



Localisation autonome par apprentissage des dynamiques de déplacement en transport multimodal

Johan Perul

► To cite this version:

Johan Perul. Localisation autonome par apprentissage des dynamiques de déplacement en transport multimodal. Robotique [cs.RO]. École centrale de Nantes, 2020. Français. NNT : 2020ECDN0021 . tel-03152114v4

HAL Id: tel-03152114

<https://hal.science/tel-03152114v4>

Submitted on 7 Jan 2022

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'ÉCOLE CENTRALE DE NANTES

ECOLE DOCTORALE N° 601

Mathématiques et Sciences et Technologies

de l'Information et de la Communication

Spécialité : Automatique, Productique, Robotique

Par

Johan PERUL

Localisation autonome par apprentissage des dynamiques de déplacement en transport multimodal

Thèse présentée et soutenue à Nantes, le 21 octobre 2020

Unité de recherche : Laboratoire Geoloc, Université Gustave Eiffel

Rapporteurs avant soutenance :

Silvère BONNABEL
Marc PIERROT DESEILLIGNY

Professeur des Universités HDR, Université de la Nouvelle-Calédonie (Nouméa)
Directeur de Recherche HDR, Institut National de l'Information G.N., St Mandé

Composition du Jury :

Président : Carlos CANUDAS-DE-WIT

Directeur de Recherche, HDR, Université de Grenoble, St Martin d'Heres

Examineurs : Myriam SERVIERES

Maître de conférences HDR, Ecole Centrale de Nantes

Dir. de thèse : Valérie RENAUDIN

Directrice de Recherche, HDR, Université Gustave Eiffel, Nantes

Remerciements

Ce manuscrit est le résultat de trois années de travail intense. Heureusement, cette expérience n'a pas été menée de façon solitaire et j'ai pu m'appuyer sur de nombreuses personnes au cours de ma thèse.

Je souhaite remercier tout particulièrement ma directrice de thèse Valérie Renaudin pour le temps qu'elle a accordé à ma formation scientifique et professionnelle. Ses conseils et son travail de relecture lors de mes travaux ont toujours été bénéfiques et enrichissants. J'ai bénéficié d'un accompagnement de qualité durant ma thèse et j'ai la chance d'en bénéficier encore pour la suite de mon parcours.

Je remercie le jury de thèse : Les rapporteurs Silvère Bonnabel et Marc Pierrot Deseilligny pour leur travail de lecture et de correction du mémoire de thèse; Les examinateurs Myriam Servieres et Carlos Canudas-De-Wit pour la critique et les échanges autour de mon travail.

Je remercie également Jérôme Verdun et Allou Samé membres de mon comité de suivi de thèse pour leurs remarques sur mon travail.

J'adresse ensuite toute ma gratitude aux gens qui m'ont entouré et que j'ai rencontré durant cette thèse. Je remercie ainsi Miguel Ortiz pour les nombreux échanges scientifiques et les expériences liées aux compétitions IPIN et Nicolas Antigny pour ses nombreux conseils. Je remercie également les membres du laboratoire Géoloc, permanents ou de passage, pour leur disponibilité et la bonne humeur qu'ils assurent : Mathieu De Sousa, Aigul Khamitova, Céline Ragoïn, Ni Zhu, Yacouba Kone, Gilles Leroux, Frédéric Le Bourhis et Taia Alaoui. Je remercie également les différents stagiaires avec qui j'ai eu la chance de travailler.

Cette expérience n'aurait pu être accomplie sans le soutien des gens qui me sont chers. Je remercie ainsi profondément mes amis et surtout ma famille, mes parents, ma soeur et mes grands parents, qui m'ont toujours motivé et suivi dans mes projets. Enfin, c'est avec une tendresse particulière que je conclus ces remerciements avec Linda pour son soutien si précieux.

Publications

Articles de journal

- **"Learning Individual Models to Estimate the Walking Direction of Mobile Phone Users",**
J. Perul and V. Renaudin, in IEEE Sensors Journal, vol. 19, no. 24, pp. 12306-12315, 15 Dec. 2019
- **"Evaluating Indoor Positioning Systems in a Shopping Mall : The Lessons Learned From the IPIN 2018 Competition",**
V. Renaudin et al., in IEEE Access, vol. 7, pp. 148594-148628, 2019
- **"HEAD : smoothH Estimation of wAlking Direction with a hand-held device",**
J. Perul and V. Renaudin, accepted for publication in NAVIGATION journal (30/06/2020), DOI :10.1002/navi.389

Revue nationale

- **"Préparation de la compétition internationale de localisation intérieure IPIN : cartographie de parcours piétons",**
V. Renaudin et al., Revue XYZ, Association Française de Topographie, 2018, pp. 17-21

Articles de conférences internationales

- **"Building Individual Inertial Signals Models to Estimate PDR Walking Direction with Smartphone Sensors",**
J. Perul and V. Renaudin, 2018 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), Nantes, 2018, pp. 1-8
- **"Fusion of Attitude and Statistical Walking Direction Estimations with Time-Difference Carrier Phase Velocity Update for Pedestrian Dead Reckoning Method",**
J. Perul, V. Renaudin, Proceedings of the 32nd International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS+ 2019), Miami, Florida, September 2019, pp. 367-377.
- **"Urban Vulnerable Road User Localization using GNSS, Inertial Sensors and Ultra-Wideband Ranging",**
Ponte Müller et al., 2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 20.-23. Okt. 2020, Las Vegas, USA.

Résumé

Le développement croissant d'objets intelligents offre de nouvelles opportunités de localisation du voyageur connecté. Cependant, le suivi de la trajectoire du piéton reste problématique et les applications de navigation ne proposent pas de suivre la trajectoire du voyageur à l'échelle multimodale de façon autonome. Ce travail s'intéresse à la mise en place d'une solution unique capable de localiser l'utilisateur selon différents modes de déplacement et quel que soit l'environnement, à partir de capteurs inertiels, magnétiques et GNSS. Dans un premier temps, une nouvelle méthode de localisation du cycliste est mise en place. Les mesures de phases GNSS sont utilisées pour corriger le vecteur vitesse par différences temporelles et la direction de déplacement est contrainte à l'aide des signaux inertiels. Ces éléments ont été utilisés dans un second temps et adaptés pour mettre en place une nouvelle méthode de localisation du piéton avec un capteur en main. L'approche PDR qui est une technique de navigation inertielle à l'estime est paramétrée dans un filtre de Kalman étendu. Une mise à jour innovante fusionnant l'estimation de l'attitude du boîtier et une estimation statistique de la direction de marche permet de corriger l'estimation du cap de marche et d'obtenir une estimation cohérente et lissée. Les mesures GNSS sont utilisées pour corriger le vecteur vitesse, l'orientation, la longueur de pas et la position absolue. Enfin, une approche multimodale est proposée et la gestion des transitions entre les différents algorithmes, assistée par l'utilisation d'un capteur innovant, est étudiée. Des validations expérimentales multimodales en conditions réelles sont conduites pour analyser les performances d'estimation de la solution proposée.

Abstract

The growing development of smart objects offers new opportunities for locating the connected traveler. However, tracking the pedestrian's trajectory remains problematic and navigation applications do not propose to track the traveller's trajectory on a multimodal scale autonomously. This work focuses on the implementation of a single solution capable of locating the user according to different travel modes and whatever the environment, using inertial, magnetic and GNSS sensors. In a first step, a new method for locating the cyclist is implemented. GNSS phase measurements are used to correct the velocity vector by time differences and the movement direction is constrained using inertial signals. These elements were used in a second time and adapted to implement a new method of pedestrian localization with a handheld sensor. The PDR approach which is an inertial navigation technique using dead reckoning is parameterized in an extended Kalman filter. An innovative update merging the device attitude estimation and a statistical estimation of the walking direction allows to correct the walking direction prediction and to obtain a consistent and smoothed estimate. GNSS measurements are used to correct the velocity vector, orientation, step length and absolute position. Finally, a multimodal approach is proposed and the management of transitions between the different algorithms, assisted by the use of an innovative sensor, is studied. Multimodal experiments in real conditions are conducted to analyze the performance of the proposed solution.

Table des matières

Table des matières	xi
Liste des figures	xv
Liste des tableaux	xix
1 Introduction	1
1.1 Contexte général	2
1.2 Problématiques et objectifs	2
1.3 Travail effectué et contributions	3
1.4 Organisation du mémoire	5
2 Présentation des outils nécessaires à la navigation	7
2.1 Introduction	8
2.2 Les référentiels de la navigation	8
2.2.1 Référentiel Inertiel et ECI (Earth-Centered Inertial)	8
2.2.2 Référentiel ECEF (Earth Centered Earth Fixed)	8
2.2.3 Référentiel de Navigation	9
2.2.4 Référentiel Piéton	9
2.2.5 Référentiel Objet	9
2.2.6 Visualisation des référentiels	10
2.3 Capteurs utilisés pour la navigation	10
2.3.1 Les capteurs inertiels	10
2.3.2 Le magnétomètre	13
2.3.3 Les systèmes GNSS (Global Navigation Satellite System)	14
2.4 Outils de calcul pour la localisation	21
2.4.1 Paramétrage de l'orientation	21
2.4.2 Le filtre de Kalman	24
3 Présentation des capteurs et solutions de référence	27
3.1 Introduction	28
3.2 Présentation de la plateforme d'acquisition	28
3.2.1 Boîtier ULISS : Ubiquitous Localization with Inertial Sensors and Satellites	28
3.2.2 ULISS V2	29
3.2.3 Qualification des capteurs du boîtier ULISS V2	30
3.3 Présentation des systèmes de référence	35
3.3.1 Système de référence pour la localisation du piéton	35
3.3.2 Système de référence pour la localisation du cycliste	36
4 La localisation du cycliste	39
4.1 Introduction	40
4.2 État de l'art	40
4.2.1 Utilisation des mesures de propagation d'ondes radio	41
4.2.2 Utilisation des mesures inertielles	41

4.2.3	Fusion multi-capteurs	43
4.3	Estimation de l'orientation du boîtier : algorithme MAGYQ	43
4.3.1	Modèle d'évolution	43
4.3.2	Phase de correction	44
4.3.3	Conclusion	44
4.4	Estimation de la vitesse et de la position à partir des signaux GNSS	45
4.4.1	Calcul de la vitesse par différences temporelles de phase (TDCP)	45
4.4.2	Différence de pseudo-distances entre satellites (BSPD)	46
4.5	Bicycle Itinerance Kalman filter with Embedded Sensors (BIKES)	47
4.5.1	Présentation générale de l'algorithme	47
4.5.2	Modèle et prédiction	48
4.5.3	Mise à jour de l'état	49
4.5.4	Analyse du design du filtre : passage en coordonnées polaires	50
4.6	Validation expérimentale	51
4.6.1	Présentation des expérimentations	51
4.6.2	Analyse des résultats	51
4.7	Conclusion	57
5	La localisation du piéton	59
5.1	Introduction	61
5.2	État de l'art de la localisation du piéton avec un capteur porté en main	61
5.2.1	Méthodes de localisation basées sur une infrastructure	62
5.2.2	Méthodes de localisation basées sur des capteurs portés	63
5.2.3	Pedestrian Dead Reckoning	64
5.3	Estimation de la longueur de pas	66
5.3.1	Pré-traitement des données	66
5.3.2	Classification de la démarche	66
5.3.3	Détection de pas	67
5.3.4	Modèle de longueur de pas	68
5.4	Estimation de la direction de marche	69
5.4.1	Utilisation de la décomposition en modèles empiriques pour la détection de perturbations magnétiques dans l'algorithme MAGYQ	69
5.4.2	Présentation de l'algorithme WAISS	73
5.4.3	Ajustement des paramétrages pour la création de modèles individuels	75
5.5	SmootH Estimation of wAlking Direction (HEAD)	86
5.5.1	Présentation générale de l'algorithme	87
5.5.2	Phase de prédiction	88
5.5.3	Phase de correction	90
5.5.4	Analyse du design du filtre : passage en coordonnées polaires	96
5.6	Validation expérimentale	97
5.6.1	Présentation des expérimentations	97
5.6.2	Analyse des résultats	98
5.7	Conclusion	101
6	Localisation multimodale	103
6.1	Introduction	104
6.2	Détection des changements de modes	104
6.3	Gestion des transitions algorithmiques	106
6.4	Validation expérimentale	108
6.4.1	Présentation des expérimentations	108
6.4.2	Analyse des résultats	109
6.5	Conclusion	115

7 Conclusion	117
7.1 Conclusion et résumé des contributions	118
7.2 Perspectives scientifiques	119
7.3 Retours et perspectives professionnelles	120
Annexes	I
A Position et vitesse des satellites GPS à partir du message de navigation	II
A.1 Calcul de la position	II
A.2 Calcul de la vitesse	III
B Position et vitesse des satellites GLONASS à partir du message de navigation	IV
B.1 Equations de mouvement	IV
B.2 Intégration par la méthode de Runge-Kutta	V
C Visualisation des signaux inertiels et magnétiques lors du processus d'attache du boîtier ULISS V2	VI

Liste des figures

2.1	Illustration des plans liés au corps humain	9
2.2	Illustration des référentiels ECEF (en bleu), ECI (en rouge), Navigation (en vert), Pié- ton (en violet) et Objet (en orange)	10
2.3	Principe d'un accéléromètre simple à ré-équilibrage de force	11
2.4	Calibration du magnétomètre	14
2.5	Principe de multilatération du positionnement par satellites	15
2.6	Illustration du principe de mesure par le code	17
2.7	Illustration du principe de mesure par la phase	18
2.8	Illustration des phénomènes de masques et de multi trajets GNSS	20
2.9	Illustration des erreurs atmosphériques affectant les mesures GNSS (source : http://reseau-orpheon.fr)	21
3.1	Boîtier d'acquisition ULISS	29
3.2	Boîtier d'acquisition ULISS v2	30
3.3	Représentation de la déviation d'Allan pour différents types de bruits (source [ZHANG et collab., 2008]).	31
3.4	Représentation de la déviation d'Allan pour les trois composantes de l'accéléromètre de ULISS V2.	33
3.5	Représentation de la déviation d'Allan pour les quatre composantes du quaternion issu des données du gyromètre de ULISS V2.	33
3.6	Représentation de la déviation d'Allan pour les quatre composantes du quaternion issu des données du gyromètre.	34
3.7	Boîtier d'acquisition PERSY	36
3.8	Solution de référence Septentrio AsteRx21	37
4.1	Principe de la navigation inertielle (source : [RENAUDIN, 2020])	42
4.2	Architecture de l'algorithme MAGYQ	45
4.3	Architecture de l'algorithme BIKES	47
4.4	Visualisation de la variété de l'environnement des expérimentations.	51
4.5	Présentation des équipements d'acquisition et de référence du cycliste	51
4.6	Présentation des trajectoires obtenues pour l'expérimentation 1.	52
4.7	Présentation des trajectoires obtenues pour l'expérimentation 2.	53
4.8	Présentation des trajectoires obtenues pour l'expérimentation 3.	54
4.9	Visualisation de l'indicateur de qualité du calcul de la référence pour l'expérimenta- tion 2.	54
4.10	Visualisation de l'indicateur de qualité du calcul de la référence pour l'expérimenta- tion 3.	55
4.11	Représentation des erreurs en positions sous forme de boîtes à moustache	55
4.12	Visualisation du comportement des trajectoires dans des zones avec peu ou pas d'observations GNSS	56
5.1	Illustrations des méthodes de localisation à partir d'infrastructures (a) et à partir de capteurs portés (b).	62

5.2	Approche PDR	64
5.3	Illustrations des modes "Texting" et "Swinging"	67
5.4	Illustration du principe d'estimation de la longueur de pas (source [RENAUDIN et col- lab., 2012a]).	68
5.5	Décomposition en modèles empiriques de la norme du champ magnétique : IMF 1 à 5 (a) , IMF 6 à 10 (b) et IMF 11 à 15 (c)	70
5.6	Somme des IMFs utiles et seuils de détection e-compass (a) et visualisation des ins- tants QSF et e-compass (b)	71
5.7	Result trajectory for MAGYQ v1 and MAGYQ v2.	72
5.8	Distribution des accélérations horizontales de la main pour une direction de marche de 0° (a) and 90° (b) pour une même personne sur environ 20 foulées.	73
5.9	Comparaison des trajectoires estimées par positionnement absolu GNSS et par PERSY 76	
5.10	Estimation de la direction de marche et visualisation de la distribution des accélé- rations horizontales associées sous forme de carte de chaleur à partir des données GNSS (a) et à partir des données PERSY (b)	77
5.11	Lissage des estimations de direction de marche par régression locale	77
5.12	Comparaison de la distribution des accélérations horizontales obtenue à partir de directions de marche non lissées (orange) et lissées (bleu) sous forme de cartes de chaleur.	78
5.13	Densités de probabilité des accélérations horizontales pour M1 (a) , M2 (b) et F1 (c) sur 20 foulées en ligne droite, en mode "Swinging".	79
5.14	Distribution des accélérations horizontales (a) et densités de probabilité associées (b) sur 20 foulées en ligne droite, en mode "Swinging".	81
5.15	Visualisation du mélange gaussien choisi sur les accélérations horizontales (a) ; Vi- sualisation du mélange gaussien sur les densités de probabilité associées (b) sur 20 foulées en ligne droite, en mode "Swinging".	82
5.16	Densités de probabilité des accélérations horizontales de la main pour M1 en mode "Swinging" (a) et F1 en mode "Texting" (b)	82
5.17	Densités de probabilité des accélérations horizontales de la main pour F1 en mode "Swinging" (a) et en mode "Texting" (b)	83
5.18	Corrélation entre l'erreur d'estimation de la direction de marche et la variation angu- laire de la direction de marche suivie pour deux acquisitions avec deux sujets différents 84	
5.19	Accélérations horizontales de la main pour un déplacement en courbe à gauche (a) , en courbe à droite (b) et en ligne droite (c) pour H2 en "Swinging".	84
5.20	Évolution de la direction de marche basée sur l'estimation du cap.	85
5.21	Allures des accélérations horizontales de la main sous forme de carte de chaleur pour 4 acquisitions réparties sur 8 jours pour le sujet A.	86
5.22	Allures des accélérations horizontales de la main sous forme de carte de chaleur pour 4 acquisitions réparties sur 8 jours pour le sujet B.	86
5.23	Architecture de l'algorithme HEAD	88
5.24	Solutions MAGYQ (cyan) et WAISS (magenta) pour la même trajectoire	91
5.25	Principe de correction de la vitesse dans le filtre HEAD en "Texting" et en "Swinging" 93	
5.26	Visualisation de l'allure de la mesure de pression lors de phases d'escaliers	95
5.27	Comparaison du signal brut issu du baromètre et du signal filtré	96
5.28	Visualisation de la détection des phases d'escalier sur le signal du baromètre à chaque instant de pas	96
5.29	Description des trajectoires 1, 2 & 3	97
5.30	Illustration de la variété des environnements d'expérimentation	97
5.31	Trajectoires obtenues pour M1 (a) , and F2 (b) pour la trajectoire 1	98
5.32	Analyse des erreurs angulaires des méthodes PCA, WAISS and HEAD pour les trajec- toires 2 (a) et 3 (b)	99

5.33	Visualisation des résultats obtenus pour M1 sur la trajectoire 2 (a) et H2 sur la trajectoire 3 (b)	100
6.1	Système d'attache du boîtier ULISS V2	104
6.2	Visualisation de la norme des signaux inertiels et magnétiques lors de 4 phases (notées 1 à 4) d'accroche et de décroche du boîtier ULISS V2.	105
6.3	Visualisation de la norme de l'accélération lors des phases d'accroche et de décroche du boîtier ULISS V2 en mouvement.	105
6.4	Visualisation des temporelles et algorithmiques de la solution de localisation du piéton.	107
6.5	Schéma de fonctionnement de l'algorithme multimodal et visualisation des paramètres estimés.	108
6.6	Trajectoire réalisée durant l'expérimentation 1 sur le campus de l'Université Gustave Eiffel.	109
6.7	Trajectoire réalisée durant l'expérimentation 2 en centre ville de Nantes.	109
6.8	Visualisation de la trajectoire obtenue pour M1.	110
6.9	Visualisation de la trajectoire obtenue pour F1.	110
6.10	Visualisation de la répartition des satellites dans le ciel en sortie du bâtiment pour M1 (a) et F1 (b).	111
6.11	Visualisation de la trajectoire multimodale obtenue pour la Track 2, en centre ville de Nantes.	112
6.12	Visualisation de la trajectoire obtenue pour la partie 1 de la Track 2.	113
6.13	Visualisation de la trajectoire obtenue pour la partie 2 de la Track 2.	113
6.14	Visualisation de la trajectoire obtenue pour la partie 3 de la Track 2.	114
6.15	Visualisation de la trajectoire obtenue pour la partie 4 de la Track 2.	114

Liste des tableaux

3.1	Caractéristiques des principaux bruits affectant les mesures inertielles [ZHANG et col- lab., 2008]	32
4.1	Analyse de l'erreur en position des solution BIKES et FLE au 90ème percentile	52
5.1	Comparaison de l'estimation du cap avec MAGYQ v1 et MAGYQ v2	72
5.2	Analyse des critères de sélections	81
5.3	Erreur angulaire au 90ème percentile selon le nombre de composantes du mélange pour F1.	82
5.4	Erreur angulaire au 90ème percentile selon le nombre de composantes du mélange pour M1.	82
5.5	Erreur angulaire au 90ème percentile pour 1 GMM et 3 GMM	85
5.6	Analyse de l'erreur angulaire et de l'erreur en position pour la trajectoire 1 (1300m) au 90 ^{ème} percentile	98
5.7	Analyse des erreurs en position pour la trajectoire 2 (720m, 30% réalisé en intérieur) et 3 (750m, 50% réalisé en intérieur) au 90 ^{ème} percentile	100
6.1	Analyse de l'erreur en position moyenne (μ), de l'écart type sur l'erreur (σ) et de l'erreur finale (e.f) de la Track 1 (1800m) au 90 ^{ème} percentile	111
6.2	Analyse de l'erreur en position de la Track 2 (2000m) au 90 ^{ème} percentile	113

Chapitre 1

Introduction

Sommaire

1.1	Contexte général	2
1.2	Problématiques et objectifs	2
1.3	Travail effectué et contributions	3
1.4	Organisation du mémoire	5

1.1 Contexte général

L'attractivité des zones urbaines, favorisée par l'emploi et le dynamisme économique, conduit de plus en plus de personnes à rejoindre les grandes villes. Dans ces zones urbanisées particulièrement denses, la mobilité est un enjeu crucial et une problématique de recherche très active. Effectivement, si le véhicule personnel a longtemps été privilégié, son impact néfaste sur l'environnement et les conditions de vie des citoyens démontre que cet outil n'est plus adapté à la mobilité urbaine. En effet, les nuisances environnementales liées à l'automobile sont importantes, i.e la pollution de l'air, la pollution sonore et l'émission de gaz à effet de serre [LEPELTIER, 2002]. Ainsi, le nombre de permis obtenu chez les jeunes générations est à la baisse et une mobilité différente et plus adaptée se développe. La mise en place de transports en commun, tels que le bus, le train ou le tramway permet d'éviter l'utilisation du véhicule personnel depuis de nombreuses années. Cependant, ces services ont montré leurs limites dans la société actuelle où l'instantanéité et l'accessibilité sont essentielles : les offres ne sont pas suffisamment flexibles, les tarifs sont souvent élevés, et la couverture proposée n'est souvent pas suffisante et nécessite l'utilisation de solutions complémentaires. Ces dernières années, de nombreux outils ont donc vu le jour pour compléter ou remplacer les traditionnels transports en commun, avec notamment le covoiturage, la naissance de services tels qu'Uber, ou encore les vélos puis trottinettes et scooters électriques en libre service. Ces nombreux outils possèdent des utilisations différentes ainsi que des coûts et des capacités variées qui poussent l'utilisateur à adapter son mode de transport selon l'objectif visé. Ainsi, la navigation est aujourd'hui plus complexe et réalisée à l'échelle multimodale. Pour l'utilisateur, si cette large offre de modes de transport est avantageuse, la planification s'avère complexe. En effet, ces services sont souvent mal connectés, car gérés par des acteurs différents, tant privés que publics. La nécessité d'utiliser différentes applications, spécifiques à chaque solution, complexifie l'utilisation de ces services. Or, à l'heure du Big Data et de l'IOT (Internet Of Things), l'utilisateur attend aujourd'hui une solution qui lui permet de planifier, mais aussi de modifier et adapter instantanément ses choix en fonction d'événements imprévus. L'utilisateur recherche donc à être averti en temps réel des éléments pouvant impacter sa mobilité. Pour cela, de nombreux outils collaboratifs et basés sur le partage de données ont vu le jour, comme la solution de navigation automobile Waze, proposant des alertes en temps réels à partir de signalements réalisés par d'autres utilisateurs. De nombreuses solutions s'appuient également sur des données numériques collectées par les objets connectés. Parmi toutes les données nécessaires aux outils d'aide à la mobilité, les données de localisation tiennent une place primordiale.

