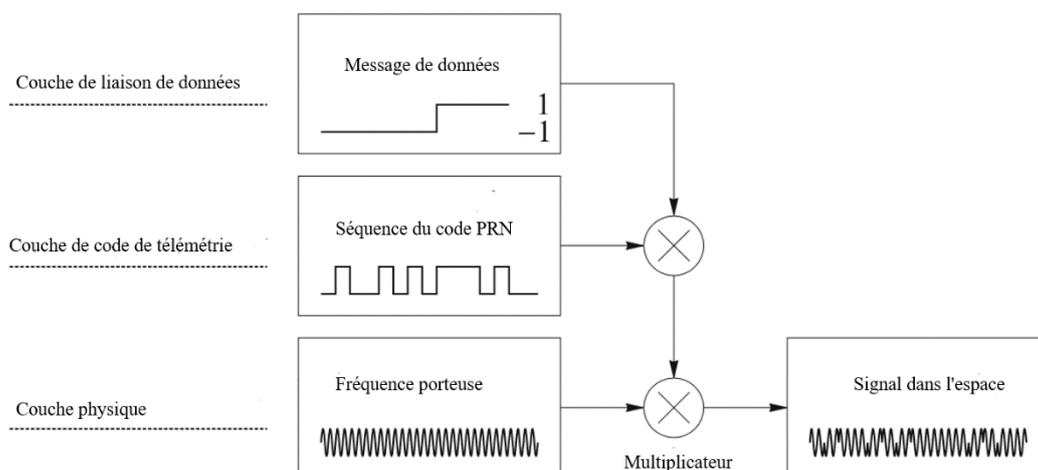


Figure 2.3 : Composition du signal de satellite de navigation [16]

Systemes de positionnement

Les différents satellites transmettent tous sur la même fréquence sans interférences entre les différents canaux. Ceci est possible avec l'utilisation des codes PRN qui sont uniques et orthogonaux. Ces codes sont utilisés pour calculer la distance entre le satellite et le récepteur.

Les satellites GPS émettent plusieurs signaux codés, à destination civile comme le code C/A (Coarse/Acquisition), L2C, L5C ou militaire comme le code P(Y), M-code, les caractéristiques des signaux sont données dans le Tableau 2.2.

Tableau 2.2 : Signaux du système GPS [17]

Liaison	Fréquence	PRN Code	Modulation
L1	1575,42 MHz	C/A P-code M-code L1C-I L1C-Q	BPSK(1) BPSK (10) BOCs (10,5) BOCs (1 ,1) TMBOC (6,1,4/33)
L2	1227,6 MHz	P-code L2C M-code	BPSK (10) BPSK (1) BOCs (10,5)
L5	1176,45 MHz	L5-I L5-Q	BPSK (10) BPSK (10)

2.2.2.3. Référentiels spatio-temporels

Le système GPS fournit une position en latitude, longitude et hauteur. Afin de positionner correctement un point sur la surface de la terre, il est nécessaire d'avoir un système de référence. De même, la base de temps liée au système GPS doit être définie explicitement :

- Système de référence associé au GPS : il est désigné par le WGS-84 (World Geodetic System). Différentes réalisations de ce système se sont succédées pour améliorer son exactitude. C'est donc dans ce système que la position GPS en mode absolu est exprimée.
- Le temps GPS : l'échelle de temps GPS est une échelle de temps continue, basée sur l'analyse des données des horloges atomiques situées à l'USNO (US Naval Observatory).

2.2.3. GLONASS

GLONASS est l'équivalent Russe du GPS. Ce système a été développé à partir de 1982 par les militaires Russes et il est opérationnel depuis 1987.

2.2.3.1. Composantes principales du système GLONASS

Le GLONASS comprend également trois segments principaux, ils sont présentés ci-dessous.

a) Segment spatial

Le segment spatial est composé de 24 satellites, répartis sur trois orbites de 64,8° situés à l'altitude de 19 100 km parcourus en 11h15m44s. Cette constellation permet d'assurer la visibilité d'au moins 5 satellites sur 99% de la surface de la terre. Différentes générations de satellites se sont succédées depuis 1982, avec les satellites Ouragan (qui ne sont plus en service), puis Ouragan-M (23 satellites), Ouragan-K1 (1 satellite) et K2 (sera lancé en 2021).

b) Segment de contrôle

Le segment de contrôle est constitué par les éléments suivants (source : gssc/esa/Glonass architecture) :

- Un centre de contrôle du système,
 - 5 centres de télémétrie, de suivi et de commande,
 - 2 stations de télémétrie laser,
 - 10 stations de surveillance et de mesure,
- c) Segment d'utilisateur.

Les utilisations principales sont le positionnement absolu ou relatif par le code et/ou par la phase et la datation précise d'événements. Deux types de services, présentés ci-dessous, sont offerts aux utilisateurs GLONASS.

- Le SPS (Standard Positioning Service) : ce service de positionnement est accessible à tout utilisateur disposant d'un récepteur GLONASS.
- Le PPS (Precise Positioning Service) : c'est le service de positionnement précis de GLONASS ; il nécessite d'obtenir des clés de décodage auprès du ministère Russe de la défense.

2.2.3.2. Structure du signal GLONASS

A l'origine, la structure des signaux GLONASS était basée sur une modulation FDMA (Frequency Division Multiple Access). L'évolution du système utilise maintenant la modulation CDMA (Code Division Multiple Access).

a) FDMA

La structure des signaux de GLONASS (code et phase) est assez proche de celle des signaux GPS. La différence principale entre GPS et GLONASS est que ce dernier utilise la technologie d'accès multiple par répartition en fréquence (FDMA) sur L1 et L2 pour discriminer les signaux de différents satellites, alors que le GPS utilise la technologie CDMA pour distinguer les satellites. Tous les satellites GLONASS transmettent les mêmes codes C/A et P, mais chaque satellite a des porteuses légèrement différentes.

- Les porteuses

Le GLONASS utilise deux fréquences dans la bande L : L1 et L2. Les numéros de canaux pour le fonctionnement du signal de GLONASS sont :

$$\begin{aligned} f_{K1} &= f_{01} + K\Delta f_1 \\ f_{K2} &= f_{02} + K\Delta f_2 \end{aligned} \quad (2.1)$$

où

K= numéros de canaux, (-7 < K < 6)

f₀₁=1602 MHz ; Δf₁=562,5 kHz

f₀₂=1246 MHz ; Δf₁=437,5 kHz

- Code et modulation

Les codes et modulations utilisés pour les signaux GLONASS sont présentés dans le tableau 2.3.

Tableau 2.3 : Signaux de télémétrie GLONASS en FDMA [17]

Liaison	PRN Code	Modulation
L1	C/A	BPSK(0.511)
	P-code	BPSK (5.11)
L2	C/A	BPSK (0.511)
	P-code	BPSK (5.11)

b) CDMA

Dans ses dernières évolutions, le système GLONASS commence à utiliser la technologie CDMA. Les informations officielles indiquent que le système GLONASS utilise trois signaux CDMA ouverts (L1OC, L2OC et L3OC) et deux restreints (L1SC et L2SC) (Tableau 2.4).

Tableau 2.4 : Signaux du GLONASS en CDMA [17]

Liaison	Fréquence	PRN Code	Canal	Modulation
L1	1600,995 MHz	L1OC	Données	BPSK(1)
		L1SC	Pilote	BOC(1,1)
L2	1248,06 MHz	L2OC	Données	BOC(5, 2.5)
		L2SC	Pilote	BOC(5, 2.5)
L3	1202,025 MHz	L3OC	Données	BPSK(10)
			Pilote	BPSK(10)

2.2.3.3. Référentiels spatio-temporels

Tout comme le système GPS, le système GLONASS a besoin de référentiels spatio-temporels pour fournir un positionnement précis.

- Système de référence de GLONASS : il est nommé PZ-90 (Parametry Zemli -1990) ou PE-90 (Parameters of the Earth -1990). Depuis le 17 septembre 2007, le référentiel PZ-90 a été mis à jour dans la version PZ.02 avec une différence d'environ 400 mm par rapport au référentiel WGS-84 (de système GPS). Depuis le 31 décembre 2013, la version PZ-90.11 est diffusée, et elle est alignée sur le système international de référence terrestre (ITRS) à l'époque 2011.0 au niveau centimétrique.
- Le temps GLONASS (GLONASST) : est lié à l'UTC mais présente un décalage constant de trois heures (la différence entre l'heure de Moscou et l'heure de Greenwich). En dehors du décalage constant, la différence entre le temps GLONASS et le temps UTC doit être inférieure à 1ms en raison du maintien des échelles de temps par des horloges atomiques. Cette différence est présentée dans le message de navigation (paramètre τ_c). Alors, le temps GLONASS peut être calculé à partir du temps UTC, il est donné par l'équation (2.2).

$$GLONASST = UTC + 3^h - \tau_c \quad (2.2)$$

2.2.4. Galileo

Galileo est le système européen de navigation par satellite, lancé par l'UE (Union Européenne) et l'ESA (European Space Agency) et dont les tests ont été débutés en fin 2005. La définition du système Galileo a été réalisée en 1999 et il fonctionnera complètement en 2020 ou 2021. La

principale motivation du développement de Galileo est de pouvoir se passer de GPS dont l'utilisation est dépendante du bon vouloir de l'armée américaine. Une différence majeure de Galileo avec le GPS et GLONASS est située au niveau de son placement sous le contrôle d'autorités civiles et non militaires.

2.2.4.1. Composantes principales du système

a) Segment spatial

Le segment spatial sera constitué à terme de 30 satellites dont 6 de rechange, répartis sur trois plans orbitaux inclinés de 56° et situés à l'altitude de 23 222 km parcourue en 14h.

b) Segment du sol

Le segment sol de mission est chargé de créer le message de navigation diffusé par les satellites, de détecter les éventuelles anomalies et d'en prévenir les utilisateurs, ainsi que de mesurer les performances du système. Il est constitué des éléments donnés ci-dessous (source : gsc-eurooa.eu/galileo).

- Deux centres de contrôle localisés en Europe (Oberpfaffenhofen et Fucin) pour réaliser les fonctions de calcul d'orbitographie, d'intégrité, de création du message de navigation et du temps Galileo, de la surveillance du système et de mesure de performance des services,
- Six stations de TTC (Telemetry, Tracking, Control), chargées de maintenir les liaisons de télécommandes et télémesures avec les satellites,
- Stations de liaison montante de données de mission,
- Plusieurs stations de capteurs de référence réparties dans le monde,
- Un réseau de diffusion de données entre tous les lieux répartis géographiquement,
- Un centre de services, situé à Madrid, pour aider les utilisateurs de Galileo.

c) Segment utilisateur

Il est possible de distinguer 5 niveaux de services prévus :

- Le service libre, OS (Open Service) : en libre accès pour tout possesseur d'un récepteur compatible Galileo, il fournira des données de positionnement, de navigation et de datation,
- Le service commercial, CS (Commercial Services) : en échange d'une redevance, il offrira de nombreux services à valeur ajoutée (garantie du service, intégrité et continuité des signaux, données de navigation métrique),
- Le service de sûreté de la vie, SOL (Safe of life) : il délivrera un service de sécurité et intègre pour applications critiques tels que le transport,
- Le service public réglementé, PRS (Public Regulated Service) ; il s'adressera en priorité aux utilisateurs d'applications gouvernementales de sécurité,
- Le service de recherche et secours, SAR (Search And Rescue) : pour la recherche et le sauvetage. Il permettra de localiser l'ensemble du parc des balises Cospas-Sarsat utilisées pour les signaux de détresse.

2.2.4.2. Structure du signal

Dix signaux de navigation ont été définis dans les cinq bandes de fréquence E1, E6, E5, E5a et E5b.

Tableau 2.5 : Bandes de fréquences Galileo [16]

Liaison	Fréquence [MHz]
E1	1 575,420
E6	1 278,750
E5	1 191,795
E5a	1 176,450
E5b	1 207,140

Plusieurs codes et messages de navigation différents ont dû être spécifiés pour répondre aux diverses exigences d'application des services Galileo. Trois types de codes sont distingués : le code à accès ouvert, le code crypté avec cryptage commercial et le code crypté avec cryptage gouvernement. Tous les satellites utilisent les mêmes fréquences porteuses pour la transmission du signal. Ici, il utilise la technologie CDMA.

Les séquences de codes sont soit générées à l'aide d'un registre à décalage de rétroaction linéaire, soit optimisées, les codes construits étant stockés dans la mémoire satellite.

Tableau 2.6 : Codes de télémétrie Galileo

Liaison	PRN code	Canal	Modulation
E1	E1A	Données	BOC _c (15,2.5)
	E1B	Données	CBOC (6,1,1/11)
	E1C	Pilote	CBOC(6,1,1/11)
E6	E6A	Données	BOC _c (10,5)
	E6B	Données	BPSK (5)
	E6C	Pilote	BPSK (5)
E5	E5a-I	Données	AltBOC(15,10)
	E5a-Q	Pilote	AltBOC(15,10)
	E5b-I	Données	AltBOC(15,10)
	E5b-Q	Pilote	AltBOC(15,10)

2.2.4.3. *Référentiels spatio-temporels*

Les référentiels spatio-temporels utilisés par Galileo sont les suivants :

- Système de référence associé à GALILEO : il est nommé GTRF (Galileo Terrestrial Reference Frame). Il sera défini à partir des réalisations de l'ITRS en assurant des écarts inférieurs à 3 cm sur l'ensemble du globe. L'ellipsoïde associé sera le GRS80,
- Le temps Galileo (GST) : une échelle de temps continue maintenue par le segment central de Galileo et synchronisées avec le TAI avec décalage nominal inférieur à 50 ns. L'époque de départ du GST et le dimanche 22 août 1999 à 0h UTC.

2.2.5. *BEIDOU*

Beidou, également nommé COMPASS est un système de navigation et de positionnement développé par la chine depuis le milieu des années 1980. Deux types de services seront disponibles : l'un civil, l'autre militaire. Il vient d'être complètement opérationnel en juin 2020 et il offre une précision pouvant aller jusqu'à 10 cm en Asie-Pacifique, pour sa version militaire.

2.2.5.1. Composantes principales du système Beidou

a) Segment spatial

En Mars 2020, le segment spatial se compose de 43 satellites possédant différents types d'orbite : 6 satellites en orbite géostationnaire, 10 en orbite géosynchrone inclinée (55°) et 27 en orbite moyenne (55°) sur 3 plans orbitaux.

b) Segment de contrôle

Le segment de contrôle est composé des éléments donnés ci-dessous (source : gssc/esa/Beidou ground segment).

- Une station de contrôle principale : responsable du contrôle de la constellation de satellites et du traitement des mesures reçues par les stations de contrôle pour générer le message de navigation,
- Stations de téléchargement : sa fonction est de télécharger les corrections d'orbite et le message de navigation vers les satellites Beidou,
- Stations de contrôle collectent les données Beidou pour tous les satellites à partir de leur position.

Actuellement, le segment terrestre comprend une station de contrôle principale, deux stations de téléchargement et 30 stations de contrôle.

En outre, le système prend en charge un service de communication de messages courts qui peuvent être échangés entre la station et les utilisateurs.

c) Segment utilisateur

Tout comme Galileo, plusieurs services devraient être disponibles permettant différents niveaux de précision. La précision attendue sur un positionnement standard est comparable à celle donnée par les autres systèmes (environ 10m).

2.2.5.2. Structure du signal Beidou

La première et deuxième phase du système Beidou sont respectivement BDS-1 et BDS-2. BDS-1 et BDS-2 n'étaient disponibles qu'en Asie. Tandis que la troisième phase du système Beidou (BDS-3), elle couvre la Terre entière. BDS-3 introduit de nouvelles fréquences de signal B1C/B1I/B1A, B2a/B2b, B3I/B3Q/B3A et la fréquence de test Bs. Le Tableau 2.7 représente les caractéristiques des signaux Beidou-2 et Beidou-3.

Tableau 2.7 : Caractéristiques des signaux Beidou-2/Compass et Beidou-3

Liaison	Fréquence (MHz)	Modulation
B1I	1561,098	BPSK(2)
B1Q	1561,098	BPSK(2)
B1C	1575,42	MBOC(6,1,1/11)
B1A	1575,42	BOC(14,2)
B2I	1207,14	BPSK(2)
B2Q	1207,14	BPSK(10)
B2a	1176,45	AltBOC(15,10)
B2b	1207,14	AltBOC(15,10)
B3I	1268,52	BPSK(10)
B3Q	1268,52	BPSK(10)
B3A	1268,52	BOC(15,2.5)

2.2.5.3. Référentiels spatio-temporels

Les Référentiels spatio-temporels du système Beidou sont :

- Système de référence de Beidou : il est désigné par China Geodetic Coordinate System 2000 (CGC2000), cohérent avec l'ITRF97 au niveau centimétrique,
- Le temps Beidou : Le BDT (Beidou Time System) est basé sur le TAI, réalisé par les stations de contrôle du système. Le temps est compté en semaines et secondes, et dans la semaine à partir du dimanche 1er janvier 2006 à 00h00min00s UTC.

2.3. Les capteurs inertiels

2.3.1. Principe des capteurs inertiels

La navigation inertielle est une technique de navigation basée sur des mesures des accéléromètres et des gyroscopes. Ces données sont utilisées pour estimer la position et l'orientation du récepteur relativement à un point de départ, avec une orientation et à une vitesse connue.

Les accéléromètres et les gyroscopes sont intégrés dans un appareil appelé centrale inertielle (CI) ou IMU (Inertial Measurement Unit), le principe est illustré dans la Figure 2.4 .

- Trois accéléromètres mesurant les trois composantes du vecteur force spécifique. La force spécifique est la somme des forces extérieures autres que gravitationnelles divisée par la masse.
- Trois gyromètres mesurant les trois composantes du vecteur vitesse angulaire (vitesses de variation des angles de roulis, de tangage et de lacet).

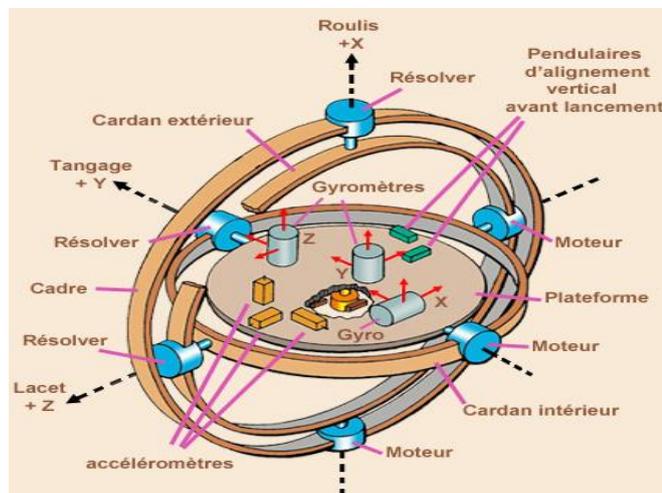


Figure 2.4 : Plate-forme inertielle [NASA/Wikipedia]

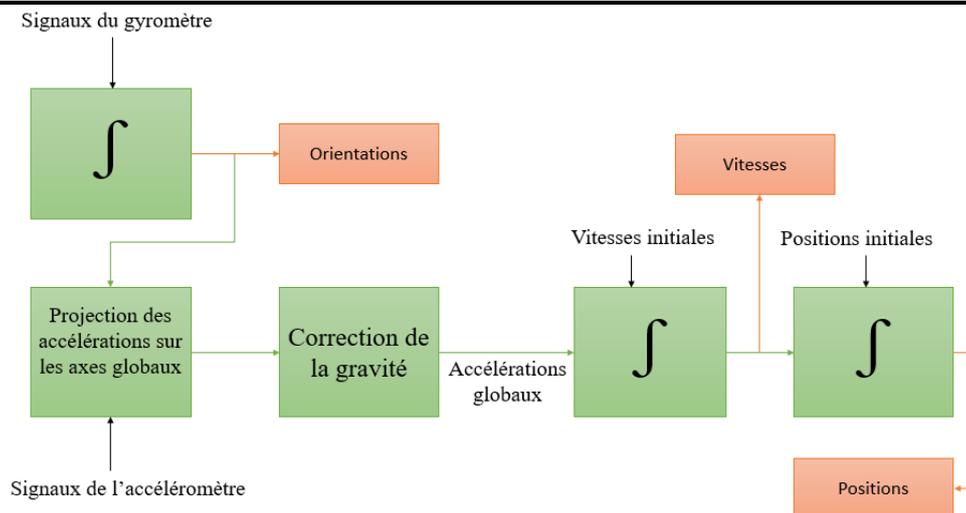


Figure 2.5 : Principe d'une centrale inertielle [18]

La Figure 2.5 présente l'exploitation des données issues d'une centrale inertielle. Le calculateur de la centrale inertielle réalise l'intégration en temps réel, uniquement à partir des mesures de ces six paramètres (trois de gyromètres, trois d'accéléromètres). Il permet d'obtenir trois angles d'attitude, trois composantes de vitesse et trois composantes de position.

Des centrales inertielles sont installées à bord de véhicules terrestres, de navires, de sous-marins, d'avions, d'hélicoptères, de missiles et de véhicules spatiaux. Elles sont même parfois transportées par des piétons pour des applications de localisation de précision en génie civil quand les systèmes GNSS sont indisponibles (forêt, dans les tunnels, ...).

2.3.2. Erreurs des systèmes inertiels

En pratique, les informations obtenues à partir d'une centrale inertielle s'écarte des positions et vitesses réelles à cause des erreurs de mesure qui impactent les mesures des rotations et des accélérations (biais, bruits, facteurs d'échelle, non-linéaires...). On observe alors des dérives au cours du temps sur les estimations des attitudes, de la vitesse et de la position. Le plus gros contributeur à l'erreur d'une centrale à inertie est le gyromètre. Ceci est dû au fait qu'il est intégré une fois de plus que les accéléromètres. Le biais de mesure de la vitesse angulaire engendre donc de plus grandes erreurs que celui d'accélération.

Pour atteindre une meilleure précision, il faut mettre en œuvre des gyromètres présentant des erreurs n'excédant pas quelques centièmes de degrés par heure ($^{\circ}/h$) et des accéléromètres de quelques dizaines de millièmes de la gravité terrestre d'erreur (μg). Ces capteurs inertiels doivent de plus être acquis à des cadences de plusieurs centaines de Hertz pour tenir compte des mouvements du porteur.

2.4. Conclusion

Dans ce chapitre, les capteurs satellites et inertiels sont présentés. Les systèmes satellites ayant une couverture globale sont : GPS (Etats-Unis), GLONASS (Russie), Galileo (EU) et Beidou (Chine). Dans le Tableau 2.8 les principales caractéristiques de ces systèmes sont rappelées. Quant aux capteurs inertiels, ils permettent d'estimer la position et l'orientation d'un objet relativement à un point de référence, à une orientation et à une vitesse initiale connue. Les données INS et celles issues des GNSS sont souvent combinées pour améliorer les précisions au niveau de la position et de la vitesse du récepteur ; et notamment dans le cas où les signaux GNSS sont indisponibles. Le chapitre 3 suivant portera, en particulier, sur le traitement de

Systèmes de positionnement

données GNSS, la détermination des positions des satellites et le calcul des erreurs GNSS. Les données INS seront présentées et utilisées dans le chapitre 6 où les algorithmes permettant de combiner des données GNSS et INS seront présentés.

Tableau 2.8 : Comparaison des caractéristiques des satellites

Paramètre	GPS	GLONASS	Galileo	Beidou
1 ^{er} lancement	1978	1982	2005	2007
FOC	1995	2010	2020	2020
Services	Militaire	Militaire	Commercial	Public
	Civil	Civil	Ouvert	Réservé
N° de satellites	32	24	30	27
Plan orbital	6	3	3	3
Inclination	55°	64.8°	56°	55°
Altitude (km)	20184	19100	23222	27878
Période	11h58m	11h15m	14h05m	12h50m
Système de référence	WGS-84	PZ-90	GTRF	CGCS2000
Système de temps	GPST	UTC	GST	China UTC
Codage	CDMA	FDMA et CDMA	CDMA	CDMA
Fréquences (MHz)	L1 : 1575,42	G1 : 1602	E1 : 1575,42	B1I : 1561,098
	L2 : 1227,60	G2 : 1246	E5 : 1919,795	B1C : 1575,42
	L5 : 1176,45	G3 : 1202,025	E5a : 1176,45	B2a : 1176,45
			E5b : 1027,14	B2b : 1207,14
		E6 : 1278,75	B3I : 1268,52	

Chapitre 3

Traitement des données GNSS

Contenu

3.1.	Présentation des données GNSS.....	40
3.1.1.	Format RTCM	40
3.1.2.	Format RINEX	42
3.1.3.	Format NMEA.....	42
3.2.	Traitements de données RINEX	44
3.2.1.	Fichier d'observations GNSS.....	45
3.2.3.	Fichier des messages de navigation GLONASS	50
3.2.4.	Fichier des messages de navigation Galileo	52
3.3.	Détermination des positions et les vitesses des satellites.....	55
3.3.1.	Calcul des positions et des vitesses des satellites GPS et Galileo	55
3.4.	Modélisation des erreurs GNSS	60
3.4.1.	Correction des erreurs d'horloges satellites	60
3.4.2.	Corrections des erreurs à la propagation.....	62
3.4.3.	Modèle des multi-trajets.....	67
3.5.	Résultats de simulation des erreurs sources	68
3.6.	Conclusion.....	71

Ce chapitre présente dans un premier temps les différents formats de données GNSS : formats RTCM, RINEX et NMEA. Ensuite, il présentera le contenu des fichiers de données RINEX qui servira au calcul de la position du récepteur. Après la présentation des données RINEX, nous présenterons la détermination de la position et de la vitesse des satellites. Enfin, nous présenterons les modélisations des erreurs GNSS.

3.1. Présentation des données GNSS

Différents formats de données ont été spécifiés pour l'échange de données de navigation par satellite. Trois formats ont été retenus au niveau international : RTCM, RINEX, NMEA. Le premier format RTCM est défini par la commission technique radio pour les services maritimes (RTCM-Radio Technical commission for Maritime Services). Il est utilisé pour la transmission en temps réel des mesures et des corrections différentielles. Le deuxième format RINEX est utilisé pour l'échange de données brutes (raw data), en particulier pour les applications de post-traitement, tester les nouveaux algorithmes (RINEX-Receiver-Independent Exchange). Le troisième format NMEA est défini par l'Association nationale d'électronique marine (NMEA-National Marine Electronics Association). Il est particulièrement utilisé pour la transmission des solutions de position.

3.1.1. Format RTCM

La transmission des données de correction entre un récepteur référent et un récepteur inconnu a été normalisée en 1985 selon les propositions de la commission technique radio des services maritimes des Etats-Unis [16]. Le format RTCM a été introduit à l'origine pour les opérations différentielles dans les applications maritimes. Cependant, il est désormais utilisé dans tous les domaines d'application pour la transmission de toutes sortes de données GNSS. RTCM maintient les normes RTCM 10402.3 (version 2.3) et RTCM 10403.3 (version 3.3) en tant que normes "actuelles".

La version 2.3 définit 64 types de messages différents comme indiqué dans le Tableau 3.1. Les messages sont constitués d'une séquence de mots de 30 bits chacun. Les six derniers bits de chaque mot sont des bits de parité. Chaque message commence par un en-tête de deux ou trois mots. Le premier mot contient un préambule fixe, l'identificateur du type de message et l'identificateur de la station de référence. Le deuxième mot contient l'étiquette temporelle de la trame, le numéro de séquence, la longueur du message et un indicateur de santé de la station de référence. Dans certains messages, un troisième mot est ajouté à l'en-tête. Le message total a une longueur maximale de 33 mots.

Tableau 3.1 : Messages de la version 2.3 (gssc.esa/DGNSS_Standards)

Types de message	Nom de message	Type de message	Nom de message
1	Correction GPS différentielle	13	Paramètres de l'émetteur au sol
2	Correction GPS différentielle Delta	14	Message de l'auxiliaire d'enquête
3	Paramètres de la station de référence	15	Message sur l'ionosphère (troposphère)
4	Arpentage (surveying)	16	Message spécial
5	Constellation santé	17	Almanach des éphémérides
6	Null frame	18	Mesures non corrigées de la phase du transporteur

Traitement des données GNSS

7	Almanachs des balises	19	Mesures non corrigées de la pseudo-distance
8	Pseudolite Almanachs	20	Corrections de la phase du support RTK
9	Corrections différentielles partielles des ensembles de satellites	21	RTK corrections de pseudo-distance
10	Corrections différentielles du code P	22-58	Non défini
11	C/A-code L1, L2 corrections delta	59	Message propriétaire
12	Pseudolite (Pseudo-Satellite) paramètres de la station	60-63	GeMultipurpose Usa

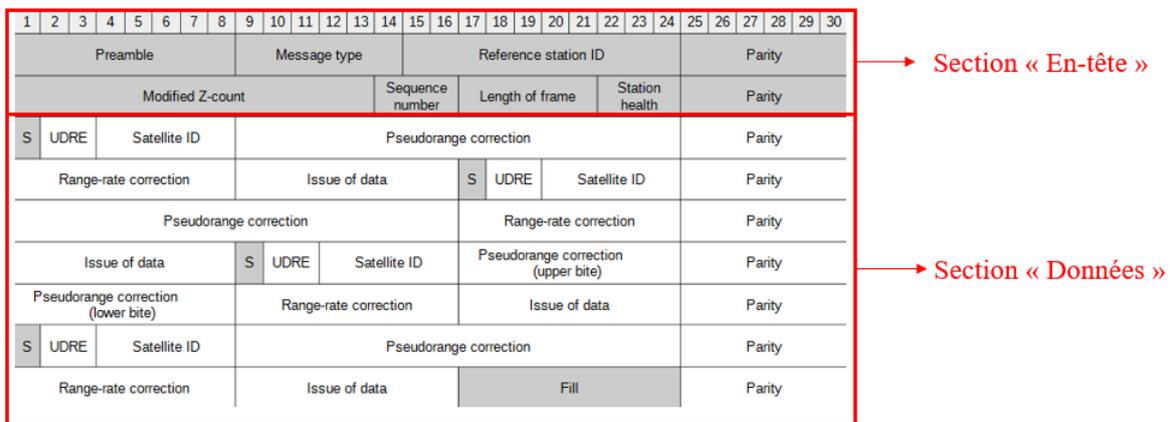


Figure 3.1 : Structure d'un message à quatre satellites de type 1 [19]

Dans la Figure 3.1, la longueur de la trame du message de type 1 est de 30 bits, tandis que la hauteur de la trame dépend du nombre de satellites visibles à la station de référence – par exemple dans ce cas, la hauteur de la trame est de neuf mots avec quatre satellites visibles. Chaque mot se termine par une parité de 6 bits, qui est utilisée pour vérifier les erreurs.

Dans la version 2.3, le DGPS (Différentiel GPS) conventionnel nécessite les types de message 1, 2 et 9 pour assurer la précision du compteur. Le fonctionnement RTK (Real Time Kinematics) repose sur les types de message 18 à 21 pour fournir une précision centimétrique. Divers systèmes utilisent le format de message RTCM pour transmettre des informations propriétaires. Le message de type 59, en particulier, peut être utilisé comme canal de communication pour transmettre, par exemple : des messages courts.

La version 3 du RTCM a été définie pour accroître l'efficacité de la transmission des informations et pour améliorer l'opération d'intégrité. La version 3 a été conçue en particulier pour les opérations RTK et le réseau RTK, où un grand volume de données doit être transmis. Le message se compose d'un préambule de 8 bits, d'un identificateur de longueur de message de 10 bits et de 6 bits supplémentaires dans l'en-tête, réservés pour une utilisation future. Le champ de données a une longueur maximale de 1024 octets, suivie d'un contrôle de redondance cyclique (CRC - Cyclic Redundancy Check) sur 24 bits.

Pour la transmission des données RTCM sur Internet, le transport en réseau de RTCM via le format du protocole Internet (NTRIP-Networked Transport of RTCM via Internet Protocol) a été défini par l'agence fédérale Allemande de cartographie et de géodésie. Le NTRIP est basé sur le protocole de transfert hypertexte (HTTP-hypertext transfer protocol). Entre-temps, le format NTRIP a été officiellement repris par le RTCM.

3.1.2. Format RINEX

Afin d'économiser de l'espace de stockage, les formats propriétaires de récepteur GNSS sont principalement binaires. Cela crée un problème lors de la combinaison de données provenant de différents récepteurs GNSS. Pour résoudre ce problème, le format RINEX est développé. En 1989, la première version est développée par W.Gurtner de l'institut d'astronomie de l'Université de Berne, en Suisse.

Les types de fichiers RINEX (ASCII) les plus couramment utilisés sont le fichier de navigation, qui contient les données d'éphémérides du satellite, et le fichier d'observation. Le fichier d'observation contient essentiellement les phases de porteuse, les distances en code, les mesures Doppler et les rapports signal/bruit des GPS, GLONASS, Galileo, Beidou, ainsi que les données de systèmes d'augmentation satellitaire EGNOS et WASS(SBAS). Les observations des différents GNSS sont désignées par le caractère « G » pour GPS, « R » pour GLONASS, « E » pour Galileo et « S » pour les satellites SBAS. Depuis 1993, la version RINEX 2 est disponible, elle a été révisée et adoptée plusieurs fois. La version RINEX 3.02 a été soumise en avril 2013 et contient de nouveaux codes d'observation provenant de système GPS ou Galileo. La dernière version est RINEX 3.04 de décembre 2018. Actuellement, les deux version RINEX 2 et RINEX 3 sont toujours utilisées.

La version RINEX 2.11 définit sept fichiers RINEX différents, chacun contenant une section d'en-tête et une section de données : (1) fichier de données d'observation GNSS, (2) fichier de message de navigation GPS, (3) fichier de données météorologiques, (4) fichier de message de navigation GLONASS, (5) fichier de message de navigation par satellite géostationnaire, (6) fichier de données d'horloge satellite et récepteur et (7) fichier de données de diffusion SBAS. La longueur de ligne de tous les fichiers RINEX 2.11 est limitée à un maximum de 80 caractères et le nombre de lignes varie selon le fichier. Dans la version 3, la restriction de 80 caractères dans la longueur de ligne des enregistrements d'observation est supprimée. Les détails de fichiers RINEX sont présentés dans la section 3.2.

3.1.3. Format NMEA

L'association nationale américaine d'électronique marine (NMEA-US National Marine Electronics Association) a proposé en 1983 la spécification d'interface NMEA-0183 [16]. Bien que définie à l'origine pour l'interface des appareils électroniques marins, elle est devenue entre-temps une interface standard volontaire de l'industrie pour les récepteurs GNSS. Le format de données NMEA spécifie le format d'échange des informations de position, y compris les indicateurs de qualité, les données de route sur terre ou de vitesses sur terre. La transmission de la correction différentielle, bien que spécifiée aujourd'hui, ne faisait pas partie des objectifs initiaux de NMEA-0183.

La norme NMEA-0183 spécifie une transmission de données en série avec un débit de 4800 bps et un format ASCII 8 bits des données. Les récepteurs GNSS offrent généralement des débits de transmission plus élevés.

Traitement des données GNSS

Un ensemble de données NMEA, désigné par une chaîne ou une phrase, est composé de 82 caractères au maximum. Chaque phrase commence par le signe de dollar « \$ » suivi de l'adresse déposée. L'adresse déposée est généralement subdivisée en un champ de deux caractères et un type de phrase de trois caractères. Entre-temps, environ 60 types de phrases différents ont été approuvés (certaines phrases dans Tableau 3.2.). Le champ parlant utilise un « GP » pour indiquer les données GPS et un « GL » pour les informations GLONASS, BD ou GB pour les informations Beidou et « GA » pour les informations Galileo. L'adresse déposée est suivie d'un nombre variable de champs de données qui sont séparés par des virgules (.). Le dernier champ de données est suivi d'un astérisque « * » et d'une somme de contrôle optionnelle. Seuls certains types de messages requièrent obligatoirement la somme de contrôle, qui est calculée par une opération XOR des caractères commençant après le « \$ » jusqu'au « * », mais à l'exclusion de celui-ci. La somme de contrôle, donnée en format hexadécimal, est finalement suivie d'un caractère de retour de chariot et de saut de ligne. Les différents messages et leur contenu sont définis dans le Tableau 3.2. La version actuelle 4.11 de la NMEA-0183 a été publiée en 2018.

Tableau 3.2 : Quelques phrases NMEA liées au GNSS

Phrases	Description du contenu
ALM	Données de l'almanach
GGA	Données relatives à la position (temps, coordonnées ellipsoïdales, nombre de satellites, dilution de la position, indicateur de qualité, hauteur géoïdale)
GLL	Données fixes réduites (heure, latitude, longitude, statut)
GSA	Satellites actifs (utilisés pour le calcul de la position), y compris les facteurs DOP
GSV	Satellites en vue, azimuth, élévation et rapports signal/bruit pour chaque satellite
VTG	Données de navigation (cap sur le sol, vitesse sur le sol)

Nous allons ci-dessous, décoder les données NMEA, par exemple une ligne des données de phrases « GGA » [source :gpsinformation.org/dale/nmea] :

\$GPGGA,123519,4807.038,N,01131.000,E,1,08,0.9,545.4,M,46.9,M,,*47

Où :

GP	Données indiquées de GPS
GGA	Données relatives
123519	Correction prise à 12 :35 :19 UTC
4807.038,N	Latitude 48 deg 07.038' N
01131.000,E	Longitude 11 deg 31.000' E
1	Qualité fixe : 0 = non valable 1 = GPS fixe 2 = DGPS fixe 3 = PPS fixe 4 = Cinématique en temps réel 5 = RTK flottant 6 = Estimé (estimation) 7 = Mode de saisie manuelle 8 = Mode de simulation
08	Nombre de satellite suivis
0.9	Dilution horizontale de la position

545.4,M	Altitude, mètres, au-dessus du niveau moyen de la mer
46.9,M	Hauteur du géoïde (niveau moyen de la mer) au-dessus du WGS84 ellipsoïde
« Champ vide »	Temps en secondes depuis la dernière mise à jour du DGPS
« Champ vide »	Numéro d'identification de la station DGPS
*47	Les données de la somme de contrôle, commence toujours par *

3.2. Traitements de données RINEX

Dans ce travail de thèse, les données RINEX ont été utilisées. Pourquoi sont-elles utilisées ? Première raison, elles peuvent être utilisées pour tester des solutions matérielles et logicielles et pour de nouveaux algorithmes de post-traitement, par exemple : modélisation de l'ionosphère ou de la troposphère. Deuxième raison, sous réserve des limitations matérielles, l'accès aux mesures brutes permet à un développeur d'utiliser des techniques de positionnement avancées (RTK, PPP) et de créer une solution actuellement disponible uniquement dans les récepteurs professionnels. Il en résulte une poussée technologique pour développer de nouvelles applications. Troisième raison, l'accès aux mesures brutes offrira de nouveaux moyens de détecter les interférences RF et de localiser la source d'interférence en combinant les mesures de plusieurs appareils ou de vérifier la source (OS-NMA : Open Service Navigation Message Authentication). Avec la troisième raison, d'autres applications seront réalisées dans le future proche.

Pour déterminer la position et la vitesse d'un récepteur, des données navigation des satellites et des observations sont utilisées. Dans nos travaux, les quatre types fichiers RINEX sont utilisés : le fichier d'observations GNSS, le fichier des messages de navigation GPS, le fichier des messages de navigation GLONASS et le fichier des messages de navigation Galileo.

Tableau 3.3 : Type de variables dans le format RINEX

(# est utilisé pour identifier l'espace)

Type de variable	Format	Exemples	Description
Integer	In	I4 : '2020' I5 : '#2020' I3.3 : '020'	Un nombre entier à 'n' positions. Notez qu'il est possible de spécifier la longueur minimale de l'entier en incluant un nombre après le symbole en point flottante. Cela oblige à compléter le nombre, même avec des zéros.
Float	Fn.m	F8.2 : '-1999.50' F8.2 : '#1999.50' F7.3 : '99.000'	Un 'n' positions double avec 'm' positions décimales. La note 'n' comprend l'espace du signe et le symbole en point flottante.
Exponential	Dn.m	D12.2 : '-1402.20D+02' D12.4 : '-0.1999D+06' E12.3 : '44.000E+006' E12.3 : '-44.000E+006'	Un double exponentiel à 'n' positions avec 'm' positions décimales. La note 'n' est la longueur totale du nombre exponentiel, qui comprend

Traitement des données GNSS

			l'espace du signe, le symbole en point flottante et l'exposant lui-même. Afin de tenir compte des différents facteurs de conformité, les lettres E, e, D, et d sont autorisées entre la fraction et l'exposant de tous les nombres à point flottante dans les fichiers de messages du RINEX.
Characters	An	A2 : '#E' A3 : 'GPS'	Un caractère 'n' positions. Notez que cela inclut le caractère vide.
Empty Fields	nX	1X: '#'	Caractères à 'n' position (blancs). Les champs définis comme vides sont des champs réservés qui doivent rester vides car ils pourront être utilisés dans les versions futures.

3.2.1. Fichier d'observations GNSS

<pre> 2.11 OBSERVATION DATA M (MIXED) RINEX VERSION / TYPE teqc 2016Nov7 IGN-RGP 20170102 00:07:16UTC / RUN BY / DATE Linux 2.4.21-27.ELsmp Opteron gcc Linux x86_64 =+ COMMENT Converto v3.5.1 IGN 20170102 000657 UTC COMMENT teqc 2016Nov7 Administrateur RGP 20170101 01:04:38UTC COMMENT teqc 2016Nov7 IGN-RGP 20170101 01:04:34UTC COMMENT teqc 2016Nov7 IGN-RGP 20170101 01:04:32UTC COMMENT 2.043 (antenna height) COMMENT +48.38049068 (latitude) COMMENT -4.49659762 (longitude) COMMENT 0065.806 (elevation) COMMENT BIT 2 OF LLI FLAGS DATA COLLECTED UNDER A/S CONDITION COMMENT 10004M004 (COGO code) COMMENT BRST MARKER NAME 10004M004 MARKER NUMBER Automatic IGN OBSERVER / AGENCY 5046K71749 TRIMBLE NETR9 4.85 REC # / TYPE / VERS 1441017048 TRMS7971.00 NONE ANT # / TYPE 4231162.7880 -332746.9200 4745130.6890 APPROX POSITION XYZ 2.0431 0.0000 0.0000 ANTENNA: DELTA H/E/N 1 1 WAVELENGTH FACT L1/2 22 L1 L2 C1 C2 P1 P2 D1 D2 S1# / TYPES OF OBSERV S2 L5 C5 D5 S5 L7 C7 D7 S7# / TYPES OF OBSERV L8 C8 D8 S8 # / TYPES OF OBSERV 30.0000 INTERVAL 17 LEAP SECONDS SNR is mapped to RINEX snr flag value [0-9] COMMENT L1 & L2: min(max(int(snr_dBHz/6), 0), 9) COMMENT Forced Modulo Decimation to 30 seconds COMMENT 2017 1 1 0 0 0.0000000 GPS TIME OF FIRST OBS END OF HEADER 17 1 1 0 0 0.0000000 0 25G21R05G23G20G26G25R22G14G16R23G02G25 R12R14R13G31R24E26E01E12E24E18S20S36 S23 119992726.985 7 93500841.95745 22833855.820 46.200 31.100 22833859.184 127449408.671 5 99127335.316 5 23842047.508 23842049.078 23842046.418 23842049.012 35.400 34.600 130005607.838 7 101303060.00544 24739244.242 43.300 26.600 24739245.359 </pre>	<p>Section « En-tête »</p> <p>Section « Données »</p>
--	---

Figure 3.2 : Exemple type du fichier d'observations

La Figure 3.2 représente un exemple type de fichier d'observations RINEX qui est constitué de deux sections : la section « en-tête » et la section « données ». Le fichier d'observations contient dans son en-tête des informations sur les coordonnées de la station, le nombre et les types d'observation, l'intervalle d'observations en secondes et le temps du premier

Traitement des données GNSS

enregistrement. Les types d'observations du GPS comprennent les types de mesures pseudo-distances en phase (L1, L2 et L5), les types de mesures pseudo-distances en mètres (code C/A, L2C, P1, P2) et les types de mesures de fréquences Doppler (D1 et D2) sur L1 et L2 en Hertz, les types de mesures de signal sur bruit (S1, S2, ...). La section en-tête peut contenir certains enregistrements optionnels comme des secondes intercalaires (leap seconds). La dernière d'en-tête doit être « END OF HEADER ». Le Tableau 3.4 montre la position de chaque valeur dans son en-tête.

Tableau 3.4 : Description en-tête du fichier d'observations

Fichier de données d'observations GNSS – Description en tête																																					
LABEL	DESCRIPTION	FORMAT																																			
Ligne (61 :80) # APPROX POSITION XYZ	- Position approximative du marqueur (WGS84)	3 F14.4 (Float) Position X = ligne (1 : 14) Position Y = ligne (15 :28) Position Z = ligne (29 :42)																																			
# TYPES OF OBSERV	- Nombre de types d'observations différents	I 6 (Integer) = ligne (1 : 6)																																			
	- Types d'observation (code d'observation et code de fréquence)	9 (4X, A1, A1) ligne (7 :12), ligne (13 :18) ... ligne (55 : 60)																																			
	- Si types d'observation est plus 9 : utiliser la ligne suivant * Code d'observation C : Pseudo-distance GPS : C/A, L2C Glonass : C/A Galileo : tout P : Pseudo-distance GPS et Glonass : P code L : phase de porteur D : Fréquence Doppler S : SNR (signal sur bruit) * Code fréquence <table border="1" style="margin-left: 20px;"> <thead> <tr> <th></th> <th>GPS</th> <th>Glonass</th> <th>Galileo</th> <th>SBAS</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>L1</td> <td>G1</td> <td>E2 – L1- E1</td> <td>L1</td> </tr> <tr> <td>2</td> <td>L2</td> <td>G2</td> <td>--</td> <td>--</td> </tr> <tr> <td>5</td> <td>L5</td> <td>--</td> <td>E5a</td> <td>L5</td> </tr> <tr> <td>6</td> <td>--</td> <td>--</td> <td>E6</td> <td>--</td> </tr> <tr> <td>7</td> <td>--</td> <td>--</td> <td>E5b</td> <td>--</td> </tr> <tr> <td>8</td> <td>--</td> <td>--</td> <td>E5a</td> <td>--</td> </tr> </tbody> </table>		GPS	Glonass	Galileo	SBAS	1	L1	G1	E2 – L1- E1	L1	2	L2	G2	--	--	5	L5	--	E5a	L5	6	--	--	E6	--	7	--	--	E5b	--	8	--	--	E5a	--	6X, 9 (4X, 2A1) ligne (7 :12), ligne (13 :18) ... ligne (55 : 60)
	GPS	Glonass	Galileo	SBAS																																	
1	L1	G1	E2 – L1- E1	L1																																	
2	L2	G2	--	--																																	
5	L5	--	E5a	L5																																	
6	--	--	E6	--																																	
7	--	--	E5b	--																																	
8	--	--	E5a	--																																	
# END OF HEADER	Dernier enregistrement dans la section d'en- tête																																				

La section de données est divisée en époques : chacun contient l'horodatage de l'observation le temps de réception du signal reçu, le nombre et la liste des satellites, les différents types de mesures dans la même séquence que dans l'en-tête, l'intensité du signal. La section de données peut éventuellement contenir le décalage l'horloge du récepteur en secondes (Figure 3.2). Les satellites des différents systèmes sont différenciés via un identifiant système « s » suivi d'un numéro de satellite à deux chiffres « nn » (« snn », où « s » est défini sur « G » ou vide pour le GPS, « R » pour GLONASS, « E » pour le signal géostationnaire ou « E » pour le Galileo. Le numéro de satellite à deux chiffres « nn » représente le numéro PRN (GPS et Galileo), le numéro de slot (GLONASS) et le numéro PRN-100(GEO), par exemple « G21 » est le satellite PRN 21 de satellite GPS. Dans le Tableau 3.5, elle montre la position de chaque paramètre dans sa section des données.

Tableau 3.5 : Description d'enregistrement de données du fichier d'observations

Fichier de donne d'observation GNSS – Description d'enregistrement de données		
OBS_RECORD	DESCRIPTION	FORMAT
EPOCH/SAT Ou EVENT FLAG	- Epoch : - annee (2 chiffres)	1 X, I2 Ligne (2 : 3)
	- mois, jour, heure, min	4 (1X, I2) Ligne (5 :6), ligne (8 :9), ligne (11 :12), ligne (14 :15)
	- sec	F11.7 Ligne (16 :26)
	- Epoch flag	2X, I1 Ligne (29)
	- Nombre de satellite en cours	I3 Ligne (30 :32)
	- Liste des PRNs G : GPS ; R : Glonass ; E : Galileo ; S: SBAS	12 (A1, I2) Ligne (33 :35), ligne (36 :38)... ligne (66 :68)
	- Décalage de l'horloge du récepteur	F12.9 Ligne (69 :80)
	Si nombre des satellites sont plus 12, utiliser la ligne suivant	32X, 12 (A1,I2)
OBSERVATIONS	- Observation	F14.3 Ligne (1 :14)
	- LLI	I1 Ligne (15)
	- Signal strength	I1 Ligne (16)
	Chaque ligne, on peut récupérer des données des maximum 5 types des observations	
	Si nombre des types des observations sont plus 5, utiliser les lignes suivants	5 (F14.3, I1, I1)

Après la récupération des données dans le fichier d'observations RINEX, les informations sont rangées comme indiqué dans le Tableau 3.6.

Tableau 3.6 : Stockage des données du fichier d'observations sous Matlab

Colonne	Description	Unité
1 - 6	Indique l'instant de mesure en Année/Mois/Jours/Heure/Minutes/Secondes	-
7	Numéro PRN du satellite auquel correspondent les mesures	-
8	Valeur de la mesure L1	Cycles
9	Valeur de la mesure L2	Cycles
10	Valeur de la mesure C1	m
11	Valeur de la mesure C2	m
12	Valeur de la mesure P1	m
13	Valeur de la mesure P2	m
14	Valeur de la mesure Doppler D1	-
15	Valeur de la mesure Doppler D2	-
16	Valeur du rapport signal sur bruit S1	-
17	Valeur du rapport signal sur bruit S2	-
18	Valeur de la mesure L5	Cycles
19	Valeur de la mesure C5	m
20	Valeur de la mesure Doppler D5	-
21	Valeur du rapport signal sur bruit S5	-
22	Valeur de la mesure L7	Cycles
23	Valeur de la mesure C7	m
24	Valeur de la mesure Doppler D7	-
25	Valeur du rapport signal sur S7	-
26	Valeur de la mesure L8	Cycles
27	Valeur de la mesure C8	m
28	Valeur de la mesure Doppler D8	-
29	Valeur du rapport signal sur bruit S8	-

3.2.2. Fichier des messages de navigation GPS

```

2.11 N: GPS NAV DATA RINEX VERSION / TYPE
seqc 2016Nov7 IGN 20170102 00:57:07UTC PGM / RUN BY / DATE
17 LEAP SECONDS
7.4506D-09 -1.4901D-08 -5.9605D-08 1.1921D-07 ION ALPHA
9.2160D+04 -1.1469D+05 -1.3107D+05 7.2090D+05 ION BETA
9.313225746155D-10 3.552713676801D-15 233472 1930 DELTA-UTC: R0,R1,T,W
END OF HEADER
3 17 1 1 0 0 0.0-1.046103425324D-04-1.136968377216D-12 0.000000000000D+00
2.800000000000D+01 2.259375000000D+01 4.565904543341D-09 2.138133947438D+00
1.229345798492D-06 4.022765206173D-04 9.067356586456D-06 5.153545946121D+03
0.000000000000D+00 2.048909664154D-08 1.158428633362D+00 4.284083843231D-08
9.592452636613D-01 2.017500000000D+02 8.492966666723D-01-7.968545823189D-09
6.328835233660D-10 1.000000000000D+00 1.930000000000D+03 0.000000000000D+00
2.000000000000D+00 0.000000000000D+00 1.862645149231D-09 2.800000000000D+01
0.000000000000D+00
8 17 1 1 0 0 0.0-4.440313205123D-05-1.364242052659D-12 0.000000000000D+00
1.100000000000D+01-5.415625000000D+01 4.643764928147D-09 5.489569517462D-02
-2.788379788399D-06 2.308963448741D-03 1.767650246620D-06 5.153563743591D+03
0.000000000000D+00-3.352761268616D-08-9.450962447664D-01-6.146728992462D-08
9.653712740799D-01 3.504687500000D+02-9.490802373671D-01-8.469995371740D-09
-2.317953745612D-10 1.000000000000D+00 1.930000000000D+03 0.000000000000D+00
2.000000000000D+00 0.000000000000D+00 5.122274160385D-09 1.100000000000D+01
0.000000000000D+00
10 17 1 1 0 0 0.0-1.150798052549D-04 1.136968377216D-12 0.000000000000D+00
3.800000000000D+01 2.787500000000D+01 4.605548831194D-09 1.442347578538D+00
1.436099410057D-06 2.066762186587D-03 8.746981620789D-06 5.153674987793D+03
0.000000000000D+00-6.519258022308D-08 1.154611125228D+00 3.539025783539D-08
9.594441956504D-01 2.097500000000D+02-2.942786497315D+00-7.984618299872D-09
5.550231385598D-10 1.000000000000D+00 1.930000000000D+03 0.000000000000D+00
2.000000000000D+00 0.000000000000D+00 2.328306436539D-09 3.800000000000D+01
0.000000000000D+00
    
```

Figure 3.3 : Exemple de fichier des messages de navigation GPS

Le deuxième fichier RINEX constitue le fichier de navigation GPS. Il contient les informations satellites dans le Figure 3.3. Dans son en-tête, il contient des informations telles que la date de création du fichier, le nom de l’agence qui dirige la campagne. En outre, il peut contenir des informations supplémentaires, comme les paramètres du modèle ionosphérique (ION ALPHA, ION BETA). Comme le fichier d’observations, la dernière ligne doit être « END OF HEADER ». La section « données » est constituée des paramètres d’almanach reliant le temps GPS et l’UTC, les secondes intercalaires, le numéro PRN du satellite et l’horodatage, les paramètres d’horloge satellite. Les enregistrements suivants contiennent des informations sur l’orbite de diffusion de satellite, la santé du satellite, la semaine GPS et d’autres informations pertinentes. Le Tableau 3.7 présente la description de la section donnée du fichier navigation.