1.2 Problématiques et objectifs

La localisation est essentielle dans les processus de navigation et d'aide à la mobilité. Cependant, obtenir une localisation suffisamment précise de l'utilisateur pour la navigation multimodale est une tâche complexe. Cette complexité provient principalement de deux aspects.

Le premier concerne la diversité des méthodes de localisation. En effet, même si de nombreux travaux ont été dédiés à la classification des modes de transport à partir des signaux collectés sur smartphone et à la production d'algorithmes de géolocalisation pour un mode de transport dédié (voiture, marche, vélo, etc.), il n'existe pas de solution qui permette d'estimer la trace de façon autonome, continue et fiable du déplacement multimodal du voyageur connecté. Les méthodes sont souvent basées sur des équipements différents et des algorithmes variés, ce qui rend complexe la notion de transition entre modes et dégrade la continuité de la solution. Ainsi, l'utilisation de différents algorithmes pour la navigation multimodale tend à rendre difficile l'accès à deux notions essentielles de la navigation recherchée par l'utilisateur : l'instantanéité et la fluidité, c'est-à-dire une solution claire, cohérente et lisse de la trajectoire, en temps réel.

Le second aspect concerne la localisation d'un mode de déplacement en particulier : le déplacement du piéton. En effet, le mouvement aléatoire du piéton limite les contraintes que l'on peut habituellement appliquer aux trajectoires de véhicules. De plus, le déplacement du piéton

se fait en grande partie dans des lieux où les signaux GNSS (Global Navigation Satellite System) ne sont plus disponibles. Les techniques de map matching, qui consistent à faire correspondre la trajectoire au tracé des différentes routes par exemple ne peuvent plus être utilisées, à moins de posséder une base de données comprenant les plans d'intérieur des différents bâtiments. L'utilisateur cherche aujourd'hui à utiliser les objets en sa possession pour l'assister dans ses déplacements. Le smartphone semble être l'outil idéal. Cependant, l'utilisation d'un objet tenu en main est également une contrainte forte qui complexifie l'estimation de la trajectoire. De nombreuses techniques existent à l'heure actuelle, mais elles connaissent toutes des limites et aucune ne propose une précision suffisante et ne s'est encore véritablement imposée.

L'objectif de cette thèse est d'estimer la trace d'un voyageur par apprentissage des dynamiques du déplacement en transport multimodal. Pour cela, deux modes de transport ont été étudiés : le piéton, qui est aujourd'hui le mode de déplacement le plus problématique pour la localisation, et le vélo qui est de plus en plus utilisé et représentera dans cette thèse le mode de déplacement "routier". Il s'agira tout d'abord de mettre en place une solution de localisation basée sur l'évolution des dynamiques de déplacement captées par une centrale inertielle, magnétique et GNSS propre à ces deux modes de transports. L'intérêt de ces signaux est qu'ils sont mesurés indépendamment de la présence d'infrastructures déployées (continuité intérieur/extérieur) et qu'ils répondent à la préoccupation européenne du "privacy by design" destiné à protéger le caractère privé des données des usagers. Il s'agira ensuite de combiner les algorithmes de géolocalisation pour adapter les calculs de localisation et gérer les transitions entre modes de transport. L'objectif de ce travail est la production d'un démonstrateur pour observer la trace du voyage multimodal en post-traitement. Les différentes étapes seront validées par des expérimentations en conditions réelles.

1.3 Travail effectué et contributions

Dans ce travail, la localisation multimodale est étudiée au travers de deux modes de déplacements : la marche et le vélo. Afin de proposer une solution de localisation unique capable de s'adapter à ces deux modes de transports, cette thèse s'appuie sur des éléments de l'état de l'art et sur les contributions suivantes :

- L'utilisation des mesures de phases GNSS par TDCP (Time Differenced Carrier Phase) pour corriger le vecteur vitesse en tenant compte de la dynamique du mouvement pour la localisation du vélo et du piéton. L'intégration des mesures de phase sous forme de gradient temporel permet d'éliminer certaines erreurs et certaines inconnues des calculs.
- Une nouvelle méthode de détection des perturbations magnétiques par décomposition en modèle empirique, permettant de corriger le biais du gyromètre par l'utilisation du champ magnétique terrestre lors de phases de champ non perturbé.
- Une étude des paramètres de création des modèles individuels d'accélérations horizontales de la main pour optimiser l'estimation de la direction de marche par la méthode statistique WAISS (Walking direction estimation based on Inertial Signal Statistics);
- La fusion de l'approche WAISS avec l'estimation de la direction pointée issue de l'algorithme MAGYQ (Magnetic, Acceleration Fields and Gyroscope Quaternion) selon une approche différentielle afin d'obtenir une estimation lisse, robuste et plus précise de la direction de marche avec un capteur tenu en main;
- Une méthode innovante d'estimation de la localisation du piéton à l'aide d'un filtre de Kalman basé sur l'approche PDR : l'algorithme HEAD (smoothH Estimation of wAlking Direction).
- Une fusion des approches de géolocalisation du vélo et du piéton dans un algorithme unique capable de s'adapter aux changements de modes de déplacement;

- Une validation expérimentale des différents éléments proposés.

Une grande partie du travail réalisé au cours de cette thèse concerne la localisation du piéton. Cette thématique est à elle seule un sujet de recherche extrêmement dynamique. Ces travaux ont été l'occasion de découvrir la communauté IPIN (Indoor Positionning and Indoor Navigation), particulièrement active. Cette communauté organise chaque année une conférence internationale avec actes publiés par IEEE. J'ai eu la chance de participer à l'organisation de l'édition 2018 à Nantes par le Laboratoire Geoloc. Cette conférence est accompagnée d'une compétition annuelle de localisation intérieure ouverte aux chercheurs et aux industriels. En 2018, cette compétition a eu lieu en conditions réelles dans le centre commercial Atlantis à Nantes. La préparation de cet événement a nécessité la cartographie complète du site en 3D à partir de scanners dynamiques et la mise en place de quatre trajectoires de références. J'ai également pris part à l'organisation de la compétition l'année suivante à l'institut ISTI (Istituto di Scienza e Tecnologia dell'Informazione) du CNR (Consiglio Nazionale delle Ricerche), à Pise. Ces travaux m'ont permis d'échanger avec des chercheurs actifs de cette communauté et d'avoir un bon aperçu des méthodes actuelles de localisation du piéton. La problématique de la localisation du piéton a également été abordée pour d'autres projets du laboratoire réalisés en parallèle de la thèse. Ainsi, j'ai eu la chance de contribuer au projet de recherche CyborgLOC visant la production d'une solution adaptative multi-capteurs pour la géolocalisation nomade pour le challenge MALIN (MAîtrise de la Localisation INdoor) [Mal, 2018] ainsi qu'à une expertise réalisée pour ORANGE concernant l'"Etat de l'art sur la localisation indoor en 3 dimensions des habitants de la maison intelligente".

Cette thèse a également été l'occasion de prendre en main un nouvel équipement unique, développé par le laboratoire Geoloc et utilisé dans ce travail (cf. sous-section 3.2.2). L'exploitation de ce capteur a nécessité de nombreuses phases d'expérimentations et d'analyses afin de valider le bon fonctionnement de la plateforme d'acquisition. Ce processus de validation a permis de mettre en lumière de nombreux éléments à prendre en compte lors des traitements tels que la perturbation de la mesure du magnétomètre liée à l'envoi de requêtes Wi-Fi ou certaines incohérences dans la stabilité des mesures de l'accéléromètre en phase statique selon l'orientation du boîtier. La livraison tardive de ce capteur, repoussé de la première à la dernière année de ce projet, a cependant entraîné des retards dans les travaux réalisés. Ces analyses ne sont pas présentés dans ce manuscrit car ils ne sont pas directement liés à la problématique étudiée.

Durant ces trois années, j'ai également eu la possibilité d'acquérir de l'expérience dans différents domaines, autre que scientifiques. Une expérience en gestion de projets et de personnes tout d'abord, avec l'encadrement de différents étudiants; mais également une expérience dans l'enseignement, avec des interventions à l'École Centrale Nantes (ECN) et à l'École Supérieure des Géomètres et Topographes (ESGT).

Enfin, j'ai eu l'opportunité durant cette thèse d'échanger avec des experts des domaines de la navigation et du GNSS et de présenter mes travaux lors de deux conférences internationales :

- la conférence IPIN 2018, à Nantes
- la conférence ION GNSS+ 2019 (Institute of Navigation) à Miami.

1.4 Organisation du mémoire

Le contexte de la thèse et les objectifs ont été présentés dans ce chapitre. La suite du manuscrit est composée de 5 parties;

Le **chapitre 2** présente les outils nécessaires à la navigation et à la bonne compréhension de ce manuscrit. Les référentiels et les capteurs utilisés pour la navigation sont introduits et les différents outils de calcul tels que le paramétrage de l'orientation et le filtre de Kalman sont présentés.

Le **chapitre 3** introduit les différents capteurs et matériels utilisés au cours de cette thèse. Le boîtier ULISS, utilisé pour les expérimentations sur le piéton, ainsi que sa nouvelle version ULISS V2, utilisé pour les expérimentations à vélo et les expérimentations multimodales, sont présentés. Les procédures de calibration et qualification des capteurs du boîtier ULISS V2 sont également détaillées. Enfin, les outils exploités pour définir les trajectoires de références sont introduits.

Le **chapitre 4** s'intéresse à la localisation du cycliste. Un état de l'art de méthodes existantes est proposé et l'algorithme MAGYQ dédié à l'estimation de l'attitude du boîtier est présenté. L'estimation de la position et de la vitesse du boîtier à partir de mesures GNSS est ensuite détaillée avant d'introduire la solution proposée pour la localisation du cycliste : l'algorithme BIKES. Enfin, une validation expérimentale en conditions réelles est conduite.

Le **chapitre 5** se concentre sur la localisation du piéton. Un état de l'art est proposé dans un premier temps. L'estimation de la longueur de pas est ensuite abordée avant de présenter l'estimation de la direction de marche selon la méthode statistique WAISS. Pour cela, l'algorithme d'estimation d'attitude MAGYQ est au préalable optimisé par une nouvelle méthode de détection des perturbations magnétiques. L'étude des paramètres de création des modèles nécessaires à la méthode WAISS est ensuite détaillée et optimisée. Enfin, un nouvel algorithme de localisation du piéton, HEAD, basé sur les travaux précédents est présenté et testé par des expérimentations en conditions réelles.

Le **chapitre 6** aborde la navigation multimodale et la gestion des transitions des transitions entre algorithmes. Un algorithme complet prenant en compte la localisation du piéton et du cycliste est proposé et testé en conditions réelles.

Ce manuscrit est conclu dans une dernière partie par un récapitulatif des objectifs et des principales contributions de cette étude. Des pistes de recherche dérivant des analyses proposées sont également introduites. Enfin, les perspectives personnelles sont abordées.

Chapitre 2

Présentation des outils nécessaires à la navigation

Sommaire

2.1 Introduction	8
2.2 Les référentiels de la navigation	8
2.2.1 Référentiel Inertiel et ECI (Earth-Centered Inertial)	8
2.2.2 Référentiel ECEF (Earth Centered Earth Fixed)	8
2.2.3 Référentiel de Navigation	9
2.2.4 Référentiel Piéton	9
2.2.5 Référentiel Objet	9
2.2.6 Visualisation des référentiels	10
2.3 Capteurs utilisés pour la navigation	10
2.3.1 Les capteurs inertiels	10
2.3.1.1 L'accéléromètre	11
2.3.1.2 Le gyromètre	12
2.3.1.3 Les erreurs de mesure	12
2.3.2 Le magnétomètre	13
2.3.3 Les systèmes GNSS (Global Navigation Satellite System)	14
2.3.3.1 Le système GPS et les bases du positionnement par satellites	15
2.3.3.2 Le système GLONASS	18
2.3.3.3 Le système Galileo	19
2.3.3.4 Les erreurs affectant les mesures GNSS	20
2.4 Outils de calcul pour la localisation	21
2.4.1 Paramétrage de l'orientation	21
2.4.1.1 Les angles d'Euler	22
2.4.1.2 Les matrices de rotation	22
2.4.1.3 Les quaternions	23
2.4.2 Le filtre de Kalman	24
2.4.2.1 Présentation	24
2.4.2.2 Mise en équations	24
2.4.2.3 Le filtre de Kalman étendu (EKF : Extended Kalman Filter)	25

2.1 Introduction

Les solutions de navigation s'appuient sur de nombreux outils, précis et complexes. Si certains équipements sont particulièrement connus du grand public, comme ce fût le cas pour la simple boussole puis les récepteurs GPS, de nombreuses autres technologies peuvent être utilisées. Ainsi, un grand nombre d'outils qui n'étaient à l'origine pas dédiés à la navigation voient aujourd'hui leur utilisation première adaptée dans le but de produire des informations de localisation. C'est le cas par exemple des méthodes basées sur le Wi-Fi ou la lumière pour la localisation du piéton en milieux intérieurs. D'autres technologies comme les capteurs inertiels sont plus traditionnellement associées à l'étude du mouvement et ainsi couramment utilisées pour la navigation. Cette grande diversité de capteurs nécessite de définir clairement la notion de référentiel. En effet, chaque capteur réalise des mesures dans un référentiel qui lui est propre. Pour pouvoir utiliser conjointement les données de différents capteurs, il est donc nécessaire de procéder à des changements de référentiels.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons tout d'abord aux différents référentiels utilisés tout au long de ce travail avant de détailler dans une seconde partie les différents capteurs et leurs erreurs. Les notions mathématiques nécessaires à l'estimation de la position sont étudiées dans une troisième partie.

2.2 Les référentiels de la navigation

Les problématiques de localisation et navigation ont pour objectif de définir la position, l'orientation et le déplacement d'un mobile, ou d'une personne dans notre cas. Ces éléments n'ont de sens que s'ils sont associés à une référence et un système de coordonnées. Ces référentiels varient en fonction de l'objet d'étude et il est important de les définir clairement. Dans ce travail, un référentiel est défini comme un espace euclidien à 3 dimensions associé à un système de coordonnées et un système de temps. Les systèmes de coordonnées sont définis orthogonaux et respectant la règle de la main droite, et le système de temps est considéré comme identique pour chaque référentiel. Dans la suite de ce travail, l'appartenance d'un élément à un référentiel donné est indiqué en exposant. Ainsi, un vecteur $\mathbf{X}$ exprimé dans le référentiel R sera noté $\mathbf{X}^R$.

2.2.1 Référentiel Inertiel et ECI (Earth-Centered Inertial)

Un référentiel inertiel est un référentiel dans lequel les lois de Newton et le principe d'inertie s'appliquent [FARRELL, 2008]. C'est donc un référentiel qui ne subit ni accélération ni rotation. L'origine et les axes peuvent être fixés arbitrairement, de façon à définir un trièdre direct. On peut ainsi définir le référentiel ECI. Son origine correspond au centre de masse de la Terre, et l'axe X pointe vers l'équinoxe (instant où le Soleil traverse le plan équatorial terrestre) de printemps. L'axe Z est orienté dans le sens du pôle nord géographique et l'axe Y est défini de façon à compléter le trièdre direct. Le plan XY correspond donc au plan de l'équateur. Dans la suite, un élément X exprimé dans le référentiel inertiel sera noté X^i .

2.2.2 Référentiel ECEF (Earth Centered Earth Fixed)

Le repère ECEF est un repère cartésien dont l'origine correspond également au centre de masses de la Terre. L'axe Z est orienté dans le sens du pôle nord géographique et l'axe X pointe en direction du méridien de Greenwich, dans le plan de l'équateur. L'axe Y est placé de façon à compléter le trièdre direct. Contrairement au référentiel ECI, le référentiel ECEF est donc attaché à la Terre : le mouvement de rotation terrestre n'y est pas observable. Ce référentiel est principalement utilisé dans ce travail pour l'utilisation des données GNSS. Dans la suite, un élément X exprimé dans le référentiel ECEF sera noté X^{ecf} .

2.2.3 Référentiel de Navigation

Le référentiel de Navigation est un référentiel local. L'origine est définie en un point de la Terre. Le plan XY est tangent à la Terre en ce point, et l'axe Z est orienté selon la perpendiculaire à ce plan. Le sens des axes est ensuite à définir. Dans ce travail, le repère de navigation choisi est de type N,E,D (North, East, Down). L'axe X pointe donc vers le nord géographique, et l'axe Y vers l'est. l'axe z complète le trièdre direct selon la règle de la main droite et est donc orienté vers le bas. Dans la suite, un élément X exprimé dans le référentiel de navigation sera noté X^n .

2.2.4 Référentiel Piéton

Le référentiel Piéton est attaché au "squelette" du corps humain. L'origine correspond au centre de masse du piéton. Les axes sont ensuite définis selon les trois plans liés au corps humain : le plan sagittal, le plan frontal et le plan horizontal (voir Figure 2.1. L'axe X est orienté dans le plan horizontal, perpendiculairement au plan frontal, dans le sens de déplacement de la personne en marche avant. L'axe Y est orienté dans le plan frontal, perpendiculairement au plan sagittal, dans le sens du bras droit de la personne. Enfin, l'axe Z est orienté selon la verticale à la personne, vers le bas. Dans la suite, un élément X exprimé dans le référentiel Piéton sera noté X^p .

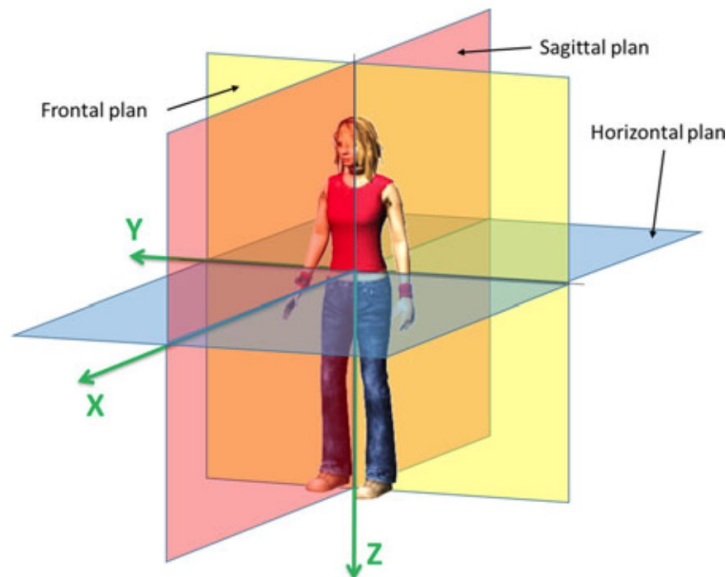


FIGURE 2.1 – Illustration des plans liés au corps humain

2.2.5 Référentiel Objet

Le référentiel Objet est un référentiel attaché au boîtier d'acquisition. Il est donc en mouvement dans le repère de Navigation lorsque le boîtier se déplace. C'est dans ce référentiel que sont exprimées les données issues des différents capteurs inertiels et magnétiques utilisés. Dans la suite, un élément X exprimé dans le référentiel objet sera noté X^b . L'utilisation de la lettre ' b ' vient de la notation anglaise "Body".

2.2.6 Visualisation des référentiels

Les différents référentiels sont illustrés en Figure 2.2.

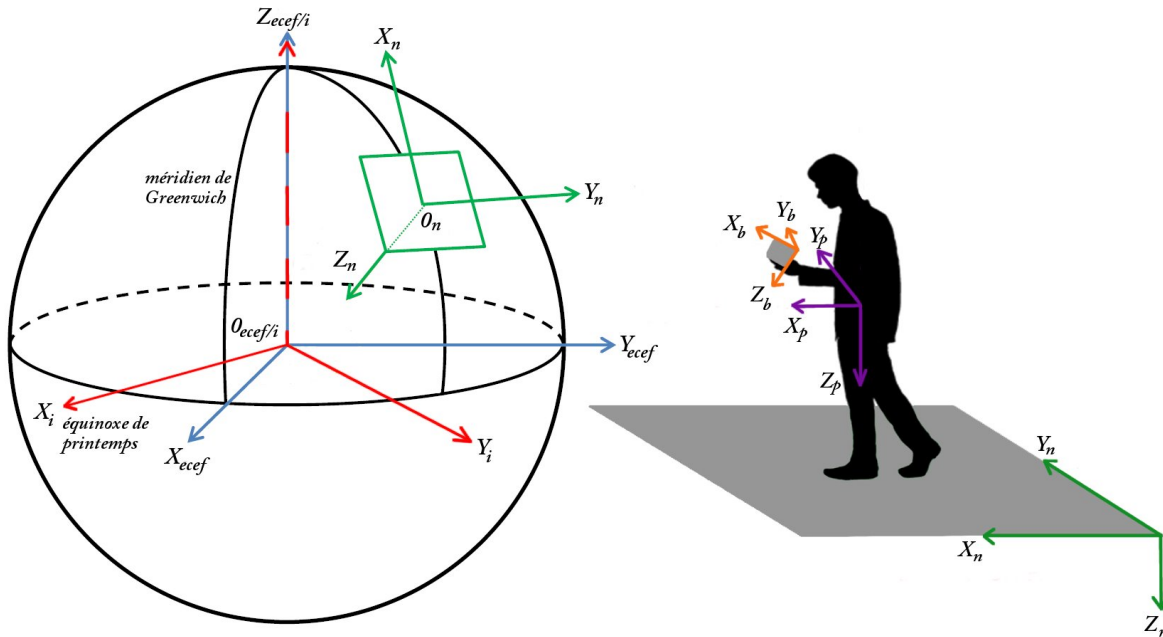


FIGURE 2.2 – Illustration des référentiels ECEF (en bleu), ECI (en rouge), Navigation (en vert), Piéton (en violet) et Objet (en orange)

2.3 Capteurs utilisés pour la navigation

Durant ce projet, différents capteurs ont été utilisés afin de produire une solution de navigation indépendante de toute infrastructure extérieure. On distinguera ainsi quatre catégories principales : les accéléromètres et les gyromètres qui sont des capteurs inertiels, les magnétomètres et enfin les récepteurs GNSS.

2.3.1 Les capteurs inertiels

Les premiers capteurs inertiels sont apparus au début du 19ème siècle. Ces outils permettent de réaliser des mesures de mouvement sans information extérieure en utilisant les lois de la physique et notamment le principe d'inertie [MEYERSON, 1985]. Ces capteurs sont donc particulièrement appréciés pour la navigation et ont rapidement été utilisés dans cette optique dans la deuxième moitié du 20ème siècle. De ce fait, ils ont connu des évolutions remarquables au cours des dernières décennies, que ce soit en terme de précision ou en terme de miniaturisation, notamment de par leur utilisation dans les domaines de l'aéronautique et de la robotique. Les capteurs inertiels comprennent deux types de capteurs : les accéléromètres et les gyromètres. Lorsque différents capteurs sont combinés dans une même plateforme (généralement 3 accéléromètres et 3 gyromètres pour une analyse en 3 dimensions), on parle alors d'une centrale inertielle ou IMU (Inertial Measurement Unit). La sensibilité et la précision des capteurs sont traditionnellement liées à leur taille, et il existe de nombreuses gammes de capteurs. Dans ce travail, nous nous intéressons principalement aux capteurs de type MEMS (Micro-Electro-Mechanical Systems). Ces capteurs sont très utilisés en navigation, car ils ont l'avantage d'être bas coût et de petites tailles.

2.3.1.1 L'accéléromètre

L'accélération est définie comme la dérivée temporelle de la vitesse. Un accéléromètre a ainsi pour objectif de mesurer les variations de vitesse d'un objet. Selon la deuxième loi de Newton, l'accélération subie par un corps dans un référentiel inertiel est proportionnelle à la résultante des forces qu'il subit, et inversement proportionnelle à sa masse :

$$\mathbf{F} = m \cdot \mathbf{a}^i, \quad (2.1)$$

où $\mathbf{F}$ est la somme des forces appliquées, m la masse et $\mathbf{a}^i$ l'accélération du mobile. Cette loi est valable dans un référentiel inertiel, c'est à dire un référentiel qui ne subit ni accélération, ni rotation (FARRELL [2008]). Lorsque l'on s'intéresse à des forces inertielles appliquées à une masse en présence du champ de gravitation terrestre, l'équation devient :

$$\mathbf{F} - \frac{GM_e m}{R^2} = m \cdot \mathbf{a}^i \quad (2.2)$$

$$\mathbf{f}^i + \mathbf{g}^i = \mathbf{a}^i, \quad (2.3)$$

où G est la constante universelle de gravitation, M_e est la masse de la terre et R le rayon de la terre. $\mathbf{g}^i = -\frac{GM_e m}{R^2}$ est l'accélération de la pesanteur et $\mathbf{f}^i = \mathbf{F}/m$ est appelée force spécifique.

Ainsi, un accéléromètre ne mesure pas directement l'accélération mais la force spécifique qui combine l'accélération dans le référentiel inertiel et l'accélération due à la pesanteur terrestre.

Le principe de mesure de base d'un accéléromètre est celui d'une masse en suspension liée à un ressort (cf. Figure 2.3).

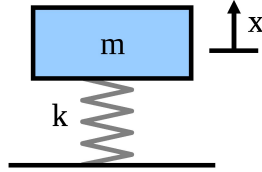


FIGURE 2.3 – Principe d'un accéléromètre simple à ré-équilibrage de force

On parle alors d'accéléromètres à ré-équilibrage de force [RENAUDIN, 2020], ou système pendulaire : lorsqu'une force est appliquée au capteur, le déplacement de la masse par rapport à sa position d'équilibre selon son axe sensible est proportionnel à la force spécifique :

$$\mathbf{a}^i = \mathbf{g}^i - \frac{K}{m} \mathbf{X}, \quad (2.4)$$

Avec K la constante de raideur du ressort et $\mathbf{X}$ le déplacement de la masse. La force de rappel du ressort $-K\mathbf{X}$ correspond ici à la somme des forces inertielles appliquées au ressort. Ainsi en remplaçant $-\frac{K}{m}\mathbf{X}$ par la force spécifique $\mathbf{f}^i$, nous retrouvons l'équation (2.3). D'autres méthodes sont également utilisées, avec des précisions et des utilisations qui varient. On peut notamment distinguer les accéléromètres vibratoires, optiques, électrostatiques ou encore fluides. Les accéléromètres de type MEMS sont généralement de type vibratoires ou pendulaires.

La mesure du signal d'un accéléromètre peut être modélisée de la façon suivante :

$$\mathbf{y}_a = \mathbf{f}^b + \mathbf{b}_a^b + \eta_a, \quad (2.5)$$

Où :

- $\mathbf{y}_a$ est la mesure de l'accéléromètre ;
- $\mathbf{f}^b = \mathbf{a}^b - \mathbf{g}^b$ est la force spécifique exprimée dans le repère Body, avec $\mathbf{a}^b$ l'accélération et $\mathbf{g}^b$ l'accélération de la pesanteur ;
- $\mathbf{b}_a^b$ est le biais de l'accéléromètre, exprimé dans le repère Body ;
- η_a est un bruit blanc gaussien centré de variance σ_a^2

La mesure d'un accéléromètre est généralement exprimée en $m.s^{-2}$ ou en g .

2.3.1.2 Le gyromètre

Le gyromètre est un capteur permettant de mesurer une vitesse angulaire. Il se distingue du gyroscope qui permet lui de déterminer une position angulaire. Le fonctionnement des gyromètres est basé sur différents principes physiques. Ainsi, les gyromètres mécaniques à élément rotatif utilisent le principe d'inertie et la conservation du moment angulaire : une masse isolée en rotation tend à conserver sa position angulaire même si son support change de position suite à l'application d'une force extérieure. Il est alors possible de calculer la vitesse angulaire imposée en mesurant l'angle parcouru par chaque axe du support au cours du temps. Les gyromètres optiques en revanche utilisent l'effet Sagnac : le temps de propagation de deux faisceaux se déplaçant en sens inverse, selon un même chemin optique soumis à une rotation, diffère. La rotation génère une différence de phase entre les faisceaux lumineux. Cette différence de phase est liée à la vitesse de rotation.

Enfin, les gyromètres de types vibratoires utilisent le principe de Coriolis et un élément vibrant pour mesurer la vitesse angulaire : l'accélération de Coriolis apparaît lors de l'étude d'un corps en mouvement dans un référentiel lui-même en rotation par rapport à un référentiel galiléen. Ainsi, lors d'un mouvement de rotation, l'accélération de Coriolis d'un élément vibrant va être modifiée suivant la vitesse angulaire issue du mouvement :

$$\mathbf{a}_{Coriolis} = 2\omega_i^b \wedge \mathbf{v}_r \quad (2.6)$$

Avec :

- $\mathbf{a}_{Coriolis}$, l'accélération de Coriolis;
- $\mathbf{v}_r$, la vitesse relative de l'élément en vibration par rapport au gyromètre;
- ω_i^b , la vitesse angulaire du gyromètre dans le référentiel inertiel.

Les gyromètres vibratoires ont l'avantage de ne pas posséder d'éléments de rotation tels que des roulements, ce qui leur permet d'être miniaturisés plus facilement. C'est pourquoi les gyromètres de type MEMS sont principalement de type vibratoires.

Le gyromètre mesure donc les vitesses de rotation du référentiel Body par rapport au référentiel inertiel. La mesure du signal d'un gyromètre peut être modélisée de la façon suivante :

$$\mathbf{y}_g = \omega_i^b + \mathbf{b}_g^b + \eta_g \quad (2.7)$$

où :

- $\mathbf{y}_g$ est la mesure du gyromètre;
- ω_i^b est la vitesse angulaire dans le référentiel inertiel et exprimée dans le référentiel Body;
- $\mathbf{b}_g^b$ est le biais du gyromètre .
- η_g , un bruit blanc gaussien centré de variance σ_g^2 ;

La mesure du gyromètre est généralement exprimée en $rad.s^{-1}$ ou $d^\circ.s^{-1}$.

2.3.1.3 Les erreurs de mesure

Les mesures issues de capteurs inertiels sont entachées d'erreurs [NOVATEL, 2014]. On distingue les erreurs systématiques et les erreurs stochastiques. Une erreur systématique est une erreur dont la composante reste constante ou varie de façon prévisible lorsque l'on répète la mesure. On parle également d'erreur déterministe : il est possible de l'estimer et de la corriger. Une erreur stochastique en revanche, varie de façon imprévisible lors de mesures répétées. Les principales erreurs affectant la mesure des capteurs inertiels, présentées dans [NOVATEL, 2014], sont les suivantes.

Le biais de mesure

Le biais de mesure est une erreur systématique. Sa valeur correspond à l'écart entre la valeur mesurée par le capteur et la valeur vraie. La valeur du biais est souvent associée à deux autres éléments :

- **la stabilité du biais** permet de tenir compte du fait que la valeur du biais peut varier au cours du temps pour une même campagne de mesure ;
- **la répétabilité du biais** illustre le fait que la valeur du biais dépend des conditions de mesure.

Le facteur d'échelle

Il s'agit d'une déformation de la valeur mesurée. C'est une erreur systématique qui peut être compensée par l'application d'un coefficient. La **linéarité du facteur d'échelle** permet de tenir compte d'une éventuelle partie non linéaire du facteur.

La non orthogonalité des axes

Cette erreur provient d'un défaut du capteur : l'angle entre les différents axes n'est pas parfaitement égal à 90°.

Le bruit blanc

Le bruit blanc est une erreur aléatoire. Elle affecte toute mesure issue d'un capteur et peut être modélisée par un processus stochastique.

2.3.2 Le magnétomètre

Le magnétomètre est un capteur permettant de mesurer l'intensité et la direction du champ magnétique au point de mesure. On distingue de nombreux types et de nombreuses gammes de magnétomètres [YOU, 2018]. Les capteurs présents dans les technologies MEMS sont généralement des outils à basse ou moyenne sensibilité. Les magnétomètres à Effet Hall utilisent la propriété du courant électrique qui, lorsqu'il traverse un matériau baignant dans un champ magnétique, produit une tension perpendiculaire à ce dernier. Les magnétomètres de type Search Coil, où fluxmètres, sont basés sur l'utilisation de bobines en rotation et l'application de la loi de Lenz-Faraday, tout comme les magnétomètres de type Flux-Gate, basés sur un matériau magnétique présentant une saturation. Enfin, les magnétomètres de type magnétorésistants utilisent la propriété faisant varier la résistance électrique des matériaux ferromagnétiques lorsqu'un champ magnétique extérieur est appliqué.

La mesure du signal du magnétomètre peut être modélisée de la façon suivante :

$$\mathbf{y}_m = \mathbf{S}\mathbf{M}(\mathbf{A}_{si}\mathbf{B}^b + \mathbf{b}_{hi}^b) + \mathbf{b}_m^b + \eta_m \quad (2.8)$$

où :

- $\mathbf{y}_m$ est la mesure du magnétomètre ;
- $\mathbf{B}^b$ est le champ magnétique exprimé dans le repère Body ;
- $\mathbf{S}$ est une matrice de correction de la non orthogonalité des axes ;
- $\mathbf{b}_{hi}^b$ est le biais introduit par l'effet de fer dur (Hard Iron) ;
- $\mathbf{A}_{si}$ est une matrice permettant de tenir compte de l'effet de fer doux (Soft Iron) ;
- $\mathbf{b}_m^b$, est le biais du magnétomètre ;
- η_m , un bruit blanc gaussien centré de variance σ_m^2 ;

La mesure d'un magnétomètre, contrairement à d'autres capteurs, est perturbée par sa propre plate-forme. En effet, la présence de matériaux ferromagnétiques et de systèmes électromagnétiques affecte la mesure du capteur. Il s'agit des erreurs de type "Hard iron" et "Soft iron" présentes dans la modélisation (2.8). Les erreurs de type "Hard iron" sont dues à la présence d'une source de champ magnétique dans la plateforme, produite notamment par les systèmes électroniques. Cela conduit à une distorsion permanente de la mesure de champ magnétique. Les erreurs de type "Soft iron" en revanche, sont dues à la présence de matériaux ferromagnétiques qui vont déformer le

champ magnétique mesuré. Ainsi, l'erreur n'est pas constante, mais dépend de l'orientation du capteur par rapport au champ magnétique terrestre. Pour pouvoir utiliser un magnétomètre en navigation, il est nécessaire de calibrer ces sources d'erreurs. La calibration utilisée durant ce travail est détaillée dans [RENAUDIN et collab., 2010]. Le principe de cette calibration repose sur l'idée que dans un environnement sans perturbation magnétique externe, la mesure du magnétomètre doit correspondre à la valeur du champ magnétique terrestre local. En effectuant des rotations autour des différents axes du capteur, les valeurs mesurées selon les trois dimensions permettent de définir un nuage de points d'allure ellipsoïdale. Il est ensuite possible de déterminer la transformation nécessaire afin de venir faire correspondre au mieux ce nuage de point avec la sphère dont le rayon est égal à la norme du champ magnétique terrestre local. Ce processus est illustré Figure 2.4 :

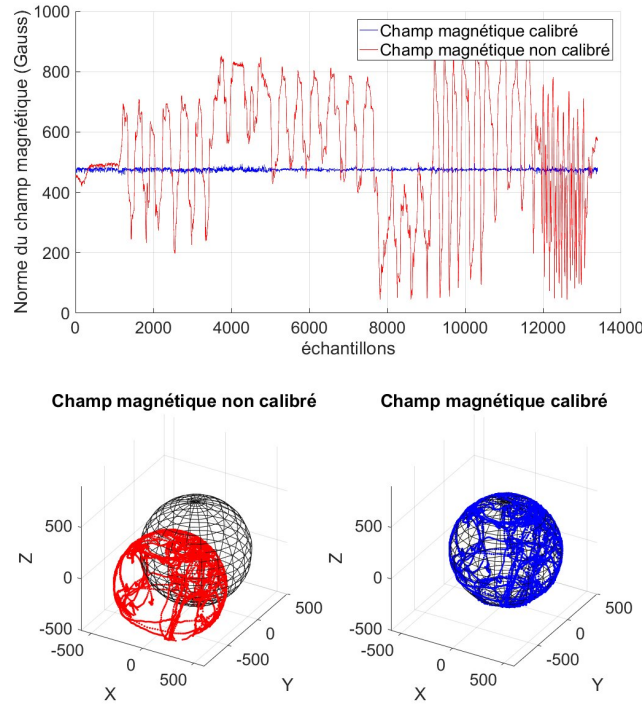


FIGURE 2.4 – Calibration du magnétomètre

Une fois cette calibration réalisée, l'équation (2.8) devient :

$$\mathbf{y}_m = \mathbf{A}\mathbf{B}^b + \mathbf{b}_m^b + \eta_m \quad (2.9)$$

où $\mathbf{A}$ est une matrice 3x3 tenant compte des erreurs précédentes. $\mathbf{A}$ et $\mathbf{b}_m$ sont estimés lors de la calibration. La mesure du magnétomètre est généralement exprimée en Gauss (G) ou en Tesla (T).

2.3.3 Les systèmes GNSS (Global Navigation Satellite System)

Les systèmes de positionnement par satellites sont un outil essentiel pour la navigation. Initié avec le GPS (Global Positioning System), le positionnement par satellites est aujourd'hui accessible pour une utilisation civile avec différentes constellations. Dans ce travail, trois constellations de satellites ont été utilisées : GPS, GLONASS (GLObal NAVigation Satellite System) et Galileo. Les autres systèmes, tels que les constellations chinoises Beidou ou Indiennes IRNSS (Indian Regional Navigation Satellite System) ne seront pas abordées. Une présentation non exhaustive des systèmes de positionnement par satellite est présentée par la suite.

2.3.3.1 Le système GPS et les bases du positionnement par satellites

Le système NAVSTAR (NAVigation Satellite Time And Ranging) GPS est créé en 1978 avec le lancement de son premier satellite. Il s'agit au départ d'un outil destiné à une utilisation militaire introduit par le département de la défense des États-Unis. Depuis 1996, son utilisation s'est cependant ouverte aux civils. Le système est composé de trois segments : le segment spatial, le segment de contrôle et le segment utilisateur.

Le segment spatial concerne la constellation satellite. Elle est actuellement composée de 32 satellites en orbite terrestre moyenne d'environ 20 200 kilomètres, répartis sur 6 plans orbitaux. L'utilisation permanente d'au moins 24 satellites permet d'assurer qu'au moins 4 satellites soient visibles depuis tout point sur Terre à tout instant. Chaque satellite est identifié par un numéro PRN (Pseudo Random Number) [ANDRÉANI, 2001].

Le segment de contrôle est aujourd'hui constitué d'un réseau d'une quinzaine de stations de surveillance, d'une station de contrôle principale, d'une station de contrôle principale alternative et de 4 antennes au sol [SUBIRANA et collab., 2013]. Les stations de surveillance enregistrent en continu les signaux transmis par les satellites. Ces données sont ensuite transmises à la station de contrôle principale afin de déterminer les éphémérides, les erreurs d'horloge, et générer le message de navigation. Ces informations sont ensuite transmises aux satellites par l'intermédiaire des antennes au sol.

Le segment utilisateur englobe tous les utilisateurs du système de positionnement.

2.3.3.1.1 Le principe du positionnement par satellites

Le principe de base du positionnement par satellites est celui de la multilatération : connaissant la distance entre le point à déterminer et trois points de coordonnées connues, il est possible de déterminer les coordonnées du point inconnu. Il s'agit de l'intersection de trois sphères ayant pour rayons les trois distances connues et centrées sur ces points (voir Figure 2.5).

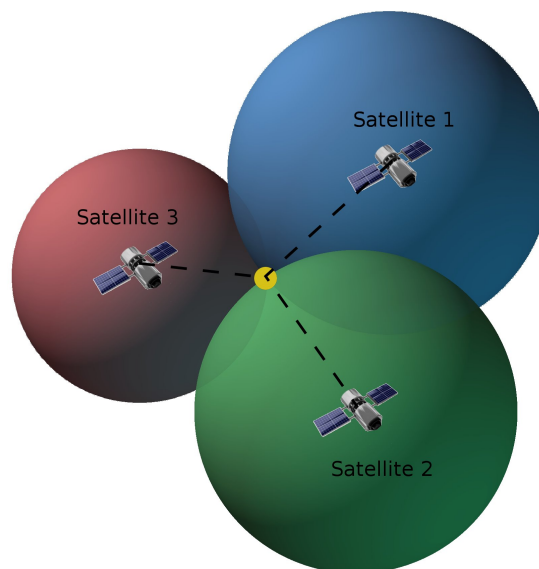


FIGURE 2.5 – Principe de multilatération du positionnement par satellites

Ainsi, il s'agit de résoudre un système de trois équations à trois inconnues correspondant à la position 3D recherchée. Dans le cas de satellites, il est possible de déterminer la distance entre un récepteur et les satellites par mesure du temps de propagation d'une onde électromagnétique émise par le satellite et reçue par le récepteur. Le système possède dans ce cas une inconnue temporelle supplémentaire liée à la désynchronisation des horloges des satellites. Ainsi, dès lors que quatre satellites sont visibles, une position peut être déterminée. Différents modes de positionnement existent. Le mode absolu, basé sur ce principe simple de multilatération ne nécessite l'uti-

lisation que d'un récepteur. Pour obtenir des précisions d'estimation supérieures, il est possible d'utiliser un second récepteur afin de déterminer des corrections et compensations à appliquer. On parle alors de positionnement différentiel.

2.3.3.1.2 Les échelles de temps et systèmes de référence

Le positionnement par satellites est basé sur la mesure du temps de propagation d'une onde. La notion de temps et de synchronisation des horloges est donc essentielle dans le processus. La base de temps civile internationale est aujourd'hui le temps UTC (Universal Time Coordinated). Cependant, ce temps, basé sur un temps atomique sans dérive est régulièrement compensé de secondes intercalaires afin de ne pas différer de plus d'une seconde du temps UT1 (Universal Time), basé sur le mouvement du soleil. Ainsi, pour la constellation GPS, une nouvelle échelle de temps a été mise en place : le temps GPS (GPST pour GPS Time). C'est un temps continu basé sur un ensemble d'horloges atomiques présentes dans les satellites. Ce temps ne présente pas de seconde intercalaire et démarre à 0h UTC pour la date du 6 janvier 1980. C'est ce temps qui est transmis et utilisé dans les différents signaux GPS. De la même façon, il est important de définir de façon précise dans quel système de référence sont diffusées les différentes données. Les données GPS sont ainsi exprimées dans le système WGS84 (World Geodetic System) qui est un système de type ECEF.

2.3.3.1.3 Les signaux GPS

Le signal transmis par les satellites est une onde électromagnétique sinusoïdale émise selon deux fréquences porteuses sur la bande L. Le signal L1 est émis selon une fréquence de 1575.42 MHz et le signal L2 selon une fréquence de 1227.42 MHz. Ces ondes porteuses contiennent différentes informations, codées de façon binaire. Il s'agit de la technique CDMA (Code Division Multiple Access). Les principaux éléments transmis sont le message de navigation et les codes pseudo-aléatoires.

Le message de navigation regroupe différents éléments nécessaires au traitement des données GPS, tels que les éphémérides des satellites, les almanachs ou encore les corrections temporelles et atmosphériques. Le fichier de navigation transmet notamment les différents éléments képlériens permettant de déterminer la position et la vitesse de chaque satellite observé à un instant appelé époque de référence. Il est ensuite possible de déterminer la position et la vitesse en chaque instant en procédant à une interpolation à partir de l'époque de référence la plus proche. L'écart entre l'instant recherché et l'époque de référence ne doit pas excéder 2 heures. Les étapes de calcul des positions et vitesses des satellites à partir des messages radiodiffusés sont présentées pour les système GPS et GLONASS en Annexes A et B respectivement.

Les codes pseudos-aléatoires sont utilisés pour déterminer la distance récepteur/satellite :

- le code C/A (Coarse Acquisition) transmis selon la fréquence L1 qui est un code civil, non crypté;
- le code P (Précision) est transmis selon les fréquences L1 et L2. Il est initialement réservé aux militaires et aux utilisateurs autorisés. Pour éviter que des utilisateurs non autorisés n'utilisent les informations de ce code, ce code existe également sous une version cryptée : le code Y.

2.3.3.1.4 La mesure par le code

Le code pseudo-aléatoire transmis par le satellite à l'instant t_s est reçu par le récepteur à l'instant t_r . Ce code étant une fonction connue du temps, le récepteur peut générer sa propre séquence à t_r . Ainsi, il est possible de déterminer le retard Δt entre le code reçu par le récepteur et celui généré [DURAND, 2003].

Les instants t_s et t_r sont des temps exprimés respectivement dans les échelles de temps du satellite et du récepteur. Il est nécessaire de les ramener dans une même échelle de temps, le temps GPS, afin de déterminer le décalage.

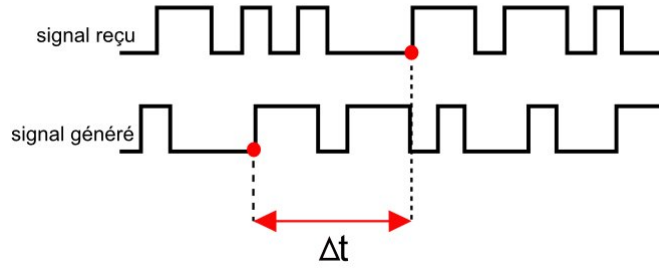


FIGURE 2.6 – Illustration du principe de mesure par le code

$$\Delta t = (t_r + dt_r) - (t^s + dt^s) = \Delta t_{obs} + dt_r - dt^s \quad (2.10)$$

En multipliant ce décalage temporel avec la vitesse de l'onde, on obtient une observation de pseudo-distance, liée à la distance géométrique par la relation suivante :

$$\tilde{\rho}_r^s = \rho_r^s + c(dt_r - dt^s) + \Delta\rho^{iono,s} + \Delta\rho^{tropo,s} + \mathcal{M} + \varepsilon \quad (2.11)$$

Où :

- $\tilde{\rho}_r^s$ est l'observation de pseudo-distance entre le récepteur r et le satellite s ;
- ρ_r^s est la distance géométrique;
- dt^s est le décalage d'horloge du satellite;
- dt_r est le décalage d'horloge du récepteur;
- $\Delta\rho^{iono,s}$ est le décalage dû à l'ionosphère;
- $\Delta\rho^{tropo,s}$ est le décalage dû à la troposphère;
- c est la célérité de la lumière dans le vide.
- $\mathcal{M}$ représente l'effet des multi-trajets,
- ε est le terme du bruit du récepteur.

La précision de la mesure par le code est de l'ordre de 3m pour le code C/A.

2.3.3.1.5 La mesure par la phase

La mesure de phase peut être utilisée d'une façon similaire au code : la corrélation est cette fois-ci réalisée sur la phase du signal émis et du signal généré, ce qui permet de déterminer une différence de phase. La comparaison des deux signaux ne permet cependant pas de déterminer la différence du nombre de cycles réalisés : la valeur du déphasage est comprise entre 0 et 1 cycle. Il s'agit de la partie décimale de la différence de phase. La partie entière, inconnue, est appelée ambiguïté entière N .

Comme pour la mesure de code, la distance géométrique est liée à l'observation de déphasage selon l'équation suivante :

$$\lambda \cdot \Phi_r^s = \rho_r^s + c(dt_r - dt^s) - \lambda \cdot N_r^s - \Delta\rho^{iono,s} + \Delta\rho^{tropo,s} \quad (2.12)$$

Où :

- λ est la longueur d'onde du signal;
- Φ_r^s est le déphasage;
- N_r^s est l'ambiguïté entière;

La précision de la mesure par la phase, liée à la longueur d'onde, est sub-millimétrique. Elle est donc plus précise que la mesure par le code. Cependant, une inconnue supplémentaire est introduite avec l'ambiguïté entière.

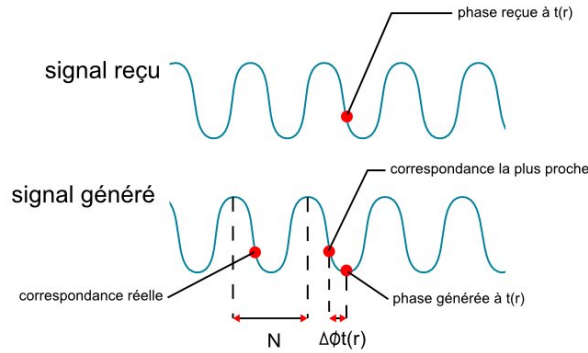


FIGURE 2.7 – Illustration du principe de mesure par la phase

2.3.3.2 Le système GLONASS

Le système GLONASS (GLObal Navigations Satellite System) est le système de positionnement par satellites russe créé dans les années 80. Si le principe est similaire au GPS américain (détermination du temps de trajet de l'onde afin de déterminer des pseudos-distances puis une position par multilatération), des différences doivent être prises en compte. Ces dernières sont listées par la suite.

Le segment spatial est constitué de 26 satellites, répartis sur trois plans orbitaux. Le segment de contrôle est quant à lui composé d'un centre de contrôle système, d'un réseau de 5 stations de surveillance, ainsi que d'un centre de synchronisation des horloges.