Tableau 3.7 : Description de la section donnée du fichier navigation GPS

Fichier de Navigation GPS – Description d’enregistrement de données		
OBS. RECORD	DESCRIPTION	FORMAT
PRN/EPOCH/SV CLK	- Numéro PRN de satellite - Epoch : Toc – Time of clock Année Mois Jour Heure Min Sec - Biais d’horloge (seconds) - Dérive de l’horloge (sec/sec) - Vitesse de dérive de l’horloge (sec/sec ²)	I2 Ligne (1 :2) 1X, I2 - ligne (4 :5) 1X, I2 – ligne (7 :8) 1X, I2 – ligne (10 :11) 1X, I2 – ligne (13 :14) 1X, I2 – ligne (16 :17) F5.1 - ligne (18 :22) D19.12 – ligne (23 :41) D19.12 – ligne (42 :60) D19.12 – ligne (61 :79)
BROADCAST ORBIT – 1	- IODE (Issue Of Data, Ephemeris) - Crs (mètres) - Delta n (radians/sec) - M0 (radians)	3X, D19.12 – ligne (4 :22) D19.12 – ligne (23 :41) D19.12 – ligne (42 :60) D19.12 – ligne (61 :79)
BROADCAST ORBIT – 2	- Cuc (radians) - e Excentricité - Cus (radians) - sqrt(A) (sqrt(m))	3X, D19.12 – ligne (4 :22) D19.12 – ligne (23 :41) D19.12 – ligne (42 :60) D19.12 – ligne (61 :79)
BROADCAST ORBIT – 3	- Toe (Time of Ephemeris) (seconds) - Cic (radians) - OMEGA (radians) - CIS (radians)	3X, D19.12 – ligne (4 :22) D19.12 – ligne (23 :41) D19.12 – ligne (42 :60) D19.12 – ligne (61 :79)
BROADCAST ORBIT – 4	- i0 (radians) - Crc (mètres) - omega (radians) - OMEGA DOT (radians/sec)	3X, D19.12 – ligne (4 :22) D19.12 – ligne (23 :41) D19.12 – ligne (42 :60) D19.12 – ligne (61 :79)
BROADCAST ORBIT – 5	- IDOT (radians/sec) - Codes sur le canal L2 - Semaine de GPS - Indicateur de données L2 P	3X, D19.12 – ligne (4 :22) D19.12 – ligne (23 :41) D19.12 – ligne (42 :60) D19.12 – ligne (61 :79)
BROADCAST ORBIT – 6	- Exactitude de SV (mètres) - Santé de SV - TGD (seconds) - IDOC (Issue of Data, Clock)	3X, D19.12 – ligne (4 :22) D19.12 – ligne (23 :41) D19.12 – ligne (42 :60) D19.12 – ligne (61 :79)
BROADCAST ORBIT – 7	- Délai de transmission du message - Intervalle d’ajustement - Spare - Spare	3X, D19.12 – ligne (4 :22) D19.12 – ligne (23 :41) D19.12 – ligne (42 :60) D19.12 – ligne (61 :79)

Après avoir lu toutes les informations, elles sont stockées sous Matlab comme indiqué dans le Tableau 3.8.

Tableau 3.8 : Stockage des données du fichier de navigation sous Matlab

Col	Abrev.	Description	Unité
1	PRN	Numéro PRN du satellite	-
2	M0	Anomalie moyenne (à l’instant de référence de l’éphéméride)	Rad
3	Delta n	Correction du mouvement moyen	Rad/s
4	E	Excentricité de l’orbite du satellite	-
5	sqrt(a)	Racine-carrée du demi grand axe de l’orbite du satellite	\sqrt{m}
6	OMEGA	Longitude du nœud ascendant	Rad
7	i0	Inclinaison de l’orbite, à l’instant de référence de l’éphéméride	Rad
8	omega	Argument de périégée (pour l’instant de référence de l’éphéméride)	Rad

Traitement des données GNSS

9	OMEGA DOT	Variation de la longitude du nœud ascendant	Rad/s
10	IDOT	Variation de l'inclinaison de l'orbite	Rad/s
11	Cuc , Cus	Amplitudes des termes de correction harmonique cosinus et sinusoïdale pour l'argument calculé de latitude	Rad
12			
13	Crc , Crs	Amplitude des termes de correction harmonique cosinus et sinus pour le rayon d'orbite calculé	m
14			
15	Cic , Cis	Amplitude des termes de correction harmonique cosinus et sinusoïdale pour les angles d'inclinaison calculés	Rad
16			
17	Toe	Nombre de secondes écoulées depuis le début de la semaine GPS au temps de référence de l'éphéméride	s
18	iode	Issue of Data Ephemeris. Permet d'identifier chaque jeu de données d'éphéméride	-
19	GPS_week	Numéro de la semaine au temps de référence de l'éphéméride	-
20	Toc	Nombre de secondes écoulées indiqué par l'horloge satellite à l'instant de référence de l'horloge	s
21	af0	Biais de l'horloge satellite	s
22	af1	Dérive de l'horloge satellite	s
23	af2	Vitesse de dérive de l'horloge satellite	s/s2
24	TGD	Time Group Delay	s

3.2.3. Fichier des messages de navigation GLONASS

```

2.11 G: GLONASS NAV DATA RINEX VERSION / TYPE
teqc 2016Apr1 IGN 20190102 01:33:01UTC PGM / RUN BY / DATE
18 LEAP SECONDS
END OF HEADER
1 19 1 1 0 15 0.0 3.725569695234D-05 0.000000000000D+00 0.000000000000D+00
-1.441067773438D+04 -4.447116851807D-01 1.862645149231D-09 0.000000000000D+00
-2.050081542969D+04 -5.034303665161D-01 0.000000000000D+00 1.000000000000D+00
4.801310058594D+03 -3.478555679321D+00 0.000000000000D+00 0.000000000000D+00
2 19 1 1 0 15 0.0 3.471532836556D-04 1.818989403546D-12 0.000000000000D+00
-1.397581494141D+04 -1.427874565125D+00 9.313225746155D-10 0.000000000000D+00
-5.014177246094D+03 -2.451650619507D+00 0.000000000000D+00 -4.000000000000D+00
2.075630810547D+04 -1.560638427734D+00 -1.862645149231D-09 0.000000000000D+00
3 19 1 1 0 15 0.0 1.532481983304D-04 9.094947017729D-13 1.860000000000D+03
-5.117909667969D+03 -1.393065452576D+00 0.000000000000D+00 0.000000000000D+00
1.227115917969D+04 -2.630811691284D+00 0.000000000000D+00 5.000000000000D+00
2.180929003906D+04 1.150849342346D+00 -2.793967723846D-09 0.000000000000D+00
8 19 1 1 0 15 0.0 1.977477222681D-05 0.000000000000D+00 0.000000000000D+00
-6.657062011719D+03 5.672225952148D-01 9.313225746155D-10 0.000000000000D+00
-2.231201757812D+04 1.316658973694D+00 0.000000000000D+00 6.000000000000D+00
-1.036564306641D+04 -3.185455322266D+00 9.313225746155D-10 0.000000000000D+00
9 19 1 1 0 15 0.0 4.665739834309D-05 1.818989403546D-12 0.000000000000D+00
2.527308789062D+04 4.263153076172D-01 9.313225746155D-10 0.000000000000D+00
-8.663457031250D+02 -1.197452545166D-01 -2.793967723846D-09 -2.000000000000D+00
3.101328125000D+03 -3.529346466064D+00 9.313225746155D-10 0.000000000000D+00

```

Figure 3.4 : Exemple des messages de navigation GLONASS

Le troisième fichier RINEX correspond aux messages de navigation de GLONASS. Dans son en-tête, il contient des informations telles que la date de création du fichier, le nom de l'agence

qui dirige la campagne, le temps de référence, ou la correction à l'échelle de temps système (dans quelques fichiers) et les secondes intercalaires comme le Tableau 3.9.

Tableau 3.9 : Description de la section « données » du fichier navigation GLONASS

Fichier de données de Navigation GLONASS – Description en tête		
LABEL Ligne (61 :80)	DESCRIPTION	FORMAT
RINEX VERSION / TYPE	- Format version (2.11) - Type de fichier ('G')	F9.2, 11X A1, 39X
CORR TO SYSTEM TIME	- Temps de référence pour la correction du temps du système (année, mois, jour). - Correction à l'échelle de temps système (sec) pour corriger le temps système GLONASS à UTC (SU) (-TauC)	3I6 3X, D19.12
LEAP SECONDS	Nombre de seconds intercalaires depuis 06/01/1980	I6
END OF HEADER	Dernier enregistrement dans la section d'en-tête	60X

Dans la section « données », on distingue les éléments suivants : les positions, les vitesses, les accélérations, son état de santé et la fréquence travaille des satellites comme le Tableau 3.10.

Tableau 3.10 : Description de la section « données » du fichier navigation

Fichier de donne de Navigation GLONASS – Description d'enregistrement de données		
OBS. RECORD	DESCRIPTION	FORMAT
PRN/EPOCH/SV CLK	- Numéro PRN de satellite - Epoch: Toc – Time of clock Année Mois Jour Heure Min Sec - Biais d'horloge (seconds) (-TauN) - Biais de fréquence relatif (+GammaN) - Durée de la trame du message (tk)	I2 Ligne (1 :2) 1X, I2 - ligne (4 :5) 1X, I2 – ligne (7 :8) 1X, I2 – ligne (10 :11) 1X, I2 – ligne (13 :14) 1X, I2 – ligne (16 :17) F5.1 - ligne (18 :22) D19.12 – ligne (23 :41) D19.12 – ligne (42 :60) D19.12 – ligne (61:79)
BROADCAST ORBIT - 1	- Position du satellite X (km) - Vitesse X dot (km/sec) - X accélération (km/sec2) - Santé (0 = OK)	3X, D19.12 – ligne (4 :22) D19.12 – ligne (23 :41) D19.12 – linge (42 :60) D19.12 – ligne (61 :79)
BROADCAST ORBIT – 2	- Position du satellite Y (km) - Vitesse Y dot (km/sec) - Y accélération (km/sec2) - Numéro de fréquence (-7 ... 13)	3X, D19.12 – ligne (4 :22) D19.12 – ligne (23 :41) D19.12 – linge (42 :60) D19.12 – ligne (61 :79)
BROADCAST ORBIT – 3	- Position du satellite Z (km) - Vitesse Z dot (km/sec) - Z accélération (km/sec2) - Âge des informations opérationnelles (jours)	3X, D19.12 – ligne (4 :22) D19.12 – ligne (23 :41) D19.12 – ligne (42 :60) D19.12 – ligne (61 :79)

Après avoir lu toutes les informations, elles sont stockées sous Matlab comme indiqué dans le Tableau 3.11.

Tableau 3.11 : Stockage des données du fichier de navigation sous Matlab

Col	Abrev.	Description	Unité
1	PRN number	Numéro PRN du satellite	-
2	TauN	SV clock bias	Seconds
3	GammaN	SV relative frequency bias	Seconds
4	tk	Message frame time	Seconds
5	X_SV	Position X du satellite	Km
6	VX_SV	Vélocité X du satellite	Km/s
7	X_acl	Accélération X du satellite	Km/s ²
8	Y_SV	Position Y du satellite	Km
9	VY_SV	Vélocité X du satellite	Km/s
10	Y_acl	Accélération Y du satellite	Km/s ²
11	Fre_num	Numéro de la fréquence	-
12	Z_SV	Position Z du satellite	Km
13	VZ_SV	Vélocité Z du satellite	Km/s
14	Z_acl	Accélération Z du satellite	Km/s ²
15	Age_of_oper	L'âge d'opération	Days
16	TauC	Correction à l'échelle de temps système (sec) pour corriger le temps système GLONASS à UTC (SU)	s

3.2.4. Fichier des messages de navigation Galileo

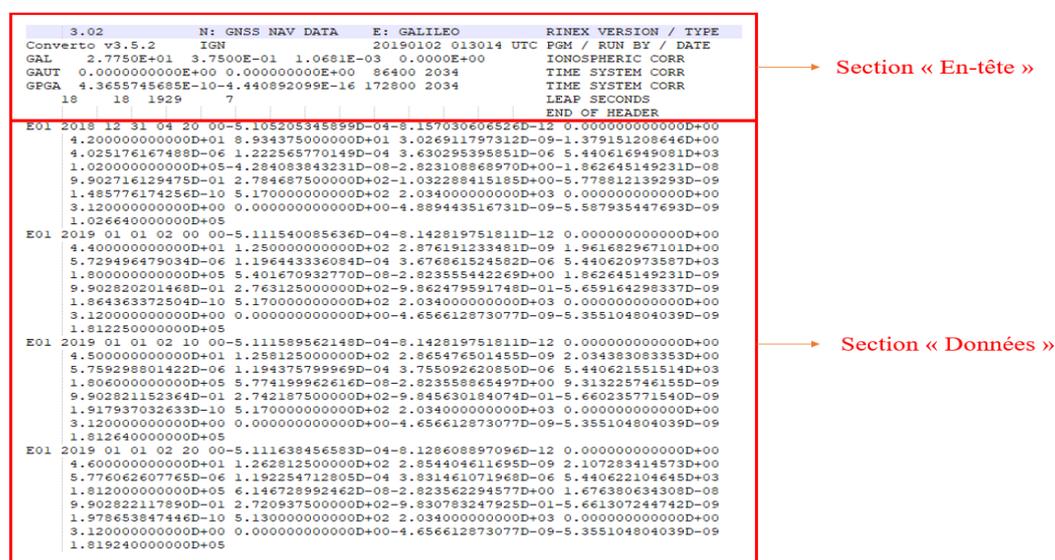


Figure 3.5 : Exemple du fichier des messages de navigation Galileo

Le quatrième fichier RINEX correspond aux messages de navigation Galileo. Il contient les informations sur les satellites comme indiqué dans la Figure 3.5. Dans son en-tête, il contient des informations telles que la date de création du fichier, le nom de l'agence qui dirige la compagnie (Tableau 3.12). En outre, il peut contenir des informations supplémentaires, comme les paramètres du modèle ionosphérique, les paramètres pour corriger le système de temps, les

secondes intercalaires. Comme le fichier d'observations, la dernière ligne doit être « END OF HEADER ».

Tableau 3.12 : Section d'en-tête des messages de navigation Galileo

Fichier des messages de Navigation Galileo – Description en tête		
LABEL Ligne (61 :80)	DESCRIPTION	FORMAT
#IONOSPHERIC CORR	Type de correction : GAL	A4,1X - ligne (1 :5)
	Paramètres de l'ionosphère de Galileo A0-A3	D12.4 - A0 - ligne (6 :17) D12.4 - A1 - ligne (18 :29) D12.4 - A2 - ligne (30 :41) D12.4 - A3 - ligne (42 :53)
#TIME SYSTEM CORR	Type de correction, exemple : GAUT (GAL à UTC)	A4,1X - ligne (1 : 5)
	Coefficient a0	D17.10 - ligne (6 : 22)
	Coefficient a1	D16.9 - ligne (23 : 38)
	Temps de référence pour le polynôme : T	I7 - ligne (39 : 45)
	Numéro de la semaine de référence : W	I5 - ligne (46 : 50)
#LEAP SECONDS	Actuel nombre de secondes intercalaires	I6 - ligne (1 :6)
END OF HEADER		

La section « données » est composée de différents paramètres, les paramètres d'almanach reliant le temps Galileo et l'UTC, le numéro PRN du satellite et l'horodatage, les paramètres d'horloge satellite. Les données enregistrées ci-dessous contiennent des informations sur l'orbite de diffusion de satellite, la santé du satellite, la semaine Galileo et d'autres informations pertinentes (BROADCAST ORBIT -1,-2,-3,-4,5,-6,-7 dans Tableau 3.13). Le Tableau 3.13 présente la description de la section « données » du fichier navigation.

Tableau 3.13 : Description de la section « données » du fichier de navigation de Galileo

Fichier de la Navigation de Galileo– Description d'enregistrement de données		
OBS. RECORD	DESCRIPTION	FORMAT
PRN/EPOCH/SV CLK	- Système de satellite et numéro PRN de satellite - Epoch : Toc – Time of clock Année Mois Jour Heure Min Sec - Biais d'horloge (seconds) - Dérive de l'horloge (sec/sec) - Vitesse de dérive de l'horloge (sec/sec2)	A1,I2.2 - Ligne (1 :3) 1X, I4 - ligne (5 :8) 1X, I2.2 – ligne (10 :11) 1X, I2.2 – ligne (13 :14) 1X, I2.2 – ligne (16 :17) 1X, I2.2 – ligne (18 :19) 1X, I2.2 – ligne (21 :22) D19.12 – ligne (23 :41) D19.12 – ligne (42 :60) D19.12 – ligne (61:79)
BROADCAST ORBIT – 1	- IODE (Issue Of Data, Ephemeris) - Crs (mètres) - Delta n (radians/sec) - M0 (radians)	4X, D19.12 – ligne (5 :23) D19.12 – ligne (24 :42) D19.12 – ligne (43 :61) D19.12 – ligne (62 :80)
BROADCAST ORBIT – 2	- Cuc (radians) - e Eccentricity - Cus (radians) - sqrt(A) (sqrt(m))	4X, D19.12 – ligne (5 :23) D19.12 – ligne (24 :42) D19.12 – ligne (43 :61) D19.12 – ligne (62 :80)
BROADCAST ORBIT – 3	- Toe (Time of Ephemeris) (seconds) - Cic (radians) - OMEGA (radians) - CIS (radians)	4X, D19.12 – ligne (5 :23) D19.12 – ligne (24 :42) D19.12 – ligne (43 :61) D19.12 – ligne (62 :80)
BROADCAST ORBIT – 4	- i0 (radians) - Crc (mètres) - omega (radians) - OMEGA DOT (radians/sec)	4X, D19.12 – ligne (5 :23) D19.12 – ligne (24 :42) D19.12 – ligne (43 :61) D19.12 – ligne (62 :80)
BROADCAST ORBIT – 5	- IDOT (radians/sec) - Sources de données - Semaine GAL - Spare	4X, D19.12 – ligne (5 :23) D19.12 – ligne (24 :42) D19.12 – ligne (43 :61) D19.12 – ligne (62 :80)
BROADCAST ORBIT – 6	- Exactitude de SV (mètres) - Santé de SV - BGD E5a/E1 (sec) - BGD E5b/E1 (sec)	4X, D19.12 – ligne (5 :23) D19.12 – ligne (24 :42) D19.12 – ligne (43 :61) D19.12 – ligne (62 :80)
BROADCAST ORBIT – 7	- Délai de transmission du message - Fit interval - Spare - Spare	4X, D19.12 – ligne (5 :23) D19.12 – ligne (24 :42) D19.12 – ligne (43 :61) D19.12 – ligne (62 :80)

Après avoir lu toutes les informations, elles sont stockées sous Matlab comme indiqué dans le Tableau 3.14.

Tableau 3.14 : Stockage des données du fichier de navigation sous Matlab

Col	Abrev.	Description	Unité
1	PRN	Numéro PRN du satellite	-
2	M0	Anomalie moyenne (à l'instant de référence de l'éphéméride)	Rad
3	Delta n	Correction du mouvement moyen	Rad/s
4	E	Excentricité de l'orbite du satellite	-
5	sqrt(a)	Racine-carrée du demi grand axe de l'orbite du satellite	\sqrt{m}
6	OMEGA	Longitude du nœud ascendant	Rad
7	i0	Inclinaison de l'orbite, à l'instant de référence de l'éphéméride	Rad
8	omega	Argument de périégée (pour l'instant de référence de l'éphéméride)	Rad

Traitement des données GNSS

9	OMEGA DOT	Variation de la longitude du nœud ascendant	Rad/s
10	IDOT	Variation de l'inclinaison de l'orbite	Rad/s
11	Cuc , Cus	Amplitudes des termes de correction harmonique cosinus et sinusoïdale pour l'argument calculé de latitude	Rad
12			
13	Crc , Crs	Amplitude des termes de correction harmonique cosinus et sinus pour le rayon d'orbite calculé	m
14			
15	Cic , Cis	Amplitude des termes de correction harmonique cosinus et sinusoïdale pour les angles d'inclinaison calculés	Rad
16			
17	Toe	Nombre de secondes écoulées depuis le début de la semaine Galileo au temps de référence de l'éphéméride	s
18	IODE	Issue of Data Ephemeris. Permet d'identifier chaque jeu de données d'éphéméride	-
19	GAL_week	Numéro de la semaine au temps de référence de l'éphéméride	-
20	TOC	Nombre de secondes écoulées indiqué par l'horloge satellite à l'instant de référence de l'horloge	s
21	af0	Biais de l'horloge satellite	s
22	af1	Dérive de l'horloge satellite	s
23	af2	Vitesse de dérive de l'horloge satellite	s/s2

Après avoir récupéré les données dans les fichiers RINEX, il est possible de déterminer les positions et les vitesses des satellites (GPS, Galileo et GLONASS), cela fera l'objet de la section 3.3.

3.3. Détermination des positions et les vitesses des satellites

3.3.1. Calcul des positions et des vitesses des satellites GPS et Galileo

A. Calcul des positions

En utilisant les paramètres donnés dans les tableaux Tableau 3.8 et Tableau 3.14, la procédure ci-dessous permet de calculer la position d'un satellite en coordonnées ECEF [20] :

- a. Calculer le demi-grand axe de l'orbite elliptique du satellite

$$a = (\sqrt{a})^2 \quad (3.1)$$

Où \sqrt{a} (donnée d'entrée) est la racine carrée du demi-grand axe spécifiée dans les données éphémérides.

- b. Calculer le mouvement moyen de satellite

$$n_0 = \sqrt{\frac{\mu}{a^3}} \quad (3.2)$$

Où μ désigne la constante gravitationnelle de la Terre, $\mu = 3.986005 \times 10^{14} \text{ m}^3/\text{s}^2$

- c. Trouver le temps t_k (le temps depuis l'époque de référence)

$$t_k = t - t_{oe} \quad (3.3)$$

Où t est l'heure du système GPS au moment de la transmission et t_{oe} est nombre de secondes écoulées depuis le début de la semaine GPS au temps de référence de l'éphéméride (t_{oe} est Toe dans le Tableau 3.8). Le temps t_k devrait être corrigé pour le croisement de fin de semaine en tant que:

Si ($t_k > 302,400$)

$$t_k = t_k - 604,800$$

Sinon ($t_k < -302,400$)

$$t_k = t_k + 604,800$$

Fin Si

- d. Après le mouvement moyen par la correction Δn spécifiée dans les éphémérides

$$n = n_0 + \Delta n \quad (3.4)$$

- e. Calculer la moyenne M_k à l'instant t_k

$$M_k = M_0 + nt_k \quad (3.5)$$

Où M_0 est l'anomalie moyenne au temps de référence

- f. Calculer l'anomalie excentrique E_k en résolvant la loi de Kepler

$$E_k = M_k + e \sin E_k \quad (3.6)$$

Où e est l'excentricité de l'orbite du satellite. Normalement, l'équation (3.6) est résolue de manière itérative en définissant un $E_k = M_k$ initial. En outre, la réponse doit être corrigée pour se situer entre 0 et 2π .

- g. Calculer la vraie anomalie v_k

$$v_k = \tan^{-1} \left\{ \frac{\sqrt{1-e^2} \sin E_k / (1 - e \cos E_k)}{(\cos E_k - e) / (1 - e \cos E_k)} \right\} \quad (3.7)$$

- h. Calculer l'argument de latitude ϕ_k

$$\phi_k = v_k + \omega \quad (3.8)$$

- i. Calculez les trois perturbations harmoniques

L'argument de la correction de latitude est

$$\delta u_k = C_{us} \sin 2\phi_k + C_{uc} \cos 2\phi_k \quad (3.9)$$

La correction du rayon est

$$\delta r_k = C_{rs} \sin 2\phi_k + C_{rc} \cos 2\phi_k \quad (3.10)$$

La correction d'inclinaison est

$$\delta i_k = C_{is} \sin 2\phi_k + C_{ic} \cos 2\phi_k \quad (3.11)$$

j. Calculer l'argument de latitude corrigé

$$u_k = \phi_k + \delta u_k \quad (3.12)$$

k. Calculer le rayon corrigé

$$r_k = a(1 - e \cos E_k) + \delta r_k \quad (3.13)$$

l. Calculer l'inclinaison corrigée

$$i_k = i_0 + \delta i_k + (IDOT)t_k \quad (3.14)$$

m. Calculer la position du satellite dans son plan orbital

$$x'_k = r_k \cos u_k \quad (3.15)$$

$$y'_k = r_k \sin u_k \quad (3.16)$$

n. Calculer la longitude corrigée du nœud ascendant Ω_k

$$\Omega_k = \Omega_0 + (\dot{\Omega} - \dot{\Omega}_e)t_k - \dot{\Omega}_e t_{oe} \quad (3.17)$$

Où $\dot{\Omega}_e$ est la vitesse de rotation de la Terre. C'est le même ω_e , mais $\dot{\Omega}_e$ est utilisé pour être cohérent avec la référence principale.

o. Enfin, calculer la position du satellite dans l'e-frame

$$x_k = x'_k \cos \Omega_k - y'_k \cos i_k \sin \Omega_k \quad (3.18)$$

$$y_k = x'_k \sin \Omega_k + y'_k \cos i_k \cos \Omega_k \quad (3.19)$$

$$z_k = y'_k \sin i_k \quad (3.20)$$

Il y a un autre raffinement à prendre en compte. Les paramètres d'éphéméride dans le message de navigation donnent $\tilde{P}^m = [x_k; y_k; z_k]$, qui est la position du satellite au moment de la transmission du signal exprimée en ECEF. Cependant, au moment où le signal est reçu par l'antenne du récepteur, la trame électronique aurait pivoté autour de l'axe z de la Terre par $\omega_e(t_r - t_t)$ en raison de la rotation du globe pendant le temps de transit ($t_r - t_t$). Il est donc nécessaire d'exprimer la position du satellite dans l'e-frame à l'instant t_r au lieu du temps t_t . Ceci peut être accompli en multipliant \tilde{P}^m par une matrice de rotation appropriée, comme suit:

$$P^m = \begin{bmatrix} \cos \omega_e(t_r - t_t) & \sin \omega_e(t_r - t_t) & 0 \\ -\sin \omega_e(t_r - t_t) & \cos \omega_e(t_r - t_t) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tilde{P}^m \quad (3.21)$$

B. Calcul de la vitesse

La vitesse d'un satellite peut être calculée en prenant la dérivée de la position dans les équations allant de (3.18) à (3.20). Cela peut être fait par la procédure de pas à pas suivante [20].

- a. Calcul du taux de changement de l'anomalie excentrique

$$\dot{E}_k = \frac{n}{1 - e \cos E_k} \quad (3.22)$$

- b. Calculer le taux de changement de l'argument de latitude

$$\dot{\Phi}_k = \frac{\sqrt{1 - e^2}}{1 - e \cos E_k} \dot{E}_k \quad (3.23)$$

- c. Calculer le taux de changement de l'argument de latitude corrigé

$$\dot{u}_k = (1 + 2C_{us} \cos 2\Phi_k - 2C_{uc} \sin 2\Phi_k) \dot{\Phi}_k \quad (3.24)$$

- d. Trouver le taux de changement du rayon corrigé

$$\dot{r}_k = 2(C_{us} \cos 2\Phi_k - C_{rc} \sin 2\Phi_k) \dot{\Phi}_k + Ae \sin(E_k) \dot{E}_k \quad (3.25)$$

- e. Calculer le taux de la position du satellite dans son plan orbital

$$\dot{x}'_k = \dot{r}_k \cos u_k - r_k \sin(u_k) \dot{u}_k \quad (3.26)$$

$$\dot{y}'_k = \dot{r}_k \sin u_k + r_k \cos(u_k) \dot{u}_k \quad (3.27)$$

- f. Calculer le taux de variation de l'inclinaison corrigée

$$\frac{di_k}{dt} = 2(C_{is} \cos 2\Phi_k - C_{ic} \sin 2\Phi_k) \dot{\Phi}_k + IDOT \quad (3.28)$$

- g. Trouver le taux de variation de la longitude corrigée du nœud ascendant

$$\dot{\Omega}_k = \dot{\Omega} - \dot{\Omega}_e \quad (3.29)$$

- h. Différencier les équations de (3.18) à (3.20) pour obtenir la vitesse du satellite dans le frame ECEF.

$$\dot{x}_k = \dot{x}'_k \cos \Omega_k - \dot{y}'_k \cos i_k \sin \Omega_k + \dot{y}'_k \sin i_k \sin(\Omega_k) \frac{di_k}{dt} - \dot{y}_k \dot{\Omega}_k \quad (3.30)$$

$$\dot{y}_k = \dot{x}'_k \sin \Omega_k + \dot{y}'_k \cos i_k \cos \Omega_k - \dot{y}'_k \sin i_k \cos(\Omega_k) \frac{di_k}{dt} + \dot{x}_k \dot{\Omega}_k \quad (3.31)$$

$$\dot{z}_k = \dot{y}'_k \sin i_k + \dot{y}_k \cos(i_k) \frac{di_k}{dt} \quad (3.32)$$

3.3.2. Calcul de la position et la vitesse de GLONASS

A la différence du GPS et de Galileo, les éphémérides GLONASS contiennent la position, la vitesse et l'accélération du satellite dans le PZ-90.11 au temps référence t_b . Ces paramètres sont généralement mis à jour toutes les 30 minutes et la valeur de t_b fait la référence au centre de l'intervalle de 30 minutes.

Tableau 3.15 : Définition des paramètres d'éphémérides GLONASS

Paramètre	Description
t_b	Temps de référence en secondes du jour GLONASS
x, y, z	Coordonnées de la position satellite dans PZ-90.11 à l'instant t_b (km)
v_x, v_y, v_z	Composantes de la vitesse du satellite à l'instant t_b (km/s)
X'', Y'', Z''	Composantes de l'accélération du satellite à l'instant t_b (km/s^2)

La méthode de Runge - Kutta de quatrième ordre (RK4) est recommandée par le document de contrôle d'interface GLONASS [21], pour déterminer les orbites des satellites GLONASS à l'instant t_k , et ceci est fait en effectuant les actions ci-dessous. En sachant que, l'algorithme de la méthode RK4 pour ce problème est donnée par les équations suivantes [22] :

- 1) Définition d'un problème de valeur initiale à l'instant t_0 , comme suit ($i = 0$):

$$y_0 = (x, y, z, v_x, v_y, v_z) \quad (3.33)$$

Où : (x, y, z, v_x, v_y, v_z) sont les valeurs initiales données dans le Tableau 3.15.

- 2) Tant que ($t_i < t_k$)

$$\text{Si } (t_i + h > t_k), h = t_k - t_i ;$$

$$K_1 = f(t_i, y_i) \quad (3.34)$$

$$K_2 = f\left(t_i + \frac{1}{2}h, y_i + h\frac{1}{2}K_1\right) \quad (3.35)$$

$$K_3 = f\left(t_i + \frac{1}{2}h, y_i + h\frac{1}{2}K_2\right) \quad (3.36)$$

$$K_4 = f(t_i + h, y_i + hK_3) \quad (3.37)$$

$$y_{i+1} = y_i + \frac{h}{6}(K_1 + 2K_2 + 2K_3 + K_4) \quad (3.38)$$

$$t_{i+1} = t_i + h \quad (3.39)$$

$$i = i + 1 \quad (3.40)$$

Fin ;

Où $f(t, y)$ sont les équations différentielles orbitales décrivant le mouvement des satellites dans un référentiel inertiel centré sur la terre (ECI) et prenant en compte la force de Coriolis, publiée dans le document de contrôle d'interface GLONASS [21]. $f(t, y)$ représente toutes les équations différentielles orbitales suivantes :

$$\frac{d_x}{d_t} = v_x \quad (3.41)$$

$$\frac{d_y}{d_t} = v_y \quad (3.42)$$

$$\frac{d_z}{d_t} = v_z \quad (3.43)$$

$$\frac{dv_x}{dt} = \frac{-\mu}{r^3}x - \frac{3}{2}J_2^0 \frac{\mu a_e^2}{r^5}x \left(1 - 5\frac{z^2}{r^2}\right) + \omega_e^2 x + 2\omega_e v_y + X'' \quad (3.44)$$

$$\frac{dv_y}{dt} = \frac{-\mu}{r^3}y - \frac{3}{2}J_2^0 \frac{\mu a_e^2}{r^5}y \left(1 - 5\frac{z^2}{r^2}\right) + \omega_e^2 y - 2\omega_e v_x + Y'' \quad (3.45)$$

$$\frac{dv_z}{dt} = \frac{-\mu}{r^3}z - \frac{3}{2}J_2^0 \frac{\mu a_e^2}{r^5}z \left(3 - 5\frac{z^2}{r^2}\right) + Z'' \quad (3.46)$$

Où r est le rayon orbital et peut être calculé avec $r = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$ (km). Les accélérations X'' , Y'' , Z'' de l'attraction luni-solaire sont constantes dans l'intervalle d'intégration $t_b \pm 15$ minutes [21], $J_2^0 = -1082.63 \times 10^{-6}$, $\mu = 398600.44(km^3/s^2)$, $a_e = 6378.136(km)$, $\omega_e = 7.2921151467 \times 10^{-5}(rad/s)$.

L'obtention de h correspond à l'étape d'intégration et elle est déterminée comme dans [22]

$$h = \begin{cases} 30, & \text{while } |t_k - t_b| > 30 \text{ (s)} \\ 10, & \text{while } |t_k - t_b| > 10 \text{ (s)} \\ 1, & \text{while } |t_k - t_b| > 1 \text{ (s)} \\ |t_k - t_b|, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.47)$$

3.4. Modélisation des erreurs GNSS

La propagation des signaux peut être perturbée par différents phénomènes. Dans cette partie, les erreurs d'horloges des satellites, puis les erreurs liées aux traversées de l'atmosphère (ionosphère, troposphère, ...) et les erreurs des multi-trajets sont mentionnées. Ces erreurs sont les plus importantes pour la navigation.

3.4.1. Correction des erreurs d'horloges satellites

Les satellites utilisent des horloges atomiques pour contrôler les opérations de temps et la génération du signal diffusé. Ces horloges sont très stables et très précises. Cependant, elles ne sont pas parfaites et dérivent un peu par rapport au temps universel ($\sim 2 \times 10^{-16}$ seconde en une seconde). La station de contrôle principale est utilisée pour déterminer et transmettre les paramètres de correction d'horloge aux satellites qui les diffusent ensuite dans leur message (message de navigation).

Un récepteur GPS, Galileo ou GLONASS, lors de la réception d'un signal provenant d'un satellite, le temps de transit du signal est calculé en utilisant (3.48).

$$t_t = \frac{\rho}{c} \quad (3.48)$$

Où

t_t est le temps de transit entre le satellite et le récepteur (s)

ρ est la pseudo-distance d'observation (m)

c est la vitesse de lumière (m/s)

Alors le temps nominal auquel le satellite a envoyé le signal peut être donné par l'équation (3.49).

$$t_{sv} = t_m - t_t \quad (3.49)$$

Où

t_{sv} est le temps brut de transmission du signal des satellites (s)

t_m est le temps mesure au récepteur (s)

Les parties suivantes présentent les corrections des erreurs d'horloge satellite GPS, Galileo et GLONASS pour déterminer le vrai temps de transmission du signal des satellites.

A. Correction d'erreurs d'horloges des satellites GPS, Galileo

La correction d'erreurs d'horloges des satellites $\delta t_{s,G,E}$ peut se calculer comme dans [20] en utilisant l'équation (3.50).

$$\delta t_{s,G,E} = a_{f0} + a_{f1} (t - t_{oc}) + a_{f2} (t - t_{oc})^2 + \Delta t_r (s) \quad (3.50)$$

Où les indices G, E se réfèrent respectivement aux satellites GPS et Galileo ; a_{f0} le biais d'horloge a_{f1} la dérive d'horloge, a_{f2} la dérive de fréquence (a_{f0} , a_{f1} et a_{f2} donnés dans Tableau 3.8 et Tableau 3.14), t_{oc} le temps de référence, t le temps courant et Δt_r la correction des effets relativistes. La correction des effets relativistes est calculée en utilisant l'équation (3.51).

$$\Delta t_r = Fe\sqrt{a} \sin(E_k) \quad (3.51)$$

Avec e l'excentricité de l'orbite du satellite, a la valeur demi-grand axe de l'orbite du satellite (e , a donnés dans les tableaux Tableau 3.8 et le Tableau 3.14), E_k l'anomalie de d'excentricité de l'orbite du satellite qui sont tous trois des paramètres orbitaux transmis dans les éphémérides (source :mathworld/KeplersEquation), $F = \frac{-2\sqrt{\mu}}{c^2} = -4.442807635 * 10^{-10}$ une constante (μ est la valeur universelle de la gravité terrestre et c la célérité).

L'heure satellite corrigée des satellites GPS ou Galileo ($t_{G,E,c}$) à laquelle le signal a été transmis peut-être calculée en utilisant la correction d'horloge mentionnée ci-dessus comme suit :

$$t_{G,E,c} = t_{sv} - \delta t_{s,G,E} \quad (3.52)$$

B. Correction des erreurs d'horloge du satellite GLONASS

La correction d'erreur d'horloge du satellite δt_s peut se calculer comme suit [23]:

$$\delta t_{s,R} = \tau_N - \gamma_N * (t - t_b) + \tau_C \quad (3.53)$$

Avec τ_N est le biais d'horloge, γ_N est le biais de fréquence relative, τ_C est la correction à l'échelle de temps système pour corriger l'heure système GLONASS à UTC(SU), t_b le temps de référence. τ_N ($TauN$), γ_N ($GammaN$), τ_C ($TauC$) et t_b sont donnés dans le Tableau 3.11. Comme dans la partie dédiée à la « Correction d'erreurs d'horloges des satellites GPS, Galileo », on obtient l'heure satellite corrigée de GLONASS suivante :

$$t_{R,c} = t_{sv} - \delta t_{s,R} \quad (3.54)$$

3.4.2. Corrections des erreurs à la propagation

La propagation des signaux GNSS est modifiée en raison de la traversée de l'atmosphère. On sépare usuellement la contribution de deux couches distinctes car leur impact va être différent : la troposphère (0-80 km), dont l'effet est principalement lié aux conditions météorologiques, et l'ionosphère (au-delà de 80 km) dont l'effet est lié à la présence de charge libre.

A. Corrections des erreurs ionosphériques

L'ionosphère est un milieu dispersif : les rayons ultraviolets provenant du soleil ionisent des molécules de gaz neutres et libèrent des électrons. Son altitude est comprise entre 80 km et 1000 km. Ces électrons libres influencent alors la propagation des ondes électromagnétiques. En raison de ce caractère dispersif de l'ionosphère, le retard affectant l'onde dépend en particulier de sa fréquence.

Il existe de nombreux modèles pouvant être utilisés. Dans le cas de récepteur mono-fréquence, on peut utiliser le modèle de Klobuchar pour faire la correction ionosphérique.

Algorithme : Modèle de Klobuchar [20]:

- a. Calcul de l'angle centré sur la Terre Ψ

$$\Psi = \frac{0.0137}{El + 0.11} - 0.022 \quad (3.55)$$

Où El est l'angle élévation du satellite

- b. Détermination de la latitude subionosphérique φ_i

$$\varphi_i = \varphi_u + \Psi \cos A \quad (3.56)$$

Si $\varphi_i > 0.416$ alors

$$\varphi_i = 0.416$$

Si non $\varphi_i < -0.416$ alors

$$\varphi_i = -0.416$$

Fin Si

Où φ_u et A sont l'altitude d'utilisateur et l'angle d'azimut, respective.

- c. Calcul de la longitude subionosphérique λ_i (semi-circles) :

$$\lambda_i = \lambda_u + \frac{\Psi \sin(A)}{\cos(\varphi_i)} \quad (3.57)$$

λ_u est la longitude d'utilisateur

- d. Expression de la latitude géomagnétique φ_m

$$\varphi_m = \varphi_i + 0.064 \cos(\lambda_i - 1.617) \quad (3.58)$$

- e. Expression du temps local t , au point sub-ionosphérique :

$$t = 4.32 * 10^4 \lambda_i + t_{satellite} \quad (3.59)$$

Où : $t_{satellite}$ est le temps de satellite (s)

Si $t > 86400$ alors
 $t = t - 86400$
 si non $t < 0$ alors
 $t = t + 86400$
 fin si

f. Calcul de la période du modèle

$$PER = \begin{cases} \sum_{n=0}^3 \beta_n \varphi_m^n & \text{Si } PER \geq 72000 \\ 72000 & \text{Si } PER < 72000 \end{cases} \quad (3.60)$$

β est le coefficient présent dans la message de navigation

g. Calcul de l'argument x

$$x = \frac{2\pi (t - 50400)}{PER} \quad (3.61)$$

h. Estimation du facteur d'inclinaison F :

$$F = 1.0 + 16.0 (0.53 - El)^3 \quad (3.62)$$

i. Calcul de l'amplitude du retard vertical avec α coefficient dans le message de navigation

$$AMP = \begin{cases} \sum_{n=0}^3 \alpha_n \varphi_m^n & \text{Si } AMP \geq 0 \\ 0 & \text{Si } AMP < 0 \end{cases} \quad (3.63)$$

j. Enfin, calcul du retard ionosphérique $Io(s)$

$$Io = \begin{cases} F * [5 * 10^{-9} + AMP \left(1 - \frac{x^2}{2} + \frac{x^4}{24}\right)] & \text{Si } |x| < 1.57 \\ 5F * 10^{-9} & \text{Si } |x| \geq 1.57 \end{cases} \quad (3.64)$$

L'erreur due à l'ionosphère peut être corrigée en utilisant des récepteurs bi-fréquences. En effet, on utilise souvent cette solution pour corriger les erreurs ionosphériques. Car deux signaux émis sur L1 et sur L2 suivent exactement le même trajet du satellite au récepteur. En ne considérant que le terme d'erreur liée à l'ionosphère, les mesures de pseudo-distances peuvent être reformulées comme dans les équations suivantes :

$$\rho_{k,f1}^s = r_k^s + Io_{k,1}^s \quad (3.65)$$

$$\rho_{k,f2}^s = r_k^s + Io_{k,2}^s \quad (3.66)$$

r_k^s est la vraie distance entre satellite et récepteur.

Dans le milieu dispersif, l'erreur ionosphérique est proportionnelle à l'inverse du carré de la fréquence [16]:

$$I o_{k,1}^s = \frac{40.3 \text{ TEC}}{f_1^2} \quad (3.67)$$

$$I o_{k,2}^s = \frac{40.3 \text{ TEC}}{f_2^2} \quad (3.68)$$

avec TEC est le nombre total d'électrons,

En utilisant les équations (3.67) et (3.68):

$$I o_{k,2}^s = \frac{f_2^2}{f_1^2} I o_{k,1}^s \quad (3.69)$$

Puis, en utilisant les équations (3.65), (3.66) et (3.69) la différence des pseudo-distances sur L1 et L2 peut être exprimée comme suit:

$$\rho_{k,f1}^s - \rho_{k,f2}^s = I o_{k,1}^s - I o_{k,2}^s = I o_{k,1}^s \left(1 - \frac{f_2^2}{f_1^2}\right) \quad (3.70)$$

Et par conséquent l'erreur pour la pseudo-distance L1 est donnée par (3.71).

$$I o_{k,1}^s = \frac{\rho_{k,f1}^s - \rho_{k,f2}^s}{1 - \frac{f_2^2}{f_1^2}} \quad (3.71)$$

B. Correction des erreurs troposphériques

La troposphère est la couche base de l'atmosphère. Elle est comprise entre 8 km et 15 km d'altitude. Ici, les retards de propagation dépendent des paramètres météorologiques (température, pression, humidité) mais également elle est fonction de l'élévation des satellites. L'effet des biais troposphériques affecte principalement l'estimation de la haute d'utilisateur.

L'estimation du retard troposphérique nécessite la connaissance de la température, de la pression et la pression partielle de vapeur d'eau dans l'atmosphère autour la position du récepteur. Si aucune donnée météorologique n'est pas disponible, on peut utiliser l'algorithme troposphérique MOPS [24]. Cette approche utilise des données météorologiques standard dépendant de la latitude et tient compte des variations saisonnières. Pour calculer des températures, de la pression et la pression partielle de vapeur d'eau dans l'atmosphère, on peut voir les détails sur la référence [24].

Tableau 3.16 : Valeurs moyennes pour les paramètres météorologiques utilisés pour la prévision du retard troposphérique.

Latitude φ	p_0 [hPa]	T_0 [K]	e_0 [hPa]	β_0 [K/m]	λ_0 [/]
$\leq 15^\circ$	1013.25	299.65	26.31	0.00630	2.77
30°	1017.25	294.15	21.79	0.00605	3.15
45°	1015.75	283.15	11.66	0.00558	2.57
60°	1011.75	272.15	6.78	0.00539	1.81
$\geq 75^\circ$	1013.00	263.65	4.11	0.00453	1.55

Tableau 3.17 : Variations saisonnières des paramètres météorologiques utilisés pour l'estimation du retard troposphérique.

Latitude φ	Δp [hPa]	ΔT [K]	Δe [hPa]	$\Delta \beta$ [K/m]	$\Delta \lambda$ [']
$\leq 15^\circ$	0.00	0.00	0.00	0.0000	0.00
30°	-3.75	7.00	8.85	0.0025	0.33
45°	-2.25	11.00	7.24	0.0032	0.46
60°	-1.75	15.00	5.36	0.0081	0.74
$\geq 75^\circ$	-0.50	14.50	3.39	0.0062	0.30

Pour calculer des erreurs troposphériques, nous avons plusieurs modèles : Saastamoinen, Davis et al., Hopfield, Alshuler and Kalaghan (A&K) et Niell. La question se pose de savoir pourquoi il existe tant d'approches différentes. Une des raisons est la difficulté de modéliser la vapeur d'eau. Dans cette partie, on présente deux modèles plus connus : le modèle Hopfield [25][26] et le modèle Saastamoinen [16].

Modèle de Hopfield

Hopfield a développé un modèle où il décompose la réfractivité troposphérique en une composante sèche ($t_{tro,d}^z$) et une composante humide ($t_{tro,w}^z$).

$$t_{tro}^z = t_{tro,d}^z + t_{tro,w}^z \quad (3.72)$$

Avec :

$$t_{tro,d}^z = 77.64 * 10^{-6} \frac{P_0 H_d}{T_0 5} \quad (3.73)$$

$$t_{tro,w}^z = 10^{-6} (-12.96 T_0 + 3.71810^5) \frac{e_0}{5T_0^2} H_w \quad (3.74)$$

Où : P_0 est la pression totale (mbar),

T_0 est la température (Kelvin),

e_0 est la pression partielle de la vapeur d'eau (mbar),

H_d est la hauteur de la composante sèche, $H_d = 40136 + 148.72 (T_0 - 273.16)$ (m)

H_w est la hauteur de la composante humidité, $H_w = 11000$ (m).

Ensuite, un facteur d'obliquité est inclus pour mettre à l'échelle le retard zénithal en fonction de l'angle d'élévation (El), ce qui donne le retard troposphérique *Tropo* :

$$Tropo = t_{tro,d}^z OF_d(El) + t_{tro,w}^z OF_w(El) \quad (3.75)$$

Avec

$$OF_d(El) = \frac{1}{\sin(\sqrt{El^2 + 6.25})} \quad (3.76)$$

$$OF_w(El) = \frac{1}{\sin(\sqrt{El^2 + 2.25})} \quad (3.77)$$

Alors,

$$\begin{aligned}
 Tro &= 77.64 * 10^{-6} \frac{P_0}{T_0} \frac{40136 + 148.72 (T_0 - 273.16)}{5} \frac{1}{\sin(\sqrt{El^2 + 6.25})} \\
 &+ 10^{-6} (-12.96 T_0 + 3.71810^5) \frac{e_0}{5T_0^2} 11000 \frac{1}{\sin(\sqrt{El^2 + 2.25})} (m)
 \end{aligned} \tag{3.78}$$

Modèle Saastamoinen :

Le modèle de Saastamoinen permet de calculer le délai troposphérique total. Il est exprimé en mètres en fonction de z , p_0, T_0 et e_0 , comme :

$$Tro = \frac{0.002277}{\cos z} \left[p_0 + \left(\frac{1255}{T_0} + 0.05 \right) e_0 - \tan^2 z \right] \tag{3.79}$$

Où : z désigne l'angle zénithal du satellite, p_0 est la pression atmosphérique en millibar, T_0 est la température en Kelvin, et e_0 est la pression partielle de la vapeur d'eau en millibar.

Ce modèle est affiné en prenant en compte deux termes de correction, l'un dépendant de la hauteur du site d'observation et l'autre de la hauteur (B) et de l'angle zénithal (δR). La formule affinée est la suivante :

$$Tro_r = \frac{0.002277}{\cos z} \left[p_0 + \left(\frac{1255}{T_0} + 0.05 \right) e_0 - B \tan^2 z \right] + \delta R \tag{3.80}$$

Où : les termes de correction B et δR sont présentés dans deux tableaux comme suit :

Tableau 3.18 : Terme de correction B[16]

Hauteur [km]	B [mb]
0.0	1.156
0.5	1.079
1.0	1.006
1.5	0.938
2.0	0.874
2.5	0.813
3.0	0.757
4.0	0.654
5.0	0.563

Tableau 3.19 : Terme de correction δR [16]

Angle zénithal	Hauteur de la station au-dessus du niveau de la mer [km]							
	0	0.5	1.0	1.5	2.0	3.0	4.0	5.0
60°00'	0.003	0.003	0.002	0.002	0.002	0.002	0.001	0.001
66°00'	0.006	0.006	0.005	0.005	0.004	0.003	0.003	0.002
70°00'	0.012	0.011	0.010	0.009	0.008	0.006	0.005	0.004
73°00'	0.020	0.018	0.017	0.015	0.013	0.011	0.009	0.007
75°00'	0.031	0.028	0.025	0.023	0.021	0.017	0.014	0.011

76°00'	0.039	0.035	0.032	0.029	0.026	0.021	0.017	0.014
77°00'	0.050	0.045	0.041	0.037	0.033	0.027	0.022	0.018
78°00'	0.065	0.059	0.054	0.049	0.044	0.036	0.030	0.024
78°30'	0.075	0.068	0.062	0.056	0.051	0.042	0.034	0.028
79°00'	0.087	0.079	0.072	0.065	0.059	0.049	0.040	0.033
79°30'	0.102	0.093	0.085	0.077	0.070	0.058	0.047	0.039
79°45'	0.111	0.101	0.092	0.083	0.076	0.063	0.052	0.043
80°00'	0.121	0.110	0.100	0.091	0.083	0.068	0.056	0.047

3.4.3. Modèle des multi-trajets

On parle de multi-trajets lorsqu'un signal émis par un satellite suit plusieurs chemins de propagation depuis l'antenne jusqu'au point de réception. L'antenne reçoit la plupart des signaux directement du satellite, mais elle peut recevoir les signaux réfléchis par les surfaces. En pratique, les multi-trajets dépendent de l'environnement entre le récepteur et des satellites et alors, ils sont difficiles à modéliser. Mais, dans ce mémoire, nous allons présenter un modèle pour déterminer les multi-trajets grâce à la combinaison des observations en code et en phase.

Les observations en code observées sur les fréquences L1 et L2 peuvent être exprimées [26] :

$$P_1 = \rho + Io_1 + Mul_1 \quad (3.81)$$

$$P_2 = \rho + Io_2 + Mul_2 \quad (3.82)$$

Avec Io est le retard de l'ionosphérique et Mul est le bruit des multi-trajets.

De même pour les observations de phase :

$$\Phi_1 = \rho - Io_1 + \lambda_1 N_1 + mul_1 \quad (3.83)$$

$$\Phi_2 = \rho - Io_2 + \lambda_2 N_2 + mul_2 \quad (3.84)$$

Les erreurs de multi-trajets sur la phase sont très petites alors on met $mul_1 = mul_2 = 0$. On souhaite trouver une expression pour Mul_1 . D'abord, on va soustraire l'équation (3.81) de l'équation (3.83):

$$P_1 - \Phi_1 = 2Io_1 + Mul_1 - \lambda_1 N_1 \quad (3.85)$$

Ou

$$Mul_1 - \lambda_1 N_1 = P_1 - \Phi_1 - 2Io_1 \quad (3.86)$$

Ensuite, on effectue la soustraction entre l'équation (3.83) et l'équation (3.84):

$$\Phi_1 - \Phi_2 = Io_2 - Io_1 + \lambda_1 N_1 - \lambda_2 N_2 = (\alpha - 1)Io_1 + \lambda_1 N_1 - \lambda_2 N_2 \quad (3.87)$$

Ou

$$Io_1 = \frac{1}{\alpha - 1}(\Phi_1 - \Phi_2) + \frac{1}{\alpha - 1}(\lambda_2 N_2 - \lambda_1 N_1) \quad (3.88)$$

On insère l'équation (3.88) dans l'équation (3.86) et obtient :

$$Mul_1 - \lambda_1 N_1 = P_1 - \Phi_1 - \frac{2}{\alpha - 1}(\Phi_1 - \Phi_2) - \frac{2}{\alpha - 1}(\lambda_2 N_2 - \lambda_1 N_1) \quad (3.89)$$

Ou

$$\begin{aligned}
 Mul_1 = P_1 - & \left(\frac{2}{\alpha - 1} + 1 \right) \phi_1 + \frac{2}{\alpha - 1} \phi_2 + \\
 & (\lambda_1 N_1 - \frac{2}{\alpha - 1} (\lambda_2 N_2 - \lambda_1 N_1))
 \end{aligned} \tag{3.90}$$

3.5. Résultats de simulation des erreurs sources

Dans cette partie, on présente des résultats de simulation sur la correction des erreurs : l'horloge du satellite, l'ionosphérique, le troposphérique et les multi-trajets. De plus, on va évaluer quelle source d'erreur a plus d'impact sur le calcul de la position. Afin d'illustrer les algorithmes décrits précédemment, nous présentons dans cette partie des résultats de simulation obtenus à partir de deux fichiers RINEX : les messages de navigation de GPS « abmf0010.18n » et d'observations « abmf0010.18o » de la station « abmf » au 01/01/2018 à Guadeloupe.

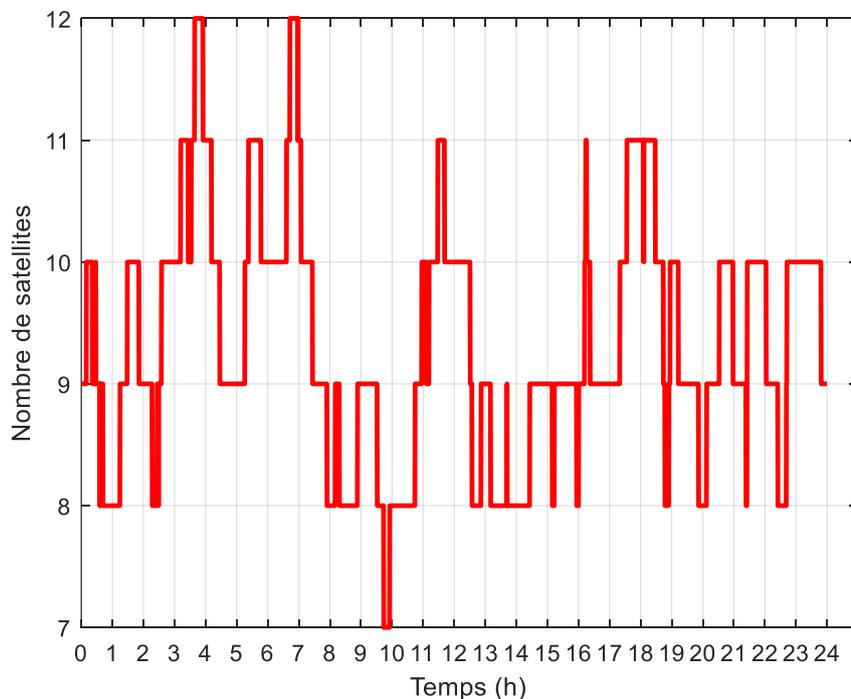


Figure 3.6 : Nombre de satellites GPS

La Figure 3.6 présente le nombre de satellites GPS. Le nombre de satellites visibles minimum est 7 et le maximum est 12 satellites visibles. Dans les figures suivantes, on va présenter les illustrations des « corrections moyennes » suivantes : horloge des satellites, ionosphériques, troposphériques et multi-trajets.

La Figure 3.7 présente la « correction moyenne » d'horloge des satellites GPS. Le modèle de correction est présenté par l'équation (3.50). Les corrections sont élevées d'environ 90000 (m).

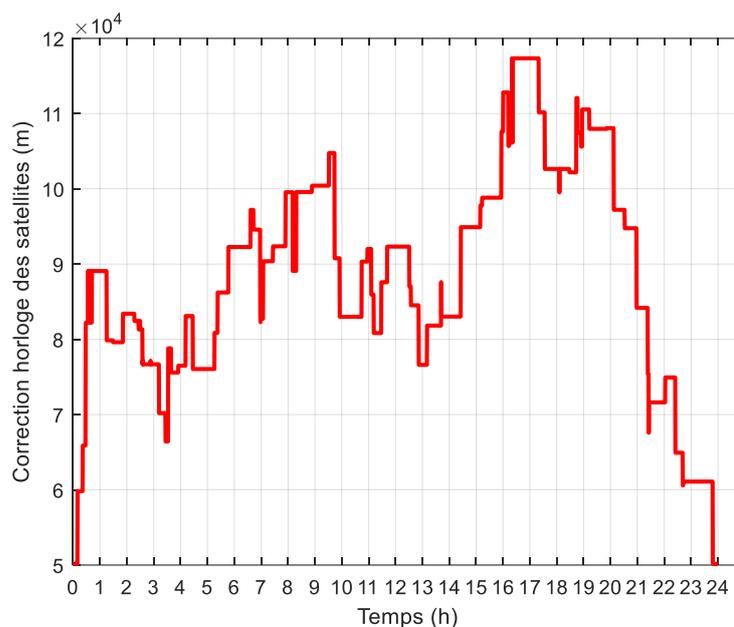


Figure 3.7 : Correction moyenne d'horloge des satellites GPS

La Figure 3.8 présente la « correction moyenne » des erreurs ionosphériques. Le modèle des corrections est en bi-fréquences, il est présenté par l'équation (3.71). La correction moyenne est de 9 (m).

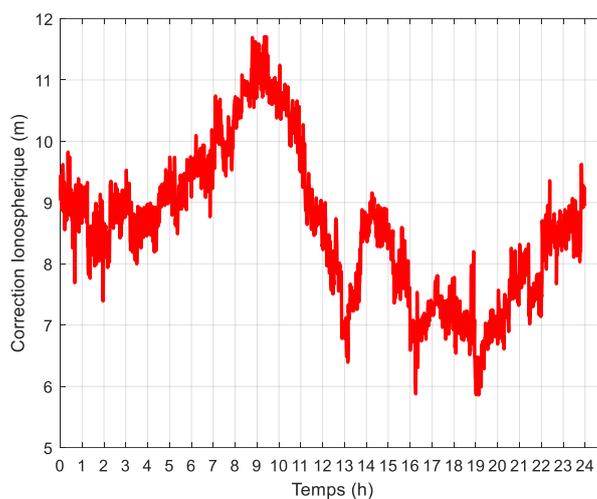


Figure 3.8 : « Correction moyenne » des erreurs ionosphériques

La Figure 3.9 présente la correction moyenne des erreurs troposphériques. On utilise le modèle Hopfield pour déterminer ces corrections (Cf. l'équation (3.78)). Ces corrections sont en fluctuation car elles sont fonction de l'angle élévation.

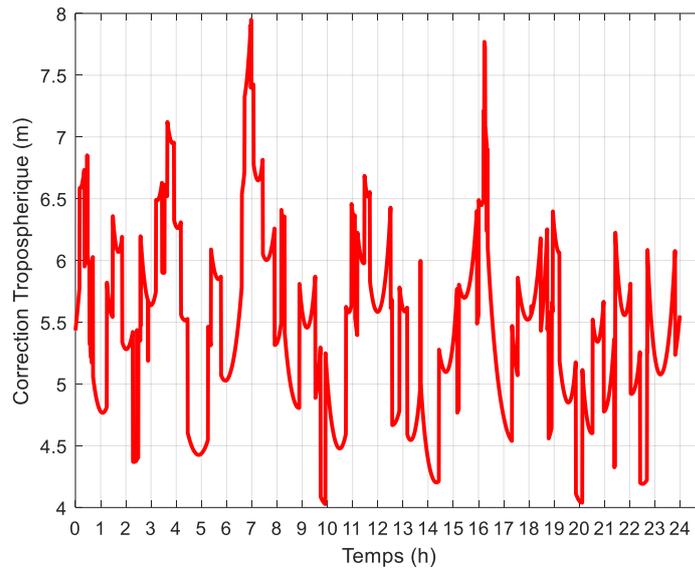


Figure 3.9 : « Correction moyenne » des erreurs troposphériques

La Figure 3.10 présente la correction moyenne des multi-trajets. Le modèle utilisé est donné par l'équation (3.90). Les multi-trajets dans ce cas sont faibles car nous disposons des données estimées pour la station de base.

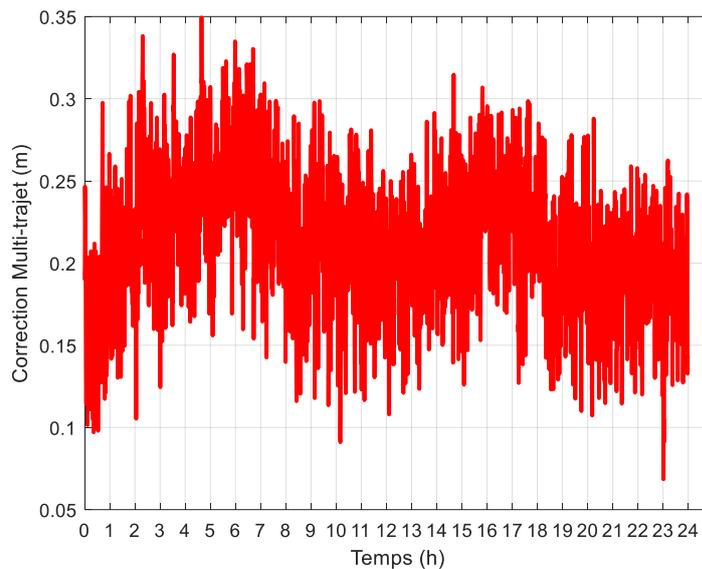


Figure 3.10 : Correction moyenne des multi-trajets

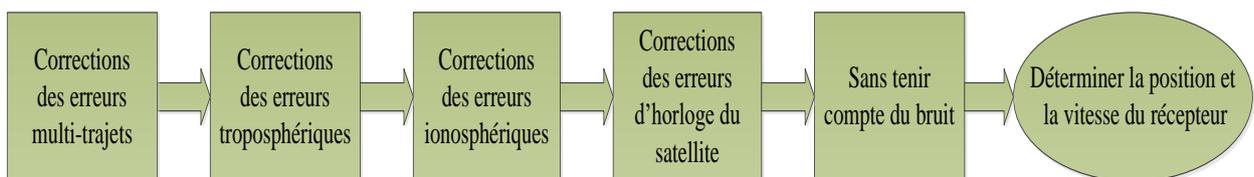


Figure 3.11 : Corrections successives des erreurs pour évaluation de leur impact sur le calcul de position

La Figure 3.11 représente les corrections successives des erreurs pour l'évaluation de leur impact sur le calcul de la position. Dans un premier temps, nous avons calculé la position sans

tenir compte du bruit. Ensuite, on compense des corrections d'horloge du satellite. Après, on ajoute des corrections ionosphériques. Et puis, on ajoute des corrections troposphériques. Enfin, on compense les corrections des multi-trajets.

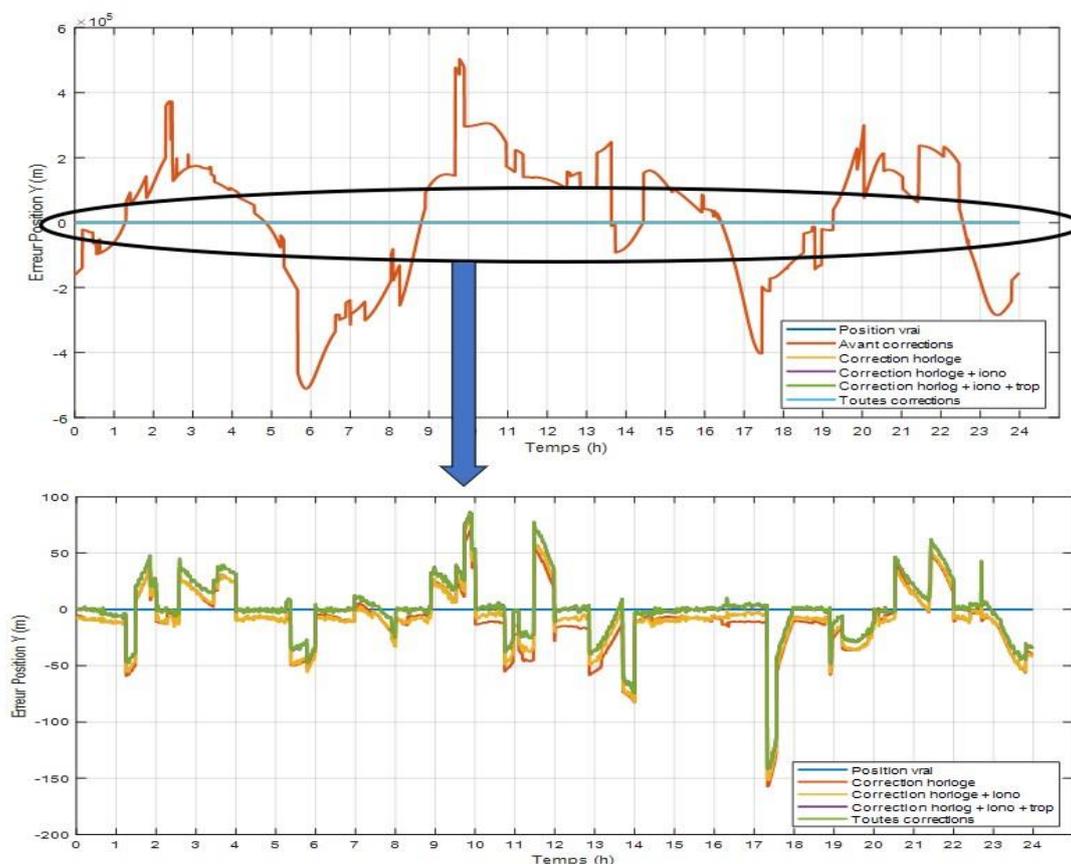


Figure 3.12 : Comparaison des erreurs de position du récepteur avec correction des différents erreurs sur la position Y.

La Figure 3.12 présente la comparaison des erreurs de position en considérant six situations : position vraie (premier cas), avant correction (deuxième cas), correction horloge de satellite (troisième cas), corrections horloge de satellite + corrections ionosphériques (quatrième cas), corrections horloge de satellite + corrections ionosphériques + correction troposphériques (cinquième cas) et prise en compte de toutes les corrections (sixième cas). Sur la Figure 3.12(a), les erreurs de position sont plus grandes que dans le cas avant corrections des erreurs. Toutes les courbes des autres cas sont superposées. La Figure 3.12(b) permet de mieux observer les impacts des corrections sur la précision de position. En observant les résultats obtenus, on peut voir que les corrections d'horloge du satellite ont plus d'impacts sur le calcul de position.

3.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quatre types des fichiers de données GNSS : observations GNSS, messages de navigation GPS, messages de navigation GLONASS et messages de navigation Galileo. Dans les fichiers des messages de navigation, on récupère les paramètres d'éphéméride et présentons aussi les algorithmes pour déterminer la position et la vitesse des satellites (GPS, Galileo et GLONASS). Dans le fichier d'observations, on récupère les pseudo-distances entre les satellites et le récepteur, l'effet Doppler, les signaux avec bruit, ... On combine des données des deux fichiers et utilisons les différents modèles présentés pour estimer les erreurs liées aux : horloges des satellites, à la troposphère, à l'ionosphère et aux multi-trajets.

Dans le chapitre 4 suivant, on présentera quelques méthodes permettant de corriger les pseudo-distances entre les satellites et le récepteur à partir des erreurs décrites dans ce chapitre 3. Ces corrections seront réalisées en code PRN et en phase. Puis, des algorithmes de positionnement seront développés : les moindres carrés et le filtre de Kalman étendu.

Chapitre 4

Algorithmes de Positionnement GNSS

Contenu

4.1.	Introduction	74
4.2.	Mesures de pseudo-distances	74
4.2.1.	Pseudo-distance en code PRN	75
4.2.2.	Pseudo-distance en phase.....	76
4.3.	Méthode des moindres carrés pondérés	78
4.3.2.	Algorithmes pour estimer la position et la vitesse	81
4.3.3.	Modèle de pondération	84
4.3.4.	Résultats Expérimentaux.....	85
4.4.	Filtrage de Kalman Etendu	88
4.4.1.	Pseudo-distance	88
4.4.2.	Modèle de filtrage de Kalman étendu.....	89
4.4.3.	Estimation de position et de vitesse à l'aide du FKE	90
4.4.4.	Matrice de covariance	91
4.4.5.	Résultats d'expérimentation	93
4.5.	Positionnement relatif.....	96
4.5.1.	Différence simple	97
4.5.2.	Différence double.....	98
4.6.	Conclusion.....	98

Ce chapitre présente des algorithmes de positionnement GNSS. Dans la première partie, nous présentons les mesures de pseudo-distances : en code et en phase. La deuxième partie de ce chapitre est consacrée à la méthode des « moindres carrés pondérés » pour effectuer l'estimation d'un positionnement absolu. Dans la troisième partie, nous présentons la méthode du « filtrage de Kalman étendu » pour effectuer l'estimation d'un positionnement absolu. Pour finir, dans la dernière partie de ce chapitre, nous présenterons le positionnement relatif pour lequel nous utilisons la méthode de « filtrage de Kalman ».

4.1. Introduction

De nos jours, les systèmes GNSS sont exploités dans de nombreux domaines d'application : météo, climat, positionnement, synchronisation d'horloge, agriculture, la navigation, ... La principale application est le positionnement. En effet, les services de positionnement peuvent grandement améliorer la qualité de vie en couvrant un large éventail d'applications telles que la conduite automatique, le transport intelligent, ... Dans ce contexte, les GNSS ont une infrastructure optimale pour effectuer un positionnement précis. Dans ce chapitre nous présenterons les algorithmes de positionnement par GNSS. Les mesures de pseudo-distances : en phase porteuse (carrier phase), en code PRN, seront tout d'abord présentées. Ensuite, on décrira les algorithmes couramment utilisés pour résoudre les équations non-linéaires : moindres carrés pondérés et filtrage de Kalman étendu.

Le GPS est l'un des systèmes mondiaux GNSS qui fournit des informations de géolocalisation et de temps à un récepteur GPS situé n'importe où sur la terre. Au cours des années 1990, le GPS a utilisé une fonction appelée disponibilité sélective (SA-Selective Availability) qui dégradait intentionnellement la précision civile du positionnement dans le monde. Cependant, en mai 2000, le gouvernement Américain a mis fin à l'utilisation de la SA afin de rendre le GPS plus réactif pour les utilisateurs civils et commerciaux du monde entier. Depuis cette date, de nombreuses applications civiles se sont ainsi développées en s'appuyant sur les signaux GPS, comme : navigation, véhicule automatisé, sport, robotique, etc. Pour l'instant, la majorité des équipements sont équipés de récepteurs GPS. C'est pourquoi, dans ce chapitre, quelques algorithmes de positionnement seront appliqués à des données GPS. En conséquence, dans ce chapitre, nous présenterons particulièrement deux types de positionnement : en absolu et en relatif (Différentiel GNSS) ; le positionnement absolu est obtenu par deux méthodes : les moindres carrés pondérés (section 4.3) et en utilisant le filtrage de Kalman étendu (section 4.4); tandis que le positionnement relatif, il est obtenu en utilisant la méthode du filtrage de Kalman étendu (section 4.5).

4.2. Mesures de pseudo-distances

Les données de base de la navigation par satellite sont des distances mesurées par la différence de temps ou de phase entre les signaux reçus et les signaux générés par le récepteur. La navigation par satellite utilise le « concept à sens unique » où deux horloges sont impliquées, à savoir l'une dans le satellite et l'autre dans le récepteur. Ainsi, les distances sont biaisées par les erreurs d'horloge du satellite et du récepteur, les impacts d'atmosphère, etc. Par conséquent, elles sont désignées comme pseudo-distances. Les parties suivantes présentent les deux principaux types de mesure de pseudo-distances : en code PRN et en phase.

4.2.1. Pseudo-distance en code PRN

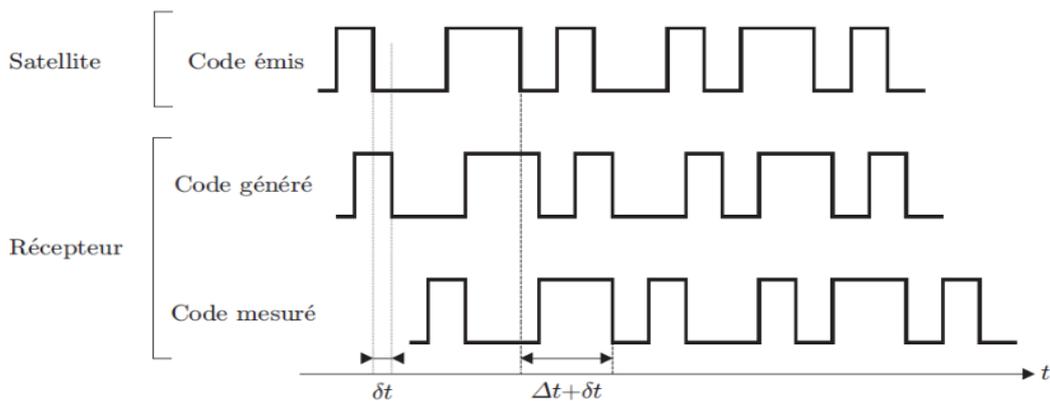


Figure 4.1 : Mesure en code PRN [27]

La pseudo-distance en code PRN est la mesure de la distance entre un satellite et un récepteur par la différence de temps entre le satellite et le récepteur. Le temps de transmission peut être calculé à partir du message de navigation, tandis que le temps de réception est mesuré à partir de la corrélation du signal du récepteur (code PRN) et de sa réplique générée par le récepteur (Figure 4.1). La différence entre le temps de propagation du signal émis (t_s) par le satellite $i^{\text{ème}}$ et le temps reçu t_r du récepteur.

$$\Delta t = t_r - t_s \quad (4.1)$$

En réalité, les horloges récepteur et émetteur n'étant pas synchronisées, l'écart de temps est entaché d'une erreur δt . Alors, le temps d'arrivée au récepteur est $T_r = t_r + \delta t_r$, le temps d'émission par le satellite est $T_s = t_s + \delta t_s$. Donc, on peut recalculer la différence de temps entre le temps de satellite et le temps de récepteur, comme :

$$\begin{aligned} \Delta T &= T_r - T_s = (t_r + \delta t_r) - (t_s + \delta t_s) \\ &= (t_r - t_s) - (\delta t_r - \delta t_s) \end{aligned} \quad (4.2)$$

La pseudo-distance entre un satellite $i^{\text{ème}}$ et un récepteur est alors écrite comme :

$$\rho^i = c\Delta T^i = c(t_r - t_s^i) + c(\delta t_r - \delta t_s^i) \quad (4.3)$$

Où c est la vitesse de la lumière.

Pour avoir un positionnement précis, il faut intégrer le retard ionosphérique (Io_i), le retard troposphérique (Tro_i), les multi-trajets (Mul_i) et le bruit de mesure (ε_ρ^i). La mesure de la pseudo-distance intégrant tous ces retards s'écrit :

$$\rho^i = c(t_r - t_s^i) + c(\delta t_r - \delta t_s^i) + Io_i + Tro_i + Mul_i + \varepsilon_\rho^i \quad (4.4)$$

Ou

$$\rho^i = r^i + c(\delta t_r - \delta t_s^i) + Io_i + Tro_i + Mul_i + \varepsilon_\rho^i \quad (4.5)$$

Où :

ρ^i est la pseudo-distance mesurée entre le satellite $i^{\text{ème}}$ et le récepteur (mètres)

$r^i = c(t_r - t_s^i)$ est la vraie distance entre l'antenne du récepteur et l'antenne du satellite $i^{\text{ème}}$ (mètres)

δt_r est le décalage de l'horloge du récepteur (sec)

δt_s^i est le décalage de l'horloge du satellite $i^{\text{ème}}$ (sec)

Io_i est le retard ionosphérique (mètres)

Tro_i est le retard troposphérique (mètres)

Mul_i est le retard des multi-trajets (mètres)

ε_p^i est l'erreur dans la gamme en raison de diverses sources, y compris le bruit du récepteur (mètres).

4.2.2. Pseudo-distance en phase

La pseudo-distance peut être mesurée à travers les phases des signaux porteurs. Le récepteur peut mesurer avec précision la phase fractionnaire d'un cycle ($\Delta\phi$), mais le nombre total de cycles complets (N) entre le satellite et le récepteur est initialement inconnu (Figure 4.2).

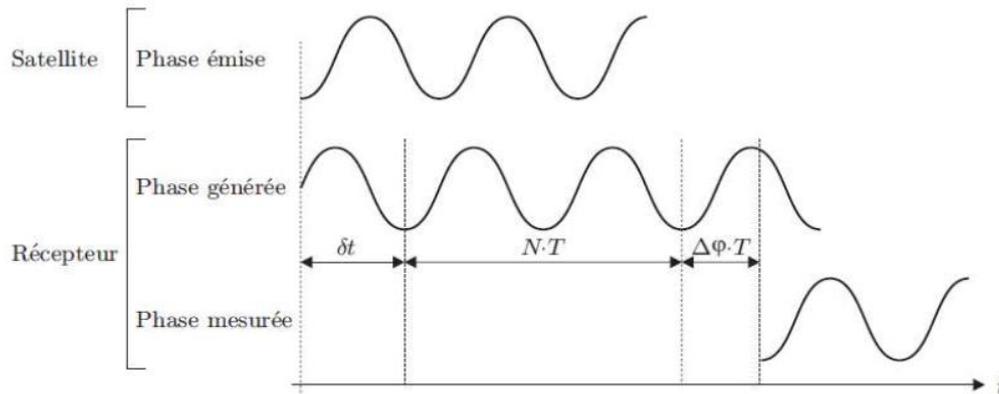


Figure 4.2 : Mesure en phase [27]

Notons par $\varphi^s(t_k)$ la phase du récepteur et la porteuse reconstruite avec la fréquence f^s et par $\varphi_r(t_k)$ la phase d'une porteuse de référence générée dans le récepteur avec la fréquence f_r . Ici, le paramètre t_k est une époque dans un système de temps commun calculé à partir d'une époque initiale $t_0 = 0$. Les équations de phase du satellite et du récepteur sont obtenues [16] :

$$\varphi^s(t_k) = f^s t_k - f^s \frac{r}{c} - \varphi_0^s \text{ (cycles)} \quad (4.6)$$

$$\varphi_r(t_k) = f_r t_k - \varphi_{0r} \text{ (cycles)} \quad (4.7)$$

Où r est la distance vraie entre satellite et récepteur. Les phases initiales φ_0^s , φ_{0r} sont causées par des erreurs d'horloges et sont égales à :

$$\varphi_0^s = -f^s \delta t^s \quad (4.8)$$

$$\varphi_{0r} = -f_r \delta t_r \quad (4.9)$$

Alors, les équations (4.6) et (4.7) sont devenues :

$$\varphi^s(t_k) = f^s t_k - f^s \frac{r}{c} + f^s \delta t^s \text{ (cycles)} \quad (4.10)$$

$$\varphi_r(t_k) = f_r t_k + f_r \delta t_r \text{ (cycles)} \quad (4.11)$$

Ici, de l'équation (4.10) à l'équation (4.11), le déphasage entre le récepteur et le satellite est :

$$\varphi_r^s(t_k) = \varphi_r(t_k) - \varphi^s(t_k) = f^s \frac{r}{c} - f^s \delta t^s + f_r \delta t_r + (f_r - f^s) t_k \quad (4.12)$$

L'écart des fréquences f^s , f_r par rapport à la fréquence nominale f est de l'ordre de quelques fractions seulement de Hertz. Alors, l'équation (4.12) peut être écrite sous la forme simplifiée :

$$\varphi_r^s(t_k) = f \frac{\rho_r^s}{c} + f(\delta t_s - \delta t^r) \quad (4.13)$$

En outre, le déphasage observé à l'instant t_k correspond au nombre de cycles entre le satellite et le récepteur. Il peut être décomposé en deux parties (Figure 4.3) :

- Une partie entière, on note N qui est nombre entier de cycles qui se sont écoulés lors de la propagation entre le satellite et le récepteur à l'instant t_0 .
- Une partie décimale, on note $\Delta\varphi_r^s$ qui est une notation raccourcie pour $\Delta\varphi_r^s|_{t_0}^{t_k}$ à l'instant t_k . Cette partie est connue (mesurée).

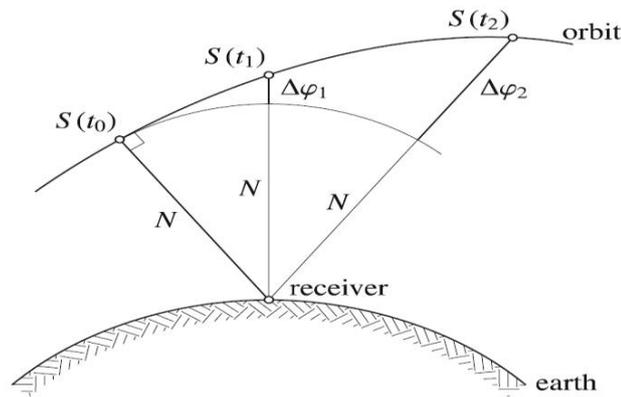


Figure 4.3 : Interprétation géométrique de la gamme de phase [16]

Alors, le déphasage entre le satellite et le récepteur est écrit aussi :

$$\varphi_r^s(t_k) = N + \Delta\varphi_r^s \quad (4.14)$$

En utilisant l'équation (4.14), l'équation (4.12) permet d'obtenir les pseudo-distances de phase :

$$\Delta\varphi_r^s = \frac{1}{\lambda} r + \frac{c}{\lambda} (\delta t_r - \delta t^s) - N \quad (4.15)$$

Où : λ est la longueur d'onde.

La mesure de phase peut être convertie en mètres en multipliant l'équation (4.15) par la longueur d'onde λ , donc :

$$\lambda \Delta\varphi_r^s = r + c(\delta t_r - \delta t^s) - N\lambda \quad (4.16)$$

En prenant en compte les biais d'horloge, les retards atmosphériques et les erreurs de mesure, ceci peut s'écrire comme suit :

$$\emptyset = r + c(\delta t_r - \delta t^s) - Io_\varphi + Tro_\varphi + Mul_\varphi - N\lambda + \varepsilon_\varphi \quad (4.17)$$

$\emptyset = \lambda \Delta \varphi_r^s$ est la partie fractionnaire (mètres),

r est la vraie distance entre le récepteur et le satellite (mètres),

δt_r est le décalage de l'horloge du récepteur (sec),

δt^s est le décalage de l'horloge du satellite (sec),

Io_φ est le retard ionosphérique (mètres),

Tro_φ est le retard troposphérique (mètres),

Mul_φ est le multi-trajets (mètres),

N est l'ambiguïté entière (cycles),

ε_φ est l'erreur dans la mesure (cycles).

4.3. Méthode des moindres carrés pondérés

Comme mentionné dans la section 4.2, il existe deux principales mesures de pseudo-distance qui peuvent être utilisées pour estimer les données de navigation. Dans cette section, la pseudo-distance en phase est utilisée (Eq. (4.17)). La pseudo-distance est obtenue en mesurant le déphasage entre le satellite et le récepteur, puis en le multipliant par la longueur d'onde λ . Les horloges du récepteur et des satellites ne sont pas synchronisées. La pseudo-distance est donc biaisée d'une quantité égale au décalage de l'horloge du récepteur. Ce décalage est une quatrième inconnue en plus des composantes de position. Il faut donc des mesures provenant d'au moins quatre satellites pour résoudre ce système d'équations à quatre inconnues. Le positionnement à l'aide des observations en phase sont plus précises par rapport à celui utilisant les observations en code [28]. Nous allons donc appliquer la méthode des « moindres carrés pondérés » en utilisant des observations en phase. Dans le positionnement en phase, on doit déterminer l'ambiguïté entière ; pour cela, on combine des observations en code et des observations en phase. Le détail des calculs est donné ci-dessous.

L'équation en phase à la première fréquence (f_1) au $i^{\text{ème}}$ satellite est :

$$\emptyset_1^i = r^i + c(\delta t_r - \delta t^s) - Io_\varphi + Tro_\varphi + mul_1 - N_1\lambda_1 + \varepsilon_\varphi^i \quad (4.18)$$

Cette équation est non-linéaire. Un algorithme couramment utilisé pour résoudre les équations non linéaires est celui des moindres carrés. En outre, on a besoin d'estimer l'ambiguïté entière qui est présentée dans la section 4.3.1.

4.3.1. Estimation de l'ambiguïté entière

Actuellement, les meilleurs récepteurs utilisent deux fréquences (par exemples GPS : $f_1 = 1\,575.42$ (MHz) et $f_2 = 1\,227.60$ (MHz)). Dans cette section, on combine les pseudo-distances en code et en phase de deux fréquences, ce qui donne le système d'équations suivant :

$$\begin{aligned} P_1 &= \rho + c(\delta t_r - \delta t_s) + Tro + Mul_1 + Io + e_1 \\ \emptyset_1 &= \rho + c(\delta t_r - \delta t_s) + Tro + mul_1 - Io - \lambda_1 N_1 + \epsilon_1 \\ P_2 &= \rho + c(\delta t_r - \delta t_s) + Tro + Mul_2 + \alpha Io + e_2 \end{aligned} \quad (4.19)$$

$$\phi_2 = \rho + c(\delta t_r - \delta t_s) + Tro + mul_2 - \alpha lo - \lambda_2 N_2 + \epsilon_2$$

Où : δt_r et δt_s sont des erreurs du récepteur et du satellite, respectivement ; Tro : est le retard de troposphère ; Mul est l'erreur multi-trajet sur observations en code ; mul est l'erreur multi-trajet sur observations en phase ; Io est le retard d'ionosphère ; λ est la longueur d'onde ; N est l'ambiguïté entière et $\alpha = \left(\frac{f_1}{f_2}\right)^2$.

Contrairement aux observations en code, l'erreur multi-trajets sur les observations en phase est limitée en amplitude car elle est inférieure au quart de la longueur d'onde respective, soit environ 5 cm maximum pour la fréquence GPS f_1 . Alors, on considère $mul_1 = mul_2 \approx 0$ [29]. Dans l'environnement idéale, on peut considérer $Mul_1 = Mul_2 \approx 0$; sinon, on peut mettre $P_1 = P_1 - Mul_1$ et $P_2 = P_2 - Mul_2$ avec Mul_1 et Mul_2 sont déterminés dans la section 3.4.3. et dans l'Eq. (4.19), on peut mettre : $\rho^* = \rho + c(\delta t_r - \delta t_s) + Tro$. Alors, Eq. (4.19) est devenue [30] [31]:

$$\begin{aligned} P_1 &= \rho^* + Io + e_1 \\ \Phi_1 &= \rho^* - Io - \lambda_1 N_1 + \epsilon_1 \\ P_2 &= \rho^* + \alpha lo + e_2 \\ \Phi_2 &= \rho^* - \alpha lo - \lambda_2 N_2 + \epsilon_2 \end{aligned} \quad (4.20)$$

On peut transformer l'Eq. (4.20) en une équation matricielle comme [30] [31] :

$$\begin{bmatrix} P_1 \\ \Phi_1 \\ P_2 \\ \Phi_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & \lambda_1 & 0 \\ 1 & \alpha & 0 & 0 \\ 1 & -\alpha & 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \rho^* \\ Io \\ N_1 \\ N_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ \epsilon_1 \\ e_2 \\ \epsilon_2 \end{bmatrix} \quad (4.21)$$

L'équation matricielle (4.21) est écrite sous la forme compacte comme suit [31] :

$$b_k = A_k X_k + e_k \quad (4.22)$$

Une formation séquentielle de la version de Bayes est utilisée pour résoudre l'équation (4.22) :

Prédiction de l'Etat	$\hat{x}_{k/k-1} = F_{k-1} \hat{x}_{k-1/k-1}$	(4.23)
Prédiction de la covariance	$P_{k/k-1} = F_{k-1} P_{k-1/k-1} F_{k-1}^T + \sum_{\epsilon,k}$	(4.24)
Mise à jour de la covariance	$P_{k/k} = (P_{k/k-1}^{-1} + A_k^T \sum_{\epsilon,k}^{-1} A_k)^{-1}$	(4.25)
Gain de filtre	$K_k = P_{k/k} A_k^T \sum_{\epsilon,k}^{-1}$	(4.26)
Mise à jour de l'état	$\hat{x}_{k/k} = \hat{x}_{k/k-1} + K_k (b_k - A_k \hat{x}_{k/k-1})$	(4.27)

L'équation du système est le modèle stable $\hat{x}_{k/k-1} = \hat{x}_{k-1/k-1}$ donc $F_{k-1} = I$ dans l' équation (4.23) (I est matrice unité) et alors, l'équation (4.24) devient :

$$P_{k/k-1} = P_{k-1/k-1} + \sum_{\epsilon,k} \quad (4.28)$$

La matrice de covariance de transition $\sum_{\epsilon,k}$ est diagonale (ρ^* , Io , N_1 et N_2). Les entrées (3,3) et (4,4) de $\sum_{\epsilon,k}$ doivent être nulles pour empêcher N_1 et N_2 de changer et nous devons permettre des changements largement de ρ^* et Io . $\sum_{\epsilon,k}$ est défini par :

$$\Sigma_{\varepsilon,k} = \begin{bmatrix} \infty & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \infty & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.29)$$

Remplacé $\Sigma_{\varepsilon,k}$ à l'équation (4.28) par l'équation (4.29), on obtient la prédiction de la covariance comme :

$$P_{k/k-1} = P_{k-1/k-1} + \Sigma_{\varepsilon,k} = \begin{bmatrix} \infty & \sigma_{12} & \sigma_{13} & \sigma_{14} \\ \sigma_{21} & \infty & \sigma_{23} & \sigma_{24} \\ \sigma_{31} & \sigma_{32} & \sigma_{33} & \sigma_{34} \\ \sigma_{41} & \sigma_{42} & \sigma_{43} & \sigma_{44} \end{bmatrix} \quad (4.30)$$

L'inverse de la matrice dans l'équation (4.30) donne :

$$P_{k/k-1}^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & [\sigma_{33} & \sigma_{34}]^{-1} \\ 0 & 0 & [\sigma_{43} & \sigma_{44}]^{-1} \end{bmatrix} \quad (4.31)$$

Cela implique que les premières entrées du vecteur d'état précédent $\hat{x}_{k-1/k-1}$ n'auront aucune influence sur le nouvel état. Cela signifie que les informations précédentes de ρ^* et I_0 sont effectivement négligées dans la mise à jour du nouveau vecteur d'état.

La matrice de covariance de l'observation dans l'équation (4.25) est [31]:

$$\Sigma_{e,k} = \begin{bmatrix} \sigma_{P1}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta1}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{P2}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{\theta2}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_{P1}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.05^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{P2}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.05^2 \end{bmatrix} \quad (4.32)$$

Les incertitudes dépendantes de l'angle d'élévation peuvent être modélisées comme une expression exponentielle de l'erreur type :

$$\sigma_P = a_0 + a_1 e^{-h(i)/h_0} \text{ (m)} \quad (4.33)$$

Où : h_0 est une valeur échelonnée de l'erreur d'élévation ; $h(i)$ est l'angle d'élévation du i -ème satellite ; a_0 , a_1 et h_0 dépendent du récepteur et doivent être estimées de manière empirique. Par exemple, et à partir de plusieurs valeurs de paramètres testées et en se basant sur [32], les valeurs choisies sont $a_0 = 0.1$, $a_1 = 2$, $h_0 = 10$ pour les données GPS de la station ABMF qui sera utilisée dans la suite. Cela donne l'altitude incertaine :

$$\sigma_P = 0.1 + 2e^{-h/10} \text{ (m)} \quad (4.34)$$

Après avoir déterminé la matrice $\Sigma_{e,k}$, on met à jour la matrice $P_{k/k}$ dans l'équation (4.25) et déterminer le gain de filtre K_k dans l'équation (4.26). Enfin, on met à jour le vecteur d'état $\hat{x}_{k/k}$ dans l'équation (4.27).

Le vecteur d'état $\hat{x}_{k/k}$ se compose de deux ambiguïtés réelles N_1 et N_2 . Alors, on utilise la méthode GOAD pour déterminer les deux entiers \hat{N}_1 , \hat{N}_2 à partir de N_1 et N_2 . La différence estimée $N_1 - N_2$ est arrondie à l'entier le plus proche, elle est nommée K_1 . La valeur arrondie de $60N_1 - 77N_2$ sera nommée K_2 ($77/60 = f_1/f_2 = \frac{1575.42 \text{ (MHz)}}{1227.60 \text{ (MHz)}}$). Les meilleures estimations des nombres entiers pour \hat{N}_1 , \hat{N}_2 sont trouvées comme solution [31]:

$$\hat{N}_2 = (60K_1 - K_2)/17 \quad (4.35)$$

$$\hat{N}_1 = \hat{N}_2 + K_1 \quad (4.36)$$

4.3.2. Algorithmes pour estimer la position et la vitesse

A. Estimation de la position

Après avoir estimé l'ambiguïté entière (N_1), on corrige les erreurs GNSS (ionosphère, troposphère, horloge de satellite, ...). Les algorithmes sont présentés dans la section 3.4 pour corriger les erreurs. Ensuite, on obtient la pseudo-distance corrigée, l'équation (4.18) devient [20]:

$$\phi_c^i = r^i + c\delta t_r + \varepsilon_\phi^i \quad (4.37)$$

La distance géométrique du satellite $i^{\text{ième}}$ au récepteur :

$$r^i = \sqrt{(x - x^i)^2 + (y - y^i)^2 + (z - z^i)^2} = \|X - X^i\| \quad (4.38)$$

Où :

$X = [x, y, z]^T$ est la position du récepteur,

$X^i = [x^i, y^i, z^i]^T$ est la position du $i^{\text{ième}}$ satellite.

L'équation (4.37) peut-être écrite sous forme d'un vecteur, de la manière suivante :

$$\phi_c^i = \|X - X^i\| + b_r + \varepsilon_\phi^i \quad (4.39)$$

Où $b_r = c\delta t_r$ est l'erreur de la distance (en mètres) en raison du biais d'horloge du récepteur.

Pour linéariser l'équation (4.39), on utilise une extension de série Taylor et éliminons les termes d'ordre supérieur (H.O.T higher order terms) afin d'extraire seulement les termes linéaires.

Pour toute fonction $f(x, y, z)$ l'expansion de la série Taylor autour (x_e, y_e, z_e) est

$$\begin{aligned} f(x, y, z) = & f(x_e, y_e, z_e) + \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{x_e, y_e, z_e} (x - x_e) + \left. \frac{\partial f}{\partial y} \right|_{x_e, y_e, z_e} (y - y_e) \\ & + \left. \frac{\partial f}{\partial z} \right|_{x_e, y_e, z_e} (z - z_e) + H.O.T \end{aligned} \quad (4.40)$$

On linéarise ensuite l'équation (4.39) autour de l'estimation initiale de $X_{EST} = [x_{EST}, y_{EST}, z_{EST}]^T$, on obtient :

$$\begin{aligned} \phi_c^i &= \sqrt{(x_{EST} - x^i)^2 + (y_{EST} - y^i)^2 + (z_{EST} - z^i)^2} \\ &+ \frac{(x_{EST} - x^i)(x - x_{EST}) + (y_{EST} - y^i)(y - y_{EST}) + (z_{EST} - z^i)(z - z_{EST})}{\sqrt{(x_{EST} - x^i)^2 + (y_{EST} - y^i)^2 + (z_{EST} - z^i)^2}} + b_r + \varepsilon_\phi^i \end{aligned} \quad (4.41)$$

On définit la distance estimée comme :

$$\phi_{c,EST}^i = \sqrt{(x_{EST} - x^i)^2 + (y_{EST} - y^i)^2 + (z_{EST} - z^i)^2} + b_{r,EST} \quad (4.42)$$

Et alors, l'équation (4.41) devient :

$$\phi_c^i - \phi_{c,EST}^i = \frac{(x_{EST} - x^i)(x - x_{EST}) + (y_{EST} - y^i)(y - y_{EST}) + (z - z^i)(z - z_{EST})}{\sqrt{(x_{EST} - x^i)^2 + (y_{EST} - y^i)^2 + (z_{EST} - z^i)^2}} + b_r - b_{r,EST} + \varepsilon_\phi^i \quad (4.43)$$

L'équation (4.43) peut être écrite de manière plus compacte comme :

$$\delta\phi_c^i = (1_{EST}^i)^T \delta X + \delta b_r + \varepsilon_\phi^i \quad (4.44)$$

Où $\delta\phi_c^i = \phi_c^i - \phi_{c,EST}^i$, $\delta X = X - X_{EST} = [x, y, z]^T - [x_{EST}, y_{EST}, z_{EST}]^T$,
 $1_{EST}^i = \frac{[(x_{EST}-x^i), (y_{EST}-y^i), (z_{EST}-z^i)]^T}{\sqrt{(x_{EST}-x^i)^2 + (y_{EST}-y^i)^2 + (z_{EST}-z^i)^2}}$, $\delta b_r = b_r - b_{r,EST}$

Avec 1_{EST}^i le vecteur unité estimée dans la direction de visibilité du $i^{\text{ième}}$ satellite en direction de la position du récepteur.

Pour M satellites, les équations de mesures de pseudo-distance linéarisées peuvent être écrites comme :

$$\delta\phi_c = \begin{bmatrix} \delta\phi_c^1 \\ \delta\phi_c^2 \\ \vdots \\ \delta\phi_c^M \end{bmatrix}_{M \times 1} = \begin{bmatrix} (1_{EST}^1)^T & 1 \\ (1_{EST}^2)^T & 1 \\ \vdots & \vdots \\ (1_{EST}^M)^T & 1 \end{bmatrix}_{M \times 4} \begin{bmatrix} \delta X \\ \delta b_r \end{bmatrix}_{4 \times 1} + \begin{bmatrix} \varepsilon_\phi^1 \\ \varepsilon_\phi^2 \\ \vdots \\ \varepsilon_\phi^M \end{bmatrix}_{M \times 1} \quad (4.45)$$

L'équation (4.45) peut être écrite comme :

$$\delta\phi_c = G_{M \times 4} \begin{bmatrix} \delta X \\ \delta b_r \end{bmatrix}_{4 \times 1} + \varepsilon_{\phi, M \times 1} \quad (4.46)$$

Où G est la matrice géométrique de dimensions Mx4 qui caractérise la géométrie relative d'un satellite et du récepteur, écrite comme :

$$G_{M \times 4} = \begin{bmatrix} (1_{EST}^1)^T & 1 \\ (1_{EST}^2)^T & 1 \\ \vdots & \vdots \\ (1_{EST}^M)^T & 1 \end{bmatrix} \quad (4.47)$$

Avec $M > 4$, on a un système surdéterminé et la solution est recherchée par un critère des moindres carrés. On doit donc trouver $[\delta\hat{X}, \delta\hat{b}]^T$ tel qu'il minimise :

$$\left\| \delta\phi_c - G \begin{bmatrix} \delta\hat{X} \\ \delta\hat{b} \end{bmatrix} \right\|^2 \quad (4.48)$$

La solution des moindres carrés d'équation (4.46) est donnée par :

$$\begin{bmatrix} \delta\hat{X} \\ \delta\hat{b} \end{bmatrix} = (G^T G)^{-1} G^T \delta\phi_c \quad (4.49)$$

Les estimations sont mises à jour de :

$$\begin{aligned}\hat{X} &= X_{EST} + \delta\hat{X} \\ \hat{b} &= b_{r,EST} + \delta\hat{b}\end{aligned}\quad (4.50)$$

B. Estimation de la vitesse

La vitesse peut être estimée à partir du taux de variation de pseudo-distance (pseudo-range rate), en commençant par différencier l'équation (4.37) pour obtenir [20] :

$$\dot{\phi}^i = \dot{r}^i + c\delta\dot{t}_r + \varepsilon_{\phi}^i \quad (4.51)$$

Le taux de variation du vrai pseudo-distance est exprimé comme :

$$\dot{r}^i = 1_{\dot{x}}^i(v_x - v_x^i) + 1_{\dot{y}}^i(v_y - v_y^i) + 1_{\dot{z}}^i(v_z - v_z^i) \quad (4.52)$$

Et en remplaçant cela dans l'équation (4.51):

$$\dot{\phi}^i = 1_{\dot{x}}^i(v_x - v_x^i) + 1_{\dot{y}}^i(v_y - v_y^i) + 1_{\dot{z}}^i(v_z - v_z^i) + c\delta\dot{t}_r + \varepsilon_{\phi}^i \quad (4.53)$$

Où

$\delta\dot{t}_r$ est la dérive de l'horloge du récepteur (sec/sec)

ε_{ϕ}^i est l'erreur dans l'observation (mètres/sec)

Le terme $c\delta\dot{t}_r$ est la dérive de l'horloge du récepteur en mètres / s et représenté comme d_r et l'équation (4.53) devenu :

$$\dot{\phi}^i + 1_{\dot{x}}^i v_x^i + 1_{\dot{y}}^i v_y^i + 1_{\dot{z}}^i v_z^i = 1_{\dot{x}}^i v_x + 1_{\dot{y}}^i v_y + 1_{\dot{z}}^i v_z + d_r + \varepsilon_{\phi}^i \quad (4.54)$$

Et cela peut être écrit de manière plus compacte comme :

$$\dot{\phi}^m + 1^i v^i = 1^i v + d_r + \varepsilon_{\phi}^i \quad (4.55)$$

Où

$$\bar{\phi}^i = 1^i v + d_r + \varepsilon_{\phi}^i \quad (4.56)$$

Où :

$$\bar{\phi}^i = \dot{\phi}^i + 1^i v^i \quad (4.57)$$

Et le vecteur d'unité de ligne de visée 1^i est obtenu dans la partie A « estimation de la position ».

Pour M satellites, le modèle de mesures de taux de variation des pseudo-distances peut-être écrit comme :

$$\bar{\dot{\phi}} = \begin{bmatrix} \bar{\dot{\phi}}^{-1} \\ \bar{\dot{\phi}}^{-2} \\ \vdots \\ \bar{\dot{\phi}}^{-M} \end{bmatrix}_{M \times 1} = \begin{bmatrix} (1^1)^T & 1 \\ (1^2)^T & 1 \\ \vdots & \vdots \\ (1^M)^T & 1 \end{bmatrix}_{M \times 4} \begin{bmatrix} v \\ d_r \end{bmatrix}_{4 \times 1} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{\phi}^1 \\ \varepsilon_{\phi}^2 \\ \vdots \\ \varepsilon_{\phi}^M \end{bmatrix}_{M \times 1} \quad (4.58)$$

$$\bar{\phi}_{M \times 1} = G_{M \times 4} \begin{bmatrix} v \\ d_r \end{bmatrix}_{4 \times 1} + \varepsilon_{\phi, M \times 1} \quad (4.59)$$

En supposant que la position du récepteur est connue, on peut trouver la vitesse et la dérive de l'horloge $[\widehat{v}, \widehat{d}_r]^T$ en minimisant :

$$\begin{bmatrix} \widehat{v} \\ \widehat{d}_r \end{bmatrix} = (G^T G)^{-1} G^T \bar{\phi} \quad (4.60)$$

La précision de positionnement du récepteur dépend de nombreux facteurs tels que les caractéristiques de la boucle de suivi, le matériel du récepteur et de l'antenne, la qualité du signal, la dynamique du récepteur, les effets de trajets multiples, les effets de propagation atmosphérique, etc. Ainsi, la pondération appropriée des observations est proposée comme clé pour améliorer la précision. L'algorithme des « **moindres carrés pondérés** » est donc utilisé pour résoudre l'équation (4.49) et l'équation (4.60). Les solutions sont :

$$\begin{bmatrix} \delta \widehat{X} \\ \delta \widehat{b} \end{bmatrix} = (G^T W G)^{-1} G^T W \delta \phi_c \quad (4.61)$$

$$\begin{bmatrix} \widehat{v} \\ \widehat{d}_r \end{bmatrix} = (G^T W G)^{-1} G^T W \bar{\phi} \quad (4.62)$$

Où W est une matrice de pondération. Le modèle de pondération est présenté dans la section suivante.

4.3.3. Modèle de pondération

De nombreuses études sur différents modèles de pondération existent ([33][34][35][36] et [37]). Ils montrent que l'angle d'élévation du satellite et le rapport signal sur bruit (C/N_0) sont utilisés comme indicateurs de qualité pour les mesures GNSS dans les applications de haute précision. La pondération en fonction de l'angle d'élévation est utilisée dans des conditions de multi-trajets faibles et atmosphériques calmes. Le principal avantage de ce modèle est sa mise en œuvre qui est largement appliquée au traitement des données GNSS. Le récepteur est fortement affecté par les effets des multi-trajets, la diffraction du signal ou ses caractéristiques, la pondération dépendante du rapport signal sur bruit est utilisée. En tenant compte de ces considérations, le travail réalisé et présenté dans ce mémoire propose deux modèles : le modèle « SIGMA » lié au C/N_0 et le modèle « Exponentiel » lié à l'angle d'élévation.

La matrice W figurant dans les équations (4.61) et (4.62) est une matrice diagonale :

$$W = \text{diag}(\sigma_1^{-1}, \sigma_2^{-1}, \dots, \sigma_M^{-1}) \quad (4.63)$$

Où : M est le nombre de satellites suivis. σ_i est déterminé par :

$$\sigma_i = \frac{S_i}{(\prod_{i=1}^M S_i)^M} \quad (4.64)$$

S est la matrice de variance qui est déterminée à l'aide de deux modèles dans la partie A et partie B ; $i = 1, \dots, M$.

A. Modèle SIGMA

Le modèle de poids SIGMA dans([33], [38]) relié au C/N_0 (dB-Hz) observable à la variance de l'observation au moyen du paramètre de modèle a_2 [$m^2\text{Hz}$]. Certaines combinaisons récepteur-antenne nécessitent un terme additif supplémentaire, $a_1[m^2]$. a_3 est constant. La matrice de variance est écrite comme :

$$S_i = \left(a_1 + a_2 10^{-\frac{C}{N_0}(i)} \right)^{\frac{1}{2}} (m) \quad (4.65)$$

Où i représente le $i^{\text{ème}}$ satellite. Les a_1, a_2 et a_3 doivent être estimés empiriquement.

B. Modèle Exponentiel

Le modèle de poids Exponentiel présenté dans [31] est relié à l'élévation de l'angle (El) . La matrice de variance est écrite comme :

$$S_i = a_1 + a_2 e^{-El(i)/a_3} (m) \quad (4.66)$$

Où i représente le $i^{\text{ème}}$ satellite. Les constantes a_1, a_2 dépendant le récepteur (m), et a_3 est valeur d'échelle de l'élévation (degrés). Les a_1, a_2 et a_3 doit être estimés empiriquement.