La nature des signaux est également différente de celle du GPS. En effet, si chaque satellite émet une onde L1 alors appelée G1 et une onde L2 (G2) de la même façon que les satellites GPS, la fréquence de l'onde varie en fonction des satellites. Le code reste quant à lui identique. Il s'agit de la technique FDMA (Frequency Division Multiple Access). Pour les ondes porteuses G1 et G2, la fréquence de chaque satellite est ainsi déterminée de la façon suivante :

$$f1(k) = 1602\text{MHz} + k.\Delta f_{G1} \quad (2.13)$$

$$f2(k) = 1246\text{MHz} + k.\Delta f_{G2} \quad (2.14)$$

Où :

- $f1(k)$ et $f2(k)$ sont les fréquences du satellite k selon les bandes G1 et G2 respectivement;
- k est le « frequency number » du satellite, disponible dans le fichier de navigation. Sa valeur est comprise entre -7 et 6 et est identique pour deux satellites diamétralement opposés sur une même orbite;
- Δf_{G1} et Δf_{G2} sont les décalages fréquentiel, pour les bandes G1 et G2 respectivement. $\Delta f_{G1} = 9/16$ MHz, et $\Delta f_{G2} = 7/16$ MHz.

Selon un projet de modernisation de la constellation, une nouvelle fréquence G3 a été ajoutée. De plus, la transmission de signaux CDMA sur les trois bandes est dorénavant possible [SUBIRANA et collab., 2013].

Le message de navigation ne transmet pas les éléments Képlériens mais directement les positions et vitesses des satellites pour l'époque de référence ainsi que les éléments de correction temporelle et de fréquence. Il est ensuite possible de déterminer les positions et vitesses des différents satellites en chaque instant en intégrant les six équations de mouvement des satellites selon la méthode de Runge-Kutta [COORDINATION SCIENTIFIC INFORMATION CENTER, 1998].

L'échelle de temps utilisée pour la constellation GLONASS est liée à l'UTC(SU) (Universal Time Coordinated of Russia). Le retard entre le temps GLONASS et le temps UTC(SU) est composé d'une partie constante de 3 heures et d'une partie variable toujours inférieure à 1ms [ROSSBACH, 2003].

Pour pouvoir travailler simultanément avec des données GPS et GLONASS, il est donc nécessaire de convertir ces valeurs dans une même base de temps [FERRÃO, 2013] :

$$T_{\text{GPS}} = T_{\text{GLO}} + \Delta t + \tau_{\text{GPS}} \quad (2.15)$$

$$\Delta t = 3h + \Delta t_{\text{UTC,GPS}} \quad (2.16)$$

Où :

- Δt est la partie entière du décalage en secondes entre le temps GLONASS et le temps GPS;
- $\Delta t_{\text{UTC,GPS}}$ est le décalage en secondes entre le temps GPS et le temps UTC;
- τ_{GPS} est la partie décimale du décalage en secondes entre le temps GLONASS et le temps GPS.

Le système de référence associé aux données GLONASS est le système PZ-90 (Parametry Zemli 1990). La dernière révision de ce système est le PZ-90.11 [FEDERATION, 2014]. Il est possible de convertir les données dans le système WGS84 à l'aide d'une transformation. Depuis 2007, cette transformation est fixée ainsi :

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}_{\text{wgs84}} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}_{\text{PZ-90}} + \begin{bmatrix} -0.36 \\ 0.08 \\ 0.18 \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

2.3.3.3 Le système Galileo

Galileo est un système de positionnement par satellites mis en place par l'Union européenne. Initié au début des années 2000, la constellation est encore en développement, mais de premiers services sont opérationnels depuis 2016. Ce système vise une précision de localisation plus précise que le GPS.

Le segment de contrôle de Galileo est constitué de deux centres de contrôle principaux, 5 stations de surveillance, 9 antennes de liaisons et un réseau mondial de stations réceptrices. La constellation est actuellement composée de 26 satellites et ce nombre devrait passer à 30 dans les prochaines années. Les orbites des satellites Galileo sont les plus distantes de la Terre avec une altitude de 23222km.

La nature des signaux diffère des systèmes GLONASS et GPS. En effet, ils sont diffusés selon 4 fréquences réparties sur trois bandes : E1 (1575.42 MHz), E6 (12785.75 MHz), E5a (1176.45 MHz) et E5b (1207.14 MHz). Au total, 10 signaux différents peuvent être transmis sur ces bandes de fréquences selon la méthode CDMA et permettent d'accéder aux trois principaux services proposés par Galileo :

- Le service ouvert (OS, Open Service) est dédié à une utilisation civile. Il est accessible selon 6 signaux : E1B, E1C, E5aI, E5aQ, E5bI, E5bQ.
- Le service de haute précision (HAS, High Accuracy Service ou CS, Commercial Service) offre des services supplémentaires permettant d'obtenir une plus grande précision. Ce service est crypté et rendu accessible en échange d'un abonnement selon 6 signaux : E1B, E1C, E5bI, E5bQ, E6B, E6C.
- Le service public réglementé (PRS, Public Regulated Service) est dédié aux applications militaires, de secours ou de sécurité nécessitant une grande précision. Ce service crypté est accessible selon les signaux E1A et E6A.

Un quatrième service, SAR (Search and Rescue) prend part au système international de balises Cospas-Sarsat.

Le message de navigation est similaire à celui du GPS pour les paramètres d'éphémérides transmis : il s'agit également des éléments képlériens. Il est cependant composé de 4 messages de navigations distincts. Ces messages donnent accès à différentes informations correspondant aux différents services proposés. On distingue ainsi le message de navigation en accès ouvert, le message de navigation commercial, le message de navigation d'intégrité et le message de navigation gouvernemental.

L'échelle de temps de la constellation Galileo, ou Galileo System Time (GST) est synchronisée avec le Temps Atomique International (TAI) afin que la différence de temps soit inférieure à 50ns. Le Galileo System time démarre à 0h UTC le dimanche 22 août 1999.

2.3.3.4 Les erreurs affectant les mesures GNSS

Différentes erreurs affectent les mesures GNSS. Les principales sont les suivantes :

- **Le multi trajet** est une erreur due à la réflexion du signal sur des surfaces à proximité du récepteur. Plus le satellite a une élévation basse, plus il sera sensible aux multi trajets. Ce phénomène peut entraîner des fautes de l'ordre de plusieurs centimètres. Il peut être atténué par l'utilisation d'antennes "choke-ring" et par la sélection des satellites les plus élevés.
- **Les masques** sont des obstacles qui empêchent la propagation du signal jusqu'au récepteur. Il peut s'agir par exemple de bâtiments élevés en zone urbaine. Le résultat est une perte du signal ou une atténuation de celui-ci. La perte du signal entraîne une nouvelle valeur de l'ambiguïté entière. Ce phénomène est nommé saut de cycle.

Les phénomènes de masque et de multi trajets sont illustrés sur la Figure 2.8.

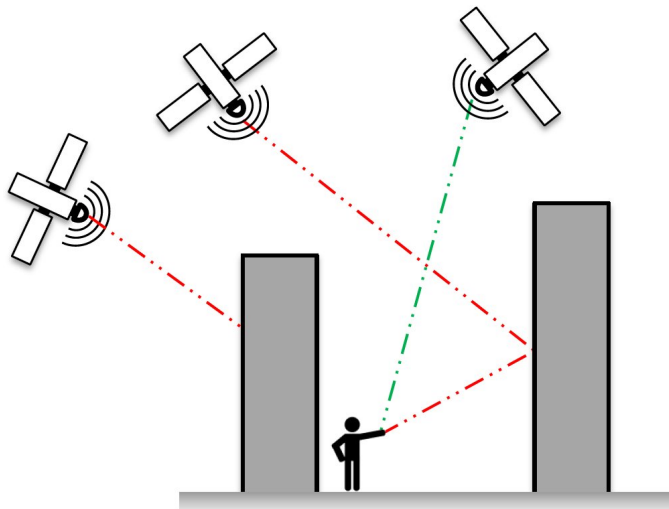


FIGURE 2.8 – Illustration des phénomènes de masques et de multi trajets GNSS

- **Le retard troposphérique** est une erreur liée au passage de l'onde dans la troposphère. La troposphère est la couche atmosphérique située entre la surface de la Terre et une altitude de 60 km. l'erreur troposphérique dépend de l'élévation du satellite au-dessus de l'horizon, mais aussi de la pression, de la température et de l'humidité. Différentes modélisations peuvent être mises en place pour corriger ce retard.
- **Le retard ionosphérique** est également un retard sur le temps de parcours introduit cette fois-ci par la propagation de l'onde dans la ionosphère. La ionosphère est la couche atmosphérique située entre 60km et 1000km d'altitude. Cette erreur dépend de la latitude du point de mesure, de l'activité solaire, de la période de la journée et de l'année, mais aussi de la fréquence de l'onde. Deux principales méthodes sont utilisées pour atténuer ce retard. La combinaison "ionosphère free" peut être appliquée

pour des récepteurs bi-fréquences. Sinon, la modélisation paramétrique de Klobuchar peut être utilisée [SUBIRANA et collab., 2013].

Les phénomènes atmosphériques affectant les mesures GNSS sont illustrés sur la Figure 2.9.

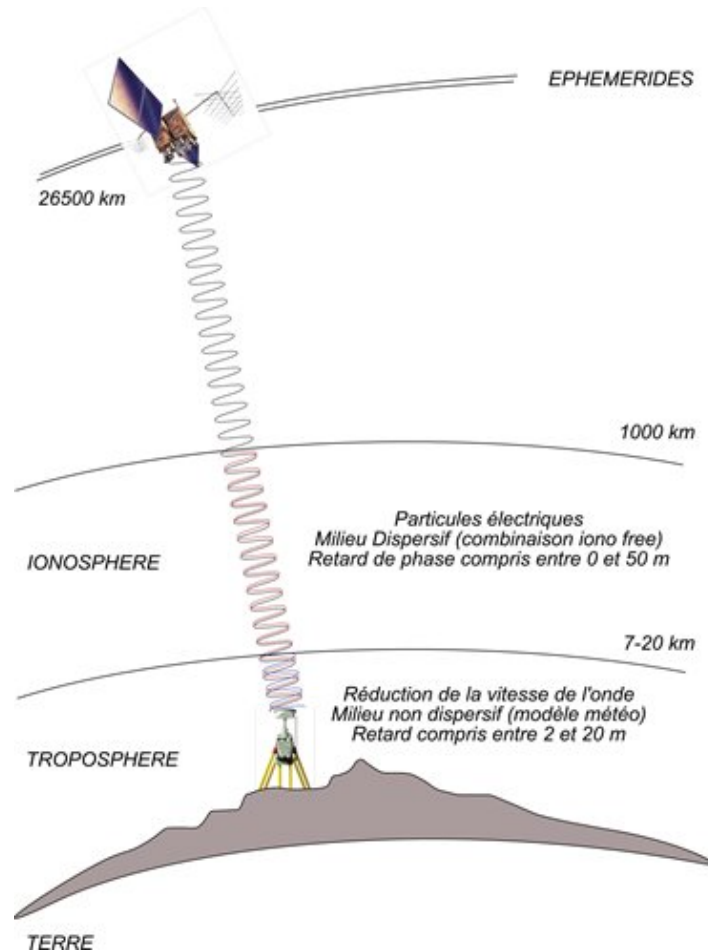


FIGURE 2.9 – Illustration des erreurs atmosphériques affectant les mesures GNSS (source : <http://reseau-orpheon.fr>)

- **Les erreurs d'orbite et d'horloge** des satellites et du récepteur impactent directement le calcul des distances et des temps de trajet.

Il est à noter que d'autres erreurs affectent les mesures GNSS, telles que les effets relativistes, le vecteur séparant le centre de masse et le centre de phase ou encore l'effet wind-up dû à la polarisation de l'onde. Ces erreurs ne sont pas abordées dans ce projet.

2.4 Outils de calcul pour la localisation

2.4.1 Paramétrage de l'orientation

L'orientation, ou l'attitude d'un objet décrit sa position dans un référentiel de référence. En navigation, décrire l'attitude d'un mobile revient donc à estimer les rotations nécessaires pour passer du référentiel Body au référentiel de Navigation. Cette partie présente les notions de base nécessaires à la description de l'orientation du boîtier d'acquisition dans ce référentiel.

2.4.1.1 Les angles d'Euler

Les angles d'Euler, également nommés angles d'attitude, représentent l'orientation d'un objet en 3 dimensions à l'aide de trois rotations réalisées autour de chaque axe du référentiel de Navigation. Il s'agit de la façon la plus intuitive de décrire l'attitude d'un objet. Ces angles sont définis de la façon suivante :

- Le *roulis* (*roll*), noté ϕ , représente la rotation autour de l'axe X du référentiel de navigation (N dans le cas d'un référentiel de type North East Down) ;
- Le *tangage* (*pitch*), noté θ , représente la rotation autour de l'axe Y du référentiel de navigation (E dans le cas d'un référentiel de type North East Down) ;
- Le *lacet* (*yaw*), noté ψ , représente la rotation autour de l'axe Z du référentiel de navigation (D dans le cas d'un référentiel de type North East Down). Cet angle porte également le nom de cap.

Les angles d'Euler ont comme principal inconvénient le phénomène nommé "Gimbal Lock", ou Blocage de cardan. Ce phénomène consiste en la perte d'un degré de liberté et apparaît lorsque la valeur d'un des angles (cela dépend de l'ordre des rotations choisi) est égale à 90° et que cela entraîne un alignement de deux axes. Dans cette situation, l'orientation du capteur ne peut pas être représentée de manière unique à l'aide d'angles d'Euler.

2.4.1.2 Les matrices de rotation

L'orientation peut également être représentée dans un espace Euclidien à 3 dimensions par l'expression des vecteurs de la base b ($\vec{b}_1, \vec{b}_2, \vec{b}_3$) du repère orthonormé lié à l'objet, c'est-à-dire le repère Body, dans la base du repère de référence noté r ($\vec{r}_1, \vec{r}_2, \vec{r}_3$). On parle alors de matrice de rotation, ou matrice de passage entre le repère b et le repère r . Il s'agit d'une matrice 3x3 où chaque ligne représente l'expression des composantes de la base b dans la base r :

$$\mathbf{R}_b^n = \begin{pmatrix} b1_{r1} & b1_{r2} & b1_{r3} \\ b2_{r1} & b2_{r2} & b2_{r3} \\ b3_{r1} & b3_{r2} & b3_{r3} \end{pmatrix} \quad (2.18)$$

À partir des angles d'Euler, il est ainsi possible d'exprimer les matrices représentant les rotations autour de chaque axe du repère de navigation :

$$\mathbf{R}_\psi = \begin{pmatrix} \cos\psi & -\sin\psi & 0 \\ \sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}; \mathbf{R}_\theta = \begin{pmatrix} \cos\theta & 0 & \sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\theta & 0 & \cos\theta \end{pmatrix}; \mathbf{R}_\phi = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 0 & \sin\phi & \cos\phi \end{pmatrix} \quad (2.19)$$

La matrice de passage du repère Body au repère de Navigation peut être déduite des matrices précédentes en fixant un ordre à la succession de rotation, par exemple lacet/tangage/roulis. La matrice de passage $\mathbf{R}_b^n$ est alors obtenue par la succession de trois rotations :

$$\mathbf{R}_b^n = \mathbf{R}_\psi \mathbf{R}_\theta \mathbf{R}_\phi \quad (2.20)$$

$$\mathbf{R}_b^n = \begin{bmatrix} \cos\theta \times \cos\psi & \sin\phi \times \sin\theta \times \cos\psi - \sin\psi \times \cos\phi & \cos\phi \times \sin\theta \times \cos\psi + \sin\phi \times \sin\psi \\ \cos\theta \times \sin\psi & \sin\psi \times \sin\theta \times \sin\phi + \cos\psi \times \cos\phi & \cos\phi \times \sin\theta \times \sin\psi - \sin\phi \times \cos\psi \\ -\sin\theta & \cos\theta \times \sin\phi & \cos\theta \times \cos\phi \end{bmatrix}$$

Le principal inconvénient de l'utilisation des matrices de rotation concerne le nombre d'éléments à estimer pour chaque matrice (3x3 éléments, soit 9). Pour la transformation d'un vecteur d'un repère à un autre, cela implique alors 9 multiplications et 6 additions.

2.4.1.3 Les quaternions

La notion de quaternion est utilisée dans plusieurs algorithmes abordés dans ce travail. Une présentation sommaire de cet outil et de ses avantages pour la navigation est donc proposée dans cette partie.

Un quaternion est un nombre complexe à quatre composantes $(q_1, q_2, q_3 \text{ et } q_4)$, avec :

$$\mathbf{q} = q_1 + q_2 i + q_3 j + q_4 k; \quad (2.21)$$

La notation suivante est également utilisée :

$$\mathbf{q} = (q_1, \mathbf{u}_q^T)^T; \quad (2.22)$$

Où q_1 est la partie réelle, et $\mathbf{u}_q$ la partie imaginaire du quaternion. On parle également de partie scalaire et vectorielle.

Le quaternion possède les propriétés suivantes [FARRELL, 2008] :

- Le produit de deux quaternions $\mathbf{a}$ et $\mathbf{b}$ est défini de la façon suivante :

$$\mathbf{a} \otimes \mathbf{b} = \begin{pmatrix} a_1 \\ \mathbf{u}_a \end{pmatrix} \otimes \begin{pmatrix} b_1 \\ \mathbf{u}_b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_1 b_1 - \langle \mathbf{u}_a, \mathbf{u}_b \rangle \\ a_1 \mathbf{u}_b + b_1 \mathbf{u}_a + \mathbf{u}_a \wedge \mathbf{u}_b \end{pmatrix} \quad (2.23)$$

Avec $\langle \mathbf{a}, \mathbf{b} \rangle = \sum_{i=1}^4 a_i b_i$ représentant le produit scalaire euclidien.

- La norme euclidienne d'un quaternion est définie par :

$$\|\mathbf{q}\| = \sqrt{q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 + q_4^2} \quad (2.24)$$

- Le conjugué d'un quaternion est défini par :

$$\bar{\mathbf{q}} = (q_1 - \mathbf{u}_q)^T \quad (2.25)$$

- L'inverse d'un quaternion est défini par :

$$\mathbf{q}^{-1} = \frac{1}{\|\mathbf{q}\|^2} (q_1 - \mathbf{u}_q)^T; \quad (2.26)$$

avec $\mathbf{q}$ un quaternion non nul.

L'espace des quaternions est très utilisé pour exprimer les transformations géométriques sur l'espace à 3 dimensions et notamment pour représenter la transformation entre deux repères. En effet, cette transformation est généralement définie comme une succession de rotations, comme vu en 2.4.1.2. Dans l'espace des quaternions, elle peut cependant être exprimée comme une rotation unique d'angle θ autour du vecteur fixe $\mathbf{u}$. La rotation s'exprime alors $\mathbf{q} \otimes \bar{\mathbf{q}}$, avec le quaternion unitaire $\mathbf{q}$ défini par :

$$\mathbf{q} = \left(\cos\left(\frac{\theta}{2}\right), \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \mathbf{u}^T \right)^T \quad (2.27)$$

Cette approche permet de s'affranchir de nombreuses contraintes liées à l'utilisation des angles d'Euler et allège considérablement les calculs.

Les angles d'Euler peuvent être obtenus à partir du quaternion $\mathbf{q}$:

$$\begin{bmatrix} \phi \\ \theta \\ \psi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan\left(\frac{2 \cdot (q_1 q_2 + q_3 q_4)}{1 - 2 \cdot (q_2^2 + q_3^2)}\right) \\ \arcsin(2 \cdot (q_1 q_3 - q_4 q_2)) \\ \arctan\left(\frac{2 \cdot (q_1 q_4 + q_2 q_3)}{1 - 2 \cdot (q_3^2 + q_4^2)}\right) \end{bmatrix} \quad (2.28)$$

Pour un quaternion donné, il est également possible d'obtenir la matrice de changement de repère $\mathbf{R}$ équivalente selon la relation :

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 - q_4^2 & 2 \cdot (q_2 \cdot q_3 - q_1 \cdot q_4) & 2 \cdot (q_2 \cdot q_4 + q_1 \cdot q_3) \\ 2 \cdot (q_2 \cdot q_3 + q_1 \cdot q_4) & q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 - q_4^2 & 2 \cdot (q_3 \cdot q_4 - q_1 \cdot q_2) \\ 2 \cdot (q_2 \cdot q_4 - q_1 \cdot q_3) & 2 \cdot (q_3 \cdot q_4 + q_1 \cdot q_2) & q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 + q_4^2 \end{bmatrix} \quad (2.29)$$

2.4.2 Le filtre de Kalman

Le filtre de Kalman est créé par Rudolf Emil Kalman en 1960. Il a connu par la suite de nombreuses évolutions et est aujourd'hui un outil essentiel et très utilisé en positionnement dynamique.

2.4.2.1 Présentation

Le filtre de Kalman [KALMAN et BUCY, 1961; WELCH et BISHOP, 1995] est une méthode d'estimation qui autorise la prise en compte de nouvelles observations. Le résultat est ainsi basé à la fois sur un modèle d'évolution et sur des corrections apportées par de nouvelles observations. Le modèle d'évolution permet d'estimer le vecteur des inconnues du système (appelé par la suite vecteur d'état) et les différentes variables d'observation. Les nouvelles observations vont quant à elles permettre d'appliquer des mises à jour apportant des corrections à l'estimation du vecteur d'état. Le filtre se décompose donc en deux phases : une phase de prédiction et une phase de correction.

2.4.2.2 Mise en équations

2.4.2.2.1 Équations d'état et d'observation

La réalisation d'un filtre de Kalman nécessite que le vecteur d'état à l'instant k soit dépendant du vecteur d'état à l'instant $k-1$. Soit le vecteur d'état $\mathbf{X}$, une variable aléatoire de taille n . Les deux états sont ainsi liés par la relation suivante, appelée modèle d'évolution :

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F}_{k-1,k} \cdot \mathbf{X}_{k-1} + w_{k-1} \quad (2.30)$$

où :

- $\mathbf{X}_k$ est le vecteur d'état à l'instant k ;
- $\mathbf{F}_{k-1,k}$ est la matrice de transition entre les instants k et $k+1$, ou modèle d'évolution;
- w_{k-1} est un bruit blanc gaussien correspondant au bruit du modèle à l'instant $k-1$.

Soit le vecteur d'observation $\mathbf{Y}$, une variable aléatoire de taille p dépendant de $\mathbf{X}$, et y_k sa réalisation à l'instant k . Le modèle d'observation est l'équation qui lie le vecteur d'observation au vecteur d'état :

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{H}_k \cdot \mathbf{X}_k + \eta_k \quad (2.31)$$

où :

- $\mathbf{y}_k$ est le vecteur d'observations à l'instant k ;
- $\mathbf{H}_k$ est la matrice de mesure à l'instant k ;
- η_k est un bruit blanc gaussien correspondant au bruit de mesure à l'instant k .

Certaines hypothèses sont nécessaires au bon fonctionnement du filtre. Ainsi, les bruits de mesure et de modèle sont considérés blancs, gaussiens et décorrélés entre eux.

2.4.2.2.2 Phase de prédiction

Le vecteur d'état à l'instant k est estimé à partir du vecteur d'état corrigé à l'instant $k-1$ grâce au modèle d'évolution :

$$\hat{\mathbf{X}}_k^- = \mathbf{F}_{k-1,k} \cdot \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^+ \quad (2.32)$$

De la même façon, la matrice de variance-covariance $\mathbf{P}$ des inconnues à l'instant k est estimée à partir de la matrice de covariance à l'instant $k-1$ et de la matrice de bruit du système :

$$\hat{\mathbf{P}}_k^- = \mathbf{F}_{k-1,k} \cdot \hat{\mathbf{P}}_{k-1}^+ \cdot \mathbf{F}_{k-1,k}^T + \mathbf{Q}_k \quad (2.33)$$

où :

- $\mathbf{P}_k$ est la matrice de variance-covariance de l'état à l'instant k ;
- $\mathbf{Q}_k$ est la matrice de bruit du système.

2.4.2.2.3 Phase de mise à jour

Lorsqu'une nouvelle observation est disponible, il est possible de réaliser une mise à jour afin d'apporter une correction à l'estimation du vecteur d'état et de la matrice de covariance et ainsi affiner le résultat. L'innovation, notée *ino*, correspond à l'écart entre l'observation et la valeur estimée :

$$\mathbf{ino}_k = \mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k \quad (2.34)$$

Afin de définir la correction à apporter, il est nécessaire de pondérer cette innovation en fonction de la confiance que l'on peut accorder à la nouvelle observation et de la confiance accordée à l'estimation.

Cette pondération est réalisée à l'aide du gain de Kalman, qui dépend de la matrice de covariance sur l'observation :

$$\mathbf{K}_k = \hat{\mathbf{P}}_k^- \cdot \mathbf{H}_k^T \cdot (\mathbf{H}_k \cdot \hat{\mathbf{P}}_k^- \cdot \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (2.35)$$

où :

- $\mathbf{K}_k$ est le gain de Kalman à l'instant k ;
- $\mathbf{R}_k$ est la matrice de covariance de l'observation.