4.3.4. Résultats Expérimentaux

Dans cette partie, on présente des résultats de calcul de position et de vitesse d'un récepteur à partir de la solution des moindres carrés et des moindres carrés pondérés. Afin d'obtenir les résultats, on utilise des données RINEX de la station « ABMF » au 01/01/2018 en Guadeloupe. Les données RINEX et les éphémérides de diffusion utilisés pour le calcul ont été téléchargés depuis le serveur CDDIS [39] et le réseau RGP [40] pour le premier janvier 2018. Dans la solution des moindres carrés pondérés, on prend deux modèles : le modèle SIGMA et le modèle Exponentiel. Les paramètres a_1, a_2 et a_3 sont estimés empiriquement : basé sur [33] pour le modèle SIGMA et sur [32] pour le modèle Exponentiel, et après plusieurs tests sur les données, nous avons obtenu les modèles suivants :

Le modèle de poids SIGMA dépend de C/N_0 :

$$S_i = \left(0 + 10^{-\frac{C}{N_0}(i)/3} \right)^{1/2} \quad (4.67)$$

Où $\frac{C}{N_0}(i)$ est le rapport signal sur bruit du $i^{\text{ème}}$ satellite en dB-Hz.

Modèle de pondération Exponentielle dépend de l'angle d'élévation :

$$S_i = 0 + 1e^{-El(i)/7.9} \quad (4.68)$$

Où $El(i)$ est l'angle d'élévation du $i^{\text{ème}}$ satellite en degrés.

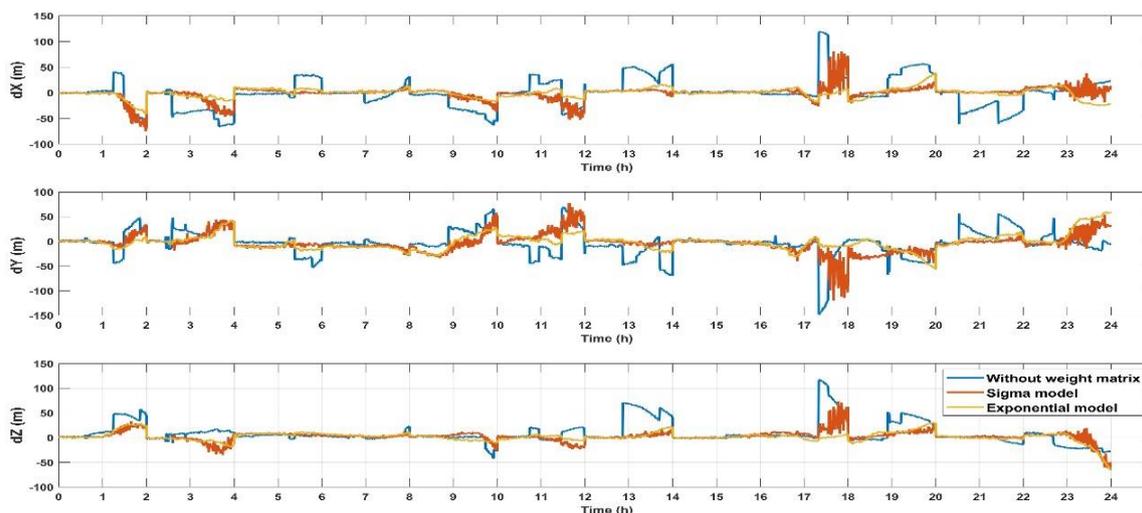


Figure 4.4 : Comparaison des erreurs positions de la solution des moindres carrés

La Figure 4.4 présente la comparaison des erreurs de positions en coordonnées XYZ en fonction du temps : moindres carrés, moindres carrés pondérés (Sigma model et Exponential model). La courbe des moindres carrés est en bleu. Les résultats des moindres carrés sont instables et larges surtout de 17h à 18h (Figure 4.5), les erreurs sont d'environ 150 (m) à l'axe Y. Par conséquent, la méthode des moindres carrés pondérés est utilisée. La courbe du modèle « Sigma » est en rouge et la courbe du modèle « Exponentiel » est en orange. La précision des positions est améliorée par rapport la méthode de moindre carrés. Plus précisément, on constate que les résultats du modèle « Exponentiel » sont plus stables.

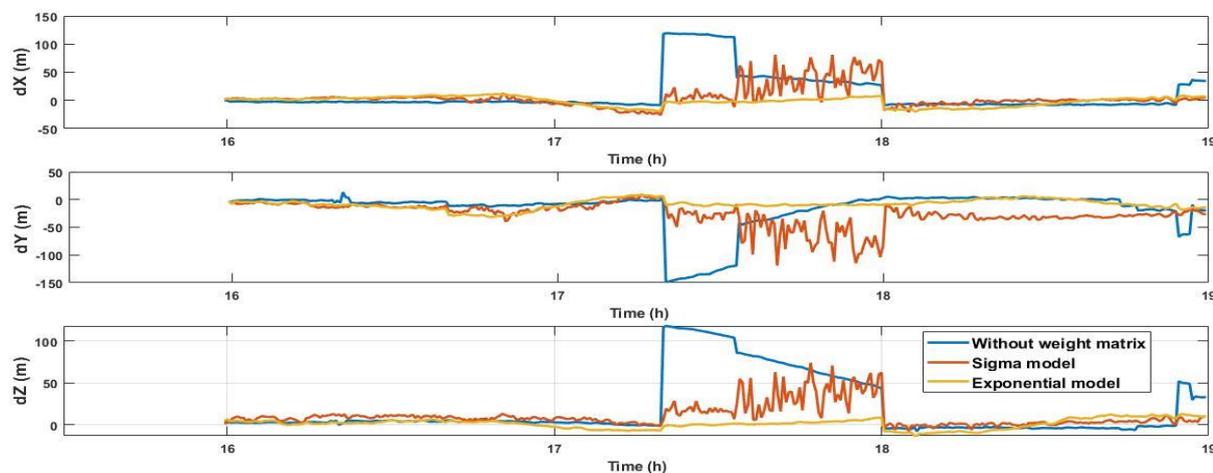


Figure 4.5 : Zoom des erreurs de positions de 16h à 19h.

Pour l'évaluation de la performance des méthodes proposées, l'erreur quadratique moyenne (RMSE) a été utilisée :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{i=N} (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (4.69)$$

Où N est le nombre de positions, \hat{y}_i et y_i représentent respectivement les positions « vraie » et estimée.

Le facteur 3D-RMS a également été évalué lors de l'analyse de la précision du positionnement. L'équation de 3D-RMS peut être décrite comme suit :

$$3D - RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{i=N} (\Delta X^2 + \Delta Y^2 + \Delta Z^2)} \quad (4.70)$$

Pour quantifier l'amélioration du positionnement, celle-ci sera exprimée sous forme d'un pourcentage. Pour comparer l'erreur « b » d'une méthode par rapport à l'erreur « a » d'une autre méthode avec $b < a$; le calcul du pourcentage d'amélioration est déterminé comme :

$$\text{Pourcentage d'amélioration} = \frac{a-b}{a} \times 100 (\%) \quad (4.71)$$

Tableau 4.1 : Erreur RMS de position

Erreur RMS (m)	Méthode		
	Sans matrice du poids	SIGMA	Exponentiel
RMS_X	28.6	15.3	9.0
RMS_Y	26.5	15.3	12.1
RMS_Z	24.1	11.1	9.5
3D-RMS	45.8	23.7	17.8

Tableau 4.2 : Erreur Max, Min et l'écart-type

Erreur (m)	Méthode		
	Sans matrice du poids	SIGMA	Exponentiel
Max_X	119.4	81.1	41.5
Min_X	44e-04	34e-04	23e-04
Ecart type X	21.1	11.6	6.8
Max_Y	148.25	119.2	59.8
Min_Y	0.01	8e-04	15e-04
Ecart type Y	19.8	14.1	11.4
Max_Z	117.9	74.1	65.3
Min_Z	23e-04	17e-04	15e-04
Ecart type	19.6	8.9	7.7

Sur la base du Tableau 4.1 et Tableau 4.2, on voit que le modèle Exponentiel est plus adapté que le modèle SIGMA. Les précisions des positions sont améliorées en utilisant le modèle

SIGMA par 48.3% par rapport au cas sans matrice des poids. Tandis que les résultats sont améliorés par 61.1% en utilisant le modèle Exponentiel.

Après l'estimation des positions, on estime la vitesse du récepteur. La Figure 4.6 montre les erreurs de vitesse du récepteur en utilisant le modèle « Exponentiel ». Les erreurs moyennes de vitesses de trois axes X, Y, Z sont $V_{x_RMS} = 0.0184$ (m/s), $V_{y_RMS} = 0.0263$ (m/s), $V_{z_RMS} = 0.0139$ (m/s).

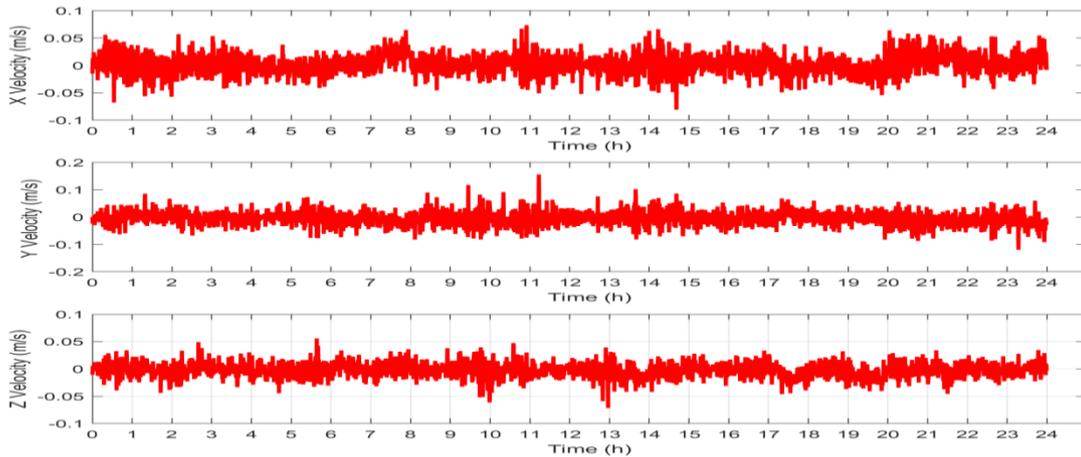


Figure 4.6 : Estimation de la vitesse du récepteur en utilisant le modèle exponentiel

4.4. Filtrage de Kalman Etendu

Bien que le positionnement en phase peut-être plus précis que le positionnement en code PRN, son inconvénient principal est qu'il s'agit d'une mesure indirecte qui ne calcule que le déplacement [28]. C'est la différence par rapport à la section 4.3 (Moindres carrés pondérés) ; on utilise alors la méthode en code PRN pour mesurer la distance entre satellite et récepteur dans cette section. Le filtrage de Kalman étendu (FKE) servira pour déterminer la position. C'est une méthode permettant de résoudre les problèmes de filtrage optimal non-linéaire et elle est reconnue dans le domaine des séries temporelles.

4.4.1. Pseudo-distance

Après avoir fait les corrections des erreurs GNSS (dans la section 3.4), on obtient la pseudo-distance corrigée du $i^{\text{ème}}$ satellite comme [20] :

$$\rho_c^i = r^i + c\delta t_r + \tilde{\varepsilon}_\rho^i \quad (4.72)$$

Où : ε_ρ^i est l'erreur dans la gamme en raison de diverses sources, y compris le bruit du récepteur (mètres) ; δt_r est le décalage de l'horloge du récepteur (sec) et la distance géométrique du satellite $i^{\text{ème}}$ au récepteur (r^i) (mètres) :

$$r^i = \sqrt{(x - x^i)^2 + (y - y^i)^2 + (z - z^i)^2} = \|X - X^i\| \quad (4.73)$$

Où :

$X = [x, y, z]^T$ est la position du récepteur,

$X^i = [x^i, y^i, z^i]^T$ est la position du $i^{\text{ième}}$ satellite.

4.4.2. Modèle de filtrage de Kalman étendu

Le modèle FKE peut être décrit comme suit ([41], [42]):

Equation d'état :

$$X_k = f(X_{k-1}) + \epsilon_k \quad (4.74)$$

Equation d'observation :

$$Z_k = h(X_k) + e_k \quad (4.75)$$

Où : X_k est le vecteur d'état et Z_k est la mesure à l'instant t_k ; ϵ_k est le vecteur qui transmet les sources d'erreur système ($\epsilon_k \sim N(0, Q_k)$); e_k est le vecteur qui représente les sources d'erreur de mesure $e_k \sim N(0, R_k)$; $f()$ est la fonction pour la transition d'état et $h()$ est la fonction pour la mesure.

Le FKE est formulé en deux étapes : prédiction et mise à jour.

Etape 1 : Prédiction

L'état X_k^- est prédit comme :

$$X_k^- = f(X_{k-1}) + \epsilon_k \quad (4.76)$$

L'équation d'état linéarisée est décrite comme suit :

$$A_k = \frac{\partial f(X_{k-1})}{\partial X} \quad (4.77)$$

A_k est le Jacobien du modèle de processus.

La prédiction de covariance provient de l'équation d'état :

$$P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + Q_k \quad (4.78)$$

Q_k est la matrice de covariance des processus

Etape 2 : Mise à jour

L'équation d'observation linéarisée est définie comme suit :

$$H_k = \frac{\partial h(X_k^-)}{\partial X} \quad (4.79)$$

Où H est le Jacobien du modèle de mesure.

Le gain de Kalman peut être défini comme :

$$K = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (4.80)$$

R_k est la matrice de covariance de mesure.

L'état X_k et la covariance P_k sont mis à jour en tant que sortie de le FKE :

$$X_k = X_k^- + K(Z_k - h(X_k^-)) \quad (4.81)$$

$$P_k = (I - KH_k) * P_k^- \quad (4.82)$$

Ensuite, ce processus de prédiction – mise à jour est répété jusqu'à ce que l'algorithme converge. Dans la partie suivante, on va présenter le FKE pour déterminer la position et la vitesse du récepteur.

4.4.3. Estimation de position et de vitesse à l'aide du FKE

Dans cette section, on considère le système de navigation GPS. Alors, l'état d'utilisateur peut être défini comme suit :

$$X = [x_r \ v_x \ y_r \ v_y \ z_r \ v_z \ b \ d]^T \quad (4.83)$$

Où $[x_r, y_r, z_r]$ est la position d'utilisateur ; $[v_x, v_y, v_z]$ est la vitesse d'utilisateur ; b est l'erreur de la distance en raison du biais d'horloge de l'utilisateur et d est la dérive de l'horloge.

Etape 1: Prédiction

On suppose qu'il n'y a pas de couplage entre x_r, y_r, z_r et b . La fonction de transition d'état est définie comme :

$$X_k^- = f(X_{k-1}) = \begin{bmatrix} x_r + \Delta T * v_x \\ v_x \\ y_r + \Delta T * v_y \\ v_y \\ z_r + \Delta T * v_z \\ v_z \\ b + \Delta T * d \\ d \end{bmatrix} \quad (4.84)$$

En linéarisant la fonction $f(X_{k-1})$, la matrice de transition d'état A_k est obtenue sous forme de la matrice diagonale en blocs 4x4 :

$$A_k = \left. \frac{\partial f}{\partial X} \right|_{X=X_{k-1}} = \begin{bmatrix} A_x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & A_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & A_z & 0 \\ 0 & 0 & 0 & A_b \end{bmatrix} \quad (4.85)$$

Où : $A_x = A_y = A_z = A_b = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ avec ΔT l'intervalle de temps entre deux époques.

Après la détermination de la matrice de transition d'état A_k , on calcule la prédiction de covariance :

$$P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + Q_k \quad (4.86)$$

Etape 2 : Mise à jour

L'équation d'observation est définie comme suit :

$$Z_k = h(X_k) + e_k \quad (4.87)$$

Où : $Z_k = [Z_1 \ Z_2]^T$, Z_1 est la mesure des pseudo-distances et Z_2 est la mesure de taux de variation des pseudo-distances à l'instant t_k .

Le taux de variation de pseudo-distance $\dot{\rho}^i$ du $i^{\text{ème}}$ satellite peut être calculée comme : $\dot{\rho}^i = -\frac{D^i c}{f}$.

Où D^i est l'effet Doppler du $i^{\text{ème}}$ satellite ; f est la fréquence du récepteur et c est la vitesse de la lumière.

Pour déterminer la matrice H , il est nécessaire de linéariser la fonction $h(X_k^-)$:

$$H_k = \left. \frac{\partial h}{\partial X} \right|_{X=X_k^-} \quad (4.88)$$

$$H_k = \begin{bmatrix} \frac{\partial \rho_c^1}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_c^1}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_c^1}{\partial z} & 0 & 1 & 0 \\ \frac{\partial \rho_c^2}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_c^2}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_c^2}{\partial z} & 0 & 1 & 0 \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial \rho_c^M}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_c^M}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_c^M}{\partial z} & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \frac{\partial \rho_c^1}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_c^1}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_c^1}{\partial z} & 0 & 1 \\ 0 & \frac{\partial \rho_c^2}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_c^2}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_c^2}{\partial z} & 0 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ 0 & \frac{\partial \rho_c^M}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_c^M}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_c^M}{\partial z} & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Où : } \frac{\partial \rho_c^i}{\partial x} = \frac{-(x_i - \hat{x}_r^-)}{\sqrt{(x_i - \hat{x}_r^-)^2 + (y_i - \hat{y}_r^-)^2 + (z_i - \hat{z}_r^-)^2}}, \quad \frac{\partial \rho_c^i}{\partial y} = \frac{-(y_i - \hat{y}_r^-)}{\sqrt{(x_i - \hat{x}_r^-)^2 + (y_i - \hat{y}_r^-)^2 + (z_i - \hat{z}_r^-)^2}},$$

$\frac{\partial \rho_c^i}{\partial z} = \frac{-(z_i - \hat{z}_r^-)}{\sqrt{(x_i - \hat{x}_r^-)^2 + (y_i - \hat{y}_r^-)^2 + (z_i - \hat{z}_r^-)^2}}$, pour $i = 1, 2, \dots, M$. Où M est le nombre de satellites suivis ; $[x_i, y_i, z_i]$ est la position du $i^{\text{ème}}$ satellite et $[\hat{x}_r^-, \hat{y}_r^-, \hat{z}_r^-]$ est l'estimation de la position du récepteur à l'instant t_k .

Après avoir déterminé la matrice H , le gain de Kalman est calculé via l'équation (4.89).

$$K = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (4.89)$$

L'état X_k et la covariance P_k sont mis à jour en tant que sortie du FKE :

$$X_k = X_k^- + K(Z_k - h(X_k^-)) \quad (4.90)$$

$$P_k = (I - KH_k) * P_k^- \quad (4.91)$$

Dans le FKE, les matrices Q_k et R_k jouent des rôles très importants. On va les présenter dans la section suivante.

4.4.4. Matrice de covariance

Les équations (4.86) et (4.89) font apparaître la matrice Q et la matrice R qui jouent un rôle important dans le processus récursif optimal. La matrice Q est une matrice de covariance du bruit de processus. Il peut être utile d'ajuster le bruit pour obtenir des résultats plus stables. La matrice R est une matrice de covariance du bruit de mesure. Elle dépend de la sensibilité du capteur. En pratique, la matrice Q et la matrice R ne sont pas connues exactement. Normalement, l'estimation de la matrice de covariance est mise en œuvre à l'aide de propriétés statistiques du processus et du bruit de mesure provenant d'expériences pratiques préalables. Dans ce mémoire

nous présentons les deux modèles : un modèle de la matrice de covariance du processus (modèle de la matrice Q) et de mesures (modèle de la matrice R) pour assurer la précision et la stabilité du filtrage dans les parties A et B ci-dessous.

A. Modèle de la matrice Q

Un modèle de la matrice Q d'un récepteur GNSS comprend les trois coordonnées et les trois vitesses de la position du récepteur, associées au décalage et à la dérivé de l'horloge.

La matrice de covariance de processus est estimée par [31]:

$$Q_k = E\{\epsilon_k \epsilon_k^T\} \quad (4.92)$$

On utilise une formulation du système continue et on intègre au fil du temps :

$$\epsilon_k = \int_{t_{k-1}}^{t_k} A_\tau \epsilon_\tau d\tau \quad (4.93)$$

$$E\{\epsilon_k \epsilon_k^T\} = E\left\{ \int_{t_{k-1}}^{t_k} \int_{t_{k-1}}^{t_k} A_\tau \epsilon_\tau \epsilon_\sigma^T A_\sigma^T d\tau d\sigma \right\} = \int_{t_{k-1}}^{t_k} A_\tau \Sigma A_\tau^T d\tau \quad (4.94)$$

La matrice Σ est la matrice de densité spectrale [41]:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} S_x & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & S_{vx} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & S_y & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & S_{vy} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & S_z & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & S_{vz} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & S_b & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & S_d \end{bmatrix} \quad (4.95)$$

Où : S_x, S_y, S_z et S_{vx}, S_{vy}, S_{vz} sont les densités spectrales de puissance du bruit de position et de vitesse dans les coordonnées X, Y, Z, respectivement ; S_b est la densité spectrale de puissance du bruit de biais de l'horloge et S_d est la densité spectrale de puissance du bruit de dérive de fréquence.

La matrice de covariance est écrite comme suit :

$$Q_k = E\{\epsilon_k \epsilon_k^T\} = \int_{t_{k-1}}^{t_k} A_\tau \Sigma A_\tau^T d\tau = \text{digonal}(Q_x, Q_y, Q_z, Q_b) \quad (4.96)$$

Où : $Q_x = \begin{bmatrix} S_x \Delta T + S_{vx} (\Delta T)^3 / 3 & S_{vx} (\Delta T)^2 / 2 \\ S_{vx} (\Delta T)^2 / 2 & S_{vx} \Delta T \end{bmatrix}$, Q_y et Q_z sont déterminés de la même manière que Q_x ; $Q_b = \begin{bmatrix} S_b \Delta T + S_d (\Delta T)^3 / 3 & S_d (\Delta T)^2 / 2 \\ S_d (\Delta T)^2 / 2 & S_d \Delta T \end{bmatrix}$ avec ΔT l'intervalle de temps entre deux époques.

B. Modèle de la matrice R

Une estimation précise du GNSS est principalement impactée par les trajets multiples, le retard dans l'atmosphère et le bruit de mesure. Par conséquent, la détermination de la matrice de

covariance de mesure R_k n'est pas une tâche facile. Le R_k est une matrice diagonale de la matrice de covariance de pseudo-distance (R_k^1) et de la matrice de covariance du taux de variation de pseudo-distance (R_k^2) :

$$R_k = \text{diagonal}(R_k^1, R_k^2) \quad (4.97)$$

Avec :

$$R_k^1 = R_k^2 = \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \vdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_M \end{bmatrix} \quad (4.98)$$

Où M est le nombre de satellites suivis à l'instant t_k .

Ce mémoire propose un modèle exponentiel pour estimer la matrice R_k . Le modèle de poids exponentiel est écrit comme [37]:

$$S_i = a_1 + a_2 e^{-EL(i)/a_3} \quad (4.99)$$

Où : $i = 1, 2, \dots, M$; S_i est la matrice de variance-covariance [m] ; a_1 et a_2 sont des paramètres de modèles [m] ; a_3 est une valeur mise à l'échelle de l'erreur d'élévation [deg] et $EL(i)$ est l'angle d'élévation du $i^{\text{ème}}$ satellite [deg].

Le σ_i est déterminé par :

$$\sigma_i = S_i / \left(\prod_{i=1}^M S_i \right)^M \quad (4.100)$$

4.4.5. Résultats d'expérimentation

Pour illustrer l'algorithme décrit dans la section précédente, nous utilisons dans ce mémoire les données de la station BRST à Brest en France au format RINEX 2.11. Les données RINEX de cette station au 1er Janvier 2017 ont été téléchargées à partir du serveur CDDIS [43].

La matrice Q correspond à la covariance du modèle d'évolution de l'état du système (bruit de processus). Un bon modèle de la matrice covariance du bruit du processus doit correspondre à une matrice Q contenant des coefficients « faible valeur », tandis qu'un mauvais modèle doit avoir des coefficients « forte valeur ». Dans le cas général, cette matrice n'est pas diagonale car certaines variables d'état sont corrélées les unes aux autres. $Q = \text{diag}([1, 1, \dots, 1])$ correspond au cas où les variables n'ont pas de corrélation et à une hypothèse simplificatrice. Pour la matrice R , il s'agit de la covariance des bruits de mesure. Les caractéristiques des capteurs utilisés permettent d'ajuster les coefficients de cette matrice assez précisément. $R = \text{diag}([1, 1, \dots, 1])$ est une hypothèse simplificatrice et ne donne clairement pas les meilleures performances du filtre. Pour bien comprendre les impacts de la matrice Q et la matrice R , cette section présente trois scénarios suivants :

Scénario #1 : Q est défini comme une matrice identité et R est défini par des valeurs optimales.

Scénario #2 : Q est défini par des valeurs optimales et R est défini comme une matrice identité.

Scénario #3 : Q et R sont définis par des valeurs optimales

Ses valeurs optimales sont modélisées dans la section 4.4.4.

Pour effectuer un calcul simple, on suppose que :

$$Q_x = Q_y = Q_z = 2 * 10^{-22} * \begin{bmatrix} \Delta T + (\Delta T)^3/3 & (\Delta T)^2/2 \\ (\Delta T)^2/2 & \Delta T \end{bmatrix};$$

$$Q_b = \begin{bmatrix} 10^{-7} * \Delta T + 10^{-8} * (\Delta T)^3/3 & 10^{-8} * (\Delta T)^2/2 \\ 10^{-8} * (\Delta T)^2/2 & 10^{-8} * \Delta T \end{bmatrix}$$

Et

$R = \text{digonal}(R_1, R_2)$ où $R_1 = R_2 = \text{digonal}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_M)$. La variance de ce modèle est définie comme : $\sigma_i = S_i / (\prod_{i=1}^M S_i)^M$ où $i = 1, 2, \dots, M$ (le nombre de satellites suivis). Le modèle de poids exponentiel est défini comme : $S_i = a_1 + a_2 e^{-El(i)/a_3}$. Les a_1, a_2 & a_3 sont estimés empiriquement. Plusieurs valeurs de paramètres ont été testées et celles minimisant l'erreur de position ont été conservées. Basé sur [32] et après plusieurs tests sur les données, les valeurs choisies sont définies sur $a_1 = 2.8, a_2 = 1, a_3 = 5$. Le modèle de poids exponentiel est écrit alors : $S_i = 2.8 + 1. e^{-El(i)/5}$.

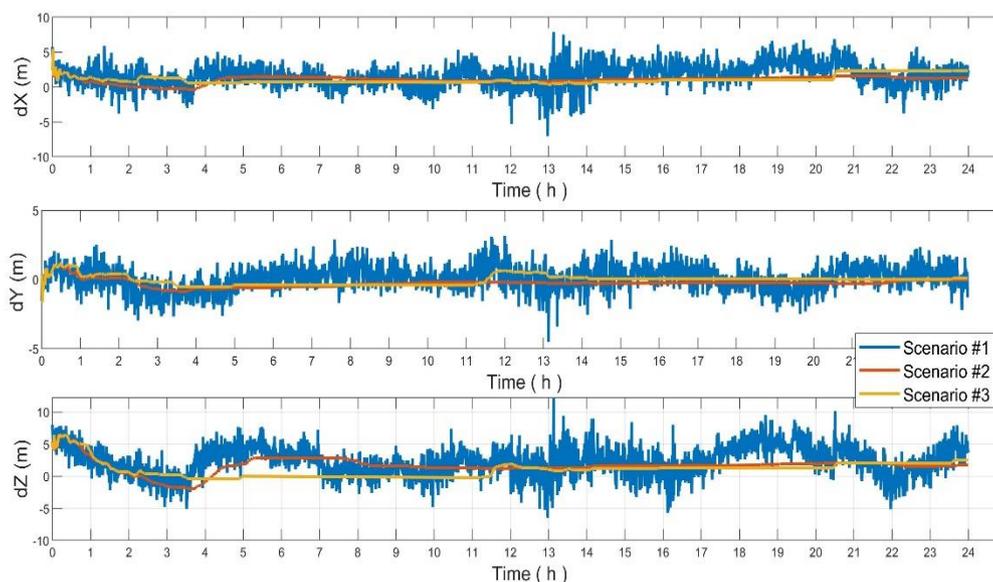


Figure 4.7 : Comparaison des erreurs dans l'estimation de la position

La Figure 4.7 montre l'erreur de position du récepteur des trois scénarios. La courbe bleue représente le scénario #1 avec Q définie sur la matrice des unités. On peut voir que les résultats sont instables. Tandis que la courbe rouge représente le scénario #2 et la courbe jaune représente le scénario #3 avec la matrice Q qui est définie par les valeurs optimales. Les valeurs sont plus stables que dans le scénario #1.

Tableau 4.3 : Erreur RSM en position de FKE

Erreur RMS (m)	Scenarios #		
	1	2	3
RMS_X	2.3	1.1	1.2
RMS_Y	0.9	0.4	0.3
RMS_Z	3.3	2.0	1.6
3D-RMS	4.1	2.3	2.0

Tableau 4.4 : Erreur Max, Min et l'écart-type des scénarios

Erreur (m)	Scenarios #		
	1	2	3
Max_X	7.9	5.2	4.5
Min_X	1.8e-04	2e-03	0.4
Ecart type X	1.3	0.4	0.6
Max_Y	4.5	1.6	1.7
Min_Y	6e-04	25e-04	49e-04
Ecart type Y	0.6	0.2	0.2
Max_Z	12.2	6.5	6.6
Min_Z	3.3e-04	16e-04	88e-04
Ecart type Z	1.9	0.9	1.1

On synthétise les résultats de trois scénarios testés dans les Tableau 4.3 et Tableau 4.4. On constate que la matrice Q joue un rôle très important pour obtenir des résultats stables. En outre, le rôle de la matrice R permet d'optimiser les résultats. Selon les valeurs RMS dans le Tableau 4.3, il est évident que la fonction FKE correspondant au scénario #3 donne les meilleurs résultats en termes d'estimation de la position. Cela signifie que la performance de FKE est considérablement améliorée en choisissant les bons modèles de matrices de covariance Q et R. Il est amélioré de 50.7% par rapport au scénario #1.

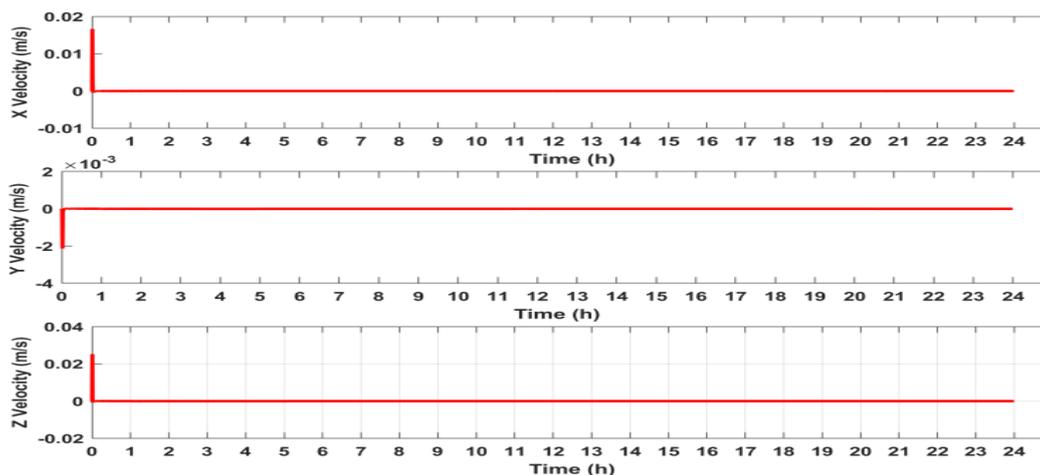


Figure 4.8 : Erreurs d'estimation de la vitesse de l'utilisateur

La Figure 4.8 montre l'erreur de vitesse de l'utilisateur dans le scénario #3. Les erreurs RMS sur la vitesse dans les trois axes X, Y et Z sont $V_{x_RMS} = 31 \cdot 10^{-4}$ (m/s), $V_{y_RMS} = 4 \cdot 10^{-5}$ (m/s) et $V_{z_RMS} = 47 \cdot 10^{-4}$ (m/s) qui présentent une simulation parfaite pour une station de base.

4.5. Positionnement relatif

Le GNSS différentiel (D-GNSS) est un positionnement relatif qui est appliqué pour corriger autant que possible les erreurs des mesures de pseudo-distance lors du suivi d'un satellite en même temps à partir de deux récepteurs. L'un des récepteurs, dont la position est connue, est appelé la station de référence, tandis que la position de l'autre récepteur est inconnue et doit être déterminée.

Le D-GNSS peut prendre trois formes ([44]–[46]) : différence simple, différence double et différence triple :

- La différence simple est formée de la différence entre les mesures obtenues sur deux récepteurs d'un même satellite.
- La différence double est formée de la différence de deux différences simples. Par exemple : la différence simple 1 est calculée par deux récepteurs et un satellite S1, et la différence simple 2 est calculée par les deux récepteurs et un autre satellite S2. La double différence est la différence entre la différence simple 1 et la différence simple 2.
- La triple différence est formée par la différence de deux doubles différences à deux époques.

Dans ce travail, nous avons utilisé la double différence pour corriger les erreurs d'ionosphère, les erreurs de troposphère, l'horloge du satellite et le décalage d'horloge du récepteur.

4.5.1. Différence simple

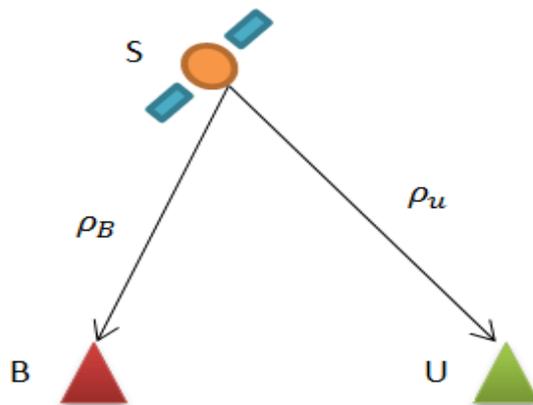


Figure 4.9 : Différence simple

La Figure 4.9 présente la différence simple. Le but de la « différence simple » est d'éliminer le biais d'horloge satellite, les retards ionosphériques et les retards troposphériques. On considère les équations d'observation pour deux récepteurs, B (station de base) et u (utilisateur) observant le même satellite.

Les pseudo-distances à la station de base et à l'utilisateur sont respectivement données par :

$$\rho_B = r_B + c(\delta t_B - \delta t_S) + I_{o\rho_B} + Tro_{\rho_B} + \varepsilon_{\rho_B} \quad (4.101)$$

$$\rho_u = r_u + c(\delta t_u - \delta t_S) + I_{o\rho_u} + Tro_{\rho_u} + \varepsilon_{\rho_u} \quad (4.102)$$

Où : r : vrai distance (m) ; δt_B , δt_u et δt_S : le décalage d'horloge de la station, de l'utilisateur et le biais d'horloge satellite, respectivement (s); I_o, Tro : retards ionosphériques et troposphériques (m) respectivement; ε erreur de mesure (m).

De l'équation (4.101), la quantité d'erreurs de station de base peut être calculée par différence entre la mesure de pseudo-distance et la distance vraie :

$$e_B = \rho_B - r_B = c(\delta t_B - \delta t_S) + I_{o\rho_B} + Tro_{\rho_B} + \varepsilon_{\rho_B} \quad (4.103)$$

La quantité d'erreurs de station de base est utilisée pour corriger les erreurs de l'utilisateur. Alors, à partir de l'équation (4.103) et (4.102), on obtient la nouvelle pseudo-distance de l'utilisateur :

$$\rho'_u = \rho_u - e_B = r_u + c(\delta t_u - \delta t_B) + (I_{o\rho_u} - I_{o\rho_B}) + (Tro_{\rho_u} - Tro_{\rho_B}) + (\varepsilon_{\rho_u} - \varepsilon_{\rho_B}) \quad (4.104)$$

Les erreurs d'horloge de l'ionosphère, de la troposphère et du satellite sont considérées comme les mêmes entre station de base et l'utilisateur ; car la station de base et l'utilisateur sont proche. En les annulant, l'équation (4.104) peut s'écrire comme suit:

$$\rho'_u = r_u + c(\delta t_u - \delta t_B) + \varepsilon_{\rho_{uB}} \quad (4.105)$$

Eq. (4.105) donne la nouvelle pseudo-distance d'utilisateur après avoir supprimé les erreurs communes entre la station de base et l'utilisateur, ce qui est appelé différence simple.

4.5.2. Différence double

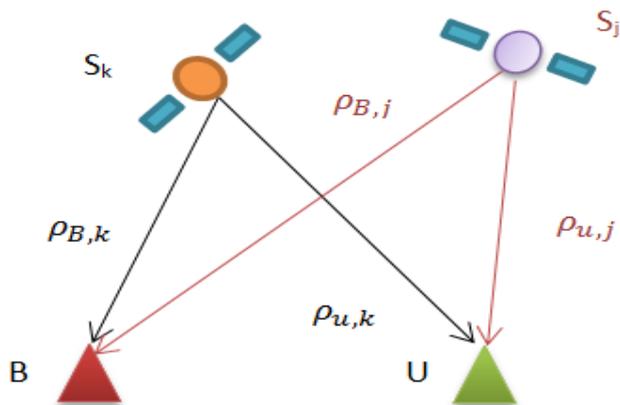


Figure 4.10 : Différence double

La Figure 4.10 présente la différence double. Le but de la « différence double » est d'éliminer le biais d'horloge du récepteur. On considère l'équation d'observation à différence simple de l'utilisateur (u) pour la station de base (B) et les satellites d'observation j et k (S_j, S_k) comme suit :

$$\rho'_{u,j} = r_{u,j} + c(\delta t_{u,j} - \delta t_{B,j}) + \varepsilon_{\rho u B,j} \quad (4.106)$$

$$\rho'_{u,k} = r_{u,k} + c(\delta t_{u,k} - \delta t_{B,k}) + \varepsilon_{\rho u B,k} \quad (4.107)$$

La différence double est calculée par différence entre les deux équations : Eq. (4.107) et Eq. (4.106). On considère que le biais d'horloge et le bruit aléatoire du récepteur sont les mêmes pour tous les satellites. Ils peuvent ainsi être éliminés. La différence entre les deux équations rend ce qui suit :

$$\Delta \rho'_{u,jk} = \rho'_{u,j} - \rho'_{u,k} = r_{u,j} - r_{u,k} \quad (4.108)$$

Où : $r_{u,j} = \sqrt{(x_j - x_u)^2 + (y_j - y_u)^2 + (z_j - z_u)^2}$ est la véritable distance entre le satellite j et l'utilisateur (faire la même pour le satellite k : $r_{u,k}$).

A partir de l'Eq.(4.108), la différence double du taux de variation de pseudo-distance est appliquée :

$$\Delta \dot{\rho}'_{u,jk} = \dot{\rho}'_{u,j} - \dot{\rho}'_{u,k} = \dot{r}_{u,j} - \dot{r}_{u,k} \quad (4.109)$$

Où : $\dot{\rho} = -\frac{Dc}{fL}$ avec D étant la mesure Doppler ; c : vitesse de la lumière et fL : la fréquence transmise du satellite.

Pour déterminer la position et la vitesse de l'utilisateur, deux équations doivent être résolues : Eq. (4.108) et Eq. (4.109). Pour ce faire, on utilise le filtrage de Kalman étendu (FKE).

Cet algorithme FKE est appliqué avec la combinaison des données GPS et des données GLONASS ; les résultats obtenus seront présentés dans le chapitre 5.

4.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons commencé par présenter deux mesures de pseudo-distance : en code PRN et en phase. La pseudo-distance en code PRN est calculée en s'appuyant sur la

différence de temps entre le satellite et le récepteur. Tandis que la pseudo-distance en phase est déterminée en s'appuyant sur le déphasage entre les signaux reçus et générés par le récepteur.

Ensuite, nous avons présenté deux algorithmes : celui des moindres carrés et moindres carrés pondérés pour résoudre les équations non-linéaires pour le positionnement absolu. Dans la méthode des « moindres carrés pondérés », deux modèles de pondération sont présentés : le modèle « SIGMA » et le modèle « Exponentiel ». Le modèle « SIGMA » dépend de C/N_0 et le modèle « Exponentiel » dépend de l'angle d'élévation. Pour illustrer ces algorithmes, nous les avons appliqués à des données GPS RINEX de la station « ABMF » au 01/01/2018. Les résultats des « moindres carrés pondérés » sont améliorés par rapport aux résultats obtenus via les « moindres carrés ». Particulièrement, les résultats avec le modèle « Exponentiel » sont plus stables.

Dans la section 4.4, nous avons présenté une autre technique pour résoudre les équations non-linéaires : le filtrage de Kalman étendu. Dans ce cas, les matrices de covariance de bruit de processus et de covariance de bruit de mesure impactent significativement les performances du FKE. Pour évaluer ces impacts sur l'estimation de position du récepteur, nous avons proposé deux modèles de bruit. Pour estimer la matrice de covariance du processus (Q), le premier modèle est réalisé en s'appuyant sur des densités spectrales de puissance de bruit de position, de vitesse, du bruit de biais d'horloge et du bruit de dérive de fréquence. Pour estimer la matrice de covariance de mesure (R), le deuxième modèle réalisé est basé sur l'angle d'élévation. On a utilisé les données de la station BRST à Brest en France au format RINEX 2.11 pour appliquer les différents cas de l'algorithme. Pour illustrer l'importance des matrices R et Q , trois scénarios ont été présentés : #1 : Q est défini comme la matrice identité et R est défini par des valeurs optimales ; #2 : Q est défini par des valeurs optimales et R est défini comme la matrice identité ; #3 : Q et R sont définis par des valeurs optimales. On a alors montré que les résultats de scénario #3 sont plus stables avec de bons modèles des matrices Q et R .

Enfin, on a présenté un autre type de positionnement qui est le GNSS différentiel. Son objectif est de corriger les erreurs d'ionosphère, les erreurs de troposphère, l'horloge du satellite et le décalage d'horloge du récepteur à partir d'une station de base. Ce positionnement sera notamment appliqué pour la combinaison des données GPS et des données GLONASS dans le chapitre 5.

Dans ce chapitre, on a présenté et appliqué les algorithmes de positionnement pour un unique système de satellite : le GPS. À partir de ces algorithmes, dans le chapitre 5, on va présenter et appliquer des algorithmes de positionnement qui fusionnent plusieurs systèmes GNSS.

Chapitre 5

Algorithmes de positionnement par fusion de données GNSS

Contenu

5.1.	Introduction.....	102
5.2.	Méthodes des moindres carrés itérativement repondérés.....	102
5.2.1.	Théorie de MM-Estimation	104
5.2.2.	Etapes de l’algorithme d’IRWLS	105
5.2.3.	Présentation de l’algorithme RAIM.....	107
5.2.4.	Résultats de simulation.....	109
5.3.	Filtrage de Kalman étendu robuste	111
5.3.1.	Modèle de filtrage de Kalman étendu robuste.....	111
5.3.2.	Application de l’algorithme FKE-robuste	113
5.3.3.	L’algorithme IRWLS	119
5.3.4.	Résultats de simulation.....	120
5.4.	Combinaison des algorithmes FKE-robuste et LSTM (Long Short-Term Memory)	121
5.4.1.	Application de la méthode FKE-robuste pour les données issues des trois satellites (GPS, Galileo, GLONASS)	122
5.4.1.1.	Application de la méthode FKE-robuste	122
5.4.1.2.	Résultats de simulation.....	126
5.4.2.	Méthode de dé-bruitage de filtre	130
5.4.2.1.	Modèle de dé-bruitage de filtre	131
5.4.2.2.	Résultats de simulation.....	135
5.5.	Positionnement relatif	137
5.5.1.	Résultats de simulation	137
5.6.	Conclusion	141

Ce chapitre présente les algorithmes de fusion de données GNSS utilisés pour le positionnement. Nous présentons également quelques techniques pour éliminer des données aberrantes. Dans un premier temps, nous présentons la méthode des « moindres carrés itérativement repondérés ». Ensuite, nous présentons la méthode du « filtre de Kalman étendu robuste ». Puis, nous présentons la méthode LSTM (Long Short Term Memory) pour prédéterminer les erreurs de comportement du filtrage de Kalman robuste étendu. Nous finirons ce chapitre avec la fusion de données GNSS en appliquant le positionnement relatif présenté dans le chapitre 4.

5.1. Introduction

Récemment, les multi-constellations et les multi-fréquences ont prouvé qu'elles pouvaient améliorer la précision du positionnement. Ces progrès ont entraîné une croissance significative du nombre d'applications GNSS dans de nouveaux domaines et services : véhicules sans pilote, la défense, construction, agriculture de précision, ... L'utilisation de signaux multiples présente des avantages mais également des inconvénients. En effet, ils peuvent contenir des signaux de mauvaise qualité et qui ont un impact négatif sur la précision de position. C'est pourquoi, nous présenterons dans ce chapitre deux algorithmes : celui des moindres carrés itérativement repondérés et le filtre de Kalman étendu robuste pour éliminer les données aberrantes. Ces algorithmes sont appliqués pour le mode de positionnement absolu. En outre, on va présenter aussi une autre méthode, basée sur le « deep learning », combinée avec l'algorithme du filtre de Kalman étendu robuste afin d'améliorer la précision de position.

Comme indiqué dans le chapitre 2, le positionnement relatif est un autre mode de positionnement plus précis car il permet d'éliminer les erreurs systématiques en réalisant des différences d'observation entre des stations. Pour cela, il est nécessaire de disposer d'au moins une station dont la position est connue. Dans ce chapitre, ce positionnement est réalisé en se basant sur la fusion des données GPS et GLONASS, on utilise ensuite un filtre de Kalman étendu pour déterminer la position.

5.2. Méthodes des moindres carrés itérativement repondérés

La méthode des moindres carrés itérativement repondérés (Iterative ReWeighted Least Squares – IRWLS) ([47], [48]) est utilisée pour optimiser les résultats par une méthode itérative dans laquelle chaque étape consiste à résoudre un problème des moindres carrés pondérés.

Cet algorithme est appliqué en combinant des données GPS et GLONASS. La position résultante des deux systèmes sera exprimée dans le même système de coordonnées et le même système de temps. Cependant, les coordonnées de GPS et GLONASS sont exprimées respectivement en coordonnées WGS-84 et PZ-90.11 (Cf. la section 2.2). Bien qu'ils soient différents, l'écart dans les valeurs des coordonnées est de l'ordre du centimètre. On peut donc considérer que les deux coordonnées sont identiques. Quant à la référence de temps, le temps GPS (GPST) a été synchronisé à l'UTC le 6 janvier 1980, et il évolue de manière continue. Il n'insère aucune seconde de recalage contrairement à l'UTC. Concernant le temps GLONASS (GLONASST), il se base sur l'UTC ou plus précisément, GLONASST est lié à l'UTC (SU). Ce n'est donc pas un temps continu car des recalages peuvent intervenir. La différence entre les deux systèmes de temps est donnée par l'équation (5.1).

$$GPST - GLONASST = \Delta tLS + \tau GPS \quad (5.1)$$

Où ΔtLS correspond aux secondes intercalaires entre GPST et UTC ; τGPS est le décalage de temps fractionnaire entre les deux systèmes (GPS et GLONASS).

Après synchronisation des systèmes de coordonnées et de temps, la démarche adoptée pour l'estimation de la position est présentée ci-dessous.

Après avoir éliminé les erreurs GNSS : de l'horloge des satellites, ionosphériques, troposphériques et multi-trajets, les pseudo-distances corrigées des deux systèmes peuvent s'écrire [46] :

$$\rho_c^{G,R} = \sqrt{(x_{G,R} - x_u)^2 + (y_{G,R} - y_u)^2 + (z_{G,R} - z_u)^2} + c\delta t_{G,R} + \varepsilon_{\rho,G,R} \quad (5.2)$$

Où : les exposants et indices G, R se réfèrent respectivement aux satellites GPS et GLONASS ; ρ_c est la mesure de la pseudo-distance corrigée ; c est la vitesse de lumière ; $[x_{G,R}, y_{G,R}, z_{G,R}]$ sont les positions des satellites GPS et GLONASS ; $[x_u, y_u, z_u]$ est la position de l'utilisateur ; δt est le décalage d'horloge du récepteur ; ε_ρ est le bruit de la mesure.

Combiné les deux systèmes signifie la résolution d'un système à 5 inconnues (x_u, y_u, z_u : position du récepteur, δt_G et δt_R : les décalages d'horloge du récepteur avec le temps GPS et le temps GLONASS). Alors, le vecteur d'état est défini par :

$$X = [x_u \ y_u \ z_u \ c\delta t_G \ c\delta t_R] \quad (5.3)$$

L'équation (5.2) peut être écrite sous forme compacte comme :

$$\rho = \mathbf{G}X + \varepsilon \quad (5.4)$$

ρ représente les pseudo-distances corrigées de GPS et GLONASS ; \mathbf{G} est la matrice de géométrie, elle est donnée par l'équation (5.5).

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} a_x^{GPS,1} & a_y^{GPS,1} & a_z^{GPS,1} & 1 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_x^{GPS,N_{gps}} & a_y^{GPS,N_{gps}} & a_z^{GPS,N_{gps}} & 1 & 0 \\ a_x^{GLO,1} & a_y^{GLO,1} & a_z^{GLO,1} & 0 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_x^{GLO,N_{glo}} & a_y^{GLO,N_{glo}} & a_z^{GLO,N_{glo}} & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.5)$$

Avec :

$$\begin{aligned} a_x^i &= \frac{-(x_i - x_u)}{\sqrt{(x_i - x_u)^2 + (y_i - y_u)^2 + (z_i - z_u)^2}} \\ a_y^i &= \frac{-(y_i - y_u)}{\sqrt{(x_i - x_u)^2 + (y_i - y_u)^2 + (z_i - z_u)^2}} \\ a_z^i &= \frac{-(z_i - z_u)}{\sqrt{(x_i - x_u)^2 + (y_i - y_u)^2 + (z_i - z_u)^2}} \end{aligned} \quad (5.6)$$

Pour $i = 1, 2, \dots, N_{gps} + N_{glo}$, où N_{gps} est le nombre de satellites GPS suivis ; N_{glo} est le nombre de satellites GLONASS suivis ; $[x_i, y_i, z_i]$ est la position du $i^{\text{ème}}$ satellite et $[x_u, y_u, z_u]$ est la position estimée de l'utilisateur.

On suppose \hat{X} le vecteur d'état estimé. Alors, $\delta\rho$ est la différence entre les pseudo-distances d'estimés $\hat{\rho}$ et les pseudo-distances corrigées $\tilde{\rho}$ des deux systèmes GPS et GLONASS. δX est la différence entre le vecteur d'état d'estimé final \hat{X} et le vecteur d'état estimé initial \tilde{X} . L'équation (5.4) peut être écrite comme :

$$\delta\rho = \mathbf{G}\delta X + \varepsilon \quad (5.7)$$

Un algorithme des moindres carrés itératifs repondérés (IRWLS) est utilisé pour résoudre le système. La solution de l'équation (5.7) peut être réécrite comme :

$$\delta X = (G^T W G)^{-1} G^T W \delta \rho \quad (5.8)$$

La matrice des poids W de la méthode IRWLS est calculée par la méthode « MM-Estimation », cette méthode fait l'objet de la section suivante.

5.2.1. Théorie de MM-Estimation

Dans l'analyse de régression, l'utilisation de la méthode des moindres carrés ne serait pas appropriée pour résoudre un problème contenant des observations aberrantes ou extrêmes. Nous avons donc besoin d'une méthode de stimulation des paramètres et qui soit robuste. Plusieurs types d'estimation existent [49] : M-Estimation, S-Estimation, MM-Estimation, ... en régression robuste pour déterminer un modèle de régression. M-Estimation est une extension de la méthode d'estimation du maximum de vraisemblance ([50],[51]). S-Estimation est basée sur l'échelle résiduelle de M-Estimation. S-Estimation est proposée par Rousseeuw et Yohai [52]. La procédure MM-Estimation consiste à estimer le paramètre de régression à l'aide de S-Estimation qui minimise l'échelle de résidu à partir de M-Estimation. MM-Estimation est proposée par Yohai [53]. MM-Estimation est connue comme une classe de statistiques robustes pour une analyse des données statistiques plus efficace avec un point de rupture plus élevé (high breakpoint). Le point de rupture élevé est la mesure de proportion des valeurs aberrantes qui peuvent être traitées efficacement sans détériorer les résultats. Dans ce mémoire, on retient donc MM-Estimation [48] pour calculer la matrice des poids.

On suppose que l'on a une équation linéaire générale de la forme :

$$Y = GX + \epsilon \quad (5.9)$$

Où Y est le vecteur d'observation ; G est le vecteur de transformation pour l'observation, X est le vecteur d'état inconnu et ϵ est le vecteur de bruit correspondant à Y .