Une fois ce coefficient calculé, la variance de la densité a posteriori de l'état et l'état sont calculés selon les équations de correction :

$$\hat{\mathbf{X}}_k^+ = \hat{\mathbf{X}}_k^- + \mathbf{K}_k \cdot \mathbf{ino}_k \quad (2.36)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \cdot \mathbf{H}_k) \cdot \hat{\mathbf{P}}_k^- \quad (2.37)$$

L'utilisation d'un tel filtre nécessite de connaître l'état initial du système, ou du moins son estimation. L'estimation des différentes variances et bruits de système ainsi que la modélisation du système doivent être les plus rigoureuses possible. En effet, si l'estimation de l'état initial est de mauvaise qualité et que les variances et bruits du système n'autorisent pas de corrections suffisamment importantes, l'estimation ne pourra pas converger. De plus, ce filtre s'applique pour des systèmes linéaires. Il est cependant possible de l'adapter pour des cas non linéaires.

2.4.2.3 Le filtre de Kalman étendu (EKF : Extended Kalman Filter)

Le filtre de Kalman étendu est utilisé lorsque les équations permettant de modéliser le problème, c'est à dire le modèle d'évolution (2.30) et/ou le modèle d'observation (2.31) ne sont pas linéaires. Ils s'écrivent dans ce cas :

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_k &= f_{k-1,k}(\mathbf{X}_{k-1}, w_{k-1}) \\ \mathbf{Y}_k &= h_k(\mathbf{X}_k, \eta_k) \end{aligned} \quad (2.38)$$

Le principe du filtre de Kalman étendu est alors d'estimer non plus l'état, mais l'erreur d'estimation sur l'état $\delta\mathbf{X} = \mathbf{X} - \hat{\mathbf{X}}$. Pour cela, un développement limité à l'ordre 1 de (2.38) en $\delta\mathbf{X}$ est réalisé :

$$\begin{aligned} \delta\mathbf{X}_k &= \tilde{\mathbf{F}}_{k-1,k} \cdot \delta\mathbf{X}_{k-1} + w_{k-1} \\ \delta\mathbf{Y}_k &= \tilde{\mathbf{H}}_k \cdot \delta\mathbf{X}_k + \eta_k \end{aligned} \quad (2.39)$$

Avec $\tilde{\mathbf{F}} = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{x=\hat{\mathbf{X}}_{k-1}}$ et $\tilde{\mathbf{H}} = \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{x=\hat{\mathbf{X}}_k}$ les développements de Taylor au premier ordre des fonctions f et h respectivement.

Les différentes équations restent alors similaires à celles du filtre de Kalman classique en remplaçant $\mathbf{X}$, $\mathbf{H}$ et $\mathbf{F}$ par $\delta\mathbf{X}$, $\tilde{\mathbf{H}}$ et $\tilde{\mathbf{F}}$ respectivement.

Chapitre 3

Présentation des capteurs et solutions de référence

Sommaire

3.1 Introduction	28
3.2 Présentation de la plateforme d'acquisition	28
3.2.1 Boîtier ULISS : Ubiquitous Localization with Inertial Sensors and Satellites .	28
3.2.2 ULISS V2	29
3.2.3 Qualification des capteurs du boîtier ULISS V2	30
3.2.3.1 Étude de la variance d'Allan	30
3.2.3.2 Calibration des erreurs déterministes de l'accéléromètre	34
3.2.3.3 Calibration du biais du gyromètre	35
3.3 Présentation des systèmes de référence	35
3.3.1 Système de référence pour la localisation du piéton	35
3.3.2 Système de référence pour la localisation du cycliste	36

3.1 Introduction

Le choix des capteurs est un élément crucial de la mise en place d'une solution de navigation. En effet, il existe aujourd'hui un catalogue extrêmement large de types de capteurs à disposition. Les technologies sont variées et les gammes de prix également.

Dans ce projet, une solution inertielle et magnétique de type MEMS couplée à une solution GNSS est utilisée. Ces capteurs sont regroupés dans une unité développée par le laboratoire Geoloc. Ce choix est guidé par deux motivations principales.

Tout d'abord, cette solution à l'avantage d'être fonctionnelle partout, car basée sur l'utilisation de phénomènes physiques naturels tels que le magnétisme, la gravité, l'utilisation de la vitesse et des rotations. De plus, si les signaux satellitaires ne sont pas exploitables partout à cause de la présence de masques, les constellations couvrent cependant la totalité du globe terrestre et ne dépendent donc pas d'installations supplémentaires. Si les gouvernements peuvent tout de même limiter et restreindre l'utilisation de certaines constellations telles que le GPS, la solution européenne Galileo offre aujourd'hui une indépendance et des possibilités supplémentaires. Une telle solution permet ainsi de répondre à la problématique d'autonomie de la solution vis-à-vis d'équipements extérieurs, qui est un point clé des recherches du laboratoire Geoloc et de cette thèse. En effet, une solution qui ne nécessite pas de transfert d'information permet de garantir l'idée de données géolocalisées privées. Cette notion est particulièrement importante de nos jours, dans un contexte où il est difficile de contrôler ses données privées avec l'explosion des données numériques à l'aire du Big Data.

Un autre avantage de ce choix de capteurs est le fait qu'ils soient présents dans la plupart des objets connectés et intelligents commercialisés, que ce soit de type smartphones, montres connectées et autres. Les travaux effectués dans ce projet peuvent donc être modifiés et adaptés à ce genre d'outils. Ils ne sont cependant pas réalisés directement sur un équipement grand public. En effet, la plupart des applications permettant l'accès aux données capteurs des smartphones proposent en réalité des données filtrées et non les données brutes. Les fréquences d'échantillonnages ne sont pas stables et pas parfaitement synchronisées ce qui peut conduire à des lissages et des erreurs supplémentaires dans les algorithmes. De plus, les solutions GNSS peuvent également être limitées pour des raisons de consommation d'énergie ce qui implique l'augmentation des ambiguïtés à résoudre. L'optimisation de place peut également conduire à des perturbations des signaux et des masques au niveau de l'antenne GNSS. L'utilisation d'un capteur développé par le laboratoire permet ainsi de maîtriser l'ensemble de la chaîne de traitement.

Enfin, un objectif de la thèse concerne la mise en place d'une solution de navigation unique. Ainsi, quel que soit le mode de déplacement étudié dans ce travail, le même capteur est utilisé.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons tout d'abord à la présentation et la qualification de la plate-forme d'acquisition utilisée pour le recueil des données. Les solutions de référence utilisées pour analyser les performances des algorithmes proposés sont ensuite introduites dans une seconde partie.

3.2 Présentation de la plateforme d'acquisition

3.2.1 Boîtier ULISS : Ubiquitous Localization with Inertial Sensors and Satellites

Le boîtier ULISS (Ubiquitous Localization with Inertial Sensors and Satellites) est une plate-forme d'acquisition de données inertielles, magnétiques et GNSS [ORTIZ et collab., 2017]. Il s'agit d'un équipement unique, développé et exploité par le laboratoire Geoloc. Cet équipement, dédié aux recherches sur la problématique de la localisation et de la navigation du piéton, permet l'enregistrement de données des différents capteurs sur une carte SD. Ces données peuvent ensuite être exportées et exploitées en post-traitement. Le principal attrait de cette plate-forme d'acquisition est de donner accès à des données brutes et parfaitement synchronisées selon le temps GPS. La plate-forme, présentée Figure 3.1 est équipée d'un module VectorNav300 qui intègre un accéléromètre tri-axes, un gyromètre tri-axes, un magnétomètre tri-axes, un capteur de pression, un

capteur de température et une antenne/récepteur GNSS (GPS + GLONASS). La fréquence d'échantillonnage de la centrale inertielle et magnétique est de 200 Hz. Le récepteur GNSS en revanche, enregistre des observations à une fréquence de 5 Hz.



FIGURE 3.1 – Boîtier d'acquisition ULISS

Dans la suite de ce document, ce capteur a été utilisé pour les recherches sur la localisation du piéton, présentées chapitre 5.

3.2.2 ULISS V2

Une nouvelle version du boîtier ULISS, le boîtier ULISS V2, a été livrée au cours de ce travail. Cet équipement, initialement prévu pour la première année de thèse, a finalement été livré au cours de la dernière année. Ce retard a malheureusement eu un impact sur le traitement de l'aspect multimodal de la solution proposée.

Ce boîtier diffère de la première version sur plusieurs points. Tout d'abord, cette plate-forme a été conçue pour un usage temps réel. Ainsi, s'il est toujours possible de récupérer les données pour un usage en post-traitement, il est également possible d'embarquer du code directement sur la plate-forme. Le boîtier possède de plus un module de communication Wi-Fi et Bluetooth permettant le contrôle et la visualisation des données et des résultats depuis un smartphone Android à l'aide d'une application dédiée. Si les données accessibles sont similaires à la première version, ULISS v2 intègre quant à lui une nouvelle génération de capteurs. Ainsi, la plate-forme est composée des équipements suivants :

- Un récepteur GNSS Ublox ZED-F9P. Contrairement à la première version, ce récepteur est bi-fréquence et donne accès aux constellations GPS, GLONASS, Galileo, Beidou et QZSS. La fréquence d'acquisition demeure 5HZ.
- Une centrale inertielle et magnétique Xsens MTi-7, composée d'un accéléromètre tri-axes, d'un gyromètre tri-axes et d'un magnétomètre tri-axe.
- Un capteur de pression et de température BMP280.

Ce boîtier a été étudié pour la navigation du voyageur connecté à l'échelle multimodale et non plus uniquement du piéton. Ainsi, un système d'attache multi-support a été développé spécifiquement dans cette optique permettant de fixer ULISS V2 au poignet, sur le guidon d'un vélo ou encore sur un support de voiture. L'idée derrière ce concept est le design d'un objet de navigation intelligent unique que l'on va déplacer en fonction du mode de transport utilisé.

Le boîtier est présenté sur la Figure 3.2.



FIGURE 3.2 – Boîtier d'acquisition ULISS v2

Le système d'attache d'ULISS V2 possède également un design particulier étudié pour assister la reconnaissance de changements de modes. En effet, une des problématiques de la navigation multimodale concerne la détection des changements de mode de transport. Cette détection va permettre d'adapter les algorithmes utilisés et est donc une étape cruciale de la navigation multimodale [ELHOUSHI et collab., 2014, 2017; ISKANDEROV et GUVENSAN, 2020; SHARMA et collab., 2020]. Afin d'assister cette détection, les différents supports de ULISS v2 sont équipés d'un système de fixation à clics. La nature et le nombre d'encoches du système de fixation va alors dépendre du support et sera ainsi différent pour le support vélo et le support poignet par exemple. L'idée est ensuite de détecter cette signature unique propre à chaque support par l'étude des données inertielles. Ce design a fait l'objet d'un brevet [RENAUDIN et ORTIZ, 2019].

La plate-forme d'acquisition a été utilisée dans ce travail pour les recherches concernant la localisation du cycliste, développée au chapitre 4, et pour les recherches sur la localisation multimodale développées au chapitre 6.

3.2.3 Qualification des capteurs du boîtier ULISS V2

L'utilisation d'un nouveau capteur nécessite l'étude et l'estimation des différents biais et erreurs affectant les mesures (cf. sous-sous-section 2.3.1.3). Pour cela, différentes procédures ont été utilisées.

3.2.3.1 Étude de la variance d'Allan

3.2.3.1.1 Introduction à la variance d'Allan

La variance d'Allan permet d'étudier la stabilité temporelle d'un signal. Contrairement à la variance classique, cette technique a l'avantage de converger pour la plupart des types de bruits, comme par exemple les marches aléatoires. La variance d'Allan est donc un outil très efficace pour caractériser le bruit de mesure d'un capteur et déterminer la contribution de chacune des erreurs au bruit de mesure total [ZHANG et collab., 2008]. Il existe différentes variantes de la va-

rianche d'Allan originale, telles que l'"Overlapping Allan Variance" ou encore la "Modified Allan Variance" [ALLAN et BARNES, 1981; RILEY, 1994]. La méthode utilisée dans cette étude est basée sur "l'Overlapping Allan Variance".

Il s'agit d'une technique de représentation de la moyenne quadratique de la dérive de l'erreur en fonction du temps. Pour cela, la variance est appliquée terme à terme sur différentes échelles de temps afin de caractériser la stabilité du capteur. Soit N un ensemble d'échantillons obtenus sur une durée T avec une fréquence d'échantillonnage $f = \frac{1}{\tau_0}$. La méthode consiste à créer des ensembles de n termes consécutifs, formant des fenêtres de taille $\tau = n \cdot \tau_0$, avec $n < N/2$. Il est alors possible de déterminer la différence des valeurs moyennes de deux ensembles consécutifs selon :

$$\Delta M_k = M_{u_{k+1}(t)} - M_{u_k(t)} \quad (3.1)$$

Où :

- $M_{u_k(t)} = \frac{1}{\tau} \sum_{t_k}^{t_k+\tau} u(t)$ la valeur moyenne de l'ensemble d'échantillon de taille τ à l'instant t_k ,
- $u(t)$ la valeur de l'échantillon à l'instant t .

La variance d'Allan avec un pas d'échantillonnage τ est alors définie comme :

$$\begin{aligned} \sigma^2(\tau) &= \frac{1}{2} \langle (\Delta M_k)^2 \rangle \\ &= \frac{1}{2\tau^2(N-2n)} \sum_{k=1}^{N-2n} \Delta M_k^2 \end{aligned} \quad (3.2)$$

La variance est ainsi déterminée pour différentes valeurs de τ . Généralement, le résultat est exprimé sous la forme de la racine carrée de la variance d'Allan. Il s'agit alors d'un écart type nommé "déviations d'Allan".

3.2.3.1.2 Extraction des coefficients de bruits

L'analyse de l'allure de la représentation de la déviations d'Allan en fonction de la valeur de τ à l'échelle logarithmique permet de visualiser les différents bruits affectant la mesure du capteur. En effet, la plupart des bruits de mesure pourront être associés à un motif particulier de la courbe. La Figure 3.3 illustre le motif de courbe associé à la plupart des bruits rencontrés.

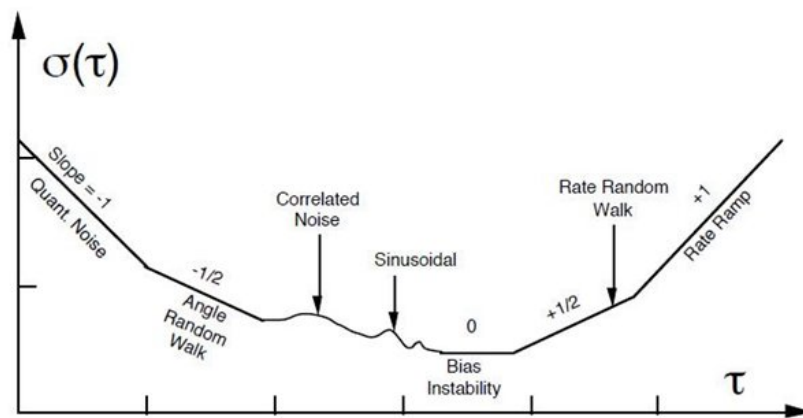


FIGURE 3.3 – Représentation de la déviations d'Allan pour différents types de bruits (source [ZHANG et col-lab., 2008]).

Dans le cas d'un bruit blanc par exemple, représenté par une pente de -1/2, le calcul de la variance d'Allan donne le résultat suivant :

TABLEAU 3.1 – Caractéristiques des principaux bruits affectant les mesures inertielles [ZHANG et collab., 2008]

Type de bruit	Variance d'Allan	Equation en échelle log.	coefficient
Bruit blanc	$\frac{N^2}{\tau}$	$\log(\sigma) = \log(N) - \frac{1}{2}\log(\tau)$	$N = \sigma(1)$
Bruit corrélé	$\frac{(q_c T_c)^2}{\tau}, \tau > T_c$ $\frac{q_c^2}{3}\tau, \tau < T_c$	$\log(\sigma) = -\frac{1}{2}\log(\tau) + \log(q_c T_c)$ $\log(\sigma) = -\frac{1}{2}\log(\tau) + \log(\frac{q_c}{\sqrt{3}})$	$K = \sigma(3)$
Marche aléatoire	$\frac{K^2 \tau}{3}$	$\log(\tau) = \log(\frac{K}{\sqrt{3}}) + \frac{1}{2}\log(\tau)$	$q_c T_c = \sigma(1)$ $q_c = \sigma(3)$

$$N^2(\tau) = \frac{\epsilon^2}{\tau} \quad (3.3)$$

Les coefficients des bruits peuvent ensuite être extraits par lecture de la courbe pour des valeurs particulières de τ . Les méthodes d'extraction de coefficients pour les principales erreurs affectant les capteurs inertiels, c'est-à-dire le bruit blanc, la marche aléatoire et le bruit corrélé sont présentés Tableau 3.1. Ainsi, la valeur du coefficient N correspondant au bruit blanc par exemple, peut être lue en $\tau = 1$.

3.2.3.1.3 Application de la variance d'Allan sur les mesures inertielles du boîtier ULISS v2

Afin d'analyser et qualifier les différents bruits de mesure des capteurs inertiels de ULISS v2, une acquisition statique d'environ 15 heures a été réalisée. Les premières minutes ainsi que les dernières ont été retirées du calcul afin d'éviter d'éventuelles variations dues au temps de chauffe des capteurs ou à une manipulation par l'utilisateur. La méthode d'Allan a ensuite été appliquée sur les données de l'accéléromètre et du gyromètre. Les données du gyromètre étant utilisées sous la forme de quaternion dans la suite de ce travail, une étape préalable de conversion des données a été réalisée. Les résultats obtenus sont présentés sur la Figure 3.4 et la Figure 3.5.

L'analyse de la Figure 3.4 montre que les trois composantes de l'accéléromètre n'ont pas un comportement identique. Le bruit blanc, caractérisé par la pente de -1/2 semble être le bruit dominant sur les trois courbes. Une légère instabilité du biais, caractérisée par une pente nulle est également visible. En revanche, un bruit corrélé semble présent sur deux composantes seulement. Enfin, une marche aléatoire apparaît pour des valeurs de τ élevées. Cet élément sera négligé dans la modélisation des bruits. En effet, le nombre de groupes d'échantillons utilisés lors du calcul de la variance d'Allan pour des valeurs élevées de τ est très faible ce qui diminue considérablement la précision du résultat. La Figure 3.6 illustre la procédure d'extraction des motifs et des valeurs de bruits blancs et d'instabilité du biais.

La Figure 3.5 illustre un comportement similaire sur les composantes du quaternion avec un bruit blanc dominant pour de faibles valeurs de τ et l'apparition d'un bruit corrélé pour des valeurs plus élevées. Finalement, le modèle choisi pour modéliser l'évolution de ces erreurs est un

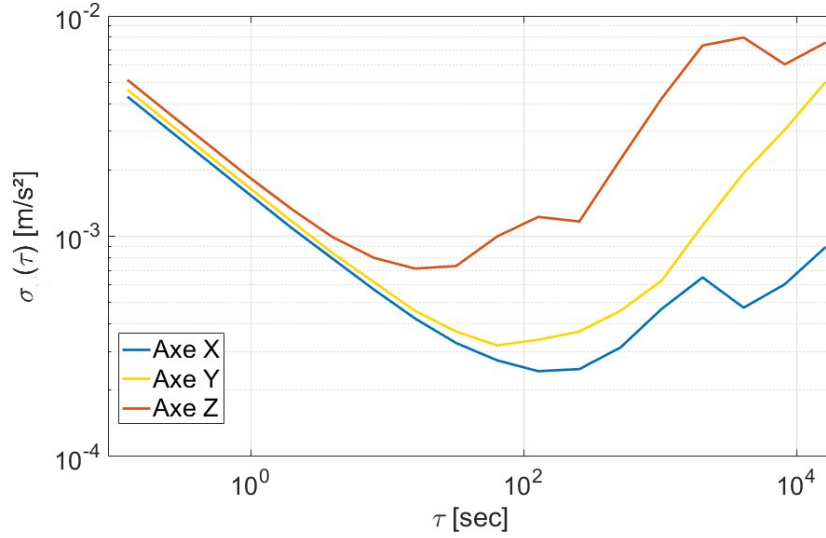


FIGURE 3.4 – Représentation de la déviation d’Allan pour les trois composantes de l’accéléromètre de ULISS V2.

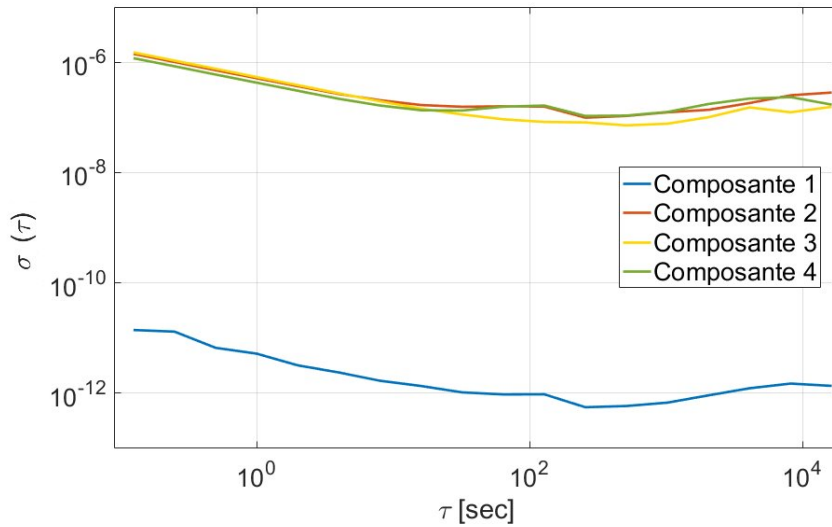


FIGURE 3.5 – Représentation de la déviation d’Allan pour les quatre composantes du quaternion issu des données du gyromètre de ULISS V2.

processus de type Gauss-Markov du premier ordre permettant de prendre en compte la valeur du temps de corrélation et proposant une modélisation mathématique simple. Ce processus est régulièrement choisi pour modéliser les erreurs aléatoires affectant les mesures inertielles. L’erreur est ainsi exprimée de la façon suivante [NASSAR et EL-SHEIMY, 2005] :

$$b_{k+1} = \left(1 - \frac{1}{\tau_c} \Delta t\right) b_k + \eta_k \quad (3.4)$$

où τ_c est le temps de corrélation, Δt la période d’échantillonnage et η_k un bruit blanc.

Les coefficients issus de l’analyse par variance d’Allan des capteurs seront utilisés dans ce projet pour modéliser le comportement des bruits et définir leurs valeurs initiales dans les algorithmes basés sur l’utilisation de filtres de Kalman.

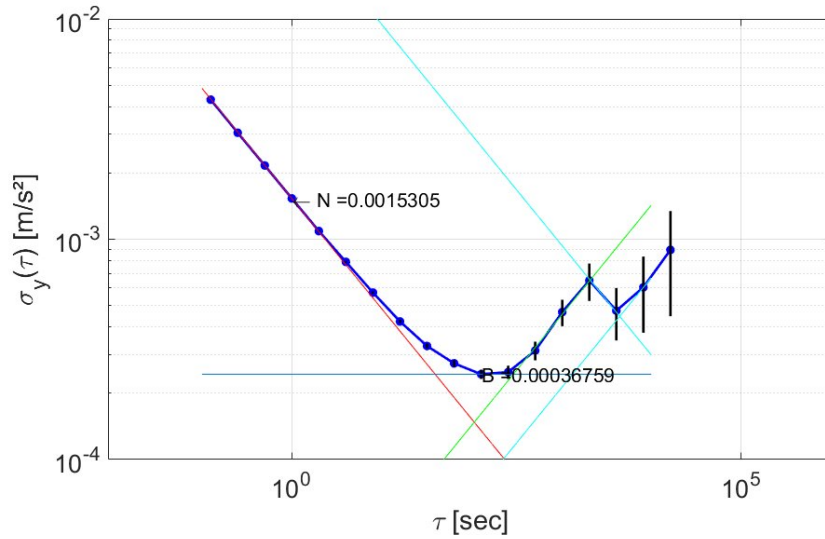


FIGURE 3.6 – Représentation de la déviation d'Allan pour les quatre composantes du quaternion issu des données du gyromètre.

3.2.3.2 Calibration des erreurs déterministes de l'accéléromètre

La procédure de calibration des 6 phases statiques de l'accéléromètre [AGGARWAL et collab., 2008] permet d'estimer la valeur du biais à l'allumage, du facteur d'échelle et du défaut d'alignement. Pour cela, une plate-forme de calibration est utilisée pour aligner les axes du capteur avec l'axe Z du repère de navigation. Une acquisition est conduite en positionnant chaque axe du capteur à la position verticale pendant environ une minute, dans le sens négatif de mesure puis positif. Dans cette configuration, et avec un accéléromètre "parfait", la valeur mesurée par l'axe aligné avec la verticale devrait être égale à $\pm$ la valeur de l'accélération de la pesanteur g et les valeurs mesurées par les autres axes devraient être nulles :

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_a^{X+} &= \begin{bmatrix} g \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} & \mathbf{y}_a^{X-} &= \begin{bmatrix} -g \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \\ \mathbf{y}_a^{Y+} &= \begin{bmatrix} 0 \\ g \\ 0 \end{bmatrix} & \mathbf{y}_a^{Y-} &= \begin{bmatrix} 0 \\ -g \\ 0 \end{bmatrix} \\ \mathbf{y}_a^{Z+} &= \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} & \mathbf{y}_a^{Z-} &= \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -g \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.5)$$

Avec g la valeur de l'accélération de la pesanteur et $\mathbf{y}_a^{i+}$ $\mathbf{y}_a^{i-}$ la valeur de l'accélération selon l'axe i orienté de façon positive ou négative respectivement.

À partir de cette observation, il est possible d'estimer les 12 paramètres permettant de modéliser le biais (3 paramètres), le facteur d'échelle (3 paramètres) et le défaut d'alignement des axes de l'accéléromètre (6 paramètres) par la méthode des moindres carrés.

Soit $\mathbf{y}_a$ la valeur vraie de la mesure de l'accéléromètre. On peut définir l'équation d'observation liant $\mathbf{y}_a$ à la valeur mesurée $\bar{\mathbf{y}}_a$, à la matrice de rotation $\mathbf{R}$ et au biais $\mathbf{b}_a$:

$$\bar{\mathbf{y}}_a = \mathbf{R} \cdot \mathbf{y}_a + \mathbf{b}_a \quad (3.6)$$

La matrice de rotation $\mathbf{R}$ englobe ici le facteur d'échelle (éléments diagonaux) et le défaut d'alignement (éléments non diagonaux). Soit n le nombre d'observations disponibles. On déduit de la relation 3.6 le vecteur des inconnues $\mathbf{X}$ et la matrice d'observation $\mathbf{Z}$:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} \\ \mathbf{b}_a \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{y}}_{a_1} \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{y}}_{a_n} \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

La solution des moindres carrées est alors obtenue selon le système d'équations normales :

$$\mathbf{X} = \mathbf{Z}\mathbf{A}^T(\mathbf{A}\mathbf{A}^T)^{-1} \quad (3.9)$$

Avec la matrice $\mathbf{A}$ la matrice jacobienne de $\tilde{\mathbf{y}}_a$ définie par :

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \tilde{\mathbf{y}}_{a_1}}{\partial \mathbf{R}} & \cdots & \frac{\partial \tilde{\mathbf{y}}_{a_n}}{\partial \mathbf{R}} \\ \frac{\partial \tilde{\mathbf{y}}_{a_1}}{\partial \mathbf{b}_a} & \cdots & \frac{\partial \tilde{\mathbf{y}}_{a_n}}{\partial \mathbf{b}_a} \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

Une fois les valeurs de $\mathbf{R}$ et $\mathbf{b}_a$ estimées, les mesures de l'accéléromètre peuvent être corrigées de la façon suivante :

$$\mathbf{y}_a = \mathbf{R}^{-1} \cdot \tilde{\mathbf{y}}_a - \mathbf{R}^{-1} \cdot \mathbf{b}_a \quad (3.11)$$

3.2.3.3 Calibration du biais du gyromètre

L'estimation du facteur d'échelle et du défaut d'alignement du gyromètre nécessite une plateforme particulière composée d'un système de rotation à vitesse et température contrôlées afin d'appliquer une méthode de calibration spécifique [AGGARWAL et collab., 2008]. En effet, l'utilisation de la méthode précédente en remplaçant la valeur de l'accélération de la pesanteur par la valeur de la vitesse de rotation de la Terre ne peut être mise en place : cette valeur est inférieure au bruit de mesure affectant cette gamme de capteurs. Ces éléments n'ont donc pas été estimés dans ce projet. Le biais du gyromètre $\mathbf{b}_g$ en revanche peut être estimé selon la relation suivante à partir d'une manipulation de type calibration à 6 positions statiques [FERGUSON, 2015] :

$$\tilde{\mathbf{b}}_g = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{y}}_g^{X+} + \tilde{\mathbf{y}}_g^{X-} \\ \tilde{\mathbf{y}}_g^{Y+} + \tilde{\mathbf{y}}_g^{Y-} \\ \tilde{\mathbf{y}}_g^{Z+} + \tilde{\mathbf{y}}_g^{Z-} \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

Avec $\tilde{\mathbf{y}}_g^{i+}$ et $\tilde{\mathbf{y}}_g^{i-}$ la valeur moyenne des mesures du gyroscope selon l'axe i orienté de façon positive ou négative respectivement.

3.3 Présentation des systèmes de référence

3.3.1 Système de référence pour la localisation du piéton

L'étude de la trajectoire d'un piéton nécessite un système de référence capable d'estimer la position du piéton avec une précision supérieure à celle recherchée, c'est-à-dire inférieure au mètre. De plus, la solution doit être efficace en milieu extérieur, mais également en milieu intérieur. Aujourd'hui, la plupart des solutions de référence consistent en des laboratoires d'analyses de mouvement de type MOCAP (MOtion CAPture) ou en des salles instrumentées (e.g. analyse de mouvements par caméras). Ces solutions sont particulièrement coûteuses et ne peuvent être appliquées en conditions réelles pour des essais en transport multimodal.

Durant ce projet, la solution PERSY (PEdestrian Reference System), développée par le laboratoire Geoloc [LE SCORNEC et collab., 2017] a été utilisée. Cette solution, créée pour répondre à cette

problématique de besoin en référence pour des acquisitions en conditions réelles est composée d'un équipement unique associé à une suite algorithmique. Le boîtier d'acquisition est composé des capteurs suivants :

- Une centrale inertielle Sensoror STIM300, composée d'un accéléromètre tri-axes et d'un gyromètre tri-axes ;
- Un magnétomètre tri-axes Honeywell HMC5983 ;
- Un récepteur GNSS bi-contellations (GPS / GLONASS) Ublox NEO-M8T.

La fréquence d'acquisition de la centrale inertielle et magnétique est de 100 Hz. Le récepteur GNSS fonctionne quant à lui à la fréquence de 5 Hz. Ce boîtier est placé sur le pied de l'utilisateur, comme illustré sur la Figure 3.7.



FIGURE 3.7 – Boîtier d'acquisition PERSY

La solution algorithmique de PERSY, qui a donné lieu à un brevet [RENAUDIN et COMBETTES, 2019], est basée sur un filtre de Kalman et une mécanisation strapdown utilisant des observations de biomécanique de la marche (cf. sous-sous-section 5.2.2.3). La précision obtenue sur l'estimation de la position est d'environ 0.3% de la distance parcourue pour des trajectoires de l'ordre du kilomètre [LE SCORNEC et collab., 2017].

3.3.2 Système de référence pour la localisation du cycliste

Contrairement à la localisation du piéton, aucun équipement spécifique à la localisation du cycliste n'est développé au laboratoire Geoloc. Ainsi la solution de référence sera déterminée selon la méthode différentielle PPK (Post-Processing Kinematic) à partir de données GNSS.

Pour cela, un récepteur Septentrio AsteRx21 est utilisé à la fréquence de 100Hz. L'antenne est placée sur la tête de l'utilisateur afin d'éviter tout masque par celui-ci. L'équipement est présenté sur la Figure 3.8. La trajectoire est ensuite obtenue par post-traitement à partir d'une antenne de référence avec le logiciel RTKlib [BAVARO]. Cette méthode offre une solution de positionnement d'une précision de l'ordre de 2 à 5 centimètres en conditions idéales. Cependant, dès lors que les satellites ne sont plus visibles, la position ne peut plus être estimée. De ce fait, pour certaines acquisitions en milieu urbain dense, des parties de la trajectoire peuvent éventuellement être manquantes ou incorrectes.



FIGURE 3.8 – Solution de référence Septentrio AsteRx21

Chapitre 4

La localisation du cycliste

Sommaire

4.1	Introduction	40
4.2	État de l'art	40
4.2.1	Utilisation des mesures de propagation d'ondes radio	41
4.2.2	Utilisation des mesures inertielles	41
4.2.3	Fusion multi-capteurs	43
4.3	Estimation de l'orientation du boîtier : algorithme MAGYQ	43
4.3.1	Modèle d'évolution	43
4.3.2	Phase de correction	44
4.3.3	Conclusion	44
4.4	Estimation de la vitesse et de la position à partir des signaux GNSS	45
4.4.1	Calcul de la vitesse par différences temporelles de phase (TDCP)	45
4.4.2	Différence de pseudo-distances entre satellites (BSPD)	46
4.5	Bicycle Itinerance Kalman filter with Embedded Sensors (BIKES)	47
4.5.1	Présentation générale de l'algorithme	47
4.5.2	Modèle et prédiction	48
4.5.3	Mise à jour de l'état	49
4.5.3.1	Correction de la position par mesures BSPD	49
4.5.3.2	Correction de la vitesse par mesures TDCP	49
4.5.3.3	Correction de la direction de déplacement à partir du cap MAGYQ	49
4.5.4	Analyse du design du filtre : passage en coordonnées polaires	50
4.6	Validation expérimentale	51
4.6.1	Présentation des expérimentations	51
4.6.2	Analyse des résultats	51
4.7	Conclusion	57

4.1 Introduction

Lorsque l'on considère le suivi du voyageur connecté à l'échelle multimodale, le vélo bénéficie d'un engouement de plus en plus important. En effet, les avantages de ce mode de transport sont nombreux. En matière de gain de place tout d'abord, le vélo demeure peu encombrant, d'autant plus avec la multiplication des modèles pliants qui rendent accessible le transport du vélo dans les transports en commun (bus, tramway, métro, etc.). Au niveau écologique, et dans un contexte où l'utilisation de véhicules motorisés tels que la voiture montrent leurs limites, la mobilité durable devient essentielle et le vélo est particulièrement attractif. Son utilisation est de plus encouragée par de nombreux gouvernements. En France, on trouve ainsi le "bonus vélo à assistance électrique" [DILA, 2019a], permettant d'obtenir une aide sur l'achat pouvant aller jusqu'à 200 euros, le "forfait mobilités durables" [DILA, 2020] permettant aux salariés se rendant sur leur lieu de travail à vélo d'obtenir une aide financière plafonnée à 400 euros, ou encore la prime "coup de pouce vélo" [DILA, 2019b] de 50 euros pour la réparation d'un vélo. À ces aides financières s'ajoutent les efforts des collectivités territoriales pour favoriser les déplacements à vélo avec la création de nombreuses pistes cyclables ou encore la mise en place de vélos en libre service. Un autre atout de l'utilisation du vélo pour la mobilité réside dans l'aspect physique et sportif de son utilisation. En effet, avec un nombre croissant de professions où l'employé reste assis durant de longues périodes et une utilisation des écrans en hausse permanente, la pratique sportive est un élément essentiel pour rester en bonne santé. Le vélo permet de répondre à ce besoin en effectuant ses déplacements. Enfin, il est également important de noter un nombre croissant de professions liées à la pratique du vélo comme par exemple les nombreux services de livraison de repas à domicile.

Dans ce contexte, le besoin de solutions pour la navigation du cycliste est de plus en plus présent. Que ce soit pour effectuer un calcul d'itinéraire adapté pour se rendre sur son lieu de travail, pour un suivi de performances dans la pratique sportive ou encore un suivi temps réel pour informer le client de la localisation de sa commande repas, l'utilisation des données de localisation s'avère essentielle. De plus, tout comme la voiture connectée, la création de vélos connectés est aujourd'hui en plein essor et de nombreux vélos haut de gamme instrumentés voient le jour. C'est le cas par exemple du vélo électrique français ANGELL Smart Bike, qui dispose d'un récepteur GPS intégré et propose un écran tactile avec des applications telles que des instructions de navigation, ou du concept SAMSUNG smart bike, contrôlé depuis un smartphone.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons tout d'abord aux méthodes actuelles de localisation du cycliste. L'algorithme d'estimation des angles d'attitude MAGYQ est ensuite détaillé et l'estimation de la vitesse et de la position à partir des données satellites avec les méthodes TDCP et BSPD est présentée. Enfin, l'algorithme BIKES mis en place pour la localisation du cycliste est introduit et une campagne d'expérimentations est conduite pour valider la méthode.

4.2 État de l'art

Les données GNSS sont généralement utilisées pour la localisation du cycliste, de la même façon qu'elles le sont pour l'automobile. Cependant, la précision obtenue par positionnement absolu GNSS n'est pas suffisante, c'est pourquoi des méthodes de mapmatching [QUDDUS et colab., 2007] sont généralement utilisées pour recalculer la position sur les tracés routiers. Si certaines plateformes cartographiques distinguent les voies destinées aux vélos des voies destinées aux automobiles, comme c'est le cas de Google maps, l'utilisateur du vélo ne suit cependant pas toujours ces tracés prédéfinis, ce qui rend les notions de mapmatching difficiles à mettre en place. Ainsi, la solution de positionnement par GNSS, fortement dégradée en milieu urbain, n'est plus suffisante et d'autres stratégies doivent être mises en place. La thématique est largement étudiée par la communauté scientifique. L'objectif principal visé n'est pas seulement la navigation et la proposition d'itinéraires, mais aussi la sécurité du cycliste. En effet le vélo est un mode de déplacement qui est perçu comme dangereux par les utilisateurs, c'est pourquoi de nombreux travaux s'intéressent à la localisation du cycliste et aux échanges d'informations avec les autres utilisateurs de la route

[DE PONTE MÜLER et collab.; MIAH et collab., 2015, 2020].

4.2.1 Utilisation des mesures de propagation d'ondes radio

Afin de remplacer les signaux GNSS, parfois trop dégradés en canyon urbain, des solutions proposent d'utiliser d'autres signaux disponibles tels que le Wi-Fi ou le Bluetooth. En effet, de nombreux points d'accès sont disponibles et permettent d'appliquer des solutions de localisation classiques par ondes radio. Ces méthodes sont généralement basées sur la mesure de temps de trajet des ondes ou sur la puissance du signal reçu. Pour l'étude du temps de trajet, on distingue les méthodes TOA (Time Of Arrival) et TDOA (Time Difference Of Arrival). La méthode TOA consiste à utiliser un minimum de trois points d'accès de coordonnées connues pour procéder à la localisation par trilatération. Pour cela, les différentes distances sont déterminées par différence entre les temps d'émission et d'arrivée du signal multiplié par la vitesse de la lumière.

La méthode TDOA repose sur le même principe, mais procède à une différence de TOA sur plusieurs points d'accès. L'avantage de cette méthode est de faire disparaître une éventuelle erreur de temps due à la mauvaise synchronisation des différentes balises déployées dans l'infrastructure qui peut apparaître dans la méthode TOA.

Les méthodes basées sur la puissance du signal (RSSI : Receiver Signal Strength Intensity) en revanche, reposent sur l'utilisation de la quantité d'énergie transmise et mesurée par un récepteur. La mesure de cette quantité d'énergie est utilisée pour calculer la distance qui sépare le récepteur de la source émettrice à partir d'une modélisation d'atténuation de puissance. Cependant, de nombreux facteurs externes perturbent la propagation des signaux (interférences, obstacles, etc.). Ces perturbations sont particulièrement complexes à modéliser et à intégrer dans les calculs.

Un exemple d'utilisation de propagation d'ondes radio pour la localisation du vélo est le projet BikeLoc [LYU et collab., 2017]. La méthode employée consiste à émuler un réseau d'antennes Wi-Fi à partir de seulement trois antennes idéalement placées sur la roue. Le mouvement circulaire de la roue permet alors de simuler le réseau d'antennes et d'utiliser le procédé SAR (Synthetic Aperture Radar) pour déterminer l'angle d'arrivée des signaux par mesure RSSI. La précision obtenue en conditions idéales (i.e avec un nombre suffisant de balises à proximité) par cette méthode couplée à l'utilisation d'une centrale inertielle et magnétique, est inférieure à 50 cm. Le processus nécessite cependant une instrumentation particulière et coûteuse du vélo et n'est donc pas accessible à un utilisateur classique. De plus cette méthode dépend fortement de l'environnement et de la présence de points d'accès connus à proximité.

4.2.2 Utilisation des mesures inertielles

Afin d'éviter la dépendance à une infrastructure extérieure, la technologie GNSS est régulièrement couplée à l'utilisation de capteurs inertiels. En effet, lorsque les capteurs sont fixés à l'objet étudié, ici le vélo, il est possible de déterminer la position de celui-ci par double intégration des mesures inertielles. Cette méthode repose sur l'utilisation des lois de Newton : les vitesses angulaires issues du gyromètre sont intégrées sur une période dt afin d'estimer les angles d'attitude de la centrale par rapport au repère de Navigation (cf. sous-sous-section 2.4.1.1). Ces angles permettent de projeter les accélérations issues de l'accéléromètre dans le référentiel de navigation. Une double intégration de ces données permet alors d'obtenir la variation en position sur l'intervalle dt . La Figure 4.1 illustre ce processus.

La principale limite de cette méthode provient de la présence d'erreurs qui entachent la mesure des capteurs inertiels (cf. sous-sous-section 2.3.1.3). Dans une modélisation de ce type, l'erreur de mesure sur l'accéléromètre sera en effet propagée de façon proportionnelle au carré du temps d'intégration considéré et celle du gyromètre au cube de ce temps. Une étude des performances d'estimation du cap de la trajectoire d'un vélo par intégration de données MEMS est réalisée dans [MIAH et collab., 2015]. Il est démontré que cette solution seule est insuffisante (la valeur de l'estimation angulaire dérive de $13.3^\circ/s$) et nécessite d'être complétée par l'utilisation de filtres, de modélisations ou d'hypothèses.

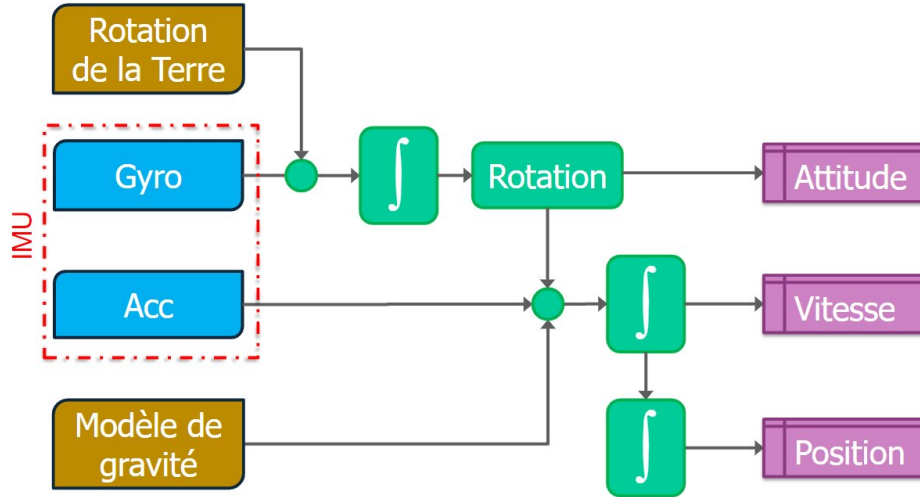


FIGURE 4.1 – Principe de la navigation inertielle (source : [RENAUDIN, 2020])

Une autre approche basée sur l'utilisation de capteurs inertiels est classiquement utilisée. Il s'agit de la méthode CDR (Cycling Dead-Reckoning). Cette méthode consiste à estimer la position à un instant t à partir de la position à un instant précédent $t - 1$ par la projection d'un vecteur déplacement $\vec{D}$:

$$\vec{P}_t = \vec{P}_{t-1} + \vec{D}$$

$$\text{Avec } \vec{D} = \vec{V}_t \cdot \Delta t \cdot \begin{bmatrix} \cos(\theta_t) \\ \sin(\theta_t) \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

Où :

- $\vec{P}_t$ est la position estimée à l'instant t ,
- $\vec{V}_t$ est la vitesse estimée à l'instant t ,
- θ_t est la direction de déplacement estimée à l'instant t ,
- $\Delta t = t - t_{-1}$

Un exemple d'utilisation de capteurs inertiels couplés à un système GNSS selon l'approche CDR est présenté dans [MUNOZ DIAZ et collab., 2018]. Dans cette approche basée sur un filtre de Kalman, la vitesse est obtenue à partir des données GNSS. Lorsque ces données ne sont plus disponibles, la vitesse est estimée à partir de la fréquence de rotation de la roue selon la relation $v_k = 2 \cdot \pi \cdot r \cdot f_{\omega}^k$ avec r le rayon de la roue et f_{ω}^k la fréquence instantanée de rotation de la roue à l'instant k . Pour estimer la fréquence de rotation de la roue, la fréquence de pédalage est utilisée. En effet ces deux fréquences peuvent être liées si l'on connaît le plateau de vitesse sélectionné à cet instant. La fréquence de pédalage est estimée à partir de capteurs inertiels présents dans la poche, par l'étude du mouvement de la jambe. Le plateau de vitesse enclenché est quant à lui paramétré lors des phases où les signaux GNSS sont présents. Cette méthode n'est cependant efficace que lorsque la personne pédale. Pour pallier à ce problème, durant les phases où la personne ne pédale pas, la fréquence de rotation de la roue est estimée à partir d'un capteur magnétique placé sur la chaussure. La fréquence peut alors être extraite à partir de la transformée de fourrier des variations de champ magnétique. Cette méthode permet d'obtenir une erreur sur la distance parcourue de l'ordre de 2% pour une trajectoire d'environ 950 m. Cependant, cette méthode a ses limites : la direction de déplacement est estimée à partir des données GNSS seulement, ce qui pose un problème si un virage est réalisé pendant une période sans durant laquelle ces données ne sont plus disponibles. De plus, la méthode nécessite un capteur placé sur le pied ce qui est une contrainte forte et non envisageable pour une solution grand public.

4.2.3 Fusion multi-capteurs

Afin de tirer bénéfice des avantages de chaque solution, il est également possible de mettre en place des algorithmes de fusion multi-capteurs. Ainsi, dans [MIAH et collab., 2020], une méthode utilisant de nombreux capteurs est mise en place. En plus d'un récepteur GNSS, un capteur de vitesse à effet Hall est présent sur la roue arrière afin de mesurer la vitesse à partir d'aimants placés sur les rayons. Deux centrales inertielles permettent d'estimer le cap de la roue arrière et le roulis de la roue avant. Enfin, un codeur optique est utilisé pour estimer l'angle de tangage. Cette solution permet d'obtenir une précision d'estimation de la position inférieure au mètre avec une probabilité de 90 % pour des trajectoires de l'ordre du kilomètre. Cependant ce genre d'approche, nécessitant de multiples capteurs, est encore une fois non exploitable pour le grand public pour l'instant. Elles visent davantage la création de vélos connectés instrumentés qui seront peut-être plus accessibles et commercialisés dans le futur.

Une solution plus abordable, basée entièrement sur l'utilisation du smartphone est proposée par Google. Il s'agit de l'API Fused Location Provider [ANGERMANN et FRASSL, 2019]. Cette solution est sans doute la solution la plus utilisée pour les applications de navigation à vélo sur smartphone. L'API tire parti des signaux fournis par les différents capteurs de l'appareil pour déterminer l'emplacement de celui-ci. Ainsi, la méthode propose l'utilisation de signaux GNSS, Wi-Fi, inertiels et magnétiques du téléphone et propose de les fusionner afin de trouver la combinaison efficace pour proposer la meilleure solution possible à chaque instant. Ainsi, l'utilisation du GNSS sera favorisée en extérieur, et le Wi-Fi en intérieur. L'utilisation des capteurs inertiels à plus haute fréquence permet alors de gérer les transitions entre ces méthodes. Il est important de noter que cette solution n'est pas dédiée au vélo, mais concerne la localisation multimodale. Cependant, dans ce travail, cette approche ne sera étudiée que dans le cadre du déplacement à vélo, car l'utilisation en milieu intérieur pour le piéton nécessite la connaissance des points d'accès Wi-Fi, non disponibles dans les environnements d'expérimentation.

4.3 Estimation de l'orientation du boîtier : algorithme MAGYQ

MAGYQ (Magnetic, Acceleration Fields and Gyroscope Quaternion) est un filtre d'estimation d'attitude reposant sur l'utilisation de données inertielles et magnétiques. Il est basé sur un filtre de Kalman étendu avec une modélisation des données du gyromètre sous forme de quaternions [RENAUDIN et COMBETTES, 2014]. Le vecteur d'état est constitué des éléments suivants :

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_b^n \\ \mathbf{b}_q \\ \mathbf{b}_a \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

Avec $\mathbf{q}_b^n$ le quaternion d'attitude, représentant la rotation entre le repère Body et le repère de navigation, $\mathbf{b}_q$ le biais du quaternion du gyromètre, et $\mathbf{b}_a$ le biais de l'accéléromètre.