La méthode robuste est utilisée pour limiter l'influence des valeurs aberrantes sur les estimations de l'état X . L'objectif de l'estimateur robuste est de rechercher un critère d'ajustement optimal aux observations réelles afin de réduire l'effet des données anormales. En général, un estimateur robuste minimise la fonction de coût $J(r)$ donné par :

$$J(r) = \sum_{i=1}^n \mu(r_i) = \sum_{i=1}^n \mu(y_i - g_i X) \quad (5.10)$$

Où n est le nombre d'observations ; y_i est la $i^{\text{ème}}$ observation ($i^{\text{ème}}$ ligne de Y) ; g_i est le vecteur de transformation pour la $i^{\text{ème}}$ observation ($i^{\text{ème}}$ ligne de G), et $r_i = y_i - g_i X$ est l'erreur résiduelle pour la $i^{\text{ème}}$ observation. $\mu(r)$ est la fonction objectif qui donne la contribution de chaque résidu à la fonction de coût $J(r)$. L'estimation échelonnée est utilisée pour minimiser dynamiquement le poids des observations hors contraintes :

$$\min \sum_{i=1}^n \mu\left(\frac{r_i}{s}\right) = \sum_{i=1}^n \mu\left(\frac{y_i - g_i X}{s}\right) \quad (5.11)$$

Où s est le facteur d'échelle. $\check{r}_{s,i}$ est le résiduel mis à l'échelle $\frac{r_i}{s}$. Si φ est la dérivée de la fonction objective pour les inconnues X , alors $\varphi = \mu'|_X$. Différencier la fonction objective dans l'équation (5.11) revient à prendre la dérivée égale à zéro,

$$-\frac{1}{s} \sum_{i=1}^n \varphi\left(\frac{y_i - g_i X}{s}\right) g_i = 0 \quad (5.12)$$

Soit:

$$\sum_{i=1}^n \varphi\left(\frac{y_i - g_i X}{s}\right) g_i = 0 \quad (5.13)$$

En introduisant une fonction de pondération $w(\check{r}_{s,i})$ pour considérer les effets de chaque résiduel mis à l'échelle $\check{r}_{s,i}$, l'Eq. (5.13) peut être modifié comme suit :

$$\sum_{i=1}^n w(\check{r}_{s,i}) \varphi(\check{r}_{s,i}) g_i = 0 \quad (5.14)$$

La solution de l'équation (5.14) est une estimation des moindres carrés pondérés. Cependant, les poids sont déterminés par les résidus échelonnés qui dépendent des coefficients estimés, eux-mêmes dépendant de la pondération. Pour cette raison, les moindres carrés itératifs repondérés sont utilisés pour optimiser la solution. La fonction de pondération joue un rôle important et certaines fonctions possibles sont présentées dans le Tableau 5.1 :

Tableau 5.1 : Fonctions de poids

Nom de la méthode	Fonction de poids
Huber[48]	$w(\check{r}_{s,i}) = \begin{cases} 1 & \check{r}_{s,i} \leq \alpha \\ \alpha/ \check{r}_{s,i} & \check{r}_{s,i} > \alpha \end{cases}$
Bi-Tukey[48]	$w(\check{r}_{s,i}) = \begin{cases} 1 & \check{r}_{s,i} \leq \alpha \\ 0 & \check{r}_{s,i} > \alpha \end{cases}$
Bi-Square[48]	$w(\check{r}_{s,i}) = \begin{cases} \left[1 - \left(\check{r}_{s,i} /\alpha\right)\right]^2 & \check{r}_{s,i} \leq \alpha \\ 0 & \check{r}_{s,i} > \alpha \end{cases}$
IQR ⁽¹⁾ [54]	$w(\check{r}_{s,i}) = \begin{cases} 0 & \check{r}_{s,i} < MIN \text{ ou } \check{r}_{s,i} > MAX \\ 1 & \text{autres} \end{cases}$

(1) IQR (InterQuartile Range) ; Q_1 et Q_3 : les valeurs médianes dans la première et la deuxième moitié de l'ensemble de données classées. $MIN = Q_1(\check{r}_s) - m_{IQR}$; $MAX = Q_3(\check{r}_s) + m_{IQR}$; $m_{IQR} = 1.5 * IQR(\check{r}_s)$; $IQR(\check{r}_s) = Q_3 - Q_1$.

Dans le Tableau 5.1, $\check{r}_{s,i}$ est le résidu de la $i^{\text{ème}}$ observation mis à l'échelle. α est une constante de réglage avec une valeur optimale pour atteindre plus de résistance aux valeurs aberrantes (le point de rupture le plus élevé) ainsi que l'efficacité de convergence.

5.2.2. Etapes de l'algorithme d'IRWLS

Après avoir présenté la méthode MM-Estimation, nous appliquerons la méthode des moindres carrés itératifs repondérés (IRWLS) pour résoudre l'équation (5.7) $\delta\rho = \mathbf{G}\delta X + \varepsilon$. L'IRWLS est effectuée pour éliminer les valeurs aberrantes. Un aperçu de la procédure d'estimation robuste est défini dans les étapes suivantes [48] :

- 1) Calculer la matrice diagonale pondérée initiale W_0 . $\delta\rho$ peut impacter les résultats. Alors, il est nécessaire d'éliminer les données aberrantes de $\delta\rho$ à l'aide de la fonction de poids Bi-Tukey :

$$W_0(i, i) = \begin{cases} 1 & \text{if } |\bar{\delta\rho}(i)| \leq \alpha \\ 0 & \text{if } |\bar{\delta\rho}(i)| > \alpha \end{cases} \quad (5.15)$$

Où : $\bar{\delta\rho} = \frac{\delta\rho}{1.4826 \times \text{median}(|\delta\rho|)}$ avec $i = 1, 2, \dots, n$; n est le nombre d'observations et α est une constante.

- 2) Trouver une correction δX_1 :

$$\delta X_1 = (G_1^T W_0 G_1)^{-1} G_1^T W_0 \delta\rho \quad (5.16)$$

- 3) Mettre à jour le vecteur d'état \hat{X}_1

$$\hat{X}_1 = \hat{X}_0 + \delta X_1 \quad (5.17)$$

- 4) Les résidus sont estimés :

$$r_1 = \delta\rho - G_1^T \delta X_1 \quad (5.18)$$

- 5) Plusieurs fonctions d'estimation d'échelle sont définies, mais la fonction médiane suivante est utilisée pour calculer la valeur d'échelle initiale ([48], [55], [56]):

$$s_1 = 1.4826 * \text{median}(|r_1|) \quad (5.19)$$

- 6) Mettre à jour la matrice des poids initiale à l'aide de Bi-Tukey :

$$W_1(i, i) = \begin{cases} 1 & \left| \frac{r_1(i)}{s_1} \right| \leq \alpha \\ 0 & \left| \frac{r_1(i)}{s_1} \right| > \alpha \end{cases} \quad (5.20)$$

- 7) Boucle (j est la j^{ème} itération)

- a) Mettre à jour la valeur de la matrice G_j avec X_{j-1}
- b) Calculer la correction δX_j

$$\delta X_j = (G_j^T W_{j-1} G_j)^{-1} G_j^T W_{j-1} \delta\rho \quad (5.21)$$

- c) Mettre à jour le vecteur d'état

$$\hat{X}_j = \hat{X}_{j-1} + \delta X_j \quad (5.22)$$

- d) Calculer HPL (Horizontal Protect Level)

e) Si $\|\delta X_j\| \leq 0.001$; break

f) Si $\|\delta X_j\| > 0.001$; continue

- g) Mettre à jour les résidus estimés

$$r_j = \delta\rho - G_j^T \delta X_j \quad (5.23)$$

- h) Calculer IQR

$$IQR(r_j) = Q_3(r_j) - Q_1(r_j) \quad (5.24)$$

Q_1 et Q_3 sont les valeurs moyennes dans la première moitié et dans la deuxième moitié de l'ensemble des données classées.

i) Trouver les seuils intérieurs

$$MIN = Q_1(r_j) - 1.5 * IQR(r_j) \quad (5.25)$$

$$MAX = Q_3(r_j) + 1.5 * IQR(r_j)$$

j) Mettre à jour la matrice pondérée

$$W_j(i, i) = \begin{cases} 0 & r_j(i) < MIN \text{ or } r_j(i) > MAX \\ W_{j-1}(i, i) & \text{autres} \end{cases} \quad (5.26)$$

k) Aller à l'étape a)

8) Fin boucle

9) Si $HPL \leq HAL$, les positions estimées sont alors acceptées (HAL : Horizontal Alert Limit)

Si non, les positions estimées ne sont pas acceptées.

Le calcul de HPL est effectué par l'algorithme RAIM présenté dans la section ci-dessous 5.2.3.

5.2.3. Présentation de l'algorithme RAIM

L'algorithme RAIM (Receiver Autonomous Integrity Monitoring) est utilisé pour détecter les erreurs de positionnement dépassant la limite d'alerte. L'un des résultats de RAIM est le niveau de protection horizontale (HPL). Le HPL est le rayon d'un cercle dans le plan horizontal, centré à la position réelle. La limite d'alerte horizontale (HAL) est le HPL maximum autorisé. Cela signifie que les positions estimées sont acceptées lorsque $HPL \leq HAL$. Les étapes de calcul du paramètre HPL sont présentées ci-dessous.

Considérons un modèle linéaire de mesures d'observations qui peut être écrit comme l'équation (5.9) : $Y = GX + \epsilon$

Le vecteur d'état de navigation est estimé par l'estimateur des moindres carrés pondérés :

$$\hat{X} = (G^T W G)^{-1} G^T W Y \quad (5.27)$$

Le vecteur d'erreur d'état est défini comme suit :

$$\begin{aligned} \delta X &= \hat{X} - X = (G^T W G)^{-1} G^T W Y - X = (G^T W G)^{-1} G^T W (GX + \epsilon) - X \\ &= (G^T W G)^{-1} G^T W \epsilon \end{aligned} \quad (5.28)$$

Le résidu estimé $\hat{\epsilon}$ est déterminé par la différence entre l'observation mesurées y et les observations estimées :

$$\begin{aligned} \hat{\epsilon} &= Y - G\hat{X} = Y - (G^T W G)^{-1} G^T W Y = (I - (G^T W G)^{-1} G^T W) Y = S Y \\ &= [I - G(G^T W G)^{-1} G^T W] [GX + \epsilon] \\ &= GX + \epsilon - G(G^T W G)^{-1} G^T W GX - G(G^T W G)^{-1} G^T W \epsilon \\ &= GX + \epsilon - GX - G(G^T W G)^{-1} G^T W \epsilon \\ &= [I - G(G^T W G)^{-1} G^T W] \epsilon = S \epsilon \end{aligned} \quad (5.29)$$

Où

$$S = I - (G^T W G)^{-1} G^T W \quad (5.30)$$

L'écart-type a priori de l'observation est calculé par :

$$\sigma_0 = \sqrt{\hat{\epsilon}^T W \hat{\epsilon}} / \sqrt{n - p} \quad (5.31)$$

Où : n est le nombre d'observations et p est le nombre de paramètres à l'état inconnu de X .

L'erreur de position dans le vecteur d'erreur d'état δX (Eq. (5.28)) est définie dans le système (x, y, z) . Dans la pratique, un système de coordonnées local (E, N, U) est plus approprié. Pour transformer le système de coordonnées (x, y, z) en coordonnées (E, N, U), une transformation est nécessaire, ainsi une approche simplifiée consiste à utiliser la matrice de transformation orthogonale F^T :

$$F^T = \begin{bmatrix} -\sin \lambda & \cos \lambda & 0 \\ -\sin \varphi \cos \lambda & -\sin \varphi \sin \lambda & \cos \varphi \\ \cos \varphi \cos \lambda & \cos \varphi \sin \lambda & \sin \varphi \end{bmatrix} \quad (5.32)$$

Où φ est la longitude et λ est la latitude.

Ici, seuls les paramètres des coordonnées sont pris en compte. Par exemple, le vecteur d'état X est défini par l'Eq. (5.3) avec la première, deuxième et troisième position par rapport à trois (x, y, z) coordonnées. Par conséquent, la nouvelle matrice G_0 est obtenue sous la forme $G_0 = G(:, 1:2:5)$ et les erreurs de position sont $\delta X_0 = \delta X(1:2:5)$. La matrice M relative à l'Est, au Nord et vers le haut (Up) est calculée comme suit :

$$\delta X_{ENU} = \begin{bmatrix} E \\ N \\ U \end{bmatrix} = F^T \delta X_0 = F^T (G_0^T G_0)^{-1} G_0^T \epsilon = M \epsilon \quad (5.33)$$

L'erreur horizontale concerne l'abscisse et le nord est pris en compte. Par conséquent, la matrice M_0 peut être définie comme $M_0 = M(1:2,:)$.

Imaginez maintenant une défaillance de magnitude β du $i^{\text{ème}}$ satellite (β est placé comme la $i^{\text{ème}}$ composante) :

$$\epsilon = [0 \quad \dots \quad \beta \quad \dots \quad 0]^T \quad (5.34)$$

La norme δX_{EN} (les erreurs de position dans l'axe Est et Nord) au carré pour ce choix spécial de ϵ est donnée par :

$$\|\delta X_{EN}\|^2 = \epsilon^T \tilde{M}_0^T \tilde{M}_0 \epsilon = (m_{1i}^2 + m_{2i}^2) \beta^2 \quad (5.35)$$

De l'Eq. (5.29), $\hat{\epsilon} = S \epsilon$ est rappelé. On a $S^T S = S$ ce qui mène à :

$$\|\hat{\epsilon}\|^2 = \hat{\epsilon}^T \hat{\epsilon} = \epsilon^T S^T S \epsilon = s_{ii} \beta^2 \quad (5.36)$$

L'entrée diagonale (i, i) de S est appelée s_{ii} . Maintenant, à partir de l'Eq. (5.4) et l'Eq. (5.5) :

$$\|\delta X_{EN}\|^2 = \frac{m_{1i}^2 + m_{2i}^2}{s_{ii}} \|\hat{\epsilon}\|^2 \quad (5.37)$$

Où la position d'utilisateur dans le vecteur d'état X est la première, la deuxième et la troisième composante de X . Par conséquent, la nouvelle matrice \tilde{G} est obtenue sous la forme $\tilde{G} =$

$G(:,1:3)$ et les erreurs de position $\delta\tilde{X} = \delta X(1:3)$. La matrice \tilde{M} relative à l'Est, au Nord et vers le haut (Up) est calculée comme suit :

$$\delta X_{ENU} = \begin{bmatrix} E \\ N \\ U \end{bmatrix} = F^T \delta\tilde{X} = F^T (\tilde{G}^T \tilde{G})^{-1} \tilde{G}^T \epsilon = \tilde{M} \epsilon \quad (5.38)$$

L'erreur horizontale concerne l'Est et le Nord. Par conséquent, la matrice \tilde{M}_0 peut être définie comme $\tilde{M}_0 = \tilde{M}(1:2, :)$.

On suppose maintenant une défaillance de magnitude β de la $i^{\text{ème}}$ observation (β est placé comme la $i^{\text{ème}}$ composante) :

$$\|\delta X_{EN}\| = \sqrt{\frac{m_{1i}^2 + m_{2i}^2}{s_{ii}}} \|\hat{\epsilon}\| = \alpha_i \|\hat{\epsilon}\| \quad (5.39)$$

Cette équation est la fonction linéaire avec une ligne droite passant par l'origine et dont la pente est α_i . La pente α_i de l'axe du mode de défaillance au $i^{\text{ème}}$ satellite est calculée pour $i = 1, \dots, n$:

$$\alpha_i = \sqrt{\frac{m_{1i}^2 + m_{2i}^2}{s_{ii}}} \quad (5.40)$$

L'axe de mode avec le plus grand α_i est désigné par α_{max} et le niveau de protection horizontale (HPL) est donné par :

$$HPL = \alpha_{max} \sigma_0 \quad (5.41)$$

Où σ_0 est calculé en utilisant l'Eq. (5.31).

5.2.4. Résultats de simulation

Pour appliquer l'algorithme des « moindres carrés itérativement repondérés », nous avons utilisé les données GPS et les données GLONASS de la station ABMF au format RINEX 2.11. Cette station de référence est située en Guadeloupe. Les données RINEX et les éphémérides de diffusion utilisées pour le calcul ont été téléchargées depuis le serveur CDDIS [39] et le réseau RGP [40] pour le premier janvier 2018.

Les données entre 15h00 et 24h00 sont utilisées pour vérifier les performances d'une estimation robuste. Pour faciliter la comparaison et l'analyse, trois scénarios sont adoptés :

Scénario #1 : solution de navigation basée sur les données GPS

Scénario #2 : solution de navigation basée sur les données GPS / GLONASS

Scénario #3 : solution de navigation robuste basée sur les données GPS / GLONASS.

Dans le scénario #1, on utilise les données GPS avec la méthode des « moindres carrés » pour calculer la position du récepteur. Dans le scénario #2, on utilise la combinaison des données GPS et des données GLONASS avec la méthode des « moindres carrés ». Dans le scénario #3, on utilise la combinaison des données GPS et GLONASS par la méthode « IRWLS » pour améliorer la précision de position de l'utilisateur.

Les résultats de simulation des trois scénarios sont présentés dans la Figure 5.1.

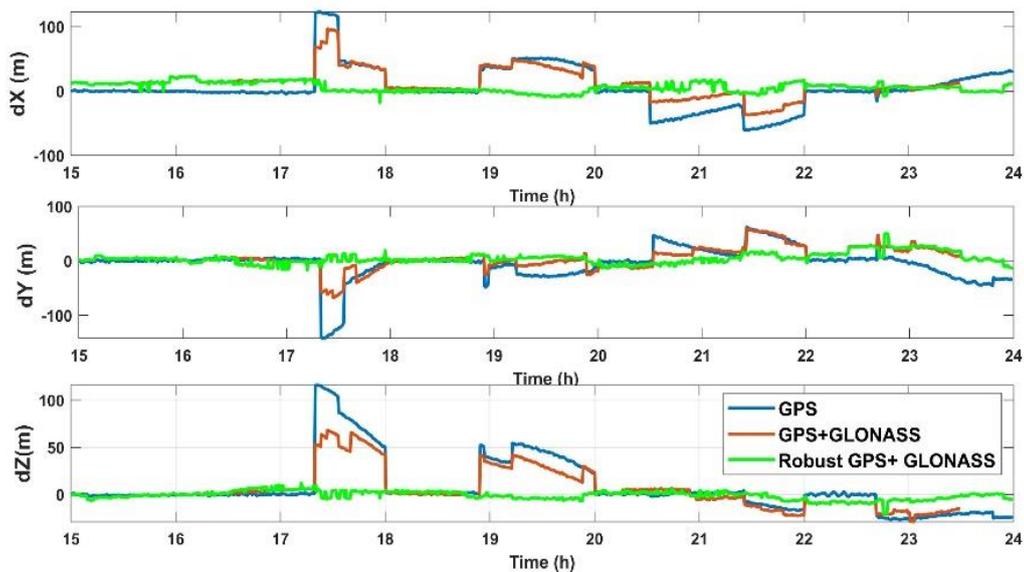


Figure 5.1 : Erreur de position estimée en considérant les trois scénarios.

Tableau 5.2 : Position d'erreur RMS

Erreur RMS (m)	Scénario #		
	1	2	3
RMS_X	32.1	24.9	9.5
RMS_Y	29.0	19.9	11.0
RMS_Z	29.2	20.8	4.4
3D-RMS	52.2	38.0	15.2

Tableau 5.3 : Erreur Max, Min et l'écart-type

Erreur (m)	Scénario #		
	1	2	3
Max_X	123.0	96.6	23.1
Min_X	5e-03	0.2	13e-04
Ecart type X	25.4	16.5	5.9
Max_Y	142.6	67.5	50.5
Min_Y	38e-04	24e-03	19e-04
Ecart type Y	24.0	14.5	7.8
Max_Z	115.8	68.2	20.5
Min_Z	3.6e-4	65e-04	5e-03
Ecart type	24.5	16.0	2.7

Dans la Figure 5.1, la courbe en bleu représente le scénario #1 basé sur les données GPS. On peut noter qu'il y a des défauts évidents vers 17h00 - 18h00 et 19h00 - 22h00. L'erreur de position est supérieure à 100 (m) à 17h00-18h00 et à environ 50 (m) à 19h00 - 22h00. La précision de position dans le Tableau 5.2 montre que la 3D-RMS du scénario #1 est de 52.21 (m), ce qui est grand. La courbe en rouge représente le scénario # 2 basé sur des données GPS / GLONASS. Elle montre que la précision de position du système double GPS / GLONASS est mieux que celle du système simple GPS. Son 3D-RMS est de 38.08 (m), ce qui est toujours grand. Par conséquent, l'estimation robuste est utilisée, la plupart des observations de défauts sont exclues avec succès dans le scénario # 3 (courbe verte). On peut voir que les positions de précision sont considérablement améliorées. Son 3D-RMS est de 15.2 (m). Il est amélioré de 71.0% par rapport au cas où seules les données GPS sont utilisées (52.2%).

5.3. Filtrage de Kalman étendu robuste

Le filtre de Kalman étendu est une extension du filtre de Kalman pour résoudre les problèmes de filtrage optimal non-linéaire. Il est utilisé dans plusieurs domaines technologiques (radar, vision électrique, communication, ...). Cependant, dans le positionnement hybride, les grandes valeurs aberrantes peuvent avoir un impact négatif sur la précision de la position. Les valeurs aberrantes du filtre de Kalman qui en résultent peuvent être classées en trois types : observation, innovation et structure [9][57]. Dans le travail réalisé et présenté dans ce mémoire, un filtre de Kalman étendu robuste est présenté pour traiter les observations et les innovations aberrantes. Il s'agit d'une combinaison du filtre de Kalman étendu avec l'algorithme des moindres carrés itératifs repondérés et la matrice de poids définie par MM-Estimation (section 5.2.1) pour éliminer les valeurs aberrantes. Alors que sa combinaison avec l'algorithme RAIM (5.2.3) est utilisée pour vérifier la position exacte de l'utilisateur.

5.3.1. Modèle de filtrage de Kalman étendu robuste

Le modèle de filtrage de Kalman étendu peut être défini par les deux équations suivantes :

Equation d'état :

$$X_k = f(X_{k-1}) + \epsilon_k \quad (5.42)$$

Equation d'observation :

$$Z_k = h(X_k) + e_k \quad (5.43)$$

Où : X_k est le vecteur d'état et Z_k est la mesure à l'instant t_k ; ϵ_k est le vecteur qui transmet les sources d'erreur système ($\epsilon_k \sim N(0, Q_k)$) ; e_k est le vecteur qui représente les sources d'erreur de mesure $e_k \sim N(0, R_k)$; $f()$ est la fonction pour la transition d'état et $h()$ est la fonction pour la mesure.

Le FKE-robuste combine le filtre de Kalman étendu avec les moindres carrés itératifs repondérés (IRWLS). L'IRWLS travaille sur la régression linéaire pour traiter le problème des valeurs aberrantes dans les données. Par conséquent, la conversion d'un modèle non-linéaire en un modèle linéaire est nécessaire pour appliquer le FKE-robuste. Alors, le FKE-robuste se déroule en trois étapes : linéarisation des équations, reformulation du filtre et mise à jour.

Etape 1 : Linéarisation des équations

La linéarisation de la fonction $f(X_{k-1})$ dans l'Eq. (5.42) :

$$A_k = \left. \frac{\partial f}{\partial X} \right|_{X=X_{k-1}} \quad (5.44)$$

Où : A_k est la matrice de transition d'état.

L'état prédit s'écrit :

$$X_k^- = A_k X_{k-1} \quad (5.45)$$

Une relation entre le vrai état (X_k) et sa prédiction (X_k^-) peut s'écrire comme :

$$X_k^- = X_k - \delta_k \quad (5.46)$$

Avec: δ_k l'erreur entre le vrai état et sa prédiction

La fonction de mesure donnée par l'équation (5.43) est linéarisée en utilisant un développement en série de Taylor du premier ordre autour du vecteur d'état prédit X_k^- :

$$Z_k = h(X_k^-) + \left. \frac{\partial h}{\partial X} \right|_{X=X_k^-} (X_k - X_k^-) + e_k \quad (5.47)$$

Posons : $\left. \frac{\partial h}{\partial X} \right|_{X=X_k^-} = H_k$

L'équation (5.47) peut s'écrire :

$$Z_k = h(X_k^-) + H_k (X_k - X_k^-) + e_k \quad (5.48)$$

Ou

$$Z_k - h(X_k^-) + H_k X_k^- = H_k X_k + e_k \quad (5.49)$$

Etape 2 : Reformulation du filtre

Mettre les équations (5.46) et (5.49) ensemble et sous forme matricielle comme :

$$\begin{bmatrix} X_k^- \\ Z_k - h(X_k^-) + H_k X_k^- \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I \\ H_k \end{bmatrix} X_k + \begin{bmatrix} -\delta_k \\ e_k \end{bmatrix} \quad (5.50)$$

Où : I est la matrice d'identité.

Equation (5.50) est exprimée sous une forme compacte :

$$\check{Z}_k = \check{H}_k X_k + \check{e}_k \quad (5.51)$$

La matrice de covariance de \check{e}_k est donnée par :

$$\check{R}_k = \begin{bmatrix} P_k^- & 0 \\ 0 & R_k \end{bmatrix} = L_k L_k^T \quad (5.52)$$

Avec $R_k = E(e_k e_k^T)$ qui est la matrice de covariance de mesure et $P_k^- = E[\delta_k \delta_k^T]$ qui est la matrice de covariance d'erreur prédite. P_k^- est déterminée par :

$$P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + Q_k \quad (5.53)$$

Avec Q_k est la matrice de covariance du bruit du processus.

Où L_k est calculée par la factorisation de Cholesky.

Multiplier l'Eq. (5.51) de L_k^{-1} et définissant : $Y_k = L_k^{-1} \check{Z}_k$, $G_k = L_k^{-1} \check{H}_k$, $\zeta_k = L_k^{-1} \check{e}_k$

L'équation de régression est écrite comme :

$$Y_k = G_k X_k + \zeta_k \quad (5.54)$$

Etape 3 : Mise à jour

Cette étape permettra de mettre à jour l'état vrai et de vérifier la position exacte en utilisant l'algorithme RAIM. L'état estimé \hat{X}_k dans l'Eq. (5.54) est optimisé par l'algorithme IRWLS. L'état vrai est estimé par :

$$\hat{X}_k = (G_k^T W_k G_k)^{-1} G_k^T W_k Y_k \quad (5.55)$$

W_k est la matrice des poids qui est déterminée par la méthode MM-Estimation.

La matrice de covariance d'erreurs est calculée par :

$$P_k = (I - KH_k) * P_k^- \quad (5.56)$$

Avec K est le gain du filtre qui est déterminé :

$$K = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (5.57)$$

5.3.2. Application de l'algorithme FKE-robuste

Dans cette section, les données Galileo et les données GPS sont utilisées pour estimer la position du récepteur. Pour combiner les deux systèmes, la position résultante du récepteur sera exprimée dans le même système de coordonnées et de temps. Le référentiel de coordonnées pour le GPS est le WGS-84. Galileo utilise une autre réalisation indépendante : GTRF. En fait, la différence entre les deux systèmes de coordonnées est de quelques centimètres. Alors, on considère que les deux sont similaires. Les systèmes de temps sont également différents. Cependant, la différence des temps est inférieure à 50 ns. Alors, on considère aussi que les deux systèmes de temps sont similaires.

Après avoir éliminé les erreurs GNSS : d'horloge de satellite, ionosphériques, troposphériques et multi-trajets, les pseudo-distances corrigés de deux systèmes (GPS et Galileo) peut s'écrire :

$$\rho_c^{G,E} = r^{G,E} + c\delta t_{G,E} + \varepsilon_{\rho,G,E} \quad (5.58)$$

Où : les exposants et indices G, E se réfèrent aux satellites GPS et Galileo, respectivement ; ρ_c est la mesure de pseudo-distance corrigée ; c est la vitesse de lumière ; δt est le décalage d'horloge du récepteur ; ε_ρ est le bruit de mesure ; $r^{G,E}$ est la vraie pseudo-distance de satellite GPS, Galileo au récepteur :

$$r^{G,E} = \sqrt{(x_{G,E} - x_u)^2 + (y_{G,E} - y_u)^2 + (z_{G,E} - z_u)^2} \quad (5.59)$$

Où $[x_{G,E}, y_{G,E}, z_{G,E}]$ sont les positions des satellites GPS et Galileo ; $[x_u, y_u, z_u]$ constitue la position d'utilisateur.

Etant donné l'effet Doppler, le taux de variation de pseudo-distance $\dot{\rho}$ peut être calculé comme dans [20]:

$$\dot{\rho} = -\frac{Dc}{f} \quad (5.60)$$

Où : D est l'effet Doppler ; c est la vitesse de lumière ; f est la fréquence de fonctionnement du satellite.

La vitesse peut être estimée à partir du taux de variation de pseudo-distance, en commençant par différencier l'équation (5.58) pour obtenir :

$$\dot{\rho}_c^{G,E} = \dot{r}^{G,E} + c\delta\dot{t}_{G,E} + \varepsilon_{\rho,G,E} \quad (5.61)$$

Où : $\delta\dot{t}$ est la dérive d'horloge de l'utilisateur (sec/sec) ; ε_{ρ} est l'erreur d'observation (mètres/sec) ; \dot{r} est le véritable taux de variation de distance (range rate) exprimé comme suit :

$$\dot{r} = 1_x(v_{x,G,E} - v_{x,u}) + 1_y(v_{y,G,E} - v_{y,u}) + 1_z(v_{z,G,E} - v_{z,u}) \quad (5.62)$$

Où : $[v_{x,G,E}, v_{y,G,E}, v_{z,G,E}]$ est la vitesse du satellite ; $[v_{x,u}, v_{y,u}, v_{z,u}]$ est la vitesse réelle de l'utilisateur ; $[1_x, 1_y, 1_z]$ est le vrai vecteur unité suivant la ligne de visée du satellite vers l'utilisateur :

$$[1_x, 1_y, 1_z] = \frac{[(x_{G,E} - x_u), (y_{G,E} - y_u), (z_{G,E} - z_u)]}{\sqrt{(x_{G,E} - x_u)^2 + (y_{G,E} - y_u)^2 + (z_{G,E} - z_u)^2}} \quad (5.63)$$

Ainsi, les équations combinées pour les pseudo-distances corrigées (Eq.(5.58)) et les taux de variation de pseudo-distances (Eq.(5.61)) donne :

$$\rho_c^{G,E} = r^{G,E} + c\delta t_{G,E} + \varepsilon_{\rho,G,E} \quad (5.64)$$

$$\dot{\rho}_c^{G,E} = \dot{r}^{G,E} + c\delta\dot{t}_{G,E} + \varepsilon_{\dot{\rho},G,E}$$

Pour déterminer la position et la vitesse de l'utilisateur, le vecteur d'état d'utilisateur des deux systèmes peut être défini comme suit :

$$X = [x_u \ v_x \ y_u \ v_y \ z_u \ v_z \ b_G \ d_G \ b_E \ d_E]^T \quad (5.65)$$

Où : $[x_u, y_u, z_u]$ est la position de l'utilisateur ; $[v_x, v_y, v_z]$ est la vitesse de l'utilisateur ; $b_G = c\delta t_G$ et $b_E = c\delta t_E$ sont les erreurs de distance dues au biais d'horloge de l'utilisateur utilisant respectivement l'horloge GPS et Galileo, et $d_G = c\delta\dot{t}_G$ et $d_E = c\delta\dot{t}_E$ sont la dérive des horloges de l'utilisateur utilisant respectivement l'horloge GPS et Galileo.

Pour appliquer le FKE-robuste à un utilisateur GNSS, nous avons à suivre trois étapes : Linéarisation des équations, reformulation du filtre et mise à jour.

Étape 1 : Linéarisation des équations

On suppose qu'il n'y a pas de couplage entre x_u, y_u, z_u, b_G et b_E . La fonction de transition d'état à l'instant t_k est définie par :

$$X_k^- = f(X_{k-1}) = \begin{bmatrix} x_{u,k-1} + \Delta T * v_{x,k-1} \\ v_{x,k-1} \\ y_{u,k-1} + \Delta T * v_{y,k-1} \\ v_{y,k-1} \\ z_{u,k-1} + \Delta T * v_{z,k-1} \\ v_{z,k-1} \\ b_{G,k-1} + \Delta T * d_{G,k-1} \\ d_{G,k-1} \\ b_{E,k-1} + \Delta T * d_{E,k-1} \\ d_{E,k-1} \end{bmatrix} \quad (5.66)$$

En linéarisant la fonction $f(X_{k-1})$, la matrice de transition d'état A_k est obtenue sous forme d'une matrice diagonale par blocs de 5x5 de la forme :

$$A_k = \left. \frac{\partial f}{\partial X} \right|_{X=X_{k-1}} = \begin{bmatrix} A_x & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & A_y & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & A_z & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & A_{bG} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & A_{bE} \end{bmatrix} \quad (5.67)$$

Où $A_x = A_y = A_z = A_{bG} = A_{bE} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ avec ΔT est l'intervalle de temps entre deux époques.

L'état prédit peut s'écrire :

$$X_k^- = A_k X_{k-1} \quad (5.68)$$

Une relation entre le vrai état (X_k) et sa prédiction (X_k^-) peut s'écrire comme :

$$X_k^- = X_k - \delta_k \quad (5.69)$$

Avec : δ_k l'erreur entre le vrai état et sa prédiction

L'équation d'observation (5.43) est définie comme : $Z_k = h(X_{k-1}) + e_k$

Où

$$Z_k = [Z_{\rho,G} \ Z_{\dot{\rho},G} \ Z_{\rho,E} \ Z_{\dot{\rho},E}]^T \quad (5.70)$$

Avec : $Z_{\rho,G}$ et $Z_{\dot{\rho},G}$ sont les matrices des mesures de pseudo-distances corrigées ($\rho_{c,G}$) et de taux de variation de pseudo-distances ($\dot{\rho}_{c,G}$) de N_{gps} satellites GPS suivis; $Z_{\rho,E}$ et $Z_{\dot{\rho},E}$ sont les matrices des mesures de pseudo-distances corrigées ($\rho_{c,E}$) et de taux de variation de pseudo-distances ($\dot{\rho}_{c,E}$) de N_{gal} satellites Galileo suivis à l'instant t_k .

La fonction de mesure, donnée par l'équation (5.43), est linéarisée en utilisant un développement en série de Taylor du premier ordre autour du vecteur d'état prédit X_k^- (voire la section 5.3.1) :

$$Z_k - h(X_k^-) + H_k X_k^- = H_k X_k + e_k \quad (5.71)$$

Où la matrice H_k est déterminée comme la dérivée de la fonction $h(X_k^-)$: $H_k = \left. \frac{\partial h}{\partial X} \right|_{X=X_k^-}$ peut s'écrire comme :

$$H_k = [H_{k,G} \ H_{k,E}]^T \quad (5.72)$$

Où : $H_{k,G}$ et $H_{k,E}$ sont les Jacobiens du modèle de mesure avec les données GPS et les données Galileo, respectivement, qui sont données par les matrices suivantes :

$$H_{k,G} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \rho_G^1}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_G^1}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_G^1}{\partial z} & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial \rho_G^{N_{gps}}}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_G^{N_{gps}}}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_G^{N_{gps}}}{\partial z} & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\partial \rho_G^1}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_G^1}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_G^1}{\partial z} & 0 & 1 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots \\ 0 & \frac{\partial \rho_G^{N_{gps}}}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_G^{N_{gps}}}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_G^{N_{gps}}}{\partial z} & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.73)$$

$$H_{k,E} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \rho_E^1}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_E^1}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_E^1}{\partial z} & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial \rho_E^{N_{gal}}}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_E^{N_{gal}}}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_E^{N_{gal}}}{\partial z} & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\partial \rho_E^1}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_E^1}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_E^1}{\partial z} & 0 & 1 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots \\ 0 & \frac{\partial \rho_E^{N_{gal}}}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_E^{N_{gal}}}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_E^{N_{gal}}}{\partial z} & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.74)$$

Où : N_{gps} et N_{gal} sont respectivement le nombre de satellites GPS et Galileo suivis ; les dérivées de pseudo-distance sont :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \rho^i}{\partial x} &= \frac{-(x_i - \hat{x}_u^-)}{\sqrt{(x_i - \hat{x}_u^-)^2 + (y_i - \hat{y}_u^-)^2 + (z_i - \hat{z}_u^-)^2}} \\ \frac{\partial \rho^i}{\partial y} &= \frac{-(y_i - \hat{y}_u^-)}{\sqrt{(x_i - \hat{x}_u^-)^2 + (y_i - \hat{y}_u^-)^2 + (z_i - \hat{z}_u^-)^2}} \\ \frac{\partial \rho^i}{\partial z} &= \frac{-(z_i - \hat{z}_u^-)}{\sqrt{(x_i - \hat{x}_u^-)^2 + (y_i - \hat{y}_u^-)^2 + (z_i - \hat{z}_u^-)^2}} \end{aligned} \quad (5.75)$$

$[x_i, y_i, z_i]$ est la position du $i^{\text{ème}}$ satellite (satellites GPS ou Galileo) et $[\hat{x}_u^-, \hat{y}_u^-, \hat{z}_u^-]$ est l'estimation de la position du récepteur à l'instant t_k .

Etape 2 : Reformulation du filtre

En mettant l'équation (5.69) et l'équation (5.71) ensemble, on peut les écrire sous une forme matricielle donnée par :

$$\begin{bmatrix} X_k^- \\ Z_k - h(X_k^-) + H_k X_k^- \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I \\ H_k \end{bmatrix} X_k + \begin{bmatrix} -\delta_k \\ e_k \end{bmatrix} \quad (5.76)$$

Où : I est la matrice d'identité.

L'équation (5.76) est exprimée sous une forme compacte :

$$\check{Z}_k = \check{H}_k X_k + \check{e}_k \quad (5.77)$$

La matrice de covariance de \check{e}_k est donnée par:

$$\check{R}_k = \begin{bmatrix} P_k^- & 0 \\ 0 & R_k \end{bmatrix} = L_k L_k^T \quad (5.78)$$

Où : $R_k = E(e_k e_k^T)$ est la matrice de covariance de mesure et $P_k^- = E[\delta_k \delta_k^T]$ est la matrice de covariance de l'erreur prédite. Pour calculer L_k , on doit déterminer la matrice R_k et P_k^- .

La détermination de R_k n'est pas une tâche facile. Dans ce mémoire, on propose d'utiliser un modèle « Exponentiel », ainsi il est possible d'écrire :

$$S_i = a_1 + a_2 e^{-EL(i)/a_3} \quad (5.79)$$

Où : i est le $i^{\text{ème}}$ satellite ; S_i est la matrice de covariance [m] ; a_1 et a_2 sont des paramètres de modèles [m] ; a_3 est une valeur mise à l'échelle de l'erreur d'élévation [deg] et $EL(i)$ est l'angle d'élévation du $i^{\text{ème}}$ satellite [deg]. a_1 , a_2 , et a_3 doivent être estimés de manière empirique. σ_i^2 est déterminé par :

$$\sigma_i^2 = S_i / \left(\prod_{i=1}^{N_s} S_i \right)^{N_s} \quad (5.80)$$

Où : N_s est le nombre de satellites suivis.

La covariance du bruit de mesure des satellites GPS est déterminée comme suit :

$$R_{k,G} = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \vdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{N_{gps}}^2 \end{bmatrix} \quad (5.81)$$

Où : N_{gps} est le nombre de satellites GPS suivis

La covariance du bruit de mesure des satellites Galileo ($R_{k,E}$) est déterminée de la même manière que les satellites GPS. Donc, la matrice de covariance de mesure R_k est :

$$R_k = \begin{bmatrix} R_{k,G} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & R_{k,G} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_{k,E} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_{k,E} \end{bmatrix} \quad (5.82)$$

La prédiction de covariance d'erreur P_k^- est déterminée :

$$P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + Q_k \quad (5.83)$$

Q_k est la matrice de covariance des processus.

$$Q_k = \int_{t_{k-1}}^{t_k} A(\tau) \sum A^T(\tau) d\tau \quad (5.84)$$

La matrice Σ est la matrice de densité spectrale [41]

$$\Sigma = \text{diagonal}(S_x, S_{vx}, S_y, S_{vy}, S_z, S_{vz}, S_{b,G}, S_{d,G}, S_{b,E}, S_{d,E}) \quad (5.85)$$

Où : $S_x, S_y, S_z, S_{vx}, S_{vy}, S_{vz}$ sont, respectivement, les densités spectrales de puissance du bruit de position et de vitesse dans les coordonnées X, Y, Z; S_b est la densité spectrale la puissance du bruit de biais de l'horloge et S_d est la densité spectrale de puissance du bruit de dérive de fréquence.

La matrice de covariance Q_k donnée par l'équation (5.84) devient :

$$Q_k = \text{diagonal}(Q_x, Q_y, Q_z, Q_{b,G}, Q_{b,E}) \quad (5.86)$$

Où :

$$Q_x = \begin{bmatrix} S_x \Delta T + S_{vx} (\Delta T)^3 / 3 & S_{vx} (\Delta T)^2 / 2 \\ S_{vx} (\Delta T)^2 / 2 & S_{vx} \Delta T \end{bmatrix} \quad (5.87)$$

Q_y et Q_z sont déterminées de la même manière que Q_x ;

$$Q_{b,G} = \begin{bmatrix} S_{b,G} \Delta T + S_{d,G} (\Delta T)^3 / 3 & S_{d,G} (\Delta T)^2 / 2 \\ S_{d,G} (\Delta T)^2 / 2 & S_{d,G} \Delta T \end{bmatrix} \quad (5.88)$$

$Q_{b,E}$ est déterminée de la même manière que $Q_{b,G}$, avec ΔT l'intervalle de temps entre deux époques.

Après le calcul de la matrice de covariance R_k et la prédiction de covariance P_k^- , il est facile de déterminer la matrice L_k dans l'équation (5.78) en utilisant la factorisation de Cholesky.

En multipliant l'Eq. (5.77) par L_k^{-1} , on obtient : $Y_k = L_k^{-1} \check{Z}_k$, $G_k = L_k^{-1} \check{H}_k$, $\zeta_k = L_k^{-1} \check{e}_k$

L'équation de régression est écrite comme :

$$Y_k = G_k X_k + \zeta_k \quad (5.89)$$

Etape 3 : Mise à jour

L'état d'estimation \hat{X}_k dans l'équation (5.89) est optimisé par l'algorithme IRWLS dans la section 5.3.3 :

$$\hat{X}_k = (G_k^T W_k G_k)^{-1} G_k^T W_k Y_k \quad (5.90)$$

W_k est la matrice des poids.

La matrice de covariance d'erreurs est calculée :

$$P_k = (I - K H_k) * P_k^- \quad (5.91)$$

Avec K est le gain du filtre qui est déterminé par :

$$K = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (5.92)$$

5.3.3. L'algorithme IRWLS

Un algorithme des moindres carrés itératifs repondérés (IRWLS) est appliqué pour éliminer les valeurs aberrantes. Un aperçu de la procédure d'estimation robuste est définie en suivant les étapes suivantes [48] :

- 1) Trouvez une estimation initiale X_0 :

$$X_0 = (G_0^T G_0)^{-1} G_0^T Y \quad (5.93)$$

- 2) Les résidus initiaux sont estimés :

$$r_0 = Y - G_0^T X_0 \quad (5.94)$$

- 3) Plusieurs fonctions d'estimation d'échelle sont définies, mais la fonction médiane suivante est utilisée pour calculer la valeur d'échelle initiale ([48], [55], [56]):

$$s_0 = 1.4826 * \text{median}(|r_0|) \quad (5.95)$$

- 4) Estimer la matrice de poids initiale en utilisant la fonction de Huber :

$$W_0(i, i) = \begin{cases} 1 & \text{avec } \left| \frac{r_0(i)}{s_0} \right| \leq \alpha \\ \alpha / \left| \frac{r_0(i)}{s_0} \right| & \text{avec } \left| \frac{r_0(i)}{s_0} \right| > \alpha \end{cases} \quad (5.96)$$

Où $i = 1, \dots, n$; n est le nombre d'observations.

- 5) Boucle (j est la $j^{\text{ième}}$ itération)

- a) Mettre à jour la valeur de la matrice G_j avec X_{j-1} ,
- b) Résoudre l'équation en estimant l'inconnue X_j par la méthode des moindres carrés pondérés

$$X_j = (G_j^T W_{j-1} G_j)^{-1} G_j^T W_{j-1} Y \quad (5.97)$$

- c) Calculer le HPL
- d) Si $\|X_j - X_{j-1}\| \leq 0.001$; break
- e) Si $\|X_j - X_{j-1}\| > 0.001$; continue
- f) Mettre à jour les résidus estimés

$$r_j = Y - G_j^T X_j \quad (5.98)$$

- g) Calculer la valeur de l'échelle

$$s_j = 1.4826 * \text{median}(|r_j|) \quad (5.99)$$

- h) Mettre à jour la matrice pondérée en utilisant la fonction de Huber

$$W_j(i, i) = \begin{cases} 1 & \text{avec } \left| \frac{r_j(i)}{s_j} \right| \leq \alpha \\ \alpha / \left| \frac{r_j(i)}{s_j} \right| & \text{avec } \left| \frac{r_j(i)}{s_j} \right| > \alpha \end{cases} \quad (5.100)$$

- i) Aller à l'étape a
- 6) Fini
- 7) Si $HPL \leq HAL$ alors, les positions estimées sont acceptées,
Si non, elles sont rejetées.

5.3.4. Résultats de simulation

Pour illustrer l'algorithme, on utilise les données Galileo et les données GPS de la station ABMF respectivement au format RINEX 3.02 et 2.11. Cette station de référence est située en Guadeloupe. Les données RINEX et les éphémérides de diffusion utilisées pour le calcul ont été téléchargées du réseau RGP et CDDIS pour la journée du 1^{er} janvier 2019.

Pour tester la performance de l'algorithme retenu et présenté dans la section précédente, deux scénarios sont adoptés sous l'environnement Matlab :

Scénario #1 : Solution de navigation basée sur les données Galileo avec la méthode des « moindres carrées »,

Scénario #2 : Solution de navigation basée sur les données Galileo et GPS avec la méthode « FKE-robuste ».

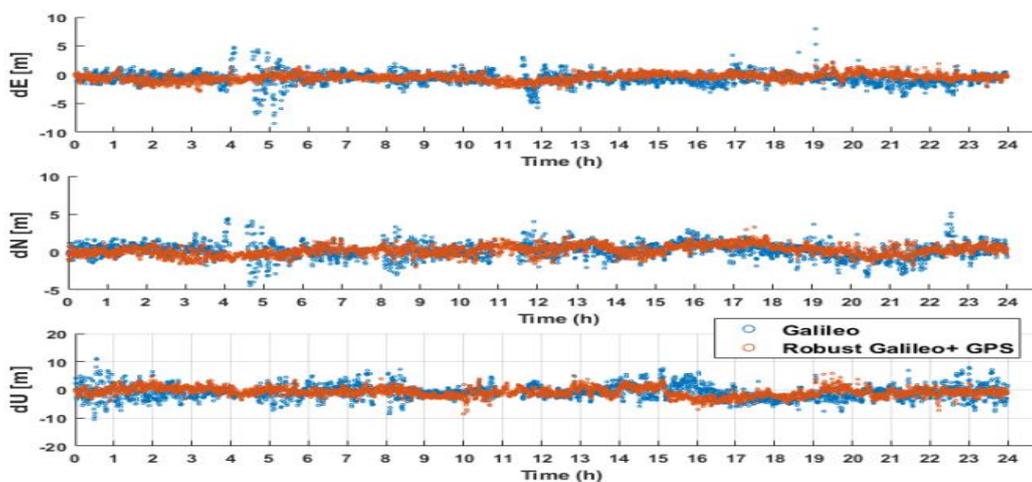


Figure 5.2 : Comparaison des erreurs dans les estimations de position

La Figure 5.2 montre les variations de l'erreur de position du récepteur dans les deux scénarios considérés. La courbe en bleu représente le scénario #1 avec des données Galileo uniquement. On peut voir que les résultats sont instables. Surtout, aux alentours de 4h et 11h, les données Galileo ne peuvent pas déterminer la position ou les erreurs de position sont larges. La combinaison de données Galileo et GPS robustes permet de résoudre ce problème. Les erreurs sont représentées par la courbe orange pour le scénario #2. Un résumé des résultats est donné dans le Tableau 5.4 pour les deux scénarios.

Tableau 5.4 : Erreur RMS en position

Erreur RMS (m)	Galileo	Robust Galileo + GPS
RMS_E	1.3	0.8
RMS_N	1.0	0.7
RMS_U	2.6	1.8
3D-RMS	3.1	2.1

Tableau 5.5 : Erreur Max, Min et l'écart-type

Erreur (m)	Scénario #	
	1	2
Max_E	8.5	2.9
Min_E	9.4e-05	3.9e-05
Ecart type E	0.9	0.5
Max_N	5.1	3.3
Min_N	2.9e-04	2.6e-04
Ecart type N	0.7	0.4
Max_U	11.1	8.6
Min_U	1.1e-04	1.0e-05
Ecart type U	1.6	1.1

Selon les valeurs des erreurs moyenne quadratiques (Erreurs RMS) répertoriées dans le Tableau 5.4, les données Galileo et GPS robustes améliorent la précision de position d'environ 31.3% par rapport à l'utilisation unique des données Galileo.

5.4. Combinaison des algorithmes FKE-robuste et LSTM (Long Short-Term Memory)

Dans la section 5.2, nous avons présenté la combinaison des données GPS et GLONASS avec la méthode des « moindres carrés itérativement repondérés » et dans la section 5.3, nous avons présenté la combinaison des données GPS et Galileo avec la méthode de « filtre de Kalman étendu robuste ». Dans cette section, nous allons compléter le travail en considérant la combinaison des données GPS, Galileo et GLONASS. D'abord, nous effectuerons la comparaison des résultats obtenus en utilisant les deux méthode « FKE-robuste » et les « moindres carrés pondérés ». Ensuite, nous combinerons la méthode « FKE-robuste » et la méthode d'apprentissage profond LSTM (Long Short Term Memory) pour améliorer la précision de position.

5.4.1. Application de la méthode FKE-robuste pour les données issues des trois satellites (GPS, Galileo, GLONASS)

5.4.1.1. Application de la méthode FKE-robuste

De la même manière que dans la section 5.3.2 (combinaison des données GPS et Galileo) et aussi dans la section 5.2 (la synchronisation de la référence de temps GPS et GLONASS), nous avons des équations combinées pour les pseudo-distances corrigées et des taux de pseudo-distances des trois systèmes (GPS, Galileo et GLONASS) :

$$\begin{aligned}\rho_c^{G,E,R} &= r^{G,E,R} + b_{G,E,R} + \varepsilon_{\rho,G,E,R} \\ \dot{\rho}_c^{G,E,R} &= \dot{r}^{G,E,R} + d_{G,E,R} + \varepsilon_{\dot{\rho},G,E,R}\end{aligned}\quad (5.101)$$

Où les exposants et indices G, E, R se réfèrent respectivement aux satellites GPS, Galileo, et GLONASS ; ρ_c et $\dot{\rho}_c$ sont respectivement la mesure de pseudo-distance corrigée et le taux de variation de pseudo-distance ; c est la vitesse de la lumière ; b et d sont respectivement l'erreur de distance dues au biais d'horloge et la dérive des horloges de l'utilisateur ; ε_{ρ} et $\varepsilon_{\dot{\rho}}$ sont respectivement le bruit de mesure et l'erreur d'observation ; $r^{G,E,R}$ et $\dot{r}^{G,E,R}$ sont respectivement la vraie distance et le véritable taux de variation des distances des satellites GPS, Galileo au récepteur.

$$\begin{aligned}r^{G,E,R} &= \sqrt{(x_{G,E,R} - x_u)^2 + (y_{G,E,R} - y_u)^2 + (z_{G,E,R} - z_u)^2} \\ \dot{r}^{G,E,R} &= 1_x(v_{x,G,E,R} - v_{x,u}) + 1_y(v_{y,G,E,R} - v_{y,u}) + 1_z(v_{z,G,E,R} - v_{z,u})\end{aligned}\quad (5.102)$$

Où $[x_{G,E,R}, y_{G,E,R}, z_{G,E,R}]$ sont les positions des satellites GPS, Galileo et GLONASS ; $[x_u, y_u, z_u]$ est la position d'utilisateur ; $[v_{x,G,E,R}, v_{y,G,E,R}, v_{z,G,E,R}]$ est la vitesse du satellite ; $[v_{x,u}, v_{y,u}, v_{z,u}]$ est la vitesse réelle de l'utilisateur ; $[1_x, 1_y, 1_z]$ est le vrai vecteur d'unité de ligne de visée du satellite à l'utilisateur.

De l'équation (5.101), l'état utilisateur de trois systèmes peut être défini comme suit :

$$X = [x_u \ v_x \ y_u \ v_y \ z_u \ v_z \ b_G \ d_G \ b_E \ d_E \ b_R \ d_R]^T \quad (5.103)$$

Pour appliquer la méthode FKE-robuste à un utilisateur GNSS, nous avons à suivre trois étapes : Linéarisons des équations, reformulation du filtre et mise à jour.

Etape 1 : Linéarisation des équations

En linéarisant la fonction $f(X_{k-1})$ de l'équation (5.42), la matrice de transition d'état A_k est obtenue sous forme d'une matrice diagonale par blocs de 6x6 de la forme :

$$A_k = \left. \frac{\partial f}{\partial X} \right|_{X=X_{k-1}} = \begin{bmatrix} A_x & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & A_y & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & A_z & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & A_{b,G} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & A_{b,E} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & A_{b,R} \end{bmatrix} \quad (5.104)$$

Où $A_x = A_y = A_z = A_{b,G} = A_{b,E} = A_{b,R} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ avec ΔT est l'intervalle de temps entre deux époques.

L'état prédit peut s'écrire :

$$X_k^- = A_k X_{k-1} \quad (5.105)$$

Une relation entre le vrai état (X_k) et sa prédiction (X_k^-) peut s'écrire comme :

$$X_k^- = X_k - \delta_k \quad (5.106)$$

Avec: δ_k l'erreur entre le vrai état et sa prédiction.

L'équation d'observation (5.43) est définie comme : $Z_k = h(X_{k-1}) + e_k$

Où

$$Z_k = [Z_{\rho,G} \ Z_{\dot{\rho},G} \ Z_{\rho,E} \ Z_{\dot{\rho},E} \ Z_{\rho,R} \ Z_{\dot{\rho},R}]^T \quad (5.107)$$

Avec : $Z_{\rho,G}$ et $Z_{\dot{\rho},G}$ sont les matrices des mesures de pseudo-distances corrigées ($\rho_{c,G}$) et de taux de variation de pseudo-distance ($\dot{\rho}_{c,G}$) de N_{gps} satellites GPS suivis; $Z_{\rho,E}$ et $Z_{\dot{\rho},E}$ sont les matrices des mesures de pseudo-distances corrigées ($\rho_{c,E}$) et de taux de variation de pseudo-distance ($\dot{\rho}_{c,E}$) de N_{gal} satellites Galileo suivis ; $Z_{\rho,R}$ et $Z_{\dot{\rho},R}$ sont les matrices des mesures de pseudo-distances corrigées ($\rho_{c,R}$) et de taux de variation de pseudo-distance ($\dot{\rho}_{c,R}$) de N_{glo} satellites GLONASS suivis à l'instant t_k .