4.3.1 Modèle d'évolution

Chaque élément du vecteur d'état est estimé à l'instant t_{k+1} selon un modèle d'évolution défini. Pour les biais, le modèle est considéré constant. Pour le quaternion d'attitude, il est nécessaire d'estimer la rotation de la centrale inertielle entre les instants t_k et t_{k+1} , exprimée sous la forme d'un quaternion de rotation q_ω . Cette rotation est exprimée à partir de la mesure du gyromètre $\mathbf{y}_g$:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{q}}_{\omega_{t_k}} &= \exp\left(\frac{t_{k+1} - t_k}{2} (\mathbf{y}_{g_{t_k}})\right) - \hat{\mathbf{b}}_{q_{t_k}} \\ \hat{\mathbf{q}}_{\omega_{t_k}} &= \frac{\hat{\mathbf{q}}_{\omega_{t_k}}}{\|\hat{\mathbf{q}}_{\omega_{t_k}}\|} \end{aligned} \quad (4.3)$$

Ainsi, le vecteur d'état est propagé de la façon suivante :

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{q}}_{b_{tk+1}}^n = \mathbf{q}_{b_{tk+1}}^n \otimes \hat{\mathbf{q}}_{\omega_{tk}} \\ \hat{\mathbf{b}}_{q_{tk+1}} = \hat{\mathbf{b}}_{q_{tk}} \\ \hat{\mathbf{b}}_{a_{tk+1}} = \hat{\mathbf{b}}_{a_{tk}} \end{cases} \quad (4.4)$$

4.3.2 Phase de correction

Les éléments du vecteur d'état sont estimés de façon continue à la fréquence du capteur et corrigés lors de phases opportunes. Ces phases correspondent à des phases de champ constant ou variant très peu durant un intervalle de temps. On parle alors de période quasi-statique [RENAUDIN et collab., 2014]. Durant ces instants, quatre mises à jour sont appliquées afin de limiter la dérive des capteurs et corriger les biais :

- Les mises à jour AGU (Acceleration Gradient Update) et QSA (Quasi Static Acceleration) concernent les variations d'accélération. Ces corrections s'appliquent lors de phases quasi-statiques du champ d'accélération. Pour la mise à jour QSA, l'innovation correspond alors à la différence entre le champ d'accélération de référence $\mathbf{a}_{ref}^n$ et la valeur estimée de l'accélération dans le repère de Navigation selon la mesure de l'accéléromètre $\mathbf{y}_a^b$:

$$\mathbf{ino}_{QSA} = \left(\mathbf{a}_{ref}^n \right)_q - \hat{\mathbf{q}}_b^n \otimes \left(\mathbf{y}_a^b - \hat{\mathbf{b}}_a \right)_q \otimes \tilde{\mathbf{q}}_b^n \quad (4.5)$$

Pour la mise à jour AGU, l'innovation est déterminée à partir de l'accélération dans le repère Body $\mathbf{a}^b$ estimée à l'instant suivant grâce au quaternion de rotation $\mathbf{q}_\omega$ entre les instants t_k et t_{k+1} :

$$\mathbf{ino}_{AGU} = \left(\mathbf{a}_{t_{k+1}}^b \right) - \left(\hat{\mathbf{a}}_{t_{k+1}}^b \right) = \left(\mathbf{a}^b t_{k+1} \right) - \left(\hat{\mathbf{q}}_\omega t_k \otimes \hat{\mathbf{a}}_{t_k}^b \otimes \tilde{\mathbf{q}}_\omega t_k \right) \quad (4.6)$$

- Les mises à jour MARU (Magnetic Angular Rate Update) et QSF (Quasi Static Field) concernent les variations du champ magnétique. Ces mises à jour sont similaires aux mises à jour AGU et QSA respectivement en remplaçant le champ d'accélération $\mathbf{a}$ par le champ magnétique $\mathbf{B}$:

$$\mathbf{ino}_{QSF} = \left(\mathbf{B}_{ref}^n \right)_q - \hat{\mathbf{q}}_b^n \otimes \left(\mathbf{y}_B^b - \hat{\mathbf{b}}_B \right)_q \otimes \tilde{\mathbf{q}}_b^n \quad (4.7)$$

$$\mathbf{ino}_{MARU} = \left(\mathbf{B}_{t_{k+1}}^b \right) - \left(\hat{\mathbf{B}}_{t_{k+1}}^b \right) = \left(\mathbf{B}^b t_{k+1} \right) - \left(\hat{\mathbf{q}}_\omega t_k \otimes \hat{\mathbf{B}}_{t_k}^b \otimes \tilde{\mathbf{q}}_\omega t_k \right) \quad (4.8)$$

4.3.3 Conclusion

L'algorithme MAGYQ permet d'obtenir une bonne estimation des angles d'attitudes de la centrale inertielle et magnétique. Ces angles sont déduits du quaternion d'attitude $\mathbf{q}_b^n$ à chaque instant selon l'Équation 2.28. L'architecture de la méthode est synthétisée sur le schéma bloc de la Figure 4.2. Après 1,5 kilomètre de marche, l'erreur angulaire de l'estimation du cap est inférieure à 10° ([RENAUDIN et COMBETTES, 2014]). Dans le cas d'une trajectoire à vélo avec le boîtier fixé sur le guidon et aligné avec celui-ci, le cap déterminé par MAGYQ correspond à la direction de déplacement, ce qui n'est pas toujours le cas du piéton. Cependant, pour pouvoir suivre la trajectoire d'un vélo, une notion de longueur est également nécessaire. L'utilisation des signaux inertiels s'avère alors insuffisante. En effet, l'utilisation des données d'accélération par double intégration selon les lois de Newton conduit à une dérive rapide de la position estimée : la présence d'un biais d'accélération constant, par exemple, entraîne une erreur sur l'estimation de la position proportionnelle au carré de la vitesse d'intégration [RENAUDIN, 2020].

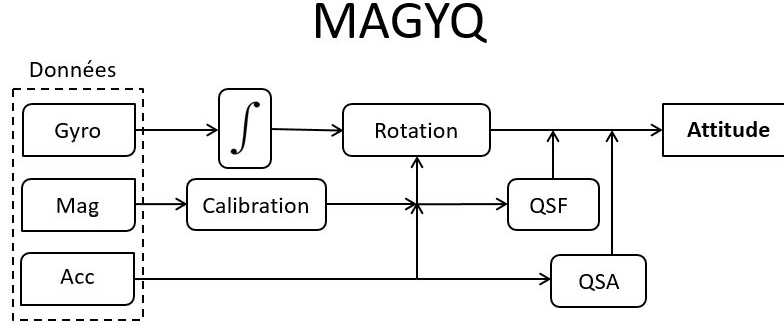


FIGURE 4.2 – Architecture de l'algorithme MAGYQ

4.4 Estimation de la vitesse et de la position à partir des signaux GNSS

La pratique du vélo est principalement réalisée en extérieur, ce qui autorise l'utilisation de la technologie GNSS. Cependant, la présence de multi-trajets en milieu urbain dégrade les estimations obtenues traditionnellement par positionnement absolu. De nouvelles méthodes d'utilisation des signaux satellites sont alors mises en place.

4.4.1 Calcul de la vitesse par différences temporelles de phase (TDCP)

L'analyse des mesures de phase par différence temporelle (TDCP : Time-Differenced Carried Phase) permet d'obtenir une information sur la vitesse [FREDA et collab., 2015]. Cette méthode est basée sur une analyse différentielle et a l'avantage de fournir des indications indépendantes des valeurs de phases utilisées en absolu. Ainsi, cette approche peut être utilisée même en environnement dégradé en présence de multi-trajets, dès lors que l'erreur entre deux instants consécutifs de mesure reste constante. Cette spécificité, couplée à la précision de la mesure de phase, en fait un outil particulièrement efficace.

La phase est liée à la distance géométrique entre le satellite i et le récepteur r selon l'équation suivante [SUBIRANA et collab., 2013] :

$$\lambda \cdot \phi_r^i = \rho_r^i + c(dT_r - dt^i) + \lambda \cdot N_r^i - \Delta \rho^{iono,i} + \Delta \rho^{tropo,i} + \epsilon \quad (4.9)$$

Où :

- $\lambda \cdot \phi_r^i$ est la mesure de phase du satellite i ,
- λ est la longueur d'onde du signal,
- ρ_r^i est la distance géométrique entre le récepteur et le satellite i ;
- N_r^i est l'ambiguïté entière.
- dt^i est le décalage d'horloge du satellite i ;
- dT_r est le décalage d'horloge du récepteur r ;
- $\Delta \rho^{iono,i}$ est le décalage dû à l'ionosphère;
- $\Delta \rho^{tropo,i}$ est le décalage dû à la troposphère;
- ϵ est le terme de bruit du récepteur

La différence temporelle de phase entre l'instant k et $k-1$ s'exprime :

$$\lambda \cdot \frac{\Delta \phi_{r,k}^i}{\Delta t} = \lambda \cdot \frac{\phi_{r,k}^i - \phi_{r,k-1}^i}{t_k - t_{k-1}} \quad (4.10)$$

L'intervalle de temps entre deux mesures étant très faible (fréquence de 5Hz pour ce projet), les variations des décalages atmosphériques, de l'ambiguïté et des décalages d'horloges sont considérées comme négligeables. En utilisant la relation (4.9), l'équation devient :

$$\lambda \cdot \frac{\Delta\phi_{r,k}^i}{\Delta t} = \frac{\Delta\rho_{r,k}^i + c \cdot \Delta dT_{r_{k,k-1}}}{\Delta t} \quad (4.11)$$

$\Delta\rho_{r,k}^i$ peut être développé selon l'équation suivante :

$$\Delta\rho_{r,k}^i = \Delta\mathbf{S} - \Delta\mathbf{G} - \vec{\mathbf{e}}_{r,k}^i \Delta\vec{\mathbf{x}}_{r,k} \quad (4.12)$$

Avec :

$$\begin{aligned} \Delta\mathbf{S} &= \vec{\mathbf{e}}_{r,k}^i \vec{\mathbf{x}}^{i,k} - \vec{\mathbf{e}}_{r,k-1}^i \vec{\mathbf{x}}^{i,k-1} \\ \text{and } \Delta\mathbf{G} &= \vec{\mathbf{e}}_{r,k}^i \vec{\mathbf{x}}_{r,k} - \vec{\mathbf{e}}_{r,k-1}^i \vec{\mathbf{x}}_{r,k-1} \end{aligned} \quad (4.13)$$

Où :

- $\vec{\mathbf{e}}_{r,k}^i$ est le vecteur unitaire le long de la direction récepteur-satellite :
- $\vec{\mathbf{x}}^{i,k}$ est la position du satellite i à l'instant k ,
- $\vec{\mathbf{x}}_{r,k}$ est la position du récepteur à l'instant k .

Finalement, la mesure TDCP peut être liée à la vitesse du récepteur $\vec{\mathbf{v}}_r$ entre les instants k et $k-1$:

$$\lambda \cdot \frac{\Delta\phi_{r,k}^i}{\Delta t} = \frac{\Delta\mathbf{S} - \Delta\mathbf{G} + c \cdot \Delta dT_{r_{k,k-1}}}{\Delta t} - \vec{\mathbf{e}}_{r,k}^i \cdot \vec{\mathbf{v}}_r \quad (4.14)$$

La précision de la mesure de phase est de l'ordre du millimètre ce qui garantit une estimation très précise de la vitesse.

4.4.2 Différence de pseudo-distances entre satellites (BSPD)

Les pseudo-distances sont généralement utilisées pour estimer la position du récepteur selon le principe de multilatération comme expliqué en paragraphe 2.3.3.1.1. Afin de supprimer certains biais et retards temporels, il est possible d'utiliser des méthodes basées sur la différence de mesures. L'utilisation d'un deuxième récepteur permet ainsi de procéder à une simple différence entre récepteurs : les deux récepteurs observant le même satellite au même moment, la différence entre le biais de l'horloge du satellite du premier récepteur et du second récepteur, $\Delta d t$, est évidemment nulle. De plus, comme la ligne de base est généralement courte par rapport à l'altitude des satellites, les biais atmosphériques et les erreurs d'orbite enregistrées par les deux récepteurs sont similaires. Cette corrélation diminue évidemment au fur et à mesure que la longueur de la ligne de base augmente. Dans le cas d'un récepteur unique, il est également possible d'utiliser la notion de différence de mesures en utilisant comme nouvelle observation la différence de pseudo-distances entre satellites (BSPD : Between Satellites Pseudo-Range).

En effet, si l'on considère les mesures de pseudo-distances reçues depuis n satellites à l'instant k , il est possible de choisir un satellite s de référence afin de soustraire la pseudo-distance $\tilde{\rho}_r^s$ aux autres observables disponibles. On obtient ainsi un ensemble de nouvelles observations définies par :

$$\nabla \tilde{\rho}^{i,s} = \tilde{\rho}_r^i - \tilde{\rho}_r^s, \quad i \in \{1, \dots, n; \setminus \{s\}\} \quad (4.15)$$

Cette méthode a l'avantage de faire disparaître le terme d'erreur d'horloge du récepteur. En effet, à un instant k ce terme demeure constant, pour chaque mesure depuis les n satellites. Les retards ionosphériques et troposphériques sont également atténués et peuvent être négligés si un masque d'élévation suffisant est mis en place. Cependant, l'impact du terme de bruit du récepteur est quant à lui amplifié et une corrélation de ce terme entre les différents satellites apparaît. De ce fait, l'utilisation de cette méthode ne garantit pas toujours une solution de positionnement

plus précise, mais possède certains avantages lors de l'implémentation, par exemple dans un filtre de Kalman, avec la diminution du nombre d'inconnues du système et l'augmentation du nombre d'observations. De plus, il est possible d'utiliser différents satellites comme référence afin d'augmenter le nombre d'observables et éventuellement en rejeter certaines.

4.5 Bicycle Itinerance Kalman filter with Embedded Sensors (BIKES)

Cette partie propose un nouvel algorithme de localisation du cycliste, basé sur les éléments présentés précédemment.

4.5.1 Présentation générale de l'algorithme

BIKES est un algorithme d'estimation de la position du voyageur connecté à vélo, basé sur l'utilisation de mesures GNSS et de signaux inertiels et magnétiques. Il repose sur un filtre de Kalman étendu dont l'architecture est présentée Figure 4.3 :

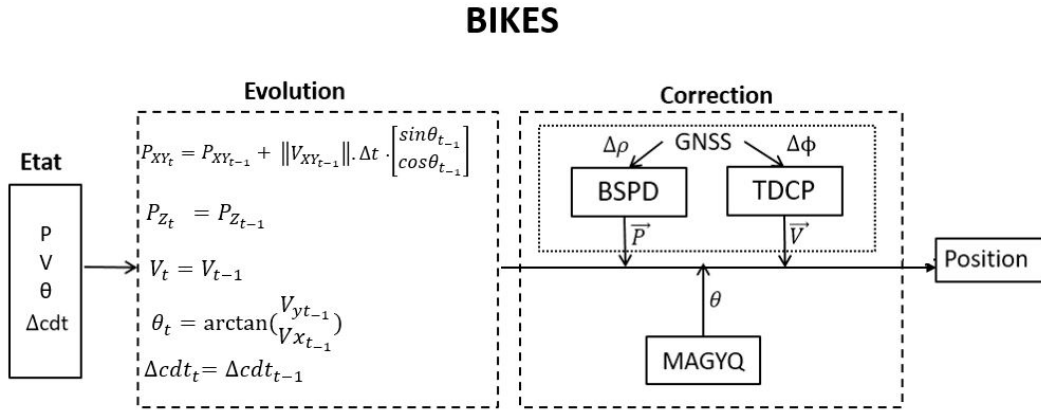


FIGURE 4.3 – Architecture de l'algorithme BIKES

Le vecteur d'état est composé de quatre éléments :

- la position $\mathbf{P}$ (P_x, P_y, P_z),
- la vitesse $\mathbf{V}$ (V_x, V_y, V_z),
- la direction de déplacement θ ,
- la différence temporelle du retard d'horloge du récepteur $c \cdot \Delta t$.

Soit :

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{P} \\ \mathbf{V} \\ \theta \\ c \cdot \Delta t \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

Il est important de noter que pour la suite et dans un souci de simplification, la différence temporelle du retard d'horloge du récepteur $c \cdot \Delta t$ est considérée comme une valeur unique. En réalité, cette valeur est propre à chaque constellation. Ainsi, dans ce projet, trois valeurs sont estimées, correspondant aux constellations GPS, GLONASS et Galileo.

4.5.2 Modèle et prédiction

Le modèle d'évolution de la position en deux dimensions dans le plan horizontal du repère de navigation est basé sur une mécanisation de type CDR :

$$\mathbf{P}_{xy_t} = \mathbf{P}_{xy_{t-1}} + (\|\mathbf{V}_{xy_{t-1}}\| \cdot \Delta t) \cdot \begin{bmatrix} \sin(\theta_{t-1}) \\ \cos(\theta_{t-1}) \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

Avec $\mathbf{P}_{xy} = \begin{bmatrix} P_x \\ P_y \end{bmatrix}$ et $\mathbf{V}_{xy} = \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix}$. La longueur du vecteur déplacement est ici représentée par $\|\mathbf{V}_{xy_{t-1}}\| \cdot \Delta t$, où Δt représente l'intervalle de temps entre deux itérations. Le filtre fonctionne ici à la fréquence du récepteur GNSS. Afin de pouvoir travailler avec les données GNSS et réaliser des transformation du repère de navigation au repère ECEF, des coordonnées en 3 dimensions sont nécessaires. Ainsi, la troisième composante du vecteur position est considérée constante dans le temps :

$$\mathbf{P}_{z_t} = \mathbf{P}_{z_{t-1}} \quad (4.18)$$

La fréquence est élevée (5Hz, soit une mesure toute les 0.2 secondes) par rapport à la dynamique de déplacement du vélo dont les variations de vitesse dans le temps sont contraintes mécaniquement par le vélo et physiquement par l'utilisateur. Ainsi, la vitesse est considérée constante entre deux instants consécutifs, de même que les différences temporelles du retard d'horloge du récepteur associées à chaque constellation :

$$\mathbf{V}_i = \mathbf{V}_{i-1} \quad (4.19)$$

$$c \cdot \Delta t_i = c \cdot \Delta t_{i-1} \quad (4.20)$$

Enfin, la direction de déplacement est déterminée à partir du vecteur vitesse :

$$\theta_i = \arctan\left(\frac{V_{yi-1}}{V_{xi-1}}\right) \quad (4.21)$$

Les équations de propagation de l'état ne sont pas linéaires et le vecteur d'état est donc en réalité $\mathbf{X}' = [\delta\mathbf{P}, \delta\mathbf{V}, \delta\theta, \delta c \cdot \Delta t]$. Finalement, le modèle d'évolution $\mathbf{F}$ permettant de propager la matrice de variance-covariance associée au vecteur d'état est obtenu par dérivation partielle au premier ordre des équations (4.17) à (4.21) :

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \frac{V_x \cdot \Delta t \cdot \sin(\theta)}{\|\mathbf{V}_{xy}\|} & \frac{V_y \cdot \Delta t \cdot \sin(\theta)}{\|\mathbf{V}_{xy}\|} & 0 & \|\mathbf{V}_{xy}\| \cdot \Delta t \cdot \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \frac{V_x \cdot \Delta t \cdot \cos(\theta)}{\|\mathbf{V}_{xy}\|} & \frac{V_y \cdot \Delta t \cdot \cos(\theta)}{\|\mathbf{V}_{xy}\|} & 0 & -\|\mathbf{V}_{xy}\| \cdot \Delta t \cdot \sin(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{V_y}{\|\mathbf{V}_{xy}\|} & \frac{V_x}{\|\mathbf{V}_{xy}\|} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

La matrice $\mathbf{Q}$ de covariance des bruits du système est fixée de façon expérimentale.

4.5.3 Mise à jour de l'état

4.5.3.1 Correction de la position par mesures BSPD

L'utilisation des mesures de pseudo-distance GNSS par BSPD permet de corriger le vecteur position (cf. sous-section 4.4.2). L'innovation est calculée selon la relation :

$$ino_{BSPD}^{i,r} = \nabla \tilde{\rho}^{i,r} - \nabla \hat{\rho}^{i,r}(\hat{\mathbf{x}}) \quad (4.23)$$

Avec :

- $\nabla \tilde{\rho}^{i,r}$ la différence de pseudo-distance calculée à partir des données reçues par le récepteur GNSS depuis le satellite i ,
- $\nabla \hat{\rho}^{i,r}(\hat{\mathbf{x}})$ la différence de pseudo-distance estimée à partir du vecteur d'état à l'instant correspondant : $\hat{\rho}_r^i = \sqrt{(x^i - \hat{x})^2 + (y^i - \hat{y})^2 + (z^i - \hat{z})^2}$.

Le modèle d'observation $\mathbf{H}_{BSPD}$ pour n satellites est défini par :

$$\mathbf{H}_{BSPD} = \begin{bmatrix} h_x^1 - h_x^r & h_y^1 - h_y^r & h_z^1 - h_z^r & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ h_x^n - h_x^r & h_y^n - h_y^r & h_z^n - h_z^r & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.24)$$

Avec :

- $h_x^i = \frac{\hat{x} - x^i}{\|\hat{\rho}^i\|}$,
- $h_y^i = \frac{\hat{y} - y^i}{\|\hat{\rho}^i\|}$,
- $h_z^i = \frac{\hat{z} - z^i}{\|\hat{\rho}^i\|}$.

4.5.3.2 Correction de la vitesse par mesures TDCP

L'utilisation des mesures de phases GNSS par TDCP permet de corriger le vecteur vitesse (cf. sous-section 4.4.1). L'innovation est calculée selon la relation :

$$\begin{aligned} ino_{TDCP} &= \lambda \cdot \frac{\Delta \Phi_{r,k}^i}{\Delta t} - \lambda \cdot \frac{\Delta \hat{\Phi}_{r,k}^i}{\Delta t} \\ &= \delta \frac{c \cdot \Delta dT_{r,k,k-1}}{\Delta t} - \tilde{\mathbf{e}}_{r,k}^i \cdot \delta \tilde{\mathbf{v}}_r \end{aligned} \quad (4.25)$$

Le modèle d'observation $\mathbf{H}_{TDCP}$ pour n satellites est défini par :

$$\mathbf{H}_{TDCP} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{e}}_{r,k}^1 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{e}}_{r,k}^n \end{bmatrix} \cdot \mathbf{R}_n^{ecf} \cdot (0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0) - 1 \quad (4.26)$$

avec $\mathbf{R}_n^{ecf}$ la matrice de passage du référentiel de navigation au référentiel ECEF.

4.5.3.3 Correction de la direction de déplacement à partir du cap MAGYQ

L'utilisation des mesures GNSS pour corriger l'estimation de la vitesse et de la position permet d'obtenir une solution précise de la localisation du cycliste. Cependant, en ville et notamment en canyon urbain, la présence d'observations GNSS n'est pas toujours garantie. Si un changement de direction est effectué durant une période où aucune mise à jour n'a lieu, la trajectoire estimée par le filtre sera une ligne droite, le modèle d'évolution de la vitesse étant constant. Ces changements de direction, non détectés, dégradent rapidement l'estimation de la position. Afin de pallier à ce

problème, il est possible d'utiliser les sorties de l'algorithme MAGYQ. En effet, le capteur est fixé au guidon sur un support aligné avec la direction de déplacement (cf. section 3.2). Le cap estimé par l'algorithme MAGYQ correspond donc à la direction de déplacement du vélo. Ainsi, il est possible de corriger l'estimation de la direction de déplacement à l'aide du cap issu de l'algorithme MAGYQ :

$$ino_{cap} = \theta_{MAGYQ} - \tilde{\theta} \quad (4.27)$$

Avec :

- θ_{MAGYQ} le cap estimé par l'algorithme MAGYQ,
- $\tilde{\theta}$ la direction de déplacement estimée par l'algorithme BIKES.

L'algorithme MAGYQ est appliqué à la fréquence de la centrale inertielle, c'est-à-dire 200 Hz pour le boîtier ULISS. L'algorithme BIKES en revanche est réalisé à la fréquence du récepteur GNSS, soit 5 Hz. Ainsi, entre deux estimations de la direction de déplacement par l'algorithme BIKES, environ 40 estimations de cap sont disponibles. La valeur de θ_{MAGYQ} est donc une valeur moyennée sur 40 échantillons. De plus, si le support du capteur n'est pas fixé parfaitement à la perpendiculaire du guidon, un biais angulaire est présent. Ce biais reste cependant constant au cours du temps et peut être estimé lors des phases de mises à jour TDCP par comparaison entre la direction du vecteur vitesse et l'estimation du cap par l'algorithme MAGYQ.