La fonction de mesure donnée par l'équation (5.43) est linéarisée en utilisant un développement en série de Taylor du premier ordre autour du vecteur d'état prédit X_k^- (Cf. la section 5.3.1) :

$$Z_k - h(X_k^-) + H_k X_k^- = H_k X_k + e_k \quad (5.108)$$

Où la matrice H_k est déterminée comme la dérivée de la fonction $h(X_k^-)$: $H_k = \left. \frac{\partial h}{\partial X} \right|_{X=X_k^-}$ peut s'écrire comme :

$$H_k = \begin{bmatrix} H_{\rho,G} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ H_{\dot{\rho},G} & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ H_{\rho,E} & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ H_{\dot{\rho},E} & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ H_{\rho,R} & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ H_{\dot{\rho},R} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.109)$$

Où: $H_{\rho,G}$, $H_{\rho,E}$ et $H_{\rho,R}$ sont les Jacobiens du modèle de pseudo-distance avec respectivement les données GPS, Galileo et GLONASS avec les dimensions $(N_{gps} \times 6)$, $(N_{gal} \times 6)$, $(N_{glo} \times 6)$; $H_{\dot{\rho},G}$, $H_{\dot{\rho},E}$ et $H_{\dot{\rho},R}$ sont les Jacobiens du modèle de taux de pseudo-distance avec respectivement les données GPS, Galileo et GLONASS avec les dimensions $(N_{gps} \times 6)$, $(N_{gal} \times 6)$, $(N_{glo} \times 6)$;

$H_{\rho,G}$ est calculée par :

$$H_{\rho,G} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \rho_G^1}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_G^1}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_G^1}{\partial z} & 0 \\ \frac{\partial \rho_G^2}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_G^2}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_G^2}{\partial z} & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial \rho_G^{N_{gps}}}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_G^{N_{gps}}}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_G^{N_{gps}}}{\partial z} & 0 \end{bmatrix} \quad (5.110)$$

Et $H_{\dot{\rho},G}$ est calculée par :

$$H_{\dot{\rho},G} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{\partial \rho_G^1}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_G^1}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_G^1}{\partial z} \\ 0 & \frac{\partial \rho_G^2}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_G^2}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_G^2}{\partial z} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \frac{\partial \rho_G^{N_{gps}}}{\partial x} & 0 & \frac{\partial \rho_G^{N_{gps}}}{\partial y} & 0 & \frac{\partial \rho_G^{N_{gps}}}{\partial z} \end{bmatrix} \quad (5.111)$$

$$\text{Où } \frac{\partial \rho_{c,G}^i}{\partial x} = \frac{-(x_G^i - x_u)}{\sqrt{(x_G^i - x_u)^2 + (y_G^i - y_u)^2 + (z_G^i - z_u)^2}}; \frac{\partial \rho_{c,G}^i}{\partial y} = \frac{-(y_G^i - y_u)}{\sqrt{(x_G^i - x_u)^2 + (y_G^i - y_u)^2 + (z_G^i - z_u)^2}}; \frac{\partial \rho_{c,G}^i}{\partial z} = \frac{-(z_G^i - z_u)}{\sqrt{(x_G^i - x_u)^2 + (y_G^i - y_u)^2 + (z_G^i - z_u)^2}} \text{ avec } i = 1, \dots, N_{gps}.$$

$H_{\rho,E}$, $H_{\rho,R}$ et $H_{\dot{\rho},E}$, $H_{\dot{\rho},R}$ sont calculées respectivement comme pour $H_{\rho,G}$ et $H_{\dot{\rho},G}$.

Etape 2 : Reformulation du filtre

En mettant ensemble les équations (5.128) et (5.130), nous pouvons écrire sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} X_k^- \\ Z_k - h(X_k^-) + H_k X_k^- \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I \\ H_k \end{bmatrix} X_k + \begin{bmatrix} -\delta_k \\ e_k \end{bmatrix}, \text{ cette équation est alors exprimée sous une forme compacte :}$$

$$\check{Z}_k = \check{H}_k X_k + \check{e}_k \quad (5.112)$$

La matrice de covariance de \check{e}_k est donnée par :

$$\check{R}_k = \begin{bmatrix} P_k^- & 0 \\ 0 & R_k \end{bmatrix} = L_k L_k^T \quad (5.113)$$

Où $R_k = E(e_k e_k^T)$ est la matrice de covariance de mesure et $P_k^- = E[\delta_k \delta_k^T]$ est la matrice de covariance de l'erreur prédite. Pour calculer L_k , on doit déterminer la matrice R_k et P_k^- .

La détermination de R_k n'est pas une tâche facile. Dans ce mémoire on propose un modèle « Exponentiel » écrit comme dans l'équation (5.79) : $S_i = a + b e^{-E l(i)/c}$. σ_i^2 est déterminé via l'équation (5.80) : $\sigma_i^2 = S_i / (\prod_{i=1}^{N_s} S_i)^{N_s}$. La covariance du bruit de mesure des satellites GPS

est déterminée par l'équation (5.81) : $R_{k,G} = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \vdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{N_{gps}}^2 \end{bmatrix}$. Les covariances du bruit

des mesures des satellites Galileo ($R_{k,E}$) et GLONASS $R_{k,R}$ sont déterminées de la même manière que pour les satellites GPS. Ainsi, la matrice de covariance de mesure R_k est donnée par :

$$R_k = \begin{bmatrix} R_{k,G} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \gamma R_{k,G} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_{k,E} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \gamma R_{k,E} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & R_{k,R} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \gamma R_{k,R} \end{bmatrix} \quad (5.114)$$

Où $\gamma R_{k,G}$, $\gamma R_{k,E}$ et $\gamma R_{k,R}$ sont, respectivement, des matrices de taux de variation de pseudo-distance de covariances GPS, Galileo et GLONASS. γ est le taux de variation de pseudo-distance de covariance par rapport à la pseudo-distance de covariance, qui est choisi empiriquement ; après avoir effectué plusieurs tests, la valeur $\gamma = 0.01$ a été choisie dans ce mémoire.

La prédiction de covariance d'erreur P_k^- est déterminée par l'équation (5.83) : $P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + Q_k$. Q_k est la matrice de covariance des processus, comme dans l'équation (5.84) : $Q_k = \int_{t_{k-1}}^{t_k} A(\tau) \Sigma A^T(\tau) d\tau$. La matrice Σ est la matrice de densité spectrale similaire à l'équation (5.85) :

$$\Sigma = \text{diagonal}(S_x, S_{vx}, S_y, S_{vy}, S_z, S_{vz}, S_{b,G}, S_{d,G}, S_{b,E}, S_{d,E}, S_{b,R}, S_{d,R}) \quad (5.115)$$

La matrice de covariance Q_k devient :

$$Q_k = \text{diagonal}(Q_x, Q_y, Q_z, Q_{b,G}, Q_{b,E}, Q_{b,R}) \quad (5.116)$$

Où Q_x est calculée comme l'équation (5.87) : $Q_x = \begin{bmatrix} S_x \Delta T + S_{vx} (\Delta T)^3 / 3 & S_{vx} (\Delta T)^2 / 2 \\ S_{vx} (\Delta T)^2 / 2 & S_{vx} \Delta T \end{bmatrix}$

Q_y et Q_z sont déterminées de la même manière que pour Q_x ; $Q_{b,G}$ calculées à partir de l'équation (5.88) : $Q_{b,G} = \begin{bmatrix} S_{b,G} \Delta T + S_{d,G} (\Delta T)^3 / 3 & S_{d,G} (\Delta T)^2 / 2 \\ S_{d,G} (\Delta T)^2 / 2 & S_{d,G} \Delta T \end{bmatrix}$ et $Q_{b,E}$ et $Q_{b,R}$ sont déterminées de la même manière que pour $Q_{b,G}$, avec ΔT l'intervalle de temps entre deux époques.

Après le calcul de la matrice de covariance R_k et la prédiction de covariance P_k^- , il est facile de déterminer la matrice L_k dans l'équation (5.135) en utilisant la factorisation de Cholesky.

En multipliant l'Eq. (5.112) par L_k^{-1} , on obtient : $Y_k = L_k^{-1} \check{Z}_k$, $G_k = L_k^{-1} \check{H}_k$, $\zeta_k = L_k^{-1} \check{e}_k$

L'équation de régression est écrite comme :

$$Y_k = G_k X_k + \zeta_k \quad (5.117)$$

Etape 3 : Mise à jour

L'état d'estimation \hat{X}_k est optimisé par l'algorithme IRWLS dans la section 5.3.3 :

$$\hat{X}_k = (G_k^T W_k G_k)^{-1} G_k^T W_k Y_k \quad (5.118)$$

W_k est la matrice des poids qui est présentée dans la section 5.3.3 et nous avons pris la fonction de poids de Huber pour la combinaison des données GPS et Galileo. Mais, dans cette section, on va remplacer la fonction de Huber par Bi-Tukey pour la combinaison des données GPS, Galileo et GLONASS. La matrice de covariance d'erreur est calculée : $P_k = (I - KH_k) * P_k^-$ avec K est le gain du filtre qui est déterminé par : $K = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1}$.

5.4.1.2. Résultats de simulation

Pour illustrer l'algorithme présenté ci-dessus, cette étude utilise les données de GPS, de Galileo et de GLONASS récoltées à partir de la station ABMF (format RINEX version 2.11 (GPS et GLONASS) et version 3.02 (Galileo)). Cette station de référence est située en Guadeloupe. Les données RINEX ont été téléchargées du réseau RGP et du CDDIS pour la journée du 1^{er} janvier 2019. Afin d'évaluer les performances de l'algorithme présenté ci-dessus, cinq scénarios sont considérés et des simulations ont été effectuées sous l'environnement MATLAB :

- Scénario #1 : Solution de navigation basée sur les données GPS,
- Scénario #2 : Solution de navigation basée sur les données Galileo,
- Scénario #3 : Solution de navigation basée sur les données GLONASS,
- Scénario #4 : Solution de navigation basée sur les données GPS/Galileo/GLONASS,
- Scénario #5 : Solution de navigation basée sur les données GPS/Galileo/GLONASS à l'aide de FKE-robuste.

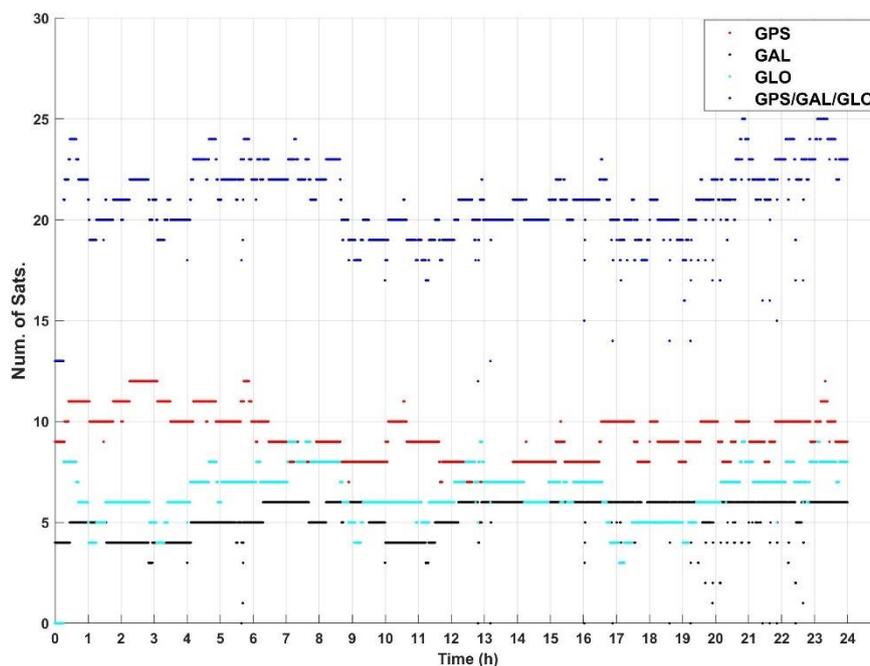


Figure 5.3 : Nombre de satellite visibles

La Figure 5.3 illustre le nombre de satellites visibles du GPS (courbe en rouge), de Galileo (courbe en noir), GLONASS (courbe en cyan), et les systèmes combinés GPS/Galileo/GLONASS (courbe en bleu) sur un masque d'élévation de 10° . Elle montre que le nombre de satellites Galileo et GLONASS est égal à zéro à certaines époques. Le nombre moyen de satellites visibles est d'environ 20 satellites quand on combine les trois systèmes de satellites GPS, Galileo et GLONASS pour déterminer la position et la vitesse du récepteur. Un

grand nombre de satellites présente un avantage puisqu'il apporte plus de signaux vers le récepteur. Cependant, il présente également un inconvénient, car il peut apporter des signaux défaillants ce qui peut pénaliser la précision de l'estimation de la position. Les résultats sont présentés dans la Figure 5.4 qui représente les erreurs de position des cinq scénarios par rapport au temps. dE, dN et dU sont les erreurs à l'Est, au Nord et à la verticale (Up) des estimations de la position du récepteur.

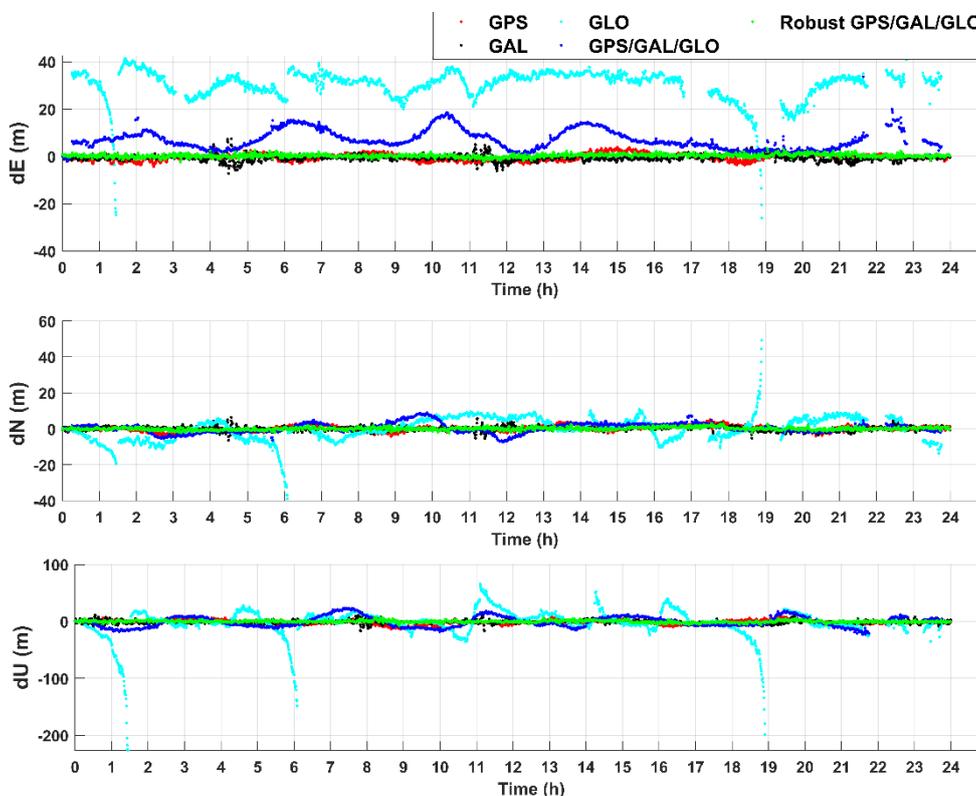


Figure 5.4 : Erreurs de position des cinq scénarios à la station ABMF.

Dans la Figure 5.4, la courbe en rouge se rapporte au scénario #1 avec les données GPS uniquement. La courbe en noir représente le scénario #2 avec des données Galileo uniquement. La courbe en cyan est liée au scénario #3 avec les données GLONASS uniquement. On peut constater que les erreurs de position des données GPS et Galileo sont faibles et stables alors que celles des données GLONASS sont volumineuses et instables. La courbe en bleu représente pour le scénario #4 avec combinaison de données GPS, Galileo et GLONASS. La précision de la position obtenue grâce à cette combinaison s'améliore par rapport à l'utilisation unique des données GLONASS. Cependant, les erreurs restent instables et importantes dans l'axe Est. En particulier, les positions ne sont pas déterminées autour des heures 22h, 23h et 24h, en raison de la plus grande erreur sur le niveau HPL (dans la Figure 5.5). Par conséquent, la méthode FKE-robuste est appliquée pour améliorer la précision de position dans le scénario #5 et les erreurs de position sont représentées dans la courbe en vert. Elles sont plus stables et plus précises que pour les autres scénarios.

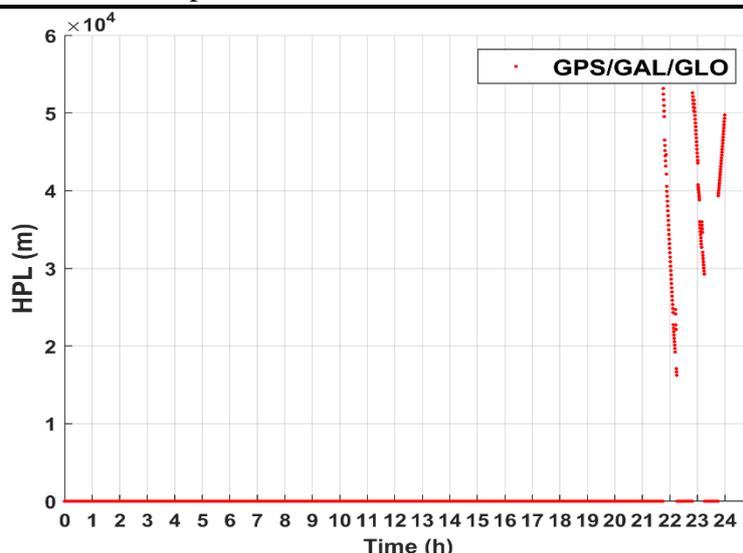


Figure 5.5 : HPLs de données combinées GPS/Galileo/GLONASS à la station ABMF.

La Figure 5.5 représente les HPLs des données combinées de GPS/Galileo/GLONASS en fonction du temps. Les HPLs sont représentés pour vérifier une zone assurée de la position estimée. Si le HPL est plus grand que le HAL, les signaux de défaillance sont détectés et affectent la précision de la position. La valeur de HAL dépend de certaines opérations typiques (Tableau 5.6).

Tableau 5.6 : Exigences de performance du service de sécurité de la vie de EGNOS [58]

Opération typique	HAL (Horizontal Alert Limit)	VAL (vertical Alert limit)
En-route (océance, faible densité continentale)	7.4 km	N/A
En-route (continentale)	3.7 km	N/A
En-route (terminal)	1.85 km	N/A
Approche initiale, approche intermédiaire, approche de non-précision, départ	556m	N/A
Opérations d'approche avec guidage vertical (APV-I)	40 m	50 m
Approche de précision de catégorie I	40 m	35.0 m to 10.0 m

On utilise les données de la station de base, on peut alors mettre $HAL = 20$ (m). Après avoir appliqué la méthode FKE-robuste, les HPLs des données robustes de GPS, Galileo et GLONASS sont recalculés dans la Figure 5.6 et les grands HPLs sont réduits.

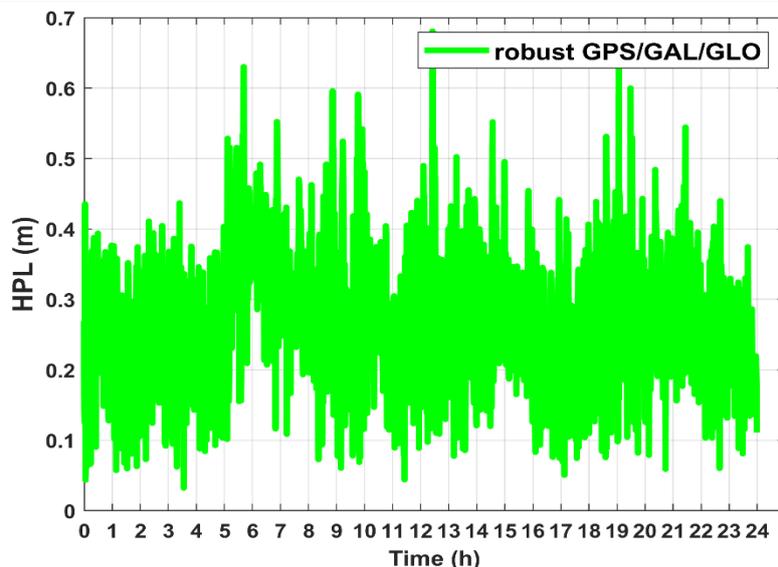


Figure 5.6 : HPLs de données GPS/GAL/GLO robustes à la station ABMF.

Pour plus d'informations sur la précision de la position obtenue pour les cinq scénarios, le Tableau 5.7 présente une comparaison des erreurs de position correspondantes.

Tableau 5.7 : Erreurs de position pour cinq scénarios à la station ABMF en 24h.

Erreurs RMS (m)	GPS	GAL	GLO	GPS/GAL/GLO	Robuste-GPS/GAL/GLO
RMS_E	1.4	1.3	31.0	8.1	0.7
RMS_N	1.5	1.2	6.7	2.7	0.8
RMS_U	3.9	3.1	25.7	9.5	1.8
3D-RMS	4.4	3.6	40.8	12.7	2.1

Tableau 5.8 : Erreur Max, Min et l'écart-type

Erreur (m)	Scénario #				
	1	2	3	4	5
Max_E	4.3	7.4	42.5	33.7	3.3
Min_E	1.4e-04	7.6e-04	0.3	0.03	6.6e-04
Ecart type E	0.8	0.9	5.6	4.1	0.5
Max_N	5.2	6.4	49.2	9.1	3.0
Min_N	2.7e-04	9.7e-04	4.2e-04	1.7e-04	3.5e-07
Ecart type N	0.9	0.8	4.1	1.8	0.5
Max_U	13.8	17.2	226.8	23.5	7.8
Min_U	25e-04	7e-04	15e-03	32e-04	8.2e-05
Ecart type U	2.6	2.0	20.8	4.9	1.1

Selon les valeurs d'erreur RMS (Root Mean Square) indiquées dans le Tableau 5.7, la combinaison robuste des données GPS, Galileo et GLONASS améliore la précision de la position de la position d'environ 53%, 41% et 95%, respectivement par rapport à l'utilisation des données GPS uniquement, des données Galileo uniquement et des données GLONASS uniquement. Elle est également améliorée d'environ 84% par rapport à la combinaison non-robuste de données GPS, Galileo et GLONASS.

Pour confirmer la supériorité de cette méthode, on la compare ci-dessous avec une autre méthode. Dans cette étude, on compare cette méthode avec la méthode « moindres carrés pondérées » (WLSE-Weighted Least-Squares Estimation) et les résultats sont illustrés dans la section 4.3.

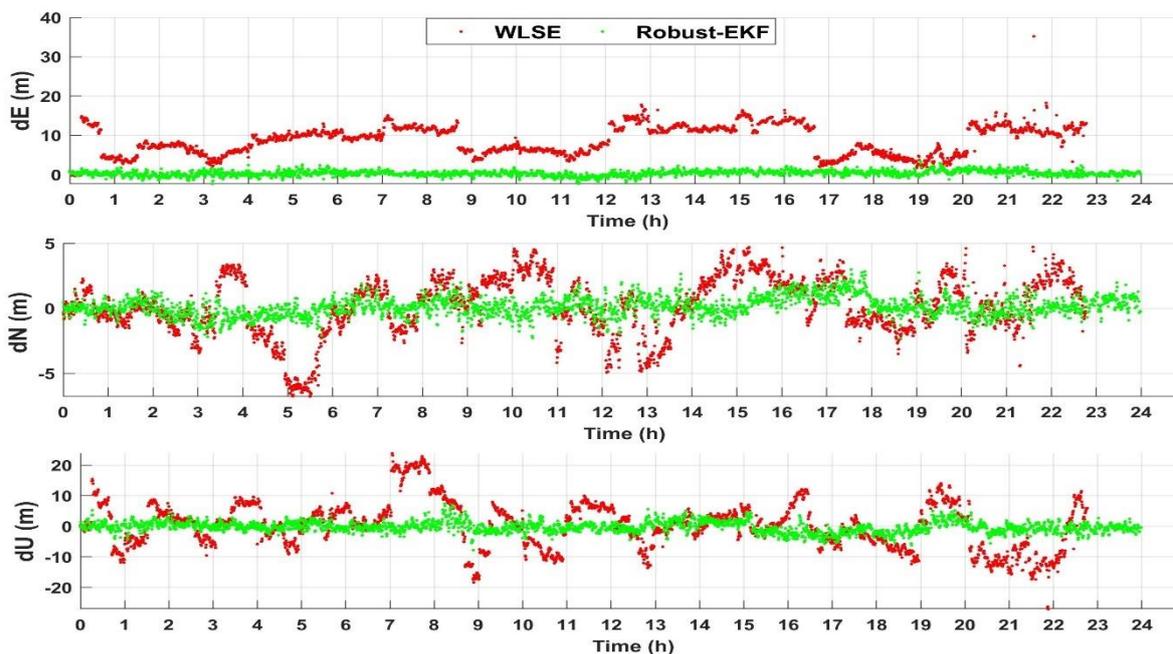


Figure 5.7 : Comparaison des erreurs de position entre FKE-robuste (Robust-EKF) et WLSE.

La Figure 5.7 présente les erreurs de position obtenues à partir des deux méthodes en utilisant les données GPS, Galileo et GLONASS. La méthode WLSE a été développée dans la section 4.3, où la matrice des poids est définie à l'aide du « modèle exponentiel ». Les erreurs de position de WLSE sont fluctuantes ; en particulier, les positions autour de 23h-24h ne sont pas disponibles en raison des grands HPLs. D'autre part, les erreurs de position obtenues avec FKE-robuste sont stables et faibles.

Bien que la FKE-robuste puisse améliorer considérablement la précision de la position, ses résultats pourraient contenir des erreurs qui ne peuvent pas être estimées. Il faut donc un algorithme qui puisse prédéterminer les erreurs de comportement de la méthode FKE-robuste. Pour ce faire, une méthode de dé-bruitage de filtre est présentée dans la section 5.4.2.

5.4.2. Méthode de dé-bruitage de filtre

Les récents développements dans le domaine « l'apprentissage profond » ont permis l'utilisation de ses algorithmes pour les applications GNSS [59][60][61][62]. Dans [62], un système hybride intelligent consistant en un système comprenant le réseau neuronal et le filtre

de Kalman (KF) ont été proposés pour améliorer la précision des composantes de position ainsi que des composantes d'orientation en temps réel. Ce système permet de surmonter les limites du filtre de Kalman. Dans [60], un algorithme « d'apprentissage profond » a été proposé pour débruiter les signaux de sortie des MEMS IMU. L'algorithme utilisé est une méthode « Long Short-term Memory » (LSTM) qui a été employée pour filtrer les sorties des gyroscopes MEMS, dans lesquels les signaux ont été traités comme des séries temporelles. LSTM est une architecture de réseau neuronal récurrent artificiel (RNN) qui est utile pour classer, traiter et faire des prédictions basées sur des données de séries temporelles. Par conséquent, avec une combinaison des travaux présentés dans [60] et [62], LSTM est mise œuvre dans ce mémoire pour apprendre et compenser les erreurs résiduelles de la robustesse de la méthode FKE afin d'améliorer la précision de la position. Ainsi, les schémas hybrides FKE-robuste et LSTM (FKER-LSTM) sont proposées comme une méthode capable d'apprendre comment le vecteur d'état se comporte en fonction de la dynamique du filtre. Les détails des schémas hybrides FKER-LSTM et les résultats expérimentaux pour des données GNSS sont présentés dans les sections suivantes 5.4.2.1 et 5.4.2.2.

5.4.2.1. Modèle de dé-bruitage de filtre

La Figure 5.8 présente l'architecture en couches du LSTM. Cette conception montre le déroulement d'un temps série X (entrées) avec N caractéristiques de longueur S à travers une couche LSTM. Les sorties sont une série chronologique « h » avec H unités cachées de longueur S. dans la conception, h_k et c_k désignent, respectivement la sortie (état caché) et « l'état de la cellule » à l'étape t_k . Le premier bloc LSTM utilise l'état initial du réseau pour calculer la première sortie (h_1) et le premier état de la cellule mis à jour (c_1). Au t_k , le bloc utilise l'état précédent (h_{k-1}, c_{k-1}) pour déterminer la sortie (h_k) et « l'état de la cellule mis à jour » (c_k). Une unité de LSTM est composée d'une « cellule », d'une « porte d'entrée », d'une « porte de sortie » et d'une « porte d'oubli ». La structure de base de l'unité LSTM est présentée par la Figure 5.9, qui illustre le flux de données à l'instant t_k . Ce diagramme met en évidence les trois parties : porte d'entrée, porte de sortie et porte d'oubli.

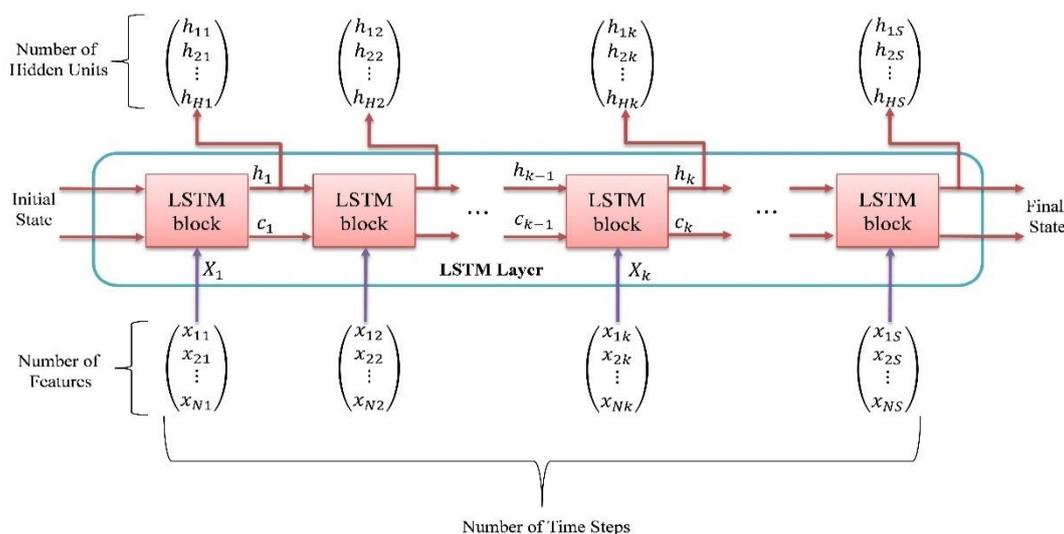


Figure 5.8 : Architecture en couches LSTM (source : mathworks/lstm)

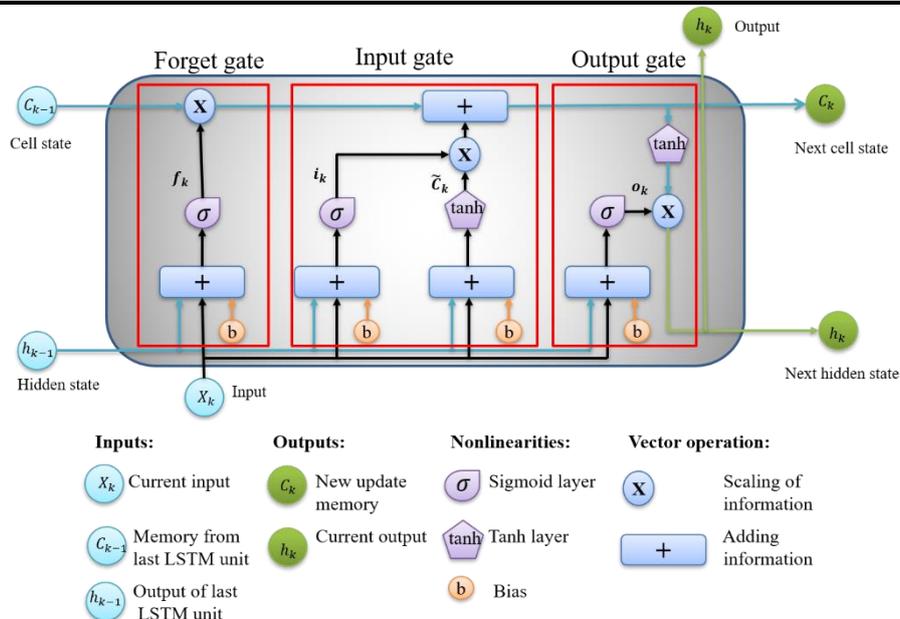


Figure 5.9 : Base de structure d'unité de LSTM

Une couche LSTM possède les poids et les biais appris : les poids d'entrée W_{lstm} , les poids récurrents R_{lstm} et les biais b_{lstm} . Les matrices W_{lstm} , R_{lstm} , et b_{lstm} sont l'union des poids d'entrée, les poids récurrents et les biais de chaque partie, respectivement. Ces matrices sont regroupées comme suit :

$$W = \begin{bmatrix} W_f \\ W_i \\ W_c \\ W_o \end{bmatrix}; R = \begin{bmatrix} R_f \\ R_i \\ R_c \\ R_o \end{bmatrix}; b = \begin{bmatrix} b_f \\ b_i \\ b_c \\ b_o \end{bmatrix} \quad (5.119)$$

Où f , i , c et o désignent respectivement la porte d'oubli (forget), la porte d'entrée (input), l'état de la cellule (cell) et la porte de sortie (output).

Dans chaque bloc de LSTM, l'objectif est le calcul de la sortie (état caché) et de l'état de la cellule à travers trois parties : la porte d'oubli, la porte d'entrée et la porte de sortie. Comme le montre la Figure 5.9, la « porte d'oubli » est présentée dans **la première partie** du LSTM, qui sert à décider quelles informations seront conservées dans l'état de la cellule. La décision est prise par une couche sigmoïde appelée « couche de la porte d'oubli ». h_{k-1} et x_k sont les entrées de la fonction sigmoïde, et la sortie est une valeur allant de 0 à 1 pour chaque nombre dans l'état de la cellule C_{k-1} . Si le résultat est « 1 », l'information est « entièrement conservée » à l'état de cellule. Lorsque la sortie est « 0 », l'information est « complètement effacée ». Le vecteur d'activation de la porte de l'oubli f_k s'écrit :

$$f_k = \sigma(W_f x_k + R_f h_{k-1} + b_f) \quad (5.120)$$

Où : $\sigma(\cdot)$ est la fonction sigmoïde, h_{k-1} est l'état caché au temps t_{k-1} et x_k est le vecteur d'entrée au temps t_k .

La deuxième partie est la « porte d'entrée », qui est utilisée pour décider quelles nouvelles informations doivent entrer de l'état de la cellule précédente. Cette porte est composée de deux parties : (1) une couche « sigmoïde » pour décider les valeurs qui seront mises à jour. Les valeurs de sortie i_k pour cette couche vont de 0 à 1. « 0 » signifie « pas important » et « 1 » représente « important » ; (2) une autre partie est la couche « tanh » qui crée un vecteur de

nouvelles valeurs candidates \tilde{C}_k entre -1 et 1 pour aider à réguler le réseau. Le vecteur d'activation de la porte d'entrée i_k et le nouveau vecteur candidat \tilde{C}_k sont calculés comme suit :

$$i_k = \sigma(W_i x_k + R_i h_{k-1} + b_i) \quad (5.121)$$

$$\tilde{C}_k = \tanh(W_c x_k + R_c h_{k-1} + b_c) \quad (5.122)$$

Où « tanh » est la fonction tangente hyperbolique.

Le nouvel état de cellule C_k est mis à jour par rapport à l'ancien état de cellule C_{k-1} comme suit :

$$C_k = f_k * C_{k-1} + i_k * \tilde{C}_k \quad (5.123)$$

Dans **la troisième et dernière partie**, la « porte de sortie » décidera de la sortie. Tout d'abord, une couche sigmoïde est utilisée pour déterminer quelles parties de l'état de la cellule seront sorties. Ensuite, l'état de la cellule est passé par une fonction « tanh » et la plage des valeurs de l'état de la cellule est de -1 à 1. Enfin, les résultats sont multipliés par la sortie de la porte sigmoïde, et les parties de la sortie sont décidées. Le vecteur d'activation et le vecteur d'état caché de la porte de sortie sont donnés par :

$$o_k = \sigma(W_o x_k + R_o h_{k-1} + b_o) \quad (5.124)$$

$$h_k = o_k * \tanh C_k \quad (5.125)$$

Les équations (5.120)-(5.125), données ci-dessus, constituent les étapes de calcul de la sortie et de l'état des cellules d'une unité de LSTM. Le réseau LSTM peut être appliqué pour des tâches de classification ou de régression avec des séquences et des temps séries des données. Dans ce mémoire, on les utilise pour la tâche de régression. A partir de la Figure 5.8, on obtient les résultats « h » avec les dimensions $(H \times S)$, alors que l'on veut avoir des résultats prédits « Y » avec des dimensions $(M \times S)$; donc on a besoin d'une matrice de poids de dimension $(M \times H)$ pour transformer « h » en « Y ». En conséquence, nous avons l'architecture complète du réseau LSTM avec une couche LSTM pour la régression, comme le montre la Figure 5.10.

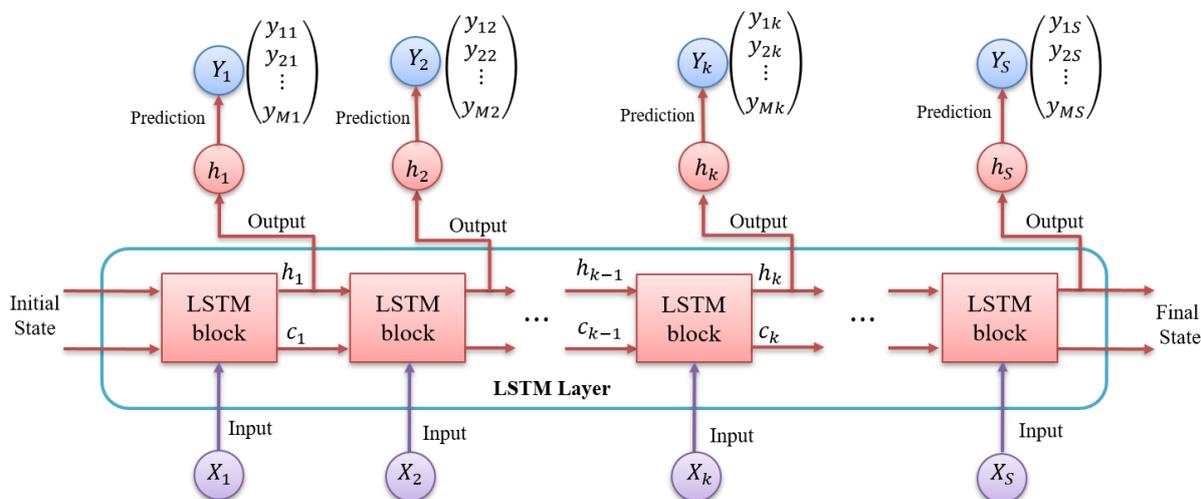


Figure 5.10 : Architecture du réseau LSTM pour la régression.

En appliquant ce réseau LSTM, les données d'entrée (X) sont les positions estimées par le FKE-robuste en section 5.4.1, et les données sorties (Y) sont les erreurs sur les positions estimées.

Pour entraîner et tester notre modèle, on doit diviser les données en trois ensembles distincts : entraîné, validation et prédiction. Pour la partie « entraîné », la Figure 5.11 présente l'architecture d'entraîné de la méthode FKER-LSTM. On détermine la position estimée par FKE-robuste en utilisant la combinaison de données GPS, Galileo et GLONASS. Le ENU_{rEKF} correspond aux positions Est, Nord et Up (Vertical) par FKE-robuste. Avant que les positions estimées n'entrent dans le modèle LSTM, on doit les normaliser pour qu'elles aient une variance moyenne et unitaire nulle. Par conséquent, les positions estimées normalisées sont maintenant les entrées de la partie « entraîné » du modèle LSTM. Les résultats cibles sont les erreurs des positions estimées par le FKE-robuste (δ_{ENU}). Les erreurs dans les positions estimées sont la différence entre les positions réelles et les positions estimées (FKE-robuste). De même, on normalise les résultats cibles pour obtenir une moyenne et une variance unitaire nulles, et les résultats cibles normalisés sont maintenant les résultats cibles de la partie « entraîné » du modèle LSTM. Le modèle est entraîné sur l'ensemble des données « entraîné » en utilisant l'apprentissage supervisé avec des méthodes d'optimisation telles que : descente de gradient stochastique (stochastic gradient descent), Adam, RMSprop. Chaque fois, le modèle LSTM est exécuté avec les entrées de la partie « entraîné » et renvoie les sorties de la partie « entraîné », qui sont ensuite comparées avec les sorties cibles. En fonction de résultats de la comparaison, les paramètres du modèle (poids et biais) sont ajustés. Le processus de la partie « entraîné » fonctionne jusqu'à ce que les erreurs de la partie « entraîné » atteignent le seuil d'erreur et le modèle LSTM inféré est appelé « bon modèle LSTM » (fitting LSTM model).

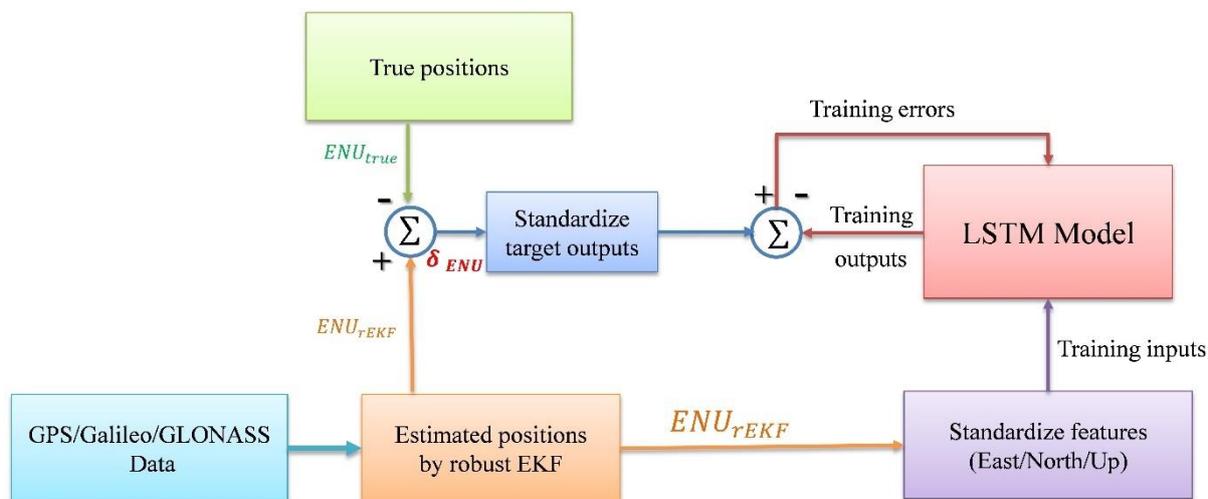


Figure 5.11 : Architecture d'entraîné de la méthode FKER-LSTM

La partie suivante concerne la partie « validation » dont l'architecture est illustrée par la Figure 5.12. Tout d'abord, on normalise les positions estimées de l'Est, du Nord et du Up (Vertical). Ensuite, on utilise le « bon modèle LSTM » de la partie « entraîné » pour prédire les erreurs standardisées de l'ENU. Et puis, on les dénormalise pour obtenir les erreurs prévues de l'ENU. Après, on compare les erreurs prédites avec les véritables erreurs de l'ENU. La comparaison nous permet de voir la qualité du modèle LSTM qui se généralise dans la partie « entraîné ». Si le modèle est trop ou peu adapté, il est nécessaire de revenir à la partie « entraîné » pour régler les hyper-paramètres du modèle (le nombre de couches, le nombre d'unités cachées dans chaque

couche, etc). On peut revenir plusieurs fois à la partie « entraîné » jusqu’à ce qu’on obtient le « meilleur modèle LSTM » pour assurer la confiance sur les performances du modèle proposé.

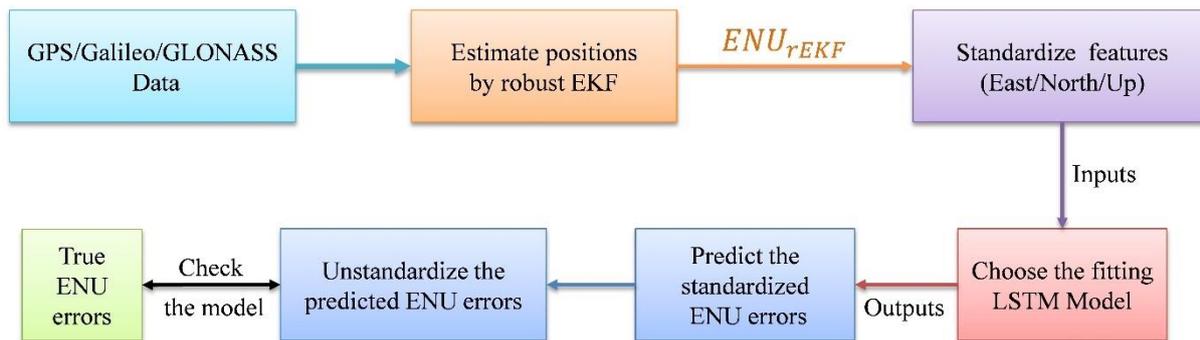


Figure 5.12 : Architecture de validation de la méthode FKER-LSTM

Après avoir obtenu le meilleur modèle LSTM, ce modèle est utilisé dans la partie « prédiction ». La Figure 5.13 présente l’architecture de prédiction de FKER-LSTM. Tout d’abord, on normalise l’estimation de l’Est, du Nord, et vers le haut (Up) similaire à la partie validation. Ensuite, on utilise le « meilleur modèle LSTM » précédemment validé dans la partie « validation », pour prévoir les erreurs de standardisation de l’ENU. Et puis, on déstandardise pour obtenir les erreurs prévues de l’ENU. Enfin, on obtient les positions estimées par FKER-LSTM, qui sont calculées comme la différence entre les positions estimées par FKE-robuste et les erreurs données par l’équation (5.126)

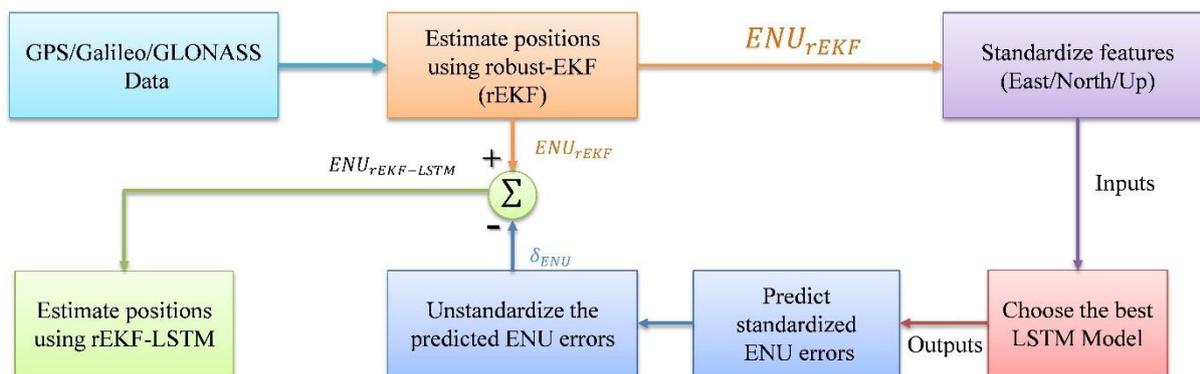


Figure 5.13 : Architecture de prédiction de la méthode FKER-LSTM

Les positions estimées par FKER-LSTM sont données par :

$$ENU_{rEKF-LSTM} = ENU_{rEKF} - \delta_{ENU} \quad (5.126)$$

5.4.2.2. Résultats de simulation

Dans cette section, on vise à comparer les performances des deux méthodes d’estimation de la position : la méthode FKE-robuste et la méthode hybride FKER-LSTM.

L’architecture LSTM est configurée de la manière suivante : une couche cachée avec $H = 20$ unités, $N = 3$ caractéristiques d’entrée (positions), $S = 1440$ nombres de pas de temps et $M = 3$ caractéristiques de sortie (position d’erreur). Les données utilisées proviennent toujours de la station ABMF enregistrée au 1^{er} janvier 2019. La Figure 5.14 représente les erreurs de position par rapport au temps pour les deux méthodes : FKE-robuste et FKER-LSTM. La période des données est de 12h à 24h, puisque les données de 0h à 12h sont utilisées pour entraîner le modèle.

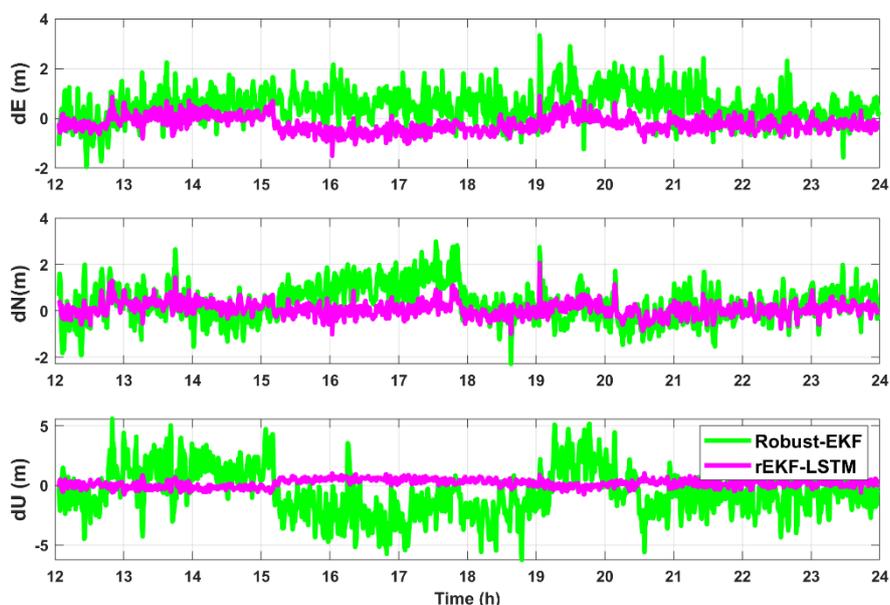


Figure 5.14 : Comparaison des erreurs de position obtenues par FKE-robuste (Robust-EKF) et FKER-LSTM (rEKF-LSTM)

Dans la Figure 5.14, la courbe en vert représente les erreurs de position obtenues avec la méthode FKE-robuste, tandis que la courbe en violet représente les erreurs produites par la méthode FKER-LSTM. On peut noter que la précision de position donnée par la méthode FKER-LSTM s'améliore largement et reste stable. Pour une analyse plus fine, le Tableau 5.9 résume les erreurs RMS de position donnée par les deux méthodes. Comme le montre ce tableau, la précision de la position s'améliore d'environ 74.0% en utilisant la méthode FKER-LSTM par rapport à l'utilisation de la méthode FKE-robuste.

Tableau 5.9 : Erreur RMS de position pour les deux méthodes à la fin 12h

Erreur RMS (m)	FKE-robuste	FKER-LSTM
RMS_E	0.8	0.4
RMS_N	0.8	0.3
RMS_U	2.0	0.4
3D-RMS	2.4	0.6

Pour avoir une vue plus générale, les cinq scénarios de la section 5.4.1 et les deux scénarios de cette section sont combinés. Par conséquent, six scénarios sont envisagés puisque le scénario relatif à FKE-robuste est commun. Les résultats sont résumés dans le Tableau 5.10.

Tableau 5.10 : Erreur RMS de position pour les six scénarios à la fin de 12h.

Erreur RMS (m)	GPS	GAL	GLO	GPS/GAL/GLO	FKE-robuste	FKER-LSTM
RMS-E	1.4	1.2	30.7	7.1	0.8	0.4
RMS-N	1.6	1.2	6.2	2.3	0.8	0.3
RMS-U	3.3	3.1	21.1	8.2	2.0	0.4
3D-RMS	4.0	3.5	37.8	11.1	2.3	0.6

Comme le montre le Tableau 5.10, la précision de la position est améliorée d'environ 95% en utilisant le méthode hybride FKER-LSTM par rapport à la combinaison de données non-robustes. Ce résultat prouve que l'application de la méthode LSTM peut améliorer considérablement la précision de la position. Afin d'évaluer plus en profondeur la méthode FKER-LSTM, d'autres données de stations de base sont testées et les résultats sont résumés dans le Tableau 5.11.

Tableau 5.11 : Erreurs RMS de position aux trois stations AJAC, GRAC et LMMF

Station de base	Erreur RMS (m)	GPS	GAL	GLO	GPS/GAL/GLO	FKE-robuste	FKER-LSTM
AJAC	RMS-E	1.1	1.4	17.8	3.4	0.7	0.7
	RMS-N	1.6	1.3	9.3	4.6	0.9	0.5
	RMS-U	2.5	2.4	3.4	4.8	1.3	0.5
	3D-RMS	3.2	3.0	20.3	7.4	1.8	1.0
GRAC	RMS-E	1.1	1.4	17.4	3.4	0.7	0.8
	RMS-N	1.6	1.3	11.9	5.9	0.9	0.5
	RMS-U	2.9	3.0	12.7	4.8	2.3	1.7
	3D-RMS	3.5	3.6	24.6	8.3	2.6	1.9
LMMF	RMS-E	1.6	1.1	33.1	6.6	0.7	0.5
	RMS-N	1.4	1.0	11.8	1.8	0.6	0.3
	RMS-U	3.4	2.2	4.3	8.2	1.8	0.5
	3D-RMS	4.0	2.6	35.4	10.7	2.0	0.8

Le Tableau 5.11 donne les erreurs RMS de positions pour les autres stations de base : AJAC, GRAC et LMMF de la fin 12h. La précision de la position est améliorée d'environ 87%, 77% et 93% en utilisant le FKER-LSTM par rapport à la combinaison de données non-robustes des trois stations de base AJAC, GRAC et LMMF en France au 1^{er} janvier 2019. Cela corrobore la conclusion selon laquelle la méthode FKER-LSTM peut améliorer considérablement la précision de la position.

5.5. Positionnement relatif

Le principe du positionnement relatif a été présenté dans la section 4.5. Le positionnement relatif est ici appliqué pour corriger les erreurs GNSS des mesures de pseudo-distance (ionosphère, troposphère, horloge du satellite et horloge du récepteur) lors du suivi d'un satellite à partir de deux récepteurs (un récepteur connu et un récepteur inconnu). Pour appliquer ce positionnement, on utilise les données GLONASS et GPS du navire de l'ENSTA Bretagne du 30 novembre 2015 avec la station de référence BRST à Brest. Les données RINEX et les éphémérides diffusées de la station BRST sont utilisées pour le calcul. Elles ont été téléchargées à partir du réseau RGP pour la journée du 30 novembre 2015. Dans ce cas, on utilise les données d'un navire statique.

5.5.1. Résultats de simulation

On applique l'algorithme de filtrage de Kalman étendu pour déterminer la position et la vitesse de l'utilisateur. L'état de l'utilisateur est défini par :

$$X = [x_r \ v_x \ y_r \ v_y \ z_r \ v_z]^T \quad (5.127)$$

Où $[x_r, y_r, z_r]$ est la position de l'utilisateur ; $[v_x, v_y, v_z]$ est la vitesse de l'utilisateur.

L'état X est composé de 6 paramètres : 3 positions et 3 vitesses, étant donné que les biais de l'horloge du récepteur et des satellites sont éliminés par la double différence.

L'algorithme de filtrage se déroule en deux étapes : prédiction et mise à jour.

Etape 1 : Prédiction

On suppose qu'il n'y a pas de couplage entre x_r, y_r, z_r . L'état de prédiction X_k^- à l'instant t_k est défini comme :

$$X_k^- = f(X_{k-1}) = \begin{bmatrix} x_{r,k-1} + \Delta T * v_x \\ v_x \\ y_{r,k-1} + \Delta T * v_y \\ v_y \\ z_{r,k-1} + \Delta T * v_z \\ v_z \end{bmatrix} \quad (5.128)$$

En linéarisant la fonction $f(X_{k-1})$, la matrice de transition d'état A_k est obtenue comme une matrice diagonale en bloc 3x3x de la forme :

$$A_k = \frac{\partial f}{\partial X} \Big|_{X=X_{k-1}} = \begin{bmatrix} A_x & 0 & 0 \\ 0 & A_y & 0 \\ 0 & 0 & A_z \end{bmatrix} \quad (5.129)$$

Où $A_x = A_y = A_z = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ avec ΔT l'intervalle de temps entre deux époques.

Après avoir déterminé la matrice de transition d'état A_k , on calcule la prédiction de covariance d'erreur par :

$$P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + Q_k \quad (5.130)$$

Où

$$Q_k = \text{digonal}(Q_x, Q_y, Q_z) \quad (5.131)$$

avec $Q_x = \begin{bmatrix} S_x \Delta T + S_{vx} (\Delta T)^3 / 3 & S_{vx} (\Delta T)^2 / 2 \\ S_{vx} (\Delta T)^2 / 2 & S_{vx} \Delta T \end{bmatrix}$, Q_y et Q_z sont déterminées de la même manière que pour Q_x ; S_x, S_{vx} sont les densités spectrales de puissance du bruit de position et de vitesse dans les coordonnées X.

Etape 2 : Mise à jour

L'équation d'observation est définie par : $Z_k = h(X_{k-1}) + e_k$, avec

$$Z_k = [Z_G \ Z_R]^T \quad (5.132)$$

Z_G représente les pseudo-distances corrigées et les taux de pseudo-distances corrigées en double différence de GPS, respectivement au temps t_k . Ici, on considère le premier satellite qui est le satellite référence :

$$Z_G = \begin{bmatrix} \rho_G^2 - \rho_G^1 \\ \vdots \\ \rho_G^{N_{gps}} - \rho_G^1 \\ \dot{\rho}_G^2 - \dot{\rho}_G^1 \\ \vdots \\ \dot{\rho}_G^{N_{gps}} - \dot{\rho}_G^1 \end{bmatrix} \quad (5.133)$$

Où ρ_G^i est la pseudo-distance du $i^{\text{ème}}$ satellite et $\dot{\rho}_G^i$ est le taux de variation de pseudo-distance du $i^{\text{ème}}$ satellite avec $i = 1, \dots, N_{gps}$; N_{gps} est nombre de satellites GPS suivis.

Z_R correspond aux pseudo-distances corrigées et les taux de pseudo-distances corrigées en double différence de GLONASS, respectivement au temps t_k . Ici, on considère le premier satellite qui est le satellite référence :

$$Z_R = \begin{bmatrix} \rho_R^2 - \rho_R^1 \\ \vdots \\ \rho_R^{N_{glo}} - \rho_R^1 \\ \dot{\rho}_R^2 - \dot{\rho}_R^1 \\ \vdots \\ \dot{\rho}_R^{N_{glo}} - \dot{\rho}_R^1 \end{bmatrix} \quad (5.134)$$

Où ρ_R^i est la pseudo-distance du $i^{\text{ème}}$ satellite et $\dot{\rho}_R^i$ est le taux de la pseudo-distance du $i^{\text{ème}}$ satellite avec $i = 1, \dots, N_{glo}$; N_{glo} est le nombre de satellites GLONASS suivis.

La matrice H_k est déterminée par dérivée de la fonction $h(X_k^-)$: $H_k = \left. \frac{\partial h}{\partial X} \right|_{X=X_k^-}$

$$H_k = [H_{k,G} \ H_{k,R}]^T \quad (5.135)$$

Où $H_{k,G}$ et $H_{k,R}$ sont les Jacobiens du modèle de mesure avec les données GPS et GLONASS, respectivement qui sont calculés comme :

$$H_{k,G} = \begin{bmatrix} a_x^2 - a_x^1 & 0 & a_y^2 - a_y^1 & 0 & a_z^2 - a_z^1 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_x^{N_{gps}} - a_x^1 & 0 & a_y^{N_{gps}} - a_y^1 & 0 & a_z^{N_{gps}} - a_z^1 & 0 \\ 0 & a_x^2 - a_x^1 & 0 & a_y^2 - a_y^1 & 0 & a_z^2 - a_z^1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_x^{N_{gps}} - a_x^1 & 0 & a_y^{N_{gps}} - a_y^1 & 0 & a_z^{N_{gps}} - a_z^1 \end{bmatrix} \quad (5.136)$$

Où

$$\begin{aligned} a_x^i &= \frac{\partial \rho_G^i}{\partial x} = \frac{-(x_i - \hat{x}_r^-)}{\sqrt{(x_i - \hat{x}_r^-)^2 + (y_i - \hat{y}_r^-)^2 + (z_i - \hat{z}_r^-)^2}} \\ a_y^i &= \frac{\partial \rho_G^i}{\partial y} = \frac{-(y_i - \hat{y}_r^-)}{\sqrt{(x_i - \hat{x}_r^-)^2 + (y_i - \hat{y}_r^-)^2 + (z_i - \hat{z}_r^-)^2}} \\ a_z^i &= \frac{\partial \rho_G^i}{\partial z} = \frac{-(z_i - \hat{z}_r^-)}{\sqrt{(x_i - \hat{x}_r^-)^2 + (y_i - \hat{y}_r^-)^2 + (z_i - \hat{z}_r^-)^2}} \end{aligned} \quad (5.137)$$

$$H_{k,R} = \begin{bmatrix} b_x^2 - b_x^1 & 0 & b_y^2 - b_y^1 & 0 & b_z^2 - b_z^1 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ b_x^{N_{glo}} - b_x^1 & 0 & b_y^{N_{glo}} - b_y^1 & 0 & b_z^{N_{glo}} - b_z^1 & 0 \\ 0 & b_x^2 - b_x^1 & 0 & b_y^2 - b_y^1 & 0 & b_z^2 - b_z^1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & b_x^{N_{glo}} - b_x^1 & 0 & b_y^{N_{glo}} - b_y^1 & 0 & b_z^{N_{glo}} - b_z^1 \end{bmatrix} \quad (5.138)$$

Où

$$b_x^j = \frac{\partial \rho_R^j}{\partial x} = \frac{-(x_j - \hat{x}_r^-)}{\sqrt{(x_j - \hat{x}_r^-)^2 + (y_j - \hat{y}_r^-)^2 + (z_j - \hat{z}_r^-)^2}}$$

$$b_y^j = \frac{\partial \rho_R^j}{\partial y} = \frac{-(y_j - \hat{y}_r^-)}{\sqrt{(x_j - \hat{x}_r^-)^2 + (y_j - \hat{y}_r^-)^2 + (z_j - \hat{z}_r^-)^2}} \quad (5.139)$$

$$b_z^j = \frac{\partial \rho_R^j}{\partial z} = \frac{-(z_j - \hat{z}_r^-)}{\sqrt{(x_j - \hat{x}_r^-)^2 + (y_j - \hat{y}_r^-)^2 + (z_j - \hat{z}_r^-)^2}}$$

Après avoir déterminé la matrice H_k , le gain de Kalman est calculé par :

$$K = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (5.140)$$

Pour simplifier le calcul, on met la matrice R_k sous la forme :

$$R_k = I * R_{erreur} \quad (5.141)$$

Où I est la matrice identité avec la dimension $2*(N_{gps}+N_{glo}-2)$, et $R_{erreur} = 0.1$ (m) (après plusieurs cas testés de R_{erreur}).

Pour évaluer les performances de l'algorithme, deux scénarios sont considérés et les simulations ont été effectuées sous l'environnement Matlab :

Scénario # 1: solution de navigation basée sur les données GLONASS,

Scénario # 2: solution de navigation basée sur les données GLONASS et GPS.

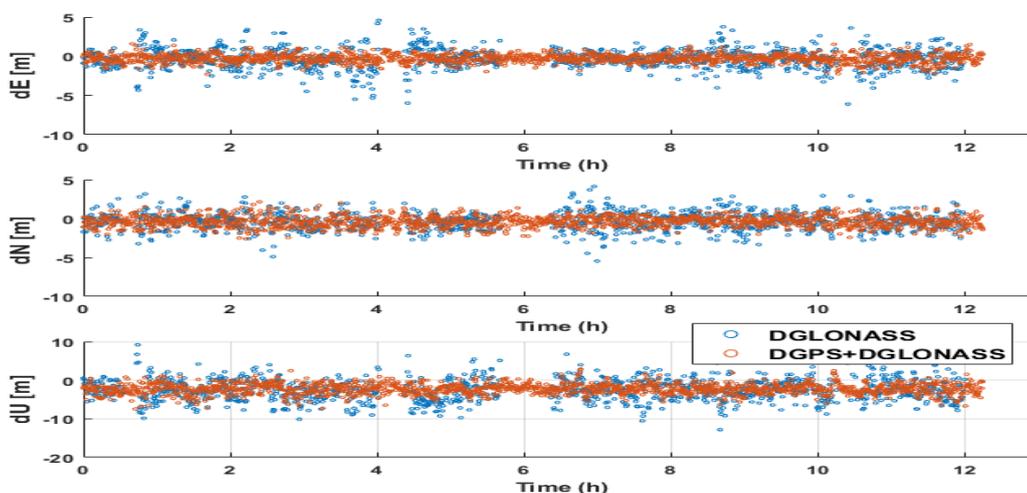


Figure 5.15 : Comparaison des erreurs dans les estimations de position

La Figure 5.15 montre les erreurs de position du récepteur dans les deux scénarios en utilisant une double différence. La courbe en bleu représente le scénario #1 avec uniquement des données GLONASS ; les résultats sont instables. Surtout, autour de 4h et 6h, les données GLONASS ne permettent pas de déterminer la position. La combinaison des données GLONASS et GPS résout ces problèmes - comme illustré sur la courbe en rouge du scénario #2. Une synthèse des résultats est donnée dans le Tableau 5.12 pour les deux scénarios considérés.

Tableau 5.12 : Erreur RMS en position

Erreur RMS (m)	DGLONASS	DGLONASS+ DGPS
RMS_E	1.3	0.6
RMS_N	1.2	0.8
RMS_U	3.8	2.7
3D-RMS	4.2	2.9

Tableau 5.13 : Erreur Max, Min et l'écart-type

Erreur (m)	Scénario #	
	1	2
Max_E	6.1	2.3
Min_E	5.2e-04	12e-04
Ecart type E	0.9	0.4
Max_N	5.5	2.6
Min_N	12e-04	2.8e-04
Ecart type N	0.7	0.5
Max_U	12.8	7.5
Min_U	59e-04	66e-04
Ecart type U	2.1	1.3

Selon les valeurs « Erreur RMS » dans le Tableau 5.12, les données différentielles GLONASS et GPS améliorent la précision de la position d'environ 31% par rapport à l'utilisation des données GLONASS uniquement.

5.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les algorithmes : des « moindres carrés itérativement pondérés » et le « filtre de Kalman étendu robuste » pour le mode de positionnement absolu avec la combinaison des données GPS, Galileo et GLONASS. Tandis que pour le mode de positionnement, nous avons présenté l'algorithme « filtre de Kalman étendu » avec la combinaison des données GPS et GLONASS prise sur le bateau de l'ENSTA Bretagne.

Ce chapitre met en avant le mode de positionnement absolu, car ses avantages sont le faible coût et le traitement simple des données. La fusion de données peut contenir des valeurs aberrantes qui ont un impact négatif sur les résultats finaux. D'autres algorithmes ont alors été présentés : les « moindres carrés itérativement repondérés » et le « filtre de Kalman étendu robuste ». En particulier, nous avons montré que l'algorithme « filtre de Kalman étendu robuste » est plus efficace. Il est construit en combinant le filtrage de Kalman étendu, le MM-Estimation, l'IRWLS et la méthode RAIM pour améliorer la précision de position. La méthode MM-Estimation est utilisée pour éliminer les valeurs aberrantes ; la méthode IRWLS est utilisée pour optimiser les résultats estimés et la méthode RAIM est utilisée pour détecter les erreurs de positionnement dépassant la limite d'alerte. La fusion robuste des données GPS, Galileo et GLONASS à l'aide de la méthode FKE-robuste augmente la précision de la position d'environ 84.0% par rapport à une estimation non-robuste en utilisant les données de la station de base ABMF. En outre, la précision de la position est considérablement améliorée à l'aide de la méthode FKER-LSTM d'environ 95% par rapport à la combinaison de données non-robuste. Pour illustrer la puissance de la méthode hybride FKER-LSTM, l'approche est utilisée pour les données de trois autres stations de base : AJAC, GRAC et LMMF. La précision de la position est largement améliorée d'environ 87%, 77% et 93% par rapport aux combinaisons de données non-robustes, respectivement.

Dans ce travail, l'accent est mis sur l'amélioration de la précision du positionnement pour un récepteur se déplaçant lentement ; seules les données des stations de base sont utilisées. Dans le chapitre suivant, on va présenter la combinaison des données GNSS et des données INS pour des utilisateurs en mouvement.

Chapitre 6

Algorithmes de fusion des données GNSS/INS pour le positionnement

Contenu

6.1.	Introduction	144
6.2.	Navigation inertielle	144
6.2.1.	Capteur inertielle	144
6.2.2.	Système de coordonnées inertielle.....	144
6.3.	Equations de navigation inertielle	148
6.3.1.	Equation de la position.....	148
6.3.2.	Equation de la vitesse.....	149
6.3.3.	Equation de l'attitude.....	150
6.3.4.	Résumé des équations de navigation inertielle	151
6.4.	Détermination de la position, la vitesse et l'attitude d'INS.....	152
6.4.1.	Détermination de la position d'INS	152
6.4.2.	Détermination de la vitesse	152
6.4.3.	Détermination de l'attitude	153
6.5.	Modèle d'erreur dynamique des équations de l'INS.....	154
6.6.	Intégration GNSS/INS	156
6.7.	Résultats	159
6.8.	Conclusion.....	161

Ce chapitre présente les algorithmes de fusion de données GNSS et INS pour le positionnement. Dans la première section, nous présenterons le principe de la « navigation inertielle ». Cette présentation est suivie par la description des équations de navigation inertielle. Puis, nous présenterons les algorithmes permettant la détermination de la position, la vitesse et l'attitude d'une INS (Inertial Navigation System). Après cela nous présenterons les modèles des erreurs dynamiques des équations de l'INS. Ensuite, nous présenterons l'intégration GNSS/INS. Enfin, nous présenterons les résultats obtenus par les algorithmes proposés.

6.1. Introduction

Le système mondial de navigation par satellites (GNSS) reste le moyen le plus pratique de positionnement dans de nombreuses applications et systèmes. Mais dans les certains types d'environnement (forêt, ville, indoor, ...), les performances du récepteur sont dégradées. En particulier, dans un environnement difficile, le nombre de satellites visibles n'est pas toujours suffisant et les récepteurs sont incapables de fournir les paramètres : position, vitesse et temps. Par conséquent, dans ce chapitre, nous présenterons une solution qui consiste à combiner des données GNSS et des données INS (Inertial Navigation System).

La navigation inertielle est une méthode qui détermine la position du récepteur à partir des mesures de l'accélération et de la vitesse angulaire (gyroscope). Pour ce faire, on utilise les relations cinématiques bien connues entre l'accélération, la vitesse et la position. C'est-à-dire que les mesures d'accélération résolues dans le repère local approprié (déterminé à partir des mesures de vitesse angulaire) sont intégrées une fois pour donner la vitesse. La vitesse calculée est-elle même intégrée pour donner la position.

6.2. Navigation inertielle

6.2.1. Capteur inertielle

Les accélérations et les vitesses angulaires sont mesurées en permanence à l'aide de capteurs appelés accéléromètres et gyroscopes, respectivement. Ces deux capteurs distincts sont collectivement appelés capteurs inertiels. La navigation inertielle nécessite normalement des triades orthogonales d'accéléromètres et de gyroscopes pour mesurer l'ensemble des vecteurs d'accélération et de vitesse angulaire. Le terme unité de mesure inertielle (IMU) est utilisé pour décrire collectivement une triade d'accéléromètres et de gyroscopes.

Le terme « accéléromètre » est cependant un peu inapproprié, car ces capteurs mesurent en fait une accélération spécifique de force-non-gravitationnelle. Une triade de ces capteurs est utilisée pour mesurer le vecteur de force spécifique duquel l'accélération est extraite par une addition vectorielle de gravité locale. Cela nécessite de connaître l'orientation ou l'attitude des accéléromètres par rapport au vecteur gravité locale. Ces informations sur l'orientation ou l'attitude sont obtenues en traitant les mesures de vitesse angulaire obtenues à partir des gyroscopes en utilisant la relation cinématique entre les paramètres de description de l'attitude (angles d'Euler, quaternions, vecteurs de rotation ou matrices cosinus de direction [63]) et la vitesse angulaire.

6.2.2. Système de coordonnées inertielle

On traite une variété de repères de coordonnées dans les algorithmes de navigation inertielle. Dans ce chapitre, on ne considère que 4 repères ; une brève description de ces repères suit :

a) Repère inertielle terrestre (I)

Le repère inertielle terrestre est défini comme étant soit stationnaire dans l'espace, soit en mouvement à vitesse constante (c'est-à-dire sans accélération). Tous les capteurs inertiels produisent des mesures relatives à un repère inertielle lié à l'axe principal de l'instrument. Le choix d'un repère pour les environnements proches de la Terre est le repère inertielle centré sur la Terre (ECI-Earth-centered inertial). Ce repère est illustré à la Figure 6.1.

- L'origine est au centre de la masse de la Terre,

- L'axe Z_I est le long de l'axe de rotation de la Terre à travers le pôle terrestre conventionnel,
- L'axe X_I est dans le plan équatorial pointant vers l'équinoxe vernal. L'équinoxe vernal est la direction de l'intersection de l'équateur de la Terre avec l'écliptique,
- L'axe Y_I complète un système de droitiens.

Dans la Figure 6.1, les axes du repère de l'ECI sont représentés avec l'exposant « I » comme X_I, Y_I, Z_I et dans ce mémoire, le repère de l'ECI sera appelé repère I.

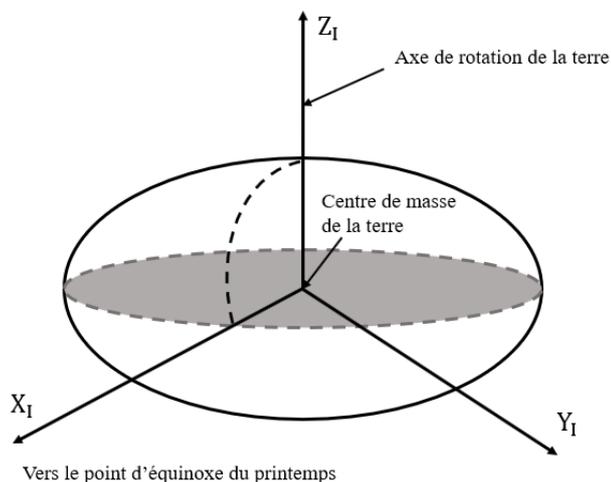


Figure 6.1 : Illustration du repère ECI [64]

b) Repère fixe terrestre (E)

Le repère est similaire au repère I car il partage la même origine et le même axe Z que le repère I, mais il tourne avec la Terre. Il est représenté sur la Figure 6.2 et peut être défini comme suit :

- L'origine est au centre de la masse de la Terre,
- L'axe Z_E passe par le pôle terrestre conventionnel
- L'axe X_E passe par l'intersection du plan équatorial et du méridien de Greenwich
- L'axe Y_E complète le système de coordonnées de droite dans le plan équatorial.

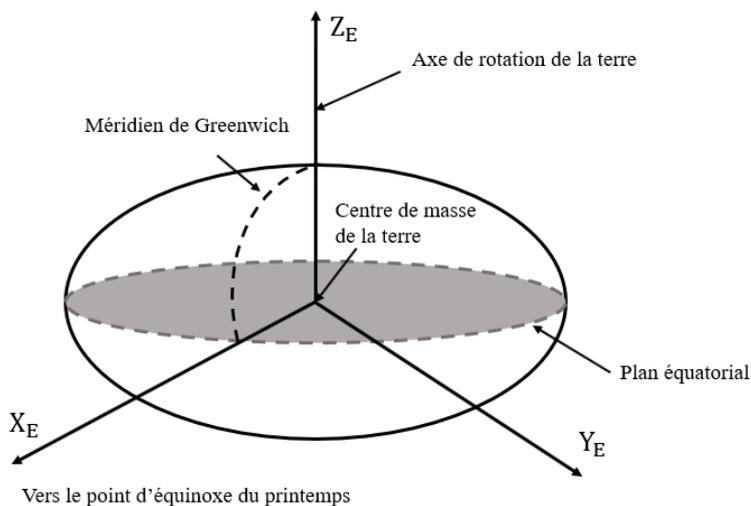


Figure 6.2 : Repère fixe terrestre (ECEF)

Dans ce mémoire, le repère du ECEF sera appelé le repère E. Le repère E peut être utilisé afin d'exprimer une position selon des coordonnées cartésiennes (X, Y, et Z) mais également selon des coordonnées géodésiques. Comme illustré par la Figure 6.3, les coordonnées géodésiques sont exprimées en termes de latitude (φ), de longitude (λ) et d'altitude ellipsoïdale (h) qui sont définis tel que :

Latitude (φ) : Angle formé, sur un plan méridien, entre le plan équatorial et le rayon de courbure normal de la Terre (R_N).

Longitude (λ) : Angle formé, sur un plan équatorial, entre le méridien de Greenwich et la projection du point d'intérêt sur un plan équatorial.

Altitude ellipsoïdale (h) : Distance entre le point d'intérêt et l'ellipsoïde de référence, mesurée au-dessus de l'ellipsoïde et selon un axe perpendiculaire à celui-ci.

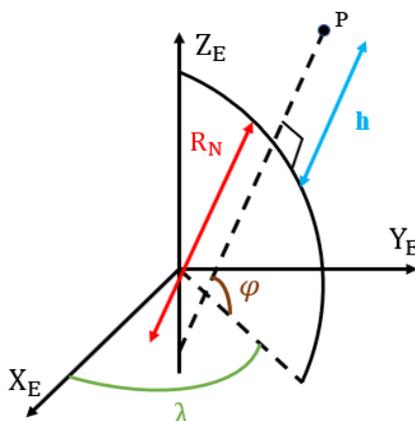


Figure 6.3 : Coordonnées géodésiques

c) Repère local (L)

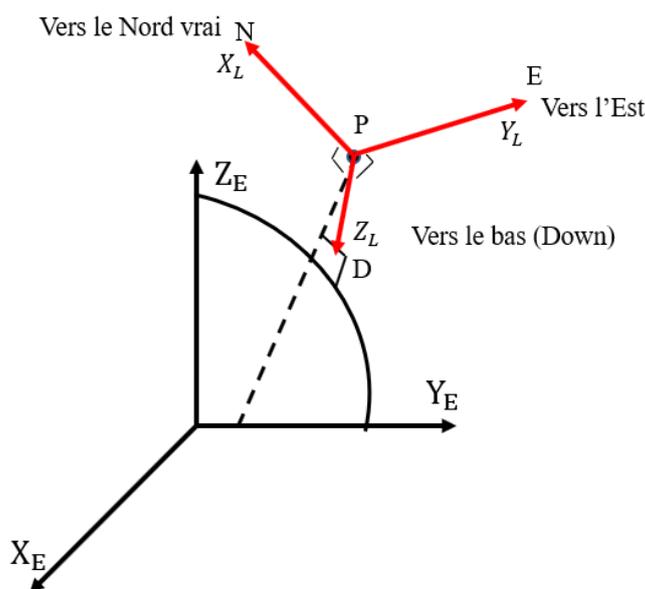


Figure 6.4 : Repère local L (NED) en relation avec le repère E

Un repère local (L) sert à représenter la position, l'orientation et la vitesse d'un véhicule lorsqu'il se trouve sur ou près de la surface de la Terre. Ce repère est également connu sous le nom de repère de géodésique ou repère de navigation. Un repère local couramment utilisé est défini comme suit :

- L'origine du repère coïncide avec le centre du capteur (origine de la triade du capteur inertiel),
- L'axe N (X_L) pointe vers le Nord vrai,
- L'axe E (Y_L) pointe vers l'Est,
- L'axe D (Z_L) complète le système de coordonnées pour avoir un repère direct.

Ce repère est appelé NED car ses axes sont alignés avec les directions, du Nord, de l'Est et vers le bas (Down). Ce repère est illustré à la Figure 6.4.

d) Repère du mobile (B)

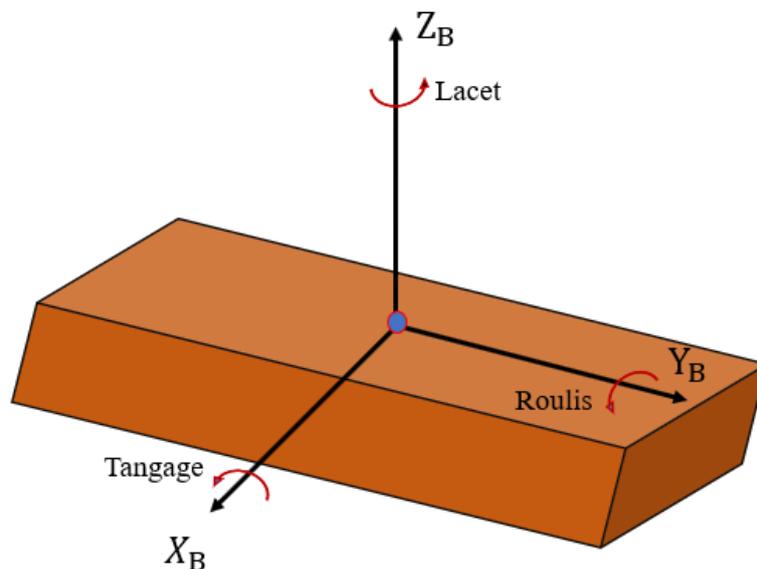


Figure 6.5 : Repère du mobile [63]

Dans la plupart des applications, les axes sensibles des capteurs de l'accéléromètre sont conçus pour coïncider avec les axes de la plate-forme mobile dans laquelle les capteurs sont montés. Ces axes sont généralement connus sous le repère mobile.

Le repère mobile utilisé dans ce mémoire est illustré dans la Figure 6.5, et est défini comme :

- L'origine coïncide généralement avec le centre de gravité du véhicule (ce qui simplifie la dérivation des équations cinématiques)
- L'axe Y_B pointe vers l'avant. Il est également appelé axes de roulis (roll) car l'angle de roulis est défini autour de cet axe à l'aide de la règle de la main droite,
- L'axe X_B est orienté vers la direction transversale. Il est également appelé axes de tangage (pitch), car l'angle de tangage correspond aux rotations autour de cet axe en utilisant la règle de droite
- L'axe Z_B pointe vers la direction verticale, complétant un système de coordonnées pour droitiers. Il est également appelé axe de lacet (yaw) car l'angle de lacet correspond aux rotations autour de cet axe en utilisant la règle de la main droite.

Dans ce mémoire, le repère mobile est appelé repère B.

- Description de l'attitude du véhicule

Outre la position d'un véhicule, on s'intéresse également à son orientation afin de décrire ses angles d'inclinaison. Cela implique de préciser sa rotation autour des axes vertical (Z), transversal (X) et avant (Y) du repère B par rapport au repère L. En général, les angles de rotation autour des axes du repère B sont appelés angles d'Euler. Pour les besoins du travail réalisé et présenté dans ce mémoire, la convention suivante est appliquée aux angles d'attitude du véhicule (Figure 6.6).

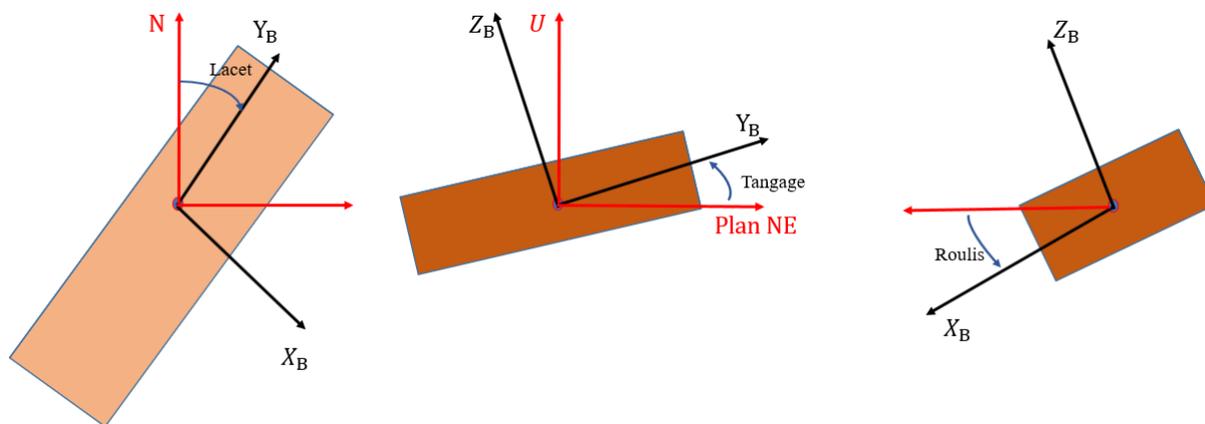


Figure 6.6 : Représentation de l'angle de lacet, de tangage et de roulis d'un véhicule [63]

- Lacet : est la déviation de l'axe avant (Y) du véhicule par rapport au nord, mesurée dans le sens des aiguilles d'une montre dans le plan E-N. L'angle de lacet est similaire, mais il est mesuré dans le sens inverse des aiguilles d'une montre à partir du nord. Dans ce mémoire, l'angle de lacet est désigné par « ψ ».
- Tangage : est l'angle que l'axe avant (Y) du repère B fait avec le plan E-N (c'est-à-dire l'horizontale locale) en raison d'une rotation autour de son axe transversal (X). Cet axe est également appelé axe de tangage, l'angle est noté « θ » et suit la règle de la main droite.
- Roulis : est la rotation du repère B autour de son axe avant (Y), l'axe avant est donc également appelé axe de roulis et l'angle de roulis est désigné par « ϕ » et suit règle de la main droite.

6.3. Equations de navigation inertielle

Dans de nombreuses applications, les équations de navigation inertielle sont effectuées dans le repère L pour les raisons suivantes [63]:

- L'équation de navigation dans le repère L fournit une solution de navigation intuitive pour l'utilisateur sur ou près de la surface de la Terre,
- Comme les axes du repère L sont alignés sur les directions locales, du Nord, de l'Est et vers le bas (Down) ; les angles d'attitude (tangage, roulis et lacet) peuvent être obtenus directement à la sortie des équations de navigation inertielle lorsqu'elles sont résolues dans le repère L.

6.3.1. Equation de la position

Le vecteur de position \mathbf{r}^L d'un repère mobile est exprimée en coordonnées géodésiques dans le repère E via l'équation (6.1).

$$\mathbf{r}^L = [\varphi \quad \lambda \quad h]^T \quad (6.1)$$

Où φ est la latitude, λ est la longitude et h est l'altitude.

Lorsque le repère se déplace sur ou près de la surface de la Terre, le taux de changement de sa position est exprimé en termes de vitesse dans les directions du Nord, de l'Est et vers de bas (Down). Il est défini comme suit :

$$\dot{\varphi} = \frac{v_n}{R_M + h} \quad (6.2)$$

$$\dot{\lambda} = \frac{v_e}{(R_N + h)\cos\varphi} \quad (6.3)$$

$$\dot{h} = -v_d \quad (6.4)$$

Où v_n est la composante de la vitesse dans la direction du Nord

v_e est la composante de la vitesse dans la direction de l'Est,

v_d est la composante de la vitesse dans la direction vers le bas « Down »

R_M est le rayon du méridien de l'ellipsoïde

R_N est le rayon normal de l'ellipsoïde.

Des équations (6.2), (6.3) et (6.4), le taux de changement de position (rate of change the position components) est lié aux composantes de vitesse comme suit :

$$\begin{bmatrix} \dot{\varphi} \\ \dot{\lambda} \\ \dot{h} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{R_M + h} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{(R_N + h)\cos\varphi} & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_n \\ v_e \\ v_d \end{bmatrix}^L \quad (6.5)$$

$$\dot{\mathbf{r}}^L = D^{-1}\mathbf{v}^L \quad (6.6)$$

Dans lequel D^{-1} transforme le vecteur vitesse de coordonnées rectangulaires en coordonnées curvilignes dans le repère E.

6.3.2. Equation de la vitesse

L'accélération du récepteur en mouvement est mesurée dans trois directions mutuellement orthogonales dans le repère B par un accéléromètre à trois axes. Ces mesures sont connues sous le nom de mesures de force spécifiques et sont exprimées dans le repère B sous la forme :

$$\mathbf{f}^B = \begin{bmatrix} f_x \\ f_y \\ f_z \end{bmatrix} \quad (6.7)$$

Elles peuvent être transformées et écrites dans le repère L en utilisant la matrice de rotation R_B^L :

$$\mathbf{f}^L = R_B^L \mathbf{f}^B \quad (6.8)$$

Cependant, les composantes d'accélération exprimées dans le repère local \mathbf{f}^L ne peuvent pas donner directement les composantes de la vitesse dans le repère B, cela pour trois raisons [63] :

- a) La rotation de la Terre autour de son axe de rotation est interprétée dans le repère L comme le vecteur de vitesse angulaire ω_{IE}^L et est définie par [63]:

$$\omega_{IE}^L = \begin{bmatrix} \omega^E \cos \varphi \\ 0 \\ -\omega^E \sin \varphi \end{bmatrix} \quad (6.9)$$

- b) Un changement d'orientation du repère L par rapport à la Terre découle de la définition des directions locales du Nord et de la verticale. La direction du nord est toujours tangente au méridien, tandis que la direction verticale est normale à la surface de la Terre. Cet effet est interprété par le vecteur de vitesse angulaire ω_{EL}^L qui est donné par :

$$\omega_{EL}^L = \begin{bmatrix} \frac{v_e}{R_N + h} \\ \frac{v_n}{R_M + h} \\ -\frac{v_e \tan \varphi}{R_N + h} \end{bmatrix} \quad (6.10)$$

- c) Le champ de gravité de la Terre est :

$$\mathbf{g}^L = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -g \end{bmatrix} \quad (6.11)$$

En tenant compte de ces trois facteurs, le taux de changement de la vitesse dans le temps est obtenu comme dans [63], via l'équation (6.12).

$$\dot{\mathbf{v}}^L = R_B^L \mathbf{f}^B - (2\Omega_{IE}^L + \Omega_{EL}^L) \mathbf{v}^L + \mathbf{g}^L \quad (6.12)$$

Où R_B^L est matrice de transformation du repère B au repère L ; \mathbf{f}^B est la force spécifique mesurée par les accéléromètres dans le repère B et \mathbf{g}^L est le vecteur de gravité dans le repère L ; et Ω_{IE}^L et Ω_{EL}^L sont des matrices asymétriques correspondant à ω_{IE}^L et ω_{EL}^L , et sont exprimées en tant que :

$$\omega_{IE}^L = \begin{bmatrix} \omega^E \cos \varphi \\ 0 \\ -\omega^E \sin \varphi \end{bmatrix} \rightarrow \Omega_{IE}^L = \begin{bmatrix} 0 & \omega^E \sin \varphi & 0 \\ -\omega^E \sin \varphi & 0 & -\omega^E \cos \varphi \\ 0 & \omega^E \cos \varphi & 0 \end{bmatrix} \quad (6.13)$$

$$\omega_{EL}^L = \begin{bmatrix} \frac{v_e}{R_N + h} \\ -\frac{v_n}{R_M + h} \\ \frac{v_e \tan \varphi}{R_N + h} \end{bmatrix} \rightarrow \Omega_{EL}^L = \begin{bmatrix} 0 & \frac{v_e \tan \varphi}{R_N + h} & -\frac{v_n}{R_M + h} \\ -\frac{v_e \tan \varphi}{R_N + h} & 0 & \frac{-v_e}{R_N + h} \\ \frac{v_n}{R_M + h} & \frac{v_e}{R_N + h} & 0 \end{bmatrix} \quad (6.14)$$

6.3.3. Equation de l'attitude

L'attitude (orientation) du récepteur en mouvement est déterminée en résolvant l'équation de la dérivée temporelle de la matrice de transformation R_B^L qui relie le repère B au repère L. Dans le repère L, l'équation de la dérivée temporelle de la matrice de transformation suivante doit être considérée :

$$\dot{R}_B^L = R_B^L \Omega_{LB}^B \quad (6.15)$$

Où la matrice asymétrique de vitesse angulaire Ω_{LB}^B peut s'exprimer sous la forme :

$$\begin{aligned} \Omega_{LB}^B &= \Omega_{LI}^B + \Omega_{IB}^B \\ \Omega_{LB}^B &= -\Omega_{IL}^B + \Omega_{IB}^B \\ \Omega_{LB}^B &= \Omega_{IB}^B - \Omega_{IL}^B \end{aligned} \quad (6.16)$$

En substituant cette dernière équation dans (6.15), on obtient :

$$\dot{R}_B^L = R_B^L (\Omega_{IB}^B - \Omega_{IL}^B) \quad (6.17)$$

La matrice de rotation peut être obtenue en résolvant l'équation (6.17) pour les angles d'attitude.

La quantité Ω_{IB}^B est la vitesse de rotation du repère B par rapport au repère I, qui est directement mesurée par les gyroscopes. Cependant, en plus des vitesses angulaires du récepteur en mouvement, les mesures gyroscopiques contiennent à la fois la rotation de la Terre Ω_{IE}^B et le changement d'orientation du repère L. Donc Ω_{IL}^B est à soustraire de Ω_{IB}^B pour supprimer ces effets.

6.3.4. Résumé des équations de navigation inertielle

Les résultats des équations (6.6) (6.12) et (6.17) peuvent être résumés comme suit :

$$\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{r}}^L \\ \dot{\mathbf{v}}^L \\ \dot{R}_B^L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D^{-1} \mathbf{v}^L \\ R_B^L \mathbf{f}^B - (2\Omega_{IE}^L + \Omega_{EL}^L) \mathbf{v}^L + \mathbf{g}^L \\ R_B^L (\Omega_{IB}^B - \Omega_{IL}^B) \end{bmatrix} \quad (6.18)$$

La sortie de position est exprimée en coordonnées géodésiques φ, λ, h ; la vitesse de sortie est dans le repère local v_n, v_e, v_d et les angles d'attitude (roulis, tangage et lacet) sont mesurés par rapport au repère L. La Figure 6.7 est un schéma fonctionnel des équations d'INS en repère L.

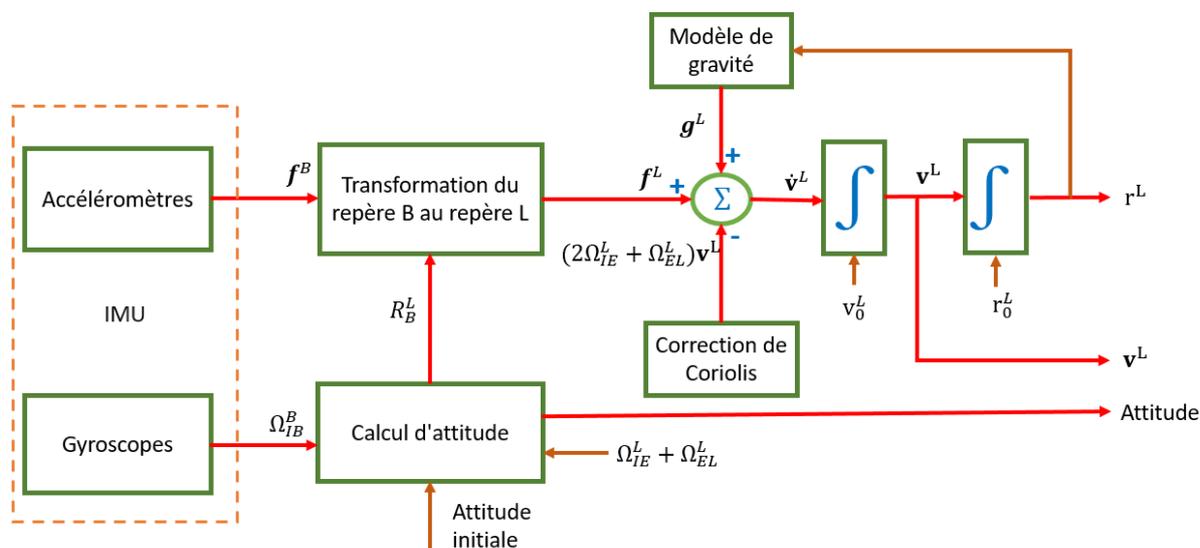


Figure 6.7 : Schéma fonctionnel des équations d'INS en repère L [63]

La mise en œuvre ou la résolution de ces équations comporte trois étapes : la mise à jour de la position, la mise à jour de la vitesse et la mise à jour de l'attitude.

6.4. Détermination de la position, la vitesse et l'attitude d'INS

Basé sur l'équation (6.18), on va présenter la détermination de la position, la vitesse et l'attitude d'INS dans cette section. Mais, avant de le faire, on doit tout d'abord connaître leurs valeurs initiales. La connaissance du vecteur de position initiale, \mathbf{r}_0 , peut être fournie par exemple par un récepteur GNSS. Si l'utilisateur est statique pendant la période d'initialisation, alors la vitesse initiale, \mathbf{v}_0 , est connue et égale à zéro. D'autre part, si l'initialisation a lieu pour un utilisateur en mouvement, alors un autre capteur doit être utilisé pour fournir la vitesse initiale. Un tel capteur peut être un récepteur GNSS, un radar Doppler.

En termes d'attitude, si l'utilisateur est statique et que des capteurs inertiels de qualité relativement élevée sont utilisés, alors l'attitude initiale, $\boldsymbol{\Psi}_{LB}(t = 0)$ peut être fournie à partir d'un moyennage (initialisation du tangage, θ , et roulis ϕ) et l'alignement au gyrocompas (initialisation du lacet, ψ). Cependant, si des capteurs inertiels de faible qualité sont utilisés, seul un moyennage est possible. L'impossibilité d'utiliser un gyrocompas est due au fait que les erreurs de mesure des gyroscopes à bas prix sont trop importantes pour détecter la vitesse de rotation de la Terre. L'initialisation des ψ dans un tel système doit donc être réalisée à l'aide d'informations provenant d'un autre capteur. Ces informations peuvent provenir de capteurs tels que la triade d'une boussole ou d'un magnétomètre ou, dans certains cas, en exploitant une relation connue avec une vitesse (par exemple, le GNSS) comme cela se fait dans certaines applications automobiles.

6.4.1. Détermination de la position d'INS

La relation cinématique entre la position et la vitesse est donnée par (6.5). Au premier ordre, une simple intégration d'Euler peut être utilisée pour propager la position vers l'avant. Cependant, la précision au niveau des mètres exigera que l'on fasse attention au nombre de chiffres significatifs portés pour les valeurs de latitude et de longitude (par exemple, 1m de déplacement nord/sud équivaut à environ $1.6e^{-7} \text{ rad}$). Alors, les équations de calcul de la position deviennent :

$$\varphi_k = \varphi_{k-1} + \Delta T \left(\frac{v_n}{R_M + h} \right) \Big|_{k-1} \quad (6.19)$$

$$\lambda_k = \lambda_{k-1} + \Delta T \left(\frac{v_e}{(R_N + h) \cos \varphi_{k-1}} \right) \Big|_{k-1} \quad (6.20)$$

$$h_k = h_{k-1} - \Delta T (v_d) \Big|_{k-1} \quad (6.21)$$

6.4.2. Détermination de la vitesse

La vitesse de l'utilisateur est déterminée par l'intégration de l'accélération. En supposant qu'une simple intégration d'Euler est utilisée pour calculer la vitesse, alors :

$$\mathbf{v}_k^L = \mathbf{v}_{k-1}^L + \Delta T \dot{\mathbf{v}}_{k-1}^L \quad (6.22)$$

Où $\Delta T = t_k - t_{k-1}$ est l'intervalle de temps entre les mesures des capteurs inertiels et $\dot{\mathbf{v}}_{k-1}^L$ est donné par :

$$\dot{\mathbf{v}}_{k-1}^L = R_{B,k-1}^L \mathbf{f}_{k-1}^B - (2\Omega_{IE,k-1}^L + \Omega_{EL,k-1}^L) \mathbf{v}_{k-1}^L + \mathbf{g}_{k-1}^L \quad (6.23)$$

Le premier terme à droite représente les mesures spécifiques des forces du repère B au repère L. Le deuxième terme correspond aux corrections des forces de Coriolis. Le dernier terme est le vecteur de gravité. Comme l'axe Z du repère L est défini comme étant normal à l'ellipsoïde, le vecteur de gravité normal est nul dans les autres axes :

$$\mathbf{g}_{k-1}^L = [0 \quad 0 \quad -g_{k-1}]^T \quad (6.24)$$

La gravité locale est fonction de la latitude (φ). Puisque on se concentre ici sur les capteurs inertiels à faible coût (car notre capteur inercial est utilisé pour faire la recherche à faible coût), le modèle simple suivant pour g_{k-1} [63] :

$$g_{k-1} \approx 9.7803253359 \frac{1 + 1.931853 \times 10^{-3} \sin^2 \varphi_{k-1}}{\sqrt{1 - e^2 \sin^2 \varphi_{k-1}}} \quad (6.25)$$

Où e est l'excentricité de l'ellipsoïde de référence WGS-84.

6.4.3. Détermination de l'attitude

L'attitude peut être représentée selon différentes formes : la matrice des cosinus de direction, les angles d'Euler et le quaternion unitaire [64]. Dans ce mémoire, on utilise les angles d'Euler, car ils caractérisent l'orientation du repère du mobile par rapport au repère local. On considère la séquence de roulis (\varnothing), de tangage (θ), et de lacet (ψ) pour les angles d'Euler. Ainsi, le vecteur d'attitude, Ψ_{LB} , ici est donné par :

$$\Psi_{LB} = [\varnothing \quad \theta \quad \psi]^T \quad (6.26)$$

Les trois angles d'Euler sont utilisés pour former la matrice de rotation, R_B^L qui permet aux vecteurs exprimés dans le repère B d'être résolus dans le repère L. Quel que soit l'objectif du système GNSS/INS intégré, l'estimation de l'attitude à t_{k-1} ($\Psi_{LB,k-1} = [\varphi_{k-1} \quad \theta_{k-1} \quad \psi_{k-1}]^T$) est essentiel pour le calcul de la vitesse et, par la suite, de la position. Plus précisément, les éléments de $\Psi_{LB,k-1}$ sont utilisés pour former la matrice de transformation R_B^L , donnée par :

$$R_{B,k-1}^L = \begin{bmatrix} \cos\psi_{k-1} & -\sin\psi_{k-1} & 0 \\ \sin\psi_{k-1} & \cos\psi_{k-1} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\phi_{k-1} & -\sin\phi_{k-1} \\ 0 & \sin\phi_{k-1} & \cos\phi_{k-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta_{k-1} & 0 & \sin\theta_{k-1} \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\theta_{k-1} & 0 & \cos\theta_{k-1} \end{bmatrix} \quad (6.27)$$

Etant donné une mesure du vecteur de vitesse angulaire dans le repère B par rapport au repère L exprimé dans le repère B (ω_{LB}^B). La dérivée temporelle d'angle d'Euler peut être calculée, comme :

$$\dot{\Psi}_{LB} = C(\Psi_{LB}) \omega_{LB}^B \quad (6.28)$$

Où

$$C(\Psi_{LB}) = \begin{bmatrix} \frac{1}{\cos \theta} & \sin \phi \tan \theta & \cos \phi \tan \theta \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \frac{\sin \phi}{\cos \theta} & \frac{\cos \phi}{\cos \theta} \end{bmatrix} \quad (6.29)$$

Les gyromètres mesurent la vitesse angulaire du repère B par rapport au repère I ou ω_{IB}^B . Ainsi, pour déterminer l'attitude du repère B par rapport au repère L, on doit soustraire la vitesse de rotation du repère L par rapport au repère I, ω_{IL}^B , de la sortie de taux des gyroscopes. C'est-à-dire :

$$\omega_{LB}^B = \omega_{IB}^B - \omega_{IL}^B \quad (6.30)$$

Pour les applications utilisant des capteurs inertiels de qualité automobile ou de consommation courante, une simple intégration d'Euler de l'équation (6.28) peut être utilisée pour générer une estimation de l'attitude. C'est-à-dire :

$$\Psi_{LB,k} = \Psi_{LB,k-1} + C(\Psi_{LB,k-1})\omega_{LB,k-1}^B \Delta T \quad (6.31)$$

Ou

$$\begin{bmatrix} \phi \\ \theta \\ \psi \end{bmatrix}_k = \begin{bmatrix} \phi \\ \theta \\ \psi \end{bmatrix}_{k-1} + C(\Psi_{LB,k-1})\omega_{LB,k-1}^B \Delta T \quad (6.32)$$

Où $\Delta T = t_k - t_{k-1}$ est l'intervalle de temps entre les mesures des capteurs inertiels.

6.5. Modèle d'erreur dynamique des équations de l'INS

Un GNSS/INS intégré nécessite un estimateur optimal pour effectuer la fusion et l'estimation des données. Différents types d'estimateurs peuvent être utilisés en fonction des besoins du système. Comme le filtre de Kalman (KF) a traditionnellement été utilisé pour l'intégration de capteurs de navigation, on examine ce point plus en détail. Le repère local est généralement choisi pour la mise en œuvre de cette intégration pour les applications de navigation. Les erreurs d'INS sont dues à des erreurs d'état initial, des erreurs de capteurs inertiels et des erreurs de calcul. Par conséquent, des modèles d'erreurs sont nécessaires pour l'analyse et l'estimation des différentes sources d'erreurs associées à un INS.

Le vecteur d'état d'erreur pour les équations de navigation inertielle du repère local est constitué des erreurs le long des coordonnées géodésiques curvilignes (erreur de latitude $\delta\phi$, de longitude $\delta\lambda$, et d'altitude δh), les erreurs des vitesses de référence de la Terre (erreur de vitesse du Nord δv_n , erreur de vitesse de l'Est δv_e , l'erreur de vitesse vers le bas δv_d) et l'erreur dans les trois angles d'attitude (erreur de tangage $\delta\theta$, erreur de roulis $\delta\phi$, erreur de lacet $\delta\psi$). Il comprend également les biais de l'accéléromètre et les dérives du gyroscope. Le vecteur d'états d'erreur complet est donc :

$$\delta \mathbf{x}_{15 \times 1}^L = [\delta \mathbf{r}_{3 \times 1}^L, \delta \mathbf{v}_{3 \times 1}^L, \delta \Psi_{3 \times 1}^L, \delta \mathbf{f}_{3 \times 1}, \delta \boldsymbol{\omega}_{3 \times 1}]^T \quad (6.33)$$

Où :

$\delta \mathbf{r}^L = [\delta\phi, \delta\lambda, \delta h]^T$ est le vecteur d'erreur de position,

$\delta \mathbf{v}^L = [\delta v_n, \delta v_e, \delta v_d]^T$ est le vecteur d'erreur de vitesse ,

$\delta \Psi^L = [\delta\theta, \delta\phi, \delta\psi]^T$ est le vecteur d'erreur d'attitude,

$\beta_{f_x}, \beta_{f_y}, \beta_{f_z}$ sont les inverses des temps de corrélation associés à la séquence d'autocorrélation de $\delta f_x, \delta f_y$ et δf_z ,

$\sigma_{f_x}^2, \sigma_{f_y}^2, \sigma_{f_z}^2$ sont les variances associées aux erreurs de l'accéléromètre,

ϵ est le bruit blanc gaussien à variation unitaire.

Erreurs de dérive du gyroscope

De même, pour les biais stochastiques des gyroscopes, le taux de variation temporelle des erreurs de biais peut être écrit comme suit :

$$\delta \dot{\omega} = \underbrace{\begin{bmatrix} \delta \dot{\omega}_x \\ \delta \dot{\omega}_y \\ \delta \dot{\omega}_z \end{bmatrix}}_{\delta \dot{\omega}} = \underbrace{\begin{bmatrix} -\beta_{\omega x} & 0 & 0 \\ 0 & -\beta_{\omega y} & 0 \\ 0 & 0 & -\beta_{\omega z} \end{bmatrix}}_{F_{\omega}} \underbrace{\begin{bmatrix} \delta \omega_x \\ \delta \omega_y \\ \delta \omega_z \end{bmatrix}}_{\delta \omega} + \underbrace{\begin{bmatrix} \sqrt{2\beta_{\omega x}\sigma_{\omega x}^2} \\ \sqrt{2\beta_{\omega y}\sigma_{\omega y}^2} \\ \sqrt{2\beta_{\omega z}\sigma_{\omega z}^2} \end{bmatrix}}_{\sigma_{\omega}} \epsilon \quad (6.38)$$

Où

$\beta_{\omega x}, \beta_{\omega y}, \beta_{\omega z}$ sont les inverses des temps de corrélation associés à la séquence d'autocorrélation de $\delta \omega_x, \delta \omega_y$ et $\delta \omega_z$,

$\sigma_{\omega x}^2, \sigma_{\omega y}^2, \sigma_{\omega z}^2$ sont les variances associées aux erreurs du gyroscope,

ϵ est le bruit blanc Gaussien à variation unitaire.

Ces modèles d'erreur seront utilisés pour l'architecture d'intégration INS/GNSS à couplage lâche, dans la section 6.6.

6.6. Intégration GNSS/INS

Au cours de la dernière décennie, différentes approches pour l'intégration GNSS/INS ont été adoptées et beaucoup d'entre elles ont été étudiées pour différents types d'unités de mesure inertielle (IMU). Les trois architectures d'intégration les plus connues sont : l'intégration à couplage lâche, l'intégration à couplage serré et l'intégration à couplage ultra-serré. L'intégration à couplage ultra-serré [10], [65]–[72] implique le traitement du signal en bande de base des récepteurs GNSS (c'est-à-dire les boucles de poursuite numériques), ce qui n'est généralement pas accessible avec des produits commerciaux. Dans la technique à couplage serré [73]–[78], les mesures brutes GNSS (c'est-à-dire pseudo-distances, Doppler,...) et les mesures provenant des capteurs inertiels pour estimer le PVT sont traitées à travers un filtre de Kalman. Dans le cas de la méthode à couplage lâche [10], [79]–[81], les positions et les vitesses estimées par le récepteur GNSS sont combinées avec la solution de navigation INS.

Selon les exigences de l'application, différentes architectures de couplage doivent être prises en compte, en mettant également l'accent sur les différentes propriétés de la solution de navigation fournie. Dans ce chapitre, on présente l'intégration GNSS/INS à couplage lâche qui donne de bonnes performances pour une intégration assez simple ; de plus, dans nos conditions, on ne peut pas collecter des données brutes GNSS et des données INS ensemble. On ne collecte que des données INS et les positions par GNSS (qui est déterminé par le téléphone portable). Dans ce cas, les capteurs eux-mêmes sont complètement indépendants les uns des autres. En utilisant les données inertielles en plus des conditions initiales, un calcul dit « strapdown » génère la solution INS pour la position, la vitesse et l'attitude. En suivant l'approche de

positionnement, les systèmes GNSS fournissent également un résultat de navigation contenant la position, la vitesse et le temps. Les deux solutions sont combinées par un filtre de Kalman intégré fournissant d'une part des estimations de la solution de navigation intégrée et d'autre part les états d'erreur actuels du capteur inertielle comme les biais ou les facteurs d'échelle. Ces erreurs sont utilisées de manière récursive pour améliorer la précision de la solution de navigation inertielle.

Ici, on applique le filtre de Kalman pour déterminer la position et la vitesse. Le filtre de Kalman est composé de deux équations :

Equation d'état :

$$\delta \dot{\mathbf{x}} = F \delta \mathbf{x} + G \epsilon \quad (6.39)$$

Où $\delta \mathbf{x}$ est le vecteur d'erreur d'état dans l'équation (6.33) ; ϵ est vecteur de bruit du système ($\epsilon \sim N(0, Q)$) ; G est le vecteur de distribution du bruit, qui comprend les variances associées au vecteur d'état.

$$G = [\sigma_{r,1 \times 3}, \sigma_{v,1 \times 3}, \sigma_{\psi,1 \times 3}, \sigma_{f,1 \times 3}, \sigma_{\omega,1 \times 3}] \quad (6.40)$$

F est la matrice de coefficient dynamique qui, comme expliqué précédemment, contient les modèles d'erreur de l'INS pour la position, la vitesse, l'attitude et les capteurs inertiels. Selon les expressions pour les erreurs dans les équations Eq. (6.34)-(6.38). On peut écrire la matrice F sous la forme :

$$F = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & F_r & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & F_v & R_B^L & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & F_\psi & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & -R_B^L \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & F_f & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & F_\omega \end{bmatrix} \quad (6.41)$$

Equation d'observation :

$$\delta \mathbf{z} = H \delta \mathbf{x} + \eta \quad (6.42)$$

Où $\delta \mathbf{z}$ est vecteur d'erreur d'observations ; H est la matrice d'observabilités caractérisant le lien entre le vecteur d'état et le vecteur d'observations et η est vecteur de bruit de mesures, ($\eta \sim N(0, R)$).

Le filtrage de Kalman est formulé en deux étapes : prédiction et mise à jour.

Etape 1 : prédiction

L'état $\delta \hat{\mathbf{x}}_k^-$ est prédit comme :

$$\delta \hat{\mathbf{x}}_k^- = \Phi_k \delta \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (6.43)$$

Où Φ_k est la matrice de transition d'état de t_{k-1} à t_k qui est déterminée à l'aide d'une série de Taylor du premier ordre :

$$\Phi_k = I + F_{k/k-1} \Delta T \quad (6.44)$$

Où I est la matrice unité, ΔT est l'intervalle entre deux époques.

La prédiction de covariance provient de l'équation d'état :

$$P_k^- = \Phi_k P_{k-1} \Phi_k^T + G_k Q_k G_k^T \quad (6.45)$$

Q_k est la matrice de covariance des processus, $Q_k = E[\epsilon_k \epsilon_k^T]$

Etape 2 : Mise à jour

Le modèle de mesure d'un filtre de Kalman à l'instant t_k est exprimé sous la forme suivante :

$$\delta \mathbf{z}_k = H_k \delta \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\eta}_k \quad (6.46)$$

Avec $\delta \mathbf{z}_k$ constitué des différences entre coordonnées de position et les vitesses prédites par l'INS et les valeurs correspondantes mesurées par le GNSS, comme suit :

$$\delta \mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{r}_{INS}^L - \mathbf{r}_{GNSS}^L \\ \mathbf{v}_{INS}^L - \mathbf{v}_{GNSS}^L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi_{INS} - \varphi_{GNSS} \\ \lambda_{INS} - \lambda_{GNSS} \\ h_{INS} - h_{GNSS} \\ v_{n,INS} - v_{n,GNSS} \\ v_{e,INS} - v_{e,GNSS} \\ v_{d,INS} - v_{d,GNSS} \end{bmatrix} \quad (6.47)$$

Dans l'Eq. (6.46) $\delta \mathbf{x}_k$ est le vecteur d'état et $\boldsymbol{\eta}_k$ est un vecteur de bruit de mesure ; le terme H_k est la matrice de conception de la mesure au moment t_k et il écrit les combinaisons linéaires de variables d'état que comprennent \mathbf{z}_k en l'absence de bruit. Puisque dans l'intégration à couplage lâche, les mesures correspondent directement aux états des erreurs de position et de vitesse, H_k a donc la forme simple suivante :

$$H_k = [I_{6 \times 6} \quad 0_{6 \times 9}] \quad (6.48)$$

On dispose également d'une importante matrice de covariance R_k . La matrice R_k contient les variances des états mesurés sur sa diagonale et est défini comme suit :

$$R_k = E[\boldsymbol{\eta}_k \boldsymbol{\eta}_k^T] = \begin{bmatrix} \sigma_\varphi^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\lambda^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_h^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{v_n}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{v_e}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{v_d}^2 \end{bmatrix} \quad (6.49)$$

Le gain de Kalman peut être défini par :

$$K = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (6.50)$$

L'état estimé $\delta \hat{\mathbf{x}}_k$ et la covariance P_k sont mis à jour en tant que sortie du filtre de Kalman :

$$\delta \hat{\mathbf{x}}_k = \delta \hat{\mathbf{x}}_k^- + K(\delta \mathbf{z}_k - H_k \delta \hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (6.51)$$

$$P_k = (I - KH_k) * P_k^- \quad (6.52)$$

Ensuite, ce processus de prédiction – mise à jour est répété jusqu'à ce que l'algorithme converge.

6.7. Résultats

Pour appliquer l’algorithme couplage lâche de données GNSS/INS, on collecte des données réelles à partir d’un téléphone portable « Xiaomi 8 ». Les données sont enregistrées à l’aide de l’application “GetSensorData 2.0” (Figure 6.8). Ce téléphone utilise le capteur inertiel “ICM20690” avec le taux d’échantillonnage de 50 Hz. On a tenu le téléphone portable dans la main pour collecter des données. La structure des données est présentée par Antonio et al. [82].

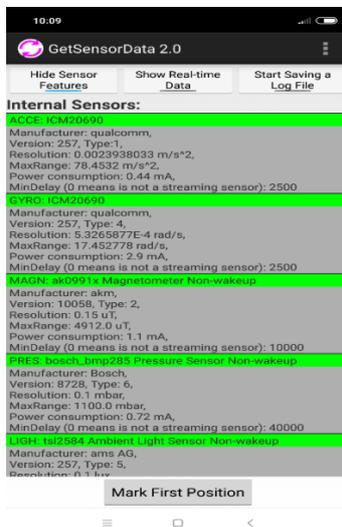


Figure 6.8 : Logiciel « GetSensorData 2.0 »

La Figure 6.9 et la Figure 6.10 montrent environ 6 minutes de trajectoire estimée. La trajectoire correspond à un tour du terrain de Rugby de l’ENSTA Bretagne. En raison de l’absence d’équipements de vérification appropriés, il n’y a pas de trajectoire de référence. Par conséquent, il n’est pas possible de déterminer les erreurs de position. Cependant, l’expérience a été menée dans un environnement d’espace libre, on peut donc utiliser les résultats GNSS comme référence (Figure 6.10).

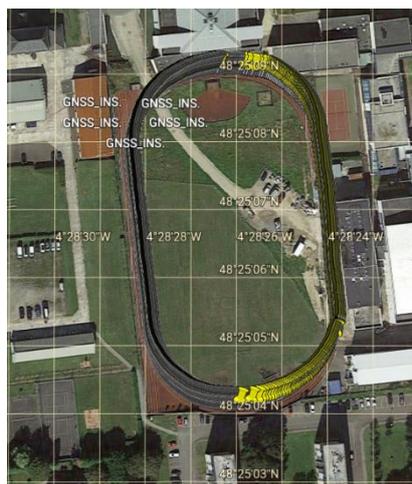


Figure 6.9 : La route au sol sur « Google Earth »

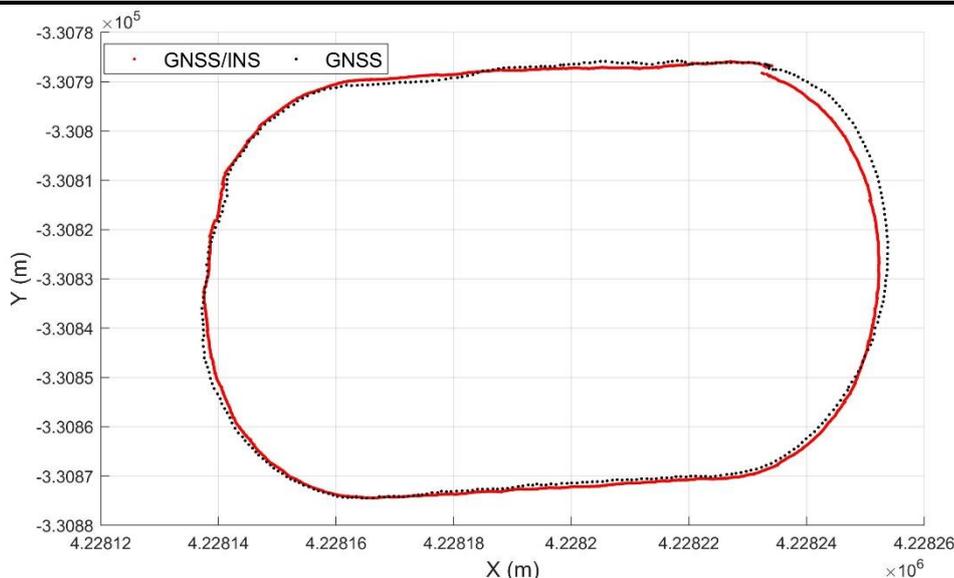


Figure 6.10 : Comparaison des positions des données GNSS et GNSS/INS

La Figure 6.10 présente la comparaison des positions du récepteur entre les données GNSS et les données GNSS/INS dans le repère E. Les positions INS sont corrigées par les données GNSS, les deux trajectoires sont assez proches. Pour voir les différences entre les deux trajectoires, on peut zoomer une partie de la trajectoire comme illustré par la Figure 6.11.

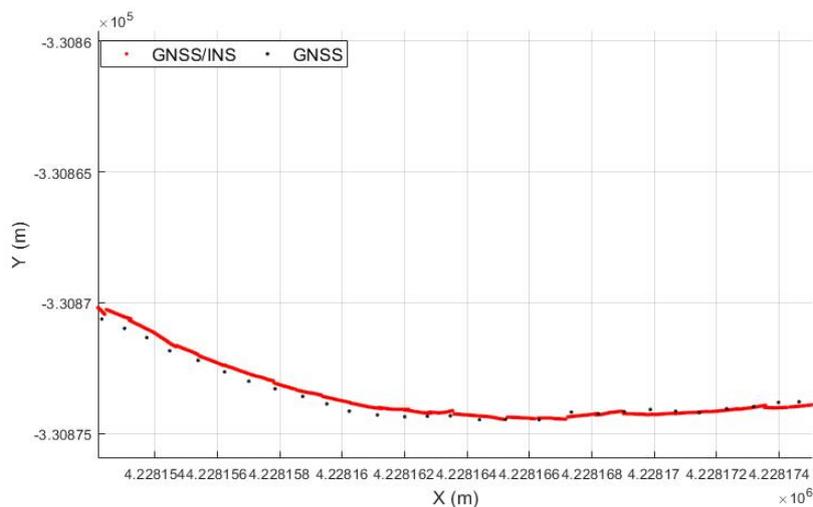


Figure 6.11 : Zoom sur une partie de la trajectoire

La Figure 6.11 présente une partie de la trajectoire du récepteur pour des données INS après correction par des données GNSS (courbe rouge). On peut voir que cette trajectoire suit la trajectoire (courbe noire) obtenue par les données GNSS. Ce résultat montre qu'il est possible d'utiliser des données INS pour déterminer la position d'un récepteur lors de coupures GNSS.

Après avoir déterminé les positions, on détermine les orientations du récepteur. La Figure 6.12 montre l'estimation des orientations obtenues par l'intégration GNSS/INS. Cette figure présente les trois angles : roulis (ϕ), tangage (θ), et lacet (ψ).

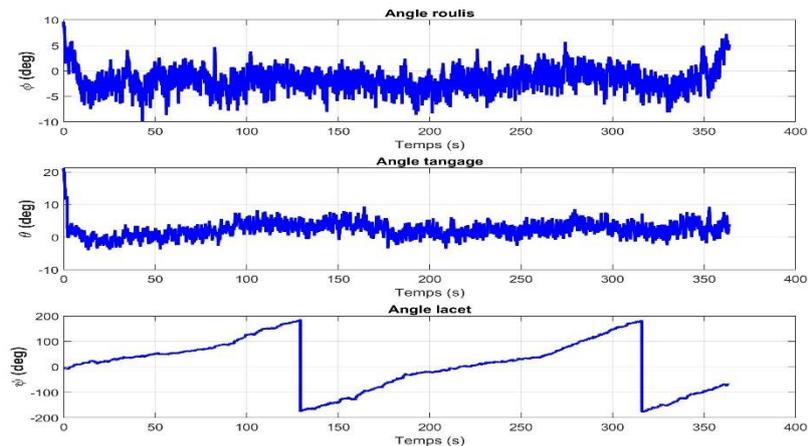


Figure 6.12 : Attitudes pour une intégration GNSS/INS à faible coût

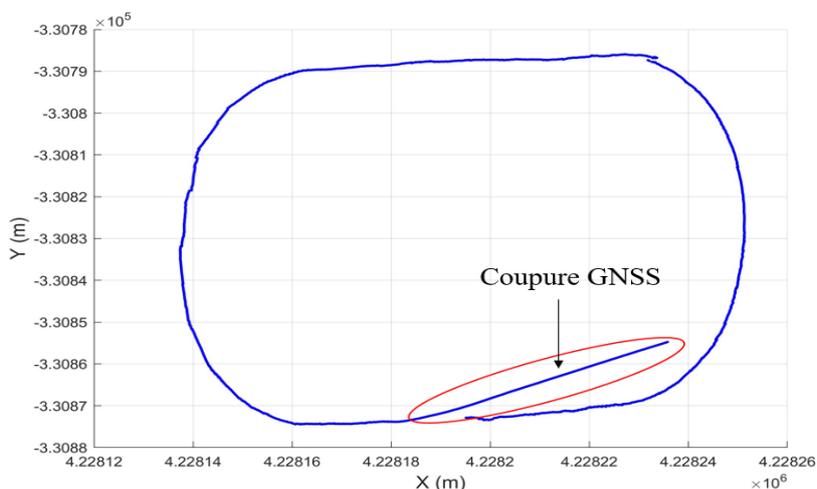


Figure 6.13 : Positions avec des signaux GNSS bloqués

La Figure 6.13 présente les positions du récepteur lors d’une coupure des signaux GNSS. Pour cette simulation, on a arrêté l’acquisition des données GNSS pendant environ 20 secondes. La trajectoire pendant que le GNSS est coupé est différente de la trajectoire réelle. La principale raison ici est que la qualité du capteur INS n’est pas bonne, il contient des erreurs qui vont s’accumuler lors du calcul des positions. Ces résultats montrent qu’il est possible d’obtenir un positionnement correct à partir d’un capteur INS suffisamment précis lors d’une coupure des signaux GNSS.

6.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la fusion de données GNSS et de données INS. Dans les données INS, on détermine la position du récepteur basé sur des mesures de l’accélération et de la vitesse angulaire. Nous avons présenté une variété de repères de coordonnées dans les algorithmes de navigation inertielle : repère inertiel terrestre (I), repère fixe terrestre (E), repère local (L) et repère du mobile (B). Nous avons présenté des algorithmes pour déterminer dans le repère local, la position, la vitesse et l’attitude du récepteur en s’appuyant sur des données INS.

Algorithmes de fusion des données GNSS/INS pour le positionnement

A cause de la disponibilité limitée des données réelles nous avons alors réalisé l'intégration GNSS/INS à couplage lâche dans ce mémoire. Dans le future proche, on va réduire les bruits liés au capteur INS à l'aide des algorithmes de machine learning du type « deep learning ». Et puis, on complétera la fusion des données GNSS avec des données INS en appliquant deux algorithmes : intégration GNSS/INS à couplage serré et intégration GNSS/INS à couplage ultra-serré.

Chapitre 7

Conclusion et Perspectives

Conclusion

L'innovation a toujours été au cœur du développement et l'exploitation des systèmes GNSS. Le développement a continué à évoluer avec l'arrivée des nouveaux systèmes de navigation par satellite Galileo et Beidou et la modernisation des systèmes GPS et GLONASS avec le déploiement de nouveaux satellites, de nouvelles fréquences et des signaux modernes qui font leur apparition. Les services de positionnement GNSS ont gagné en popularité et en utilisation croissante, et ils sont prêts à répondre à davantage de demandes de la part des utilisateurs. L'objectif des travaux réalisés et présentés dans ce mémoire a porté principalement sur le développement d'algorithmes innovants de positionnement pour améliorer la précision de position et de vitesse du récepteur. Pour atteindre cet objectif, le travail réalisé a été structuré autour de 5 chapitres (allant du chapitre 2 au chapitre 6).

Dans le chapitre 2, nous avons présenté quelques capteurs de navigations : GNSS, INS. D'abord, nous avons présenté les fonctions de chaque capteur. Le GNSS est utilisé pour déterminer la position, la vitesse et le temps du récepteur ; l'INS est utilisé pour estimer la position, la vitesse et l'orientation d'un objet relativement à un point de référence, à une orientation et à une vitesse connue. Pour le GNSS, les avantages sont situés au niveau de son auto-initialisation de position, de vitesse et les erreurs restreintes ; les inconvénients sont situés au niveau du taux d'échantillonnage faible, aucune information sur l'attitude du véhicule et il est sensible dans des environnements difficiles. Pour l'INS, les avantages sont situés au niveau du taux d'échantillonnage élevé, la solution de navigation complète (position, vitesse, accélération et attitude) et surtout il est entièrement autonome ; les inconvénients sont liés aux erreurs restreintes (la précision dépend de la précision des capteurs inertiels), nécessite une connaissance du champ de gravité et des conditions initiales.

Dans le chapitre 3, nous avons présenté les différents types de données GNSS et aussi des méthodes de traitement. D'abord, nous avons présenté les trois formats de données GNSS : RTCM, RINEX et NMEA. Le format RTCM est utilisé pour transmettre des données de correction entre un récepteur de référence et un récepteur inconnu ; les types des fichiers RINEX les plus couramment utilisés sont le fichier « navigation », qui contient les données d'éphémérides du satellite, et le fichier d'« observation », ce dernier contient essentiellement les phases de porteuse, des distances en code, les mesures Doppler et les rapports signal/bruit des GNSS ; le format de données NMEA spécifie le format d'échange des informations de position, y compris les indicateurs de qualité, les données de route ou de vitesse sur terre. Ensuite, nous avons présenté le traitement des données RINEX. Le choix des données RINEX a été motivé par plusieurs raisons. Tout d'abord, elles peuvent être utilisées pour tester des solutions matérielles et logicielles et pour tester de nouveaux algorithmes. Dans ce cadre, nous avons présenté les quatre fichiers : le fichier d'observation GNSS, le fichier de message de navigation

GPS, le fichier des messages de navigation GLONASS et le fichier des messages de navigation Galileo. Après la récupération des données de satellites (GPS, GLONASS et Galileo), nous avons déterminé les positions et les vitesses des satellites. Enfin, nous avons présenté quelques concepts pour modéliser et prendre en compte les erreurs GNSS. La propagation des signaux peut être perturbée par les différents phénomènes. Dans le cadre du travail réalisé, nous avons mentionné les erreurs d'horloges de satellites, les erreurs liées à traversées de l'atmosphère (ionosphère, troposphère, ...) et les erreurs liées aux multi-trajets.

Dans le chapitre 4, nous avons présenté les algorithmes de positionnement GNSS. Tout d'abord, nous avons présenté les mesures de pseudo-distances : en phase et en code PRN. La pseudo-distance en code PRN est la mesure de la distance entre un satellite et un récepteur par la différence de temps entre le satellite et le récepteur ; la mesure en phase est la différence entre la phase de l'oscillateur du récepteur et le signal reçu plus le nombre de cycles au début de la poursuite. Et puis, nous avons présenté deux positionnements : absolu et relative. Dans le positionnement absolu, nous avons indiqué les méthodes permettant de résoudre les équations non-linéaires : les moindres carrés, les moindres carrés repondérées et le filtrage de Kalman étendu. Pour les moindres carrés, nous avons utilisé la mesure en phase pour déterminer la position et la vitesse. Dans ce cas, on a dû estimer l'ambigüité entière ; alors nous avons combiné les pseudo-distances en code et en phase pour le faire. Après l'estimation d'ambigüité entière, nous avons corrigé les erreurs GNSS (ionosphère, troposphère, horloge de satellite, ...) et nous avons déterminé la position et la vitesse du récepteur. Pour améliorer la précision de position et de vitesse, nous avons utilisé la matrice des poids dans la méthode des « moindres carrés » qui est appelée les « moindres carrés repondérés ». Le modèle de pondération est basé sur l'angle d'élévation du satellite et le rapport signal sur bruit ; la pondération en fonction de l'angle d'élévation est utilisée dans des conditions de multi-trajets faibles et atmosphères calmes et dans le cas où le récepteur est fortement affecté par les effets de multi-trajets, la diffraction du signal ou ses caractéristiques, la pondération en fonction de signal sur bruit est utilisée. Dans ce mémoire, nous avons présenté les modèles : SIGMA (relié au signal sur bruit) et Exponentiel (relié à l'angle d'élévation) pour la méthode des « moindres carrés repondérés ». Ensuite, nous avons présenté le filtrage de Kalman étendu qui a fait ses preuves dans le traitement des données issues de séries temporelles. Dans le travail réalisé, nous avons utilisé la pseudo-distance en code pour déterminer la position et la vitesse. Dans le filtrage, les matrices de covariance jouent un rôle important dans le processus récursif optimal. Alors, nous avons présenté deux modèles : modèle de la matrice de bruit du processus et le modèle de la matrice de bruit de mesure pour assurer la précision et la stabilité du filtrage. Enfin, dans le positionnement relatif, nous avons présenté les trois formes : différence simple, différence double et différence triple. Dans ce mémoire, nous avons utilisé la forme double pour corriger les erreurs d'ionosphère, les erreurs de troposphère, l'horloges du satellite et l'erreur d'horloge du récepteur et pour ce faire, nous avons appliqué la méthode « filtrage de Kalman ». Dans ce chapitre, nous avons seulement utilisé des données GPS.

Dans le chapitre 5, nous avons décrit quelques algorithmes de fusion de données pour le positionnement. Comme dans le chapitre 4, nous avons présenté les deux positionnements : absolu et relatif. D'abord, nous avons dressé une liste des avantages et inconvénients de la multi-constellation et de la multi-fréquence ; ses avantages sont prouvés pour améliorer la précision du positionnement ; cependant ils peuvent contenir des signaux de mauvaise qualité qui ont un impact négatif sur la précision de position. Et puis, nous avons présenté deux algorithmes : les moindres carrés itérativement repondérés (IRWLS) et le filtrage de Kalman étendu robuste (FKE-robuste : FKER) pour éliminer les données aberrantes dans le positionnement absolu. La méthode des « moindres carrés itérativement repondérés » est utilisée pour optimiser les résultats par une méthode itérative dans laquelle chaque étape consiste à résoudre un problème des moindres carrés pondérés. Dans le déroulement de cette méthode, nous avons présenté « MM-Estimation » qui est une classe de statistiques robustes pour une analyse des données statistiques plus efficace avec un point de rupture élevé. Après la détermination de la position et de la vitesse, nous avons utilisé l'algorithmes RAIM pour vérifier la zone de précision du récepteur. La méthode « filtrage de Kalman étendu robuste » est une combinaison du filtrage de Kalman étendu avec la méthode des « moindres carrés itérativement repondérés » et nous avons utilisé l'algorithme RAIM pour vérifier la zone exacte du récepteur. Nous avons évalué et comparé les performances de deux de ces méthodes. La méthode FKE-robuste permet d'améliorer considérablement la précision de la position, cependant ses résultats pourraient contenir des erreurs qui ne peuvent pas être estimées. Alors, nous avons utilisé l'architecture LSTM (Long Short Term Memory) pour prédéterminer les erreurs de comportement de la méthode FKE-robuste. LSTM (Long Short Term Memory) est une architecture de réseau neuronal récurrent artificiel qui est utile pour classer, traiter et faire des prédictions basées sur des données de séries temporelles. Pour finir ce chapitre, nous avons présenté les résultats du positionnement relatif avec des données du navire ENSTA Bretagne.

Dans le chapitre 6, nous avons présenté la fusion des données GNSS et des données INS. D'abord, nous avons présenté le principe de la navigation inertielle qui détermine la position du récepteur à partir des mesures de l'accélération et de la vitesse angulaire. Dans la navigation inertielle, nous avons présenté 4 repères d'intérêt dans les algorithmes étudiés et développés : repère inertiel terrestre (I), repère fixe terrestre (E), repère local (L) et repère du mobile (B). Ensuite, nous avons présenté les équations de navigation inertielle dans le repère L, car les équations de navigation dans le repère L fournissent des solutions de navigation intuitive pour le récepteur sur ou près de la surface de la Terre. Après, nous avons présenté les algorithmes permettant de déterminer la position, la vitesse et l'attitude d'INS. Pour combiner les données GNSS et les données INS, nous avons trois approches : l'intégration à couplage lâche, l'intégration à couplage serré et l'intégration à couplage ultra-serré. Dans ce mémoire, nous avons présenté l'intégration à couplage lâche en utilisant le filtrage de Kalman. Pour finir ce chapitre, afin de démontrer l'intérêt et valider certains volets du travail réalisé, nous avons collecté des données réelles via l'utilisation d'un téléphone portable du type « Xiaomi 8 ». Les résultats obtenus sont encourageants et ils doivent être poursuivis.

Perspectives

Au vu des différents résultats obtenus et présentés dans ce mémoire, plusieurs perspectives peuvent être envisagées.

Utilisation des données GNSS de navires en mouvement

Dans ce mémoire, l'accent est mis sur l'amélioration de la précision du positionnement pour un récepteur se déplaçant lentement ; comme indiqué dans le chapitre 5, nous avons présenté l'algorithme de positionnement absolu qui est une combinaison de la méthode FKE-robuste avec l'architecture LSTM (Long Short Term Memory). Seules des données des stations de base sont utilisées, pour lesquelles les vitesses sont presque égales à zéro et permettent d'améliorer les performances du modèle LSTM. Une perspective à notre travail pourrait être l'évaluation des performances et des limites de la méthode sur les données d'un utilisateur en mouvement et l'adaptation ou le développement potentiel d'une nouvelle méthode sur les données d'un utilisateur en mouvement et l'adaptation ou le développement potentiel d'une nouvelle méthode prenant en compte des informations supplémentaires sur les vitesses. Tout en considérant les données des utilisateurs en mouvement, les niveaux de bruit des capteurs ne sont pas constants et le défi consiste à estimer une modélisation LSTM adaptée.

En outre, pour l'algorithme positionnement relatif, nous avons présenté le GNSS différentiel. Dans ce travail, nous avons utilisé les données d'un navire fixe. Pour l'instant, nous avons des données de navire en mouvement mais nous ne disposons pas de données de vérité-terrain pour vérifier nos algorithmes. Alors, dans le futur proche nous pourrions tester les données de navire en mouvement en disposant de données de vérité-terrain.

Combinaison des données GNSS et des données INS

Dans ce travail, nous avons combiné les données GNSS et les données INS avec l'intégration à couplage lâche ; avec des données réelles limitées, nous avons développé des algorithmes avec les données récoltées avec un smartphone. Ainsi, dans le futur, nous pourrions tout d'abord appliquer ces algorithmes avec des données de navire. Après, nous pourrions développer des algorithmes avec l'intégration à couplage serré pour améliorer la précision de position.

De plus, dans le cas où les signaux de GNSS sont bloqués, nous pourrions utiliser la méthode LSTM (Long Short Term Memory) pour prévoir les positions du récepteur.

Combinaison des données GNSS, des données INS avec des données LiDAR

Aujourd'hui, nous avons commencé à construire des navires autonomes ; les données LiDAR jouent un rôle important, qui sont utilisées pour détecter les obstacles et déterminer ses distances (entre les obstacles et la navire). La combinaison des données GNSS, des données INS avec des données LiDAR est d'améliorer la précision de position et d'éviter les accidents en mer. Alors, dans le futur nous pourrions développer des algorithmes adaptés à combinaison de ces données.

Fusion des données GNSS avec des données 5G

Dans le futur, l'environnement maritime 5G facilitera également l'adoption de navires autonomes avec une connectivité à faible latence pour les opérations à distance et accélérera l'utilisation des capteurs des objets d'internet pendant les opérations de recherche et de sauvetage pour des communications en temps réel et un positionnement précis. De plus, étant donné que le GNSS peut avoir une précision réduite dans les environnements difficiles en raison de la disponibilité limitée des satellites, de leur géométrie défavorable, une fusion de 5G avec le GNSS pourrait contribuer à l'amélioration du positionnement avec une plus grande précision. Par conséquent, la compatibilité et l'interopérabilité de la 5G et du GNSS sont nécessaires. Donc, dans le futur proche nous pourrions développer des algorithmes adaptés à la fusion de données GNSS avec des données 5G.

Production Scientifique

➤ Papier dans les revues (1)

- ✓ Truong-Ngoc Tan, Ali Khenchaf, Fabrice Comblet, Pierre Franck, Champeyroux Jean-Marc, Olivier Reichert, « Robust-Extended Kalman Filter and Long Short-Term Memory Combination to Enhance the Quality of Single Point Positioning », applied sciences, 2020, DOI: 10.3390/app10124335. (<https://www.mdpi.com/2076-3417/10/12/4335>)

➤ Communications dans les conferences (7)

- ✓ Tan Truong-Ngoc, Ali Khenchaf, Fabrice Comblet, “Estimating Ambiguity and Using Model Weight To Improve the Positioning Accuracy of a Stand-alone Receiver” 13th European Conference on Antennas and Propagation, 2019, Poland. (<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8739397>)
- ✓ Tan Truong-Ngoc, Ali Khenchaf, Fabrice Comblet, “Evaluating Process and Measurement Noise in Extended Kalman Filter for GNSS Position Accuracy,” 13th European Conference on Antennas and Propagation, 2019, Poland. (<https://ieeexplore.ieee.org/document/8739375>)
- ✓ Tan Truong-Ngoc, Ali Khenchaf, Fabrice Comblet, Pierre Franck, Champeyroux Jean-Marc, Olivier Reichert, “Improvement of GNSS receiver positioning accuracy by using DGNSS,” 7th International Colloquium on Scientific & Fundamental Aspects of GNSS, 2019, Switzerland. (<https://atpi.eventsair.com/QuickEventWebsitePortal/19a07---7th-gnss-colloquium/website/ExtraContent/ContentSubPage?page=1&subPage=5>)
- ✓ Tan Truong-Ngoc, Ali Khenchaf, Fabrice Comblet, Pierre Franck, Champeyroux Jean-Marc, Olivier Reichert, “Robust Galileo/GPS data fusion to enhance the receiver position accuracy,” 7th International Colloquium on Scientific & Fundamental Aspects of GNSS, 2019, Switzerland. (<https://atpi.eventsair.com/QuickEventWebsitePortal/19a07---7th-gnss-colloquium/website/ExtraContent/ContentSubPage?page=1&subPage=5>)
- ✓ Tan Truong-Ngoc, Ali Khenchaf, Fabrice Comblet, Pierre Franck, Champeyroux Jean-Marc, Olivier Reichert “GPS/GLONASS Data Fusion and Outlier Elimination to Improve the Position Accuracy of Receiver,” CAMA conference, 2019, Indonesia. (<https://ieeexplore.ieee.org/document/8959694>)
- ✓ Tan Truong-Ngoc, Ali Khenchaf, Fabrice Comblet, Pierre Franck, Champeyroux Jean-Marc, Olivier Reichert “Robust GPS/Galileo/GLONASS Data Fusion Using Extended Kalman Filter,” ATSIP conference, 2020, Tunisia. (<https://ieeexplore.ieee.org/document/9231565>)
- ✓ Tan Truong-Ngoc, Ali Khenchaf, Fabrice Comblet, Pierre Franck, Champeyroux Jean-Marc, Olivier Reichert “Filter De-Noise Method Using Long Short Term Memory,” European Navigation Conference, 2020, Germany. (<https://ieeexplore.ieee.org/document/9317471>)

Références Bibliographiques

- [1] X. Zhang, Z. Huang, and R. Li, “RAIM analysis in the position domain,” *IEEE/ION Position, Locat. Navig. Symp.*, pp. 53–59, 2010, doi: 10.1109/PLANS.2010.5507200.
- [2] S. Hewitson, H. K. Lee, and J. Wang, “Localizability analysis for GPS/Galileo receiver autonomous integrity monitoring,” *J. Navig.*, vol. 57, no. 2, pp. 245–259, 2004, doi: 10.1017/S0373463304002693.
- [3] J. Blanch, A. Ene, T. Walter, and P. Enge, “An optimized multiple hypothesis RAIM algorithm for vertical guidance,” *20th Int. Tech. Meet. Satell. Div. Inst. Navig. 2007*, vol. 3, pp. 2924–2933, 2007.
- [4] S. Tay and J. Marais, “Weighting models for GPS Pseudorange observations for land transportation in urban canyons,” in *6th European Workshop on GNSS Signals and Signal Processing*, 2013.
- [5] N. Rahemi, M. R. Mosavi, A. A. Abedi, and S. Mirzakuchaki, “Accurate Solution of Navigation Equations in GPS Receivers for Very High Velocities Using Pseudorange Measurements,” *Adv. Aerosp. Eng.*, vol. 2014, pp. 1–8, 2014, doi: 10.1155/2014/435891.
- [6] A. Tabatabaei, M. R. Mosavi, A. Khavari, and H. S. Shahhoseini, “Reliable Urban Canyon Navigation Solution in GPS and GLONASS Integrated Receiver Using Improved Fuzzy Weighted Least-Square Method,” *Wirel. Pers. Commun.*, vol. 94, no. 4, pp. 3181–3196, 2017, doi: 10.1007/s11277-016-3771-1.
- [7] J. Wang, C. Xu, and J. Wang, “Applications of Robust Kalman Filtering Schemes in GNSS Navigation,” *Int. Symp. GPS/GNSS*, 2008.
- [8] S. Gaglione, A. Angrisano, and N. Crocetto, “Robust Kalman Filter applied to GNSS positioning in harsh environment,” *Eur. Navig. Conf. ENC 2019*, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1109/EURONAV.2019.8714132.
- [9] M. A. Gandhi and L. Mili, “Robust Kalman Filter based on a generalized maximum-likelihood-type estimator,” *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 58, no. 5, pp. 2509–2520, 2010, doi: 10.1109/TSP.2009.2039731.
- [10] G. Falco, M. Pini, and G. Marucco, “Loose and tight GNSS/INS integrations: Comparison of performance assessed in real Urban scenarios,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 17, no. 2, 2017, doi: 10.3390/s17020255.
- [11] Y. Gao, S. Liu, M. M. Atia, and A. Nouredin, “INS/GPS/LiDAR integrated navigation system for urban and indoor environments using hybrid scan matching algorithm,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 15, no. 9, pp. 23286–23302, 2015, doi: 10.3390/s150923286.
- [12] Y. Ning, J. Wang, H. Han, X. Tan, and T. Liu, “An optimal radial basis function neural network enhanced adaptive Robust Kalman filter for GNSS/INS integrated systems in complex urban areas,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 18, no. 9, 2018, doi: 10.3390/s18093091.
- [13] J. Gao, K. Li, and J. Chen, “Research on the integrated navigation technology of sins with couple odometers for land vehicles,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, no. 2, 2020,

- doi: 10.3390/s20020546.
- [14] G. T. Schmidt and R. E. Phillips, “INS / GPS Integration Architectures,” *NATO Lect. Ser.*, vol. 116, no. 2011, pp. 1–18, 2011.
- [15] Alexandre NDJENG NDJENG, “Localisation robuste multi-capteurs et multi-modèles,” Université d’Evry Val d’Essonne, 2009.
- [16] W. E. Hofmann-Wellenhof B, Lichtenegger H, *GNSS - Global Navigation Satellite Systems: GPS, GLONASS, Galileo and more*. SpringerWienNewYork, 2008.
- [17] “GSSC.” [Online]. Available: https://gssc.esa.int/navipedia/index.php/GNSS_signal.
- [18] O. J. Woodman, “An introduction to inertial navigation,” *Univ. Cambridge, Comput. Lab. Tech.Rep.UCAMCL-TR-696*, vol. 14, p. 15, 2007, doi: 10.4271/2000-01-0305.
- [19] A. EL-RABBANY, *Introduction to GPS: The Global Positioning System*. Norwood,MA 02062: ARTECH HOUSE, INC, 2002.
- [20] T. B. J. G. Abeolmagd Noureldin, *Fundamentals of Inertial Navigation, Satellite-based Positioning and their Integration*. Springer, 2013.
- [21] J. Russian Space Systems, “GLONASS Interface Control Document, General Description of Code Division Multiple Access Signal System Edition 1.0,” pp. 1–119, 2016.
- [22] P. Ferrão, “Positioning with Combined GPS and GLONASS Observations,” *MSc diss., Técnico Lisboa.[Links]*, no. May, 2013.
- [23] Werner Gurtner and Lou Estey, “RINEX The Receiver Independent Exchange Format Version 3.03 International,” *IGS Work. 2012*, vol. 104, pp. 1–74, 2012.
- [24] O. G. Gps, “Tropospheric Delay Estimation,” 2001.
- [25] I. Sanlioglu and M. Zeybek, “Investigation On GPS Heighting Accuracy With Use Of Tropospheric Models In Commercial GPS Softwares For Different Heights Investigation On GPS Heighting Accuracy With Use Of Tropospheric Models In Commercial GPS Softwares For Different Heights,” *FIG Work. Week 2012*, no. May 2012, pp. 6–10, 2012.
- [26] T. Saleem and M. Usman, “Analysis and Mitigation of Tropospheric Error Effect on GPS Positioning Using Real GPS Data,” *Int. J. Electron. Electr. Eng.*, vol. 2, no. 3, pp. 249–253, 2014, doi: 10.12720/ijeee.2.3.249-253.
- [27] P. Bossert, “GNSS: Systèmes Globaux de Positionnement par satellite.”
- [28] M. R. Mosavi, M. S. Azad, and I. Emamgholipour, “Position estimation in single-frequency GPS receivers using Kalman filter with pseudo-range and carrier phase measurements,” *Wirel. Pers. Commun.*, vol. 72, no. 4, pp. 2563–2576, 2013, doi: 10.1007/s11277-013-1166-0.
- [29] M. Smyrniotis, S. Steffen, and L. N. Marcos, “Multipath Propagation, Characterization and Modeling in GNSS,” in *Geodetic Sciences - Observations, Modeling and Applications*, IntechOpen, 2013.
- [30] Y. Ming, C. Goad, and S. Burkhard, “Real-time on-the-fly ambiguity resolution over short baselines in the presence of anti-spoofing,” *Proc. of the 7th Int. Tech. Meet. Satell. Div. Institute of Navig. (ION GPS 1994)*, pp. 519–525, 1994.
- [31] G. S. KAI Borre, *Algorithms for global positioning*. Wellesley-Cambridge Press, 2012.

- [32] H. J. Eueler and C. C. Goad, “On optimal filtering of GPS dual frequency observations without using orbit information,” *Bull. Géodésique*, vol. 65, no. 2, pp. 130–143, 1991, doi: 10.1007/BF00806368.
- [33] J. Li and M. Wu, “The improvement of positioning accuracy with weighted least square based on SNR,” *5th Int. Conf. Wirel. Commun. Netw. Mob. Comput. WiCOM*, no. 3, pp. 9–12, 2009, doi: 10.1109/WICOM.2009.5302600.
- [34] S. Tay, J. Marais, S. Tay, J. Marais, S. Tay, and J. Marais, “Weighting models for GPS Pseudorange observations for land transportation in urban canyons,” 2014.
- [35] J. P. Collins and R. B. Langley, “Possible weighting schemes for GPS carrier phase observations in the presence of multipath,” *Final Contract Rep. US Army Corps Eng. Topogr. Eng. Center, No. DAAH04-96-C-0086/TCN*, vol. 98151, no. March, p. 40, 1999.
- [36] Integration, “Weighting GNSS observations and variations of GNSS/INS integration,” *InsideGNSS*, vol. 0, pp. 26–28, 2007.
- [37] X. Luo, M. Mayer, B. Heck, and J. L. Awange, “A realistic and easy-to-implement weighting model for GPS phase observations,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 52, no. 10, pp. 6110–6118, 2014, doi: 10.1109/TGRS.2013.2294946.
- [38] S. Schön and O. Bielenberg, “On the capability of high sensitivity GPS for precise indoor positioning,” *5th Work. Positioning, Navig. Commun. 2008, WPNC’08*, vol. 2008, pp. 121–127, 2008, doi: 10.1109/WPNC.2008.4510365.
- [39] “cddis.” [Online]. Available: <ftp://cddis.gsfc.nasa.gov/gnss/data/daily/2018/001/>.
- [40] “rgp.” [Online]. Available: <http://rgp.ign.fr/DONNEES/diffusion/>.
- [41] Y. Wang, “Position estimation using extended Kalman Filter and RTS-smoother in a GPS receiver,” *2012 5th Int. Congr. Image Signal Process. CISP 2012*, no. Cisp, pp. 1718–1721, 2012, doi: 10.1109/CISP.2012.6469979.
- [42] M. Wickert and C. Siddappa, “Exploring the Extended Kalman Filter for GPS Positioning Using Simulated User and Satellite Track Data,” *Proc. 17th Python Sci. Conf.*, no. Scipy, pp. 84–90, 2018, doi: 10.25080/majora-4af1f417-00d.
- [43] “cddis.” [Online]. Available: <ftp://cddis.nasa.gov/gnss/data/daily/2017/001/>.
- [44] S. Ahmed, Q. Sultana, and K. D. Rao, “Comparative analysis of DGPS predicted corrections using dynamic neural networks,” *2014 IEEE Int. Conf. Veh. Electron. Safety, ICVES 2014*, no. m, pp. 61–65, 2015, doi: 10.1109/ICVES.2014.7063725.
- [45] M. Shao and X. Sui, “Study on Differential GPS Positioning Methods,” *Proc. - 2015 Int. Conf. Comput. Sci. Mech. Autom. CSMA 2015*, no. 1, pp. 223–225, 2016, doi: 10.1109/CSMA.2015.51.
- [46] Ivan G. Petrovski, *GPS, GLONASS, Galileo, and Beidou for Mobile Devices*. Cambridge University Press, 2014.
- [47] W. N. Venables and B. D. Ripley, *Robust Statistics*. 1997.
- [48] M. A. Akram, P. Liu, Y. Wang, and J. Qian, “GNSS positioning accuracy enhancement based on robust statistical MM estimation theory for ground vehicles in challenging environments,” *Appl. Sci.*, vol. 8, no. 6, 2018, doi: 10.3390/app8060876.
- [49] S. Yuliana, P. Hasih, H. Sri Sulistijowati, and L. Twenty, “M Estimation, S Estimation,

- and MM Estimation in Robust Regression,” *Int. J. Pure Appl. Math.*, vol. 91, no. 3, pp. 349–360, 2014.
- [50] William J. J. Rey, *Introduction to Robust and Quasi-Robust Statistical Methods*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1983.
- [51] “wikipedia.” [Online]. Available: <https://en.wikipedia.org/wiki/M-estimator>.
- [52] P. Rousseeuw and V. Yohai, *Robust Regression by Means of S-Estimators BT - Robust and Nonlinear Time Series Analysis*, vol. 26. 1984.
- [53] Victor J. Yohai, “High Breakdown-point and High Efficiency Robust Estimates for Regression,” *Ann. Stat.*, vol. 14, no. 2, pp. 590–606, 1986.
- [54] “wikipedia.” [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Interquartile_range.
- [55] D. M. Ellis, N. P. Draper, and H. Smith, “Applied Regression Analysis.,” *Appl. Stat.*, vol. 17, no. 1, p. 83, 1968, doi: 10.2307/2985274.
- [56] “wikipedia.” [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Median_absolute_deviation.
- [57] J. Zhao, M. Netto, and L. Mili, “A Robust Iterated Extended Kalman Filter for Power System Dynamic State Estimation,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 32, no. 4, pp. 3205–3216, 2017, doi: 10.1109/TPWRS.2016.2628344.
- [58] EU Satellite Navigation Programme Management, “EGNOS - Safety of Life Service Definition Document,” 2015, doi: 10.2878/851094.
- [59] W. Fang *et al.*, “A LSTM algorithm estimating pseudo measurements for aiding INS during GNSS signal outages,” *Remote Sens.*, vol. 12, no. 2, pp. 1–23, 2020, doi: 10.3390/rs12020256.
- [60] C. Jiang *et al.*, “A MEMS IMU de-noising method using long short term memory recurrent neural networks (LSTM-RNN),” *Sensors (Switzerland)*, vol. 18, no. 10, pp. 1–14, 2018, doi: 10.3390/s18103470.
- [61] H. U. Kim and T. S. Bae, “Deep learning-based GNSS network-based real-time kinematic improvement for autonomous ground vehicle navigation,” *J. Sensors*, vol. 2019, 2019, doi: 10.1155/2019/3737265.
- [62] K.-W. Chiang, H.-W. Chang, C.-Y. Li, and Y.-W. Huang, “An Artificial Neural Network Embedded Position and Orientation Determination Algorithm for Low Cost MEMS INS/GPS Integrated Sensors,” *Sensors*, vol. 9, no. 4, pp. 2586–2610, 2009, doi: 10.3390/s90402586.
- [63] A. Noureldin, T. B. Karamat, and J. Georgy, *Fundamentals of Inertial Navigation, Satellite-based Positioning and their Integration*. Springer, 2012.
- [64] Philippe LAVOIE, “Système de Navigation Hybride GPS/INS à Faible Coût pour la Navigation Robuste Environnement Urbain,” Montreal, 2012.
- [65] D. Sun, M. G. Petovello, and M. E. Cannon, “Ultratight GPS/reduced-IMU integration for land vehicle navigation,” *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 49, no. 3, pp. 1781–1791, 2013, doi: 10.1109/TAES.2013.6558019.
- [66] F. Xie, J. Liu, R. Li, B. Jiang, and L. Qiao, “Performance analysis of a federated ultratight global positioning system/inertial navigation system integration algorithm in high dynamic environments,” *Proc. Inst. Mech. Eng. Part G J. Aerosp. Eng.*, vol. 229, no. 1,

- pp. 56–71, 2015, doi: 10.1177/0954410014525359.
- [67] P. Closas and J. Vil, “NONLINEAR FILTERING FOR ULTRA – TIGHT GNSS / INS INTEGRATION Carles Fern ´ Centre Tecnol ` ogic de Telecomunicacions de Catalunya (CTTC) Av . Carl Friedrich Gauss 7 , 08860 Castelldefels , Spain . E – mail : { carles . fernandez , pau . closas } @ cttc ,” no. 1, 2010.
- [68] Y. Luo, R. Babu, W. qi Wu, and X. feng He, “Double-filter model with modified Kalman filter for baseband signal pre-processing with application to ultra-tight GPS/INS integration,” *GPS Solut.*, vol. 16, no. 4, pp. 463–476, 2012, doi: 10.1007/s10291-011-0246-4.
- [69] M. Lashley, D. M. Bevly, and J. Y. Hung, “Analysis of deeply integrated and tightly coupled architectures,” *Rec. - IEEE PLANS, Position Locat. Navig. Symp.*, no. 978, pp. 382–396, 2010, doi: 10.1109/PLANS.2010.5507127.
- [70] F. Xie, R. Sun, G. Kang, W. Qian, J. Zhao, and L. Zhang, “A jamming tolerant BeiDou combined B1/B2 vector tracking algorithm for ultra-tightly coupled GNSS/INS systems,” *Aerosp. Sci. Technol.*, vol. 70, pp. 265–276, 2017, doi: 10.1016/j.ast.2017.08.019.
- [71] T. M. Buck, J. Wilmot, and M. J. Cook, “A high G, MEMS based, deeply integrated, INS/GPS, guidance, navigation and control flight management unit,” *Rec. - IEEE PLANS, Position Locat. Navig. Symp.*, vol. 2006, pp. 772–794, 2006, doi: 10.1109/PLANS.2006.1650674.
- [72] T. Li, M. G. Petovello, G. Lachapelle, and C. Basnayake, “Ultra-tightly coupled GPS/vehicle sensor integration for land vehicle navigation,” *Navig. J. Inst. Navig.*, vol. 57, no. 4, pp. 263–274, 2010, doi: 10.1002/j.2161-4296.2010.tb01782.x.
- [73] G. Falco, M. C. C. Gutiérrez, E. P. Serna, F. Zacchello, and S. Bories, “Low-cost real-time tightly-coupled GNSS/INS navigation system based on carrier-phase double differences for UAV applications,” *27th Int. Tech. Meet. Satell. Div. Inst. Navig. ION GNSS 2014*, vol. 1, pp. 841–857, 2014.
- [74] G. Falco, M. Campo-Cossío, and A. Puras, “MULTI-GNSS receivers/IMU system aimed at the design of a heading-constrained tightly-coupled algorithm,” *2013 Int. Conf. Localization GNSS, ICL-GNSS 2013*, 2013, doi: 10.1109/ICL-GNSS.2013.6577263.
- [75] H. Han, J. Wang, J. Wang, and X. Tan, “Performance analysis on carrier phase-based tightly-coupled GPS/BDS/INS integration in GNSS degraded and denied environments,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 15, no. 4, pp. 8685–8711, 2015, doi: 10.3390/s150408685.
- [76] O. Garc, “Tightly Coupled GNSS / INS Integration based on Robust M-Estimators,” pp. 1554–1561, 2018.
- [77] W. Wen, X. Bai, Y. C. Kan, and L. T. Hsu, “Tightly Coupled GNSS/INS Integration via Factor Graph and Aided by Fish-Eye Camera,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 68, no. 11, pp. 10651–10662, 2019, doi: 10.1109/TVT.2019.2944680.
- [78] I. Miller, B. Schimpf, M. Campbell, and J. Leyssens, “Tightly-coupled GPS / INS system design for autonomous urban navigation,” *Rec. - IEEE PLANS, Position Locat. Navig. Symp.*, pp. 1297–1310, 2008, doi: 10.1109/PLANS.2008.4570084.
- [79] L. N. Hieu and V. H. Nguyen, “Loosely coupled GPS/INS integration with Kalman filtering for land vehicle applications,” *2012 Int. Conf. Control. Autom. Inf. Sci.*

- ICCAIS 2012*, pp. 90–95, 2012, doi: 10.1109/ICCAIS.2012.6466637.
- [80] G. Falco, G. A. Einicke, J. T. Malos, and F. DAVIS, “Performance analysis of constrained loosely coupled GPS/INS integration solutions,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 12, no. 11, pp. 15983–16007, 2012, doi: 10.3390/s121115983.
- [81] R. Xu, M. Ding, Y. Qi, S. Yue, and J. Liu, “Performance Analysis of GNSS/INS Loosely Coupled Integration Systems under Spoofing Attacks,” *Sensors (Basel)*, vol. 18, no. 12, 2018, doi: 10.3390/s18124108.
- [82] A. R. Jimenez, F. Seco, and J. Torres-Sospedra, “Tools for smartphone multi-sensor data registration and GT mapping for positioning applications,” *2019 Int. Conf. Indoor Position. Indoor Navig. IPIN 2019*, 2019, doi: 10.1109/IPIN.2019.8911784.