Finalement l'innovation est obtenue selon la relation :

$$ino_{cap} = \tilde{\theta}_{MAGYQ} - (\tilde{\theta} + b_{\theta}) \quad (4.28)$$

Avec :

- $\tilde{\theta}_{MAGYQ}$ le cap estimé par l'algorithme MAGYQ, moyenné sur les 40 dernières estimations,
- $\tilde{\theta}$ la direction de déplacement estimée par l'algorithme BIKES,
- $\tilde{b}_{\theta}$ le biais angulaire estimé lors des instants de mises à jour TDCP.

Le modèle d'observation $\mathbf{H}_{cap}$ est défini par :

$$\mathbf{H}_{cap} = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0] \quad (4.29)$$

La qualité de l'estimation de la vitesse par mesures TDCP est supérieure à l'estimation des angles d'attitudes par l'algorithme MAGYQ, surtout lors de longues acquisitions. C'est pourquoi la mise à jour de la direction de déplacement n'est réalisée que lors d'absences de mesures GNSS.

4.5.4 Analyse du design du filtre : passage en coordonnées polaires

Le design du filtre BIKES est basé sur l'utilisation des données de phases GNSS pour estimer de façon précise la vitesse et ainsi la variation en position. L'inconnue θ est ajoutée au vecteur d'état pour pouvoir corriger la direction de déplacement à partir de l'estimation angulaire de l'algorithme MAGYQ lorsque les données GNSS ne sont plus disponibles. Cependant, l'ajout de cette inconnue entraîne une redondance dans l'état avec θ qui dépend du vecteur vitesse.

Une méthode permettant de supprimer θ du vecteur d'état et ainsi de supprimer cette redondance dans le filtre consiste à convertir le vecteur vitesse (V_x, V_y) en coordonnées polaires (θ, r) lorsque les données GNSS ne sont plus disponibles. Cette conversion permet de faire apparaître le paramètre θ nécessaire pour appliquer la mise à jour depuis le cap MAGYQ. Dans ce procédé, une linéarisation est nécessaire pour transformer la matrice de covariances de l'état. Cette étape entraîne une approximation à chaque conversion polaire/cartésien ou cartésien/polaire qui est potentiellement une source d'erreur propagée dans le filtre au cours du temps. Ce design à l'avantage de réduire le vecteur d'état et de supprimer la redondance pouvant entraîner des problèmes de cohérence dans les incertitudes associées au vecteur d'état et aux mises à jour. Ce design de filtre n'a cependant pas pu être testé au cours de ce travail, faute de temps.

4.6 Validation expérimentale

Afin de valider l'algorithme proposé, trois expérimentations ont été mises en place.

4.6.1 Présentation des expérimentations

Une première expérimentation a été menée sur le site de l'Université Gustave Eiffel, en conditions idéales (sans masquage des signaux GNSS) sur une distance d'environ 1,9 km. Les deux autres expérimentations ont été réalisées en milieu urbain dense, sur l'île de Nantes. L'environnement est alors moins favorable et alterne entre zones à ciel ouvert, zones arborées et zones masquées par des bâtiments. La variété de l'environnement est illustrée Figure 4.4.



FIGURE 4.4 – Visualisation de la variété de l'environnement des expérimentations.

La distance parcourue est d'environ 3 km pour chaque trajectoire. La méthode d'estimation de la position n'étant pas liée à l'utilisateur, les expérimentations ont été menées par le même sujet, en faisant varier les vitesses au cours de l'acquisition.

Lors des expérimentations, le vélo est équipé du capteur ULISS V2 sur le guidon. Un smartphone est également mis en place à proximité afin de comparer la solution proposée à la solution de Google obtenue avec l'API Fused Location Provider (cf. sous-section 4.2.3). Cette solution est par la suite nommée FLE pour "Fused Location Estimation". Enfin, la solution de référence est obtenue à l'aide du récepteur GNSS Septentrio et d'une antenne placée sur la tête de l'utilisateur (cf. sous-section 3.3.2). L'équipement mis en place est illustré Figure 4.5.



FIGURE 4.5 – Présentation des équipements d'acquisition et de référence du cycliste

4.6.2 Analyse des résultats

Les différentes trajectoires obtenues pour les trois expérimentations sont présentées en Figure 4.6, Figure 4.7 et Figure 4.8.

L'erreur en position est déterminée pour chaque trajectoire par rapport à la solution de référence. Pour cela, la position obtenue par les méthodes BIKES et par la solution de Google à chaque

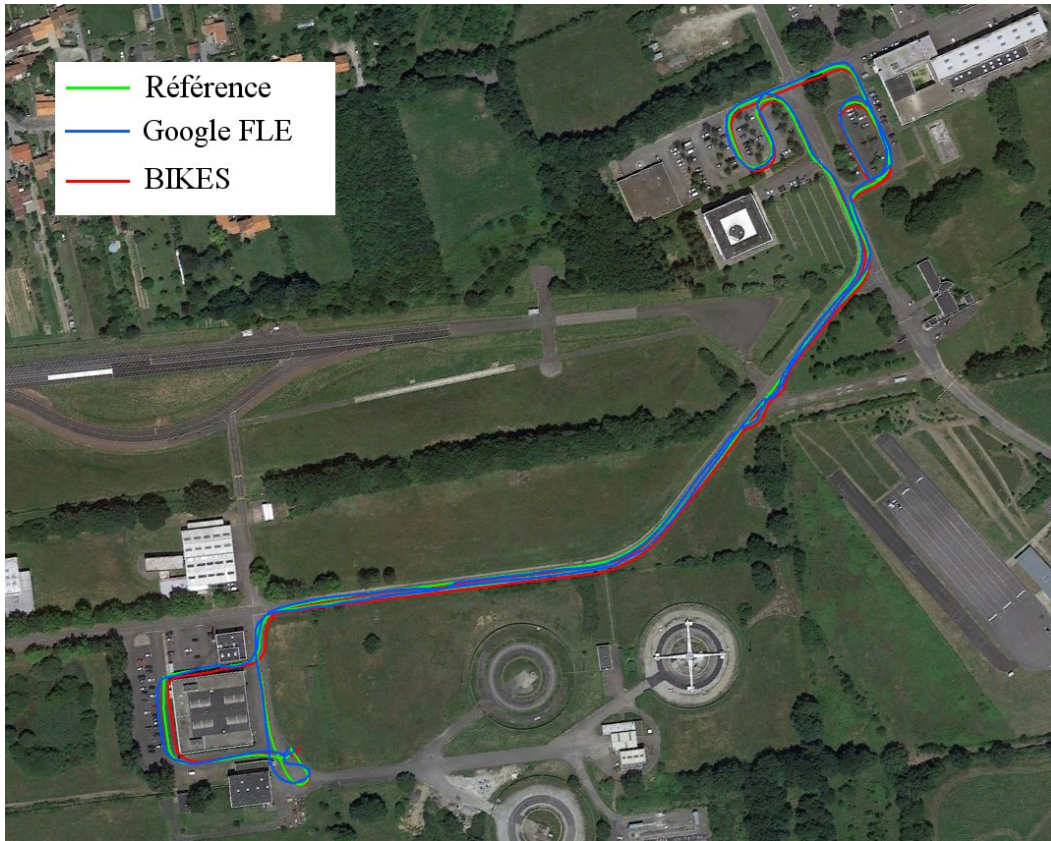


FIGURE 4.6 – Présentation des trajectoires obtenues pour l'expérimentation 1.

instant est comparée à la position de la trajectoire de référence pour l'instant de mesure le plus proche. En effet, les fréquences d'échantillonnage sont différentes : 5 Hz pour l'algorithme BIKES, 1 Hz pour l'approche FLE et 100 Hz pour la référence.

La trajectoire de référence est calculée à partir d'une solution GNSS. En environnement dégradé, c'est-à-dire pour les expérimentations 2 et 3, la qualité de la référence n'est donc pas toujours garantie. Ainsi, l'erreur en position n'est estimée que lorsque la qualité de la solution de référence est jugée acceptable. Pour cela, l'indicateur de qualité Q issu du calcul par RTKlib est utilisé. Cet indicateur peut prendre trois valeurs. La valeur 1 pour "fixed solution" est obtenue lorsque la solution utilise un positionnement relatif basé sur la mesure de phase avec une ambiguïté entière correctement résolue. La valeur 2 pour "floating solution" est obtenue lorsque l'ambiguïté entière n'est pas correctement résolue. Enfin la valeur 5 pour "single position" est obtenue lorsque la solution est calculée par "single point positioning", c'est-à-dire par moindres carrés à partir des pseudo-distances sans utilisation des mesures de phases. Les facteurs de qualité obtenus en chaque instant pour les expérimentations 2 et 3 sont représentés en couleur en Figure 4.9 et Figure 4.10 respectivement. Le calcul de l'erreur en position n'est ainsi réalisé que lorsque l'indicateur de qualité est égal à 1 ou 2.

Les résultats obtenus pour les trois expérimentations sont représentés Tableau 4.1. Trois valeurs sont présentées : l'erreur moyenne μ , l'écart type σ et l'erreur sur la position finale.

TABLEAU 4.1 – Analyse de l'erreur en position des solution BIKES et FLE au 90ème percentile

Expérimentation	BIKES			FLE		
	$\mu(m)$	$\sigma(m)$	erreur finale (m)	$\mu(m)$	$\sigma(m)$	erreur finale (m)
1	2.5	1.1	5.2	4.2	2.0	2.5
2	4.7	1.3	3.0	3.5	2.6	1.2
3	3.6	1.2	3.5	3.5	2.2	2.9
Moyenne	3.6	1.2	3.9	3.7	2.3	2.2

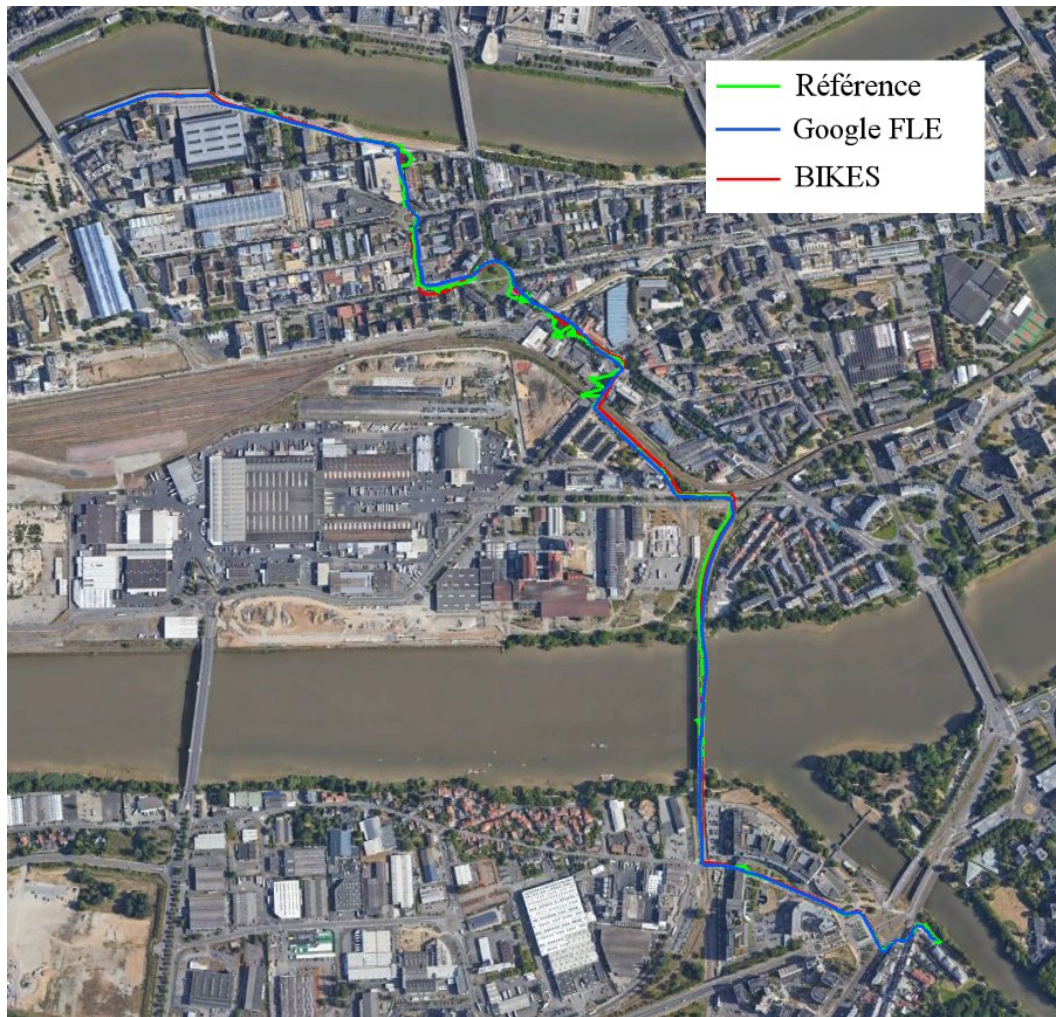


FIGURE 4.7 – Pr sentation des trajectoires obtenues pour l'exp rimentation 2.

On remarque que l'erreur moyenne obtenue pour la m thode BIKES est relativement similaire   la solution de Google. Cependant, l'erreur sur la position finale est plus importante avec la solution BIKES (3.9 m en moyenne contre 2,2 m). Cette observation montre certainement que les corrections en positionnement absolu sont plus efficaces sur la solution de Google. Cependant, la connexion internet  tant active lors de l'aquisition, il est  galement possible que des m thodes de map-matching soient utilis es par l'API. En revanche, l' cart type obtenu par la m thode propos e est inf rieur sur les trois exp rimentations (1,2 m en moyenne contre 2,3 m). Cette valeur est particuli rement stable sur les trois essais ce qui d montre la robustesse de l'algorithme. Cette derni re observation provient certainement des p riodes sans mesures GNSS. Dans ce cas, l'utilisation de l'estimation du cap par l'algorithme MAGYQ corrig  du d salignement avec la direction suivie permet d'obtenir une solution plus liss e que par l'int gration des donn es inertielles. Ainsi, dans ces situations, l'estimation par la m thode BIKES est plus liss e et d rive moins comme cela est mis en  vidence en Figure 4.12. La repr sentation de l'erreur sous forme de bo tes   moustaches, visible sur la Figure 4.11, d montre la pr sence de valeurs aberrantes plus importantes avec la m thode FLE. Pour rappel, la marque centrale, en rouge, indique la m diane de l'erreur angulaire. Les bords inf rieur et sup rieur de la bo te bleue indiquent les 25^{ mes} et 75^{ me} percentiles. Les moustaches s' tendent aux points extr mes qui ne sont pas consid r s comme des valeurs aberrantes. Les valeurs aberrantes sont repr sent es par le symbole rouge "+".

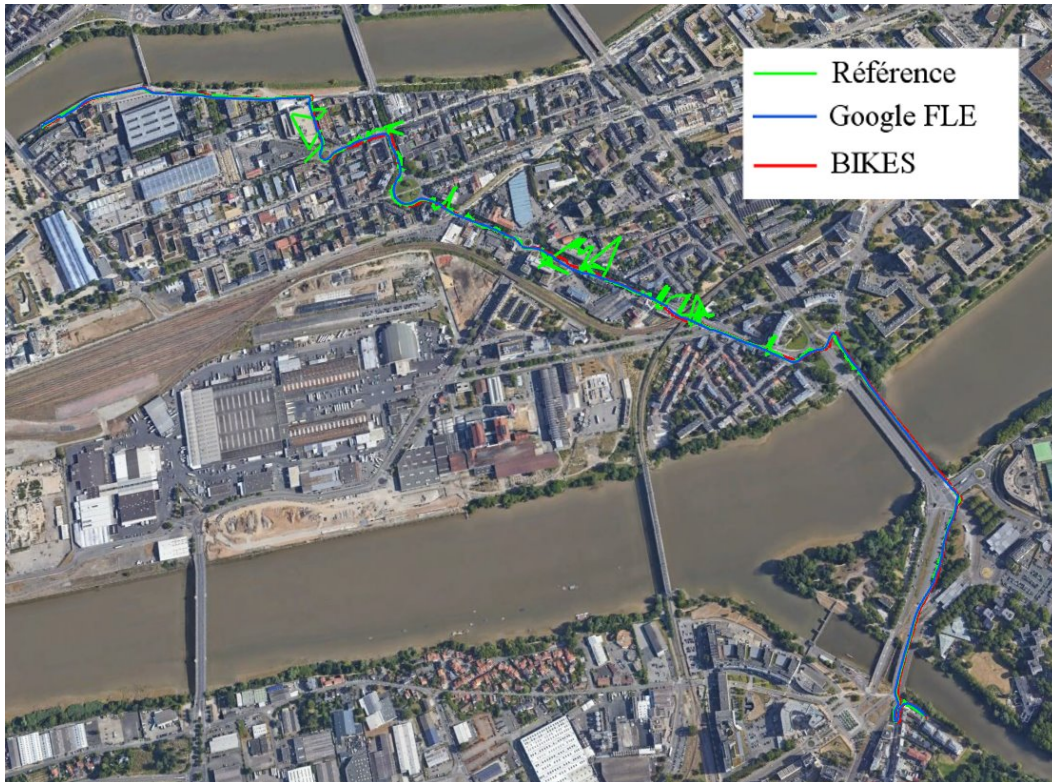


FIGURE 4.8 – Présentation des trajectoires obtenues pour l'expérimentation 3.

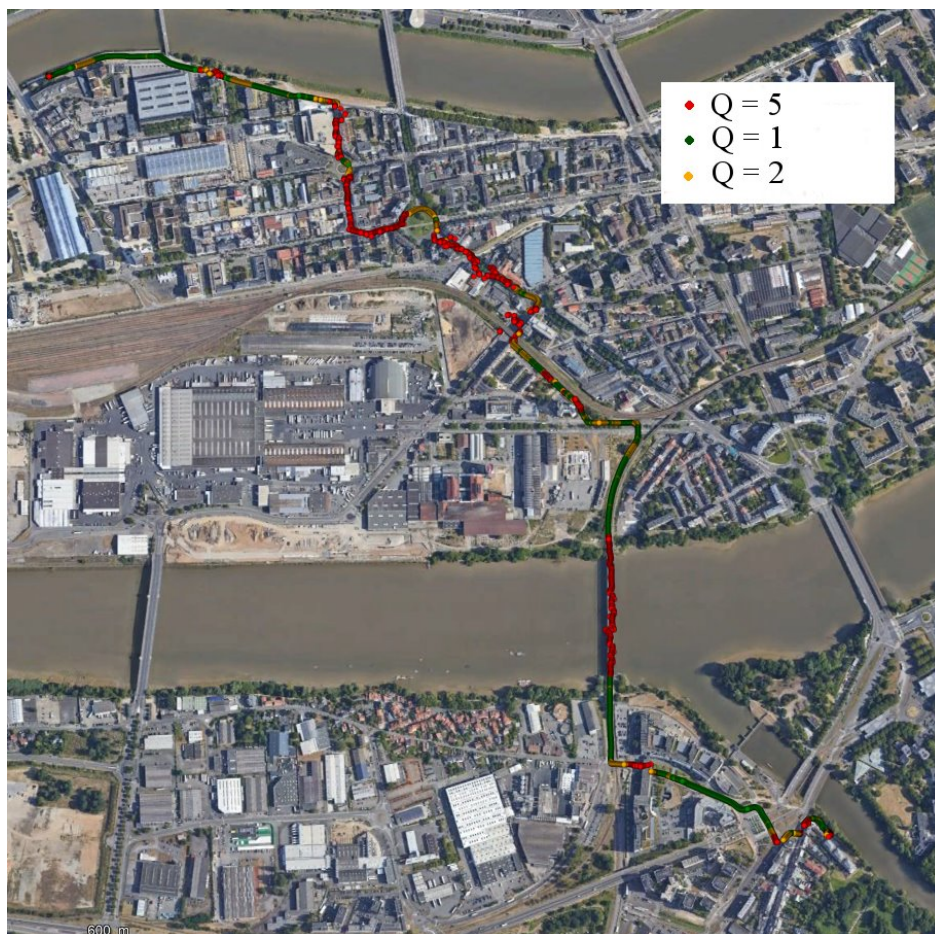


FIGURE 4.9 – Visualisation de l'indicateur de qualité du calcul de la référence pour l'expérimentation 2.

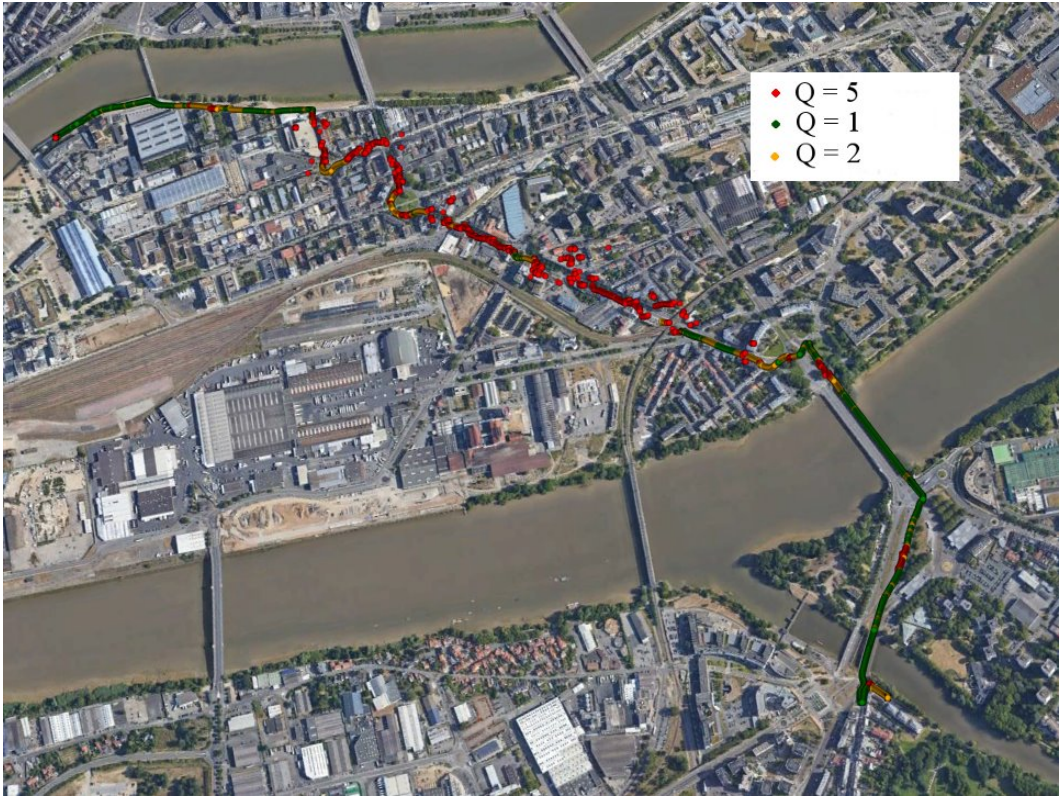


FIGURE 4.10 – Visualisation de l'indicateur de qualité du calcul de la référence pour l'expérimentation 3.

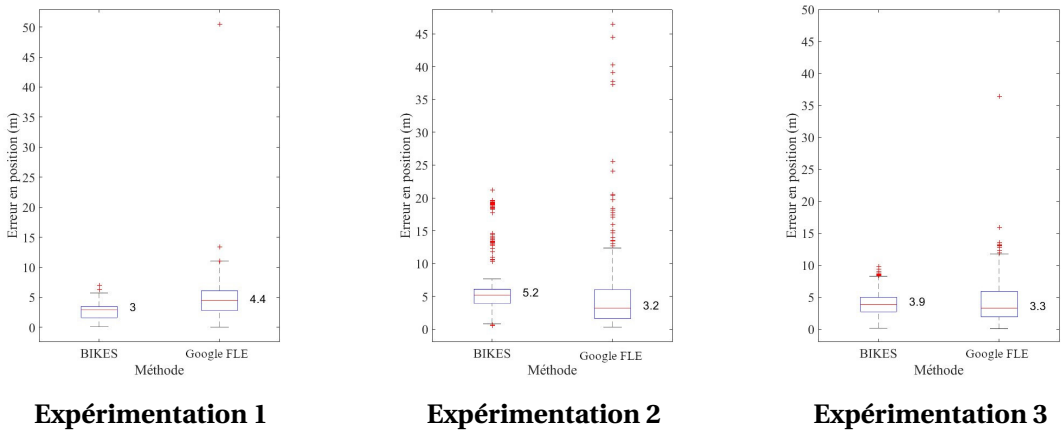


FIGURE 4.11 – Représentation des erreurs en positions sous forme de boîtes à moustache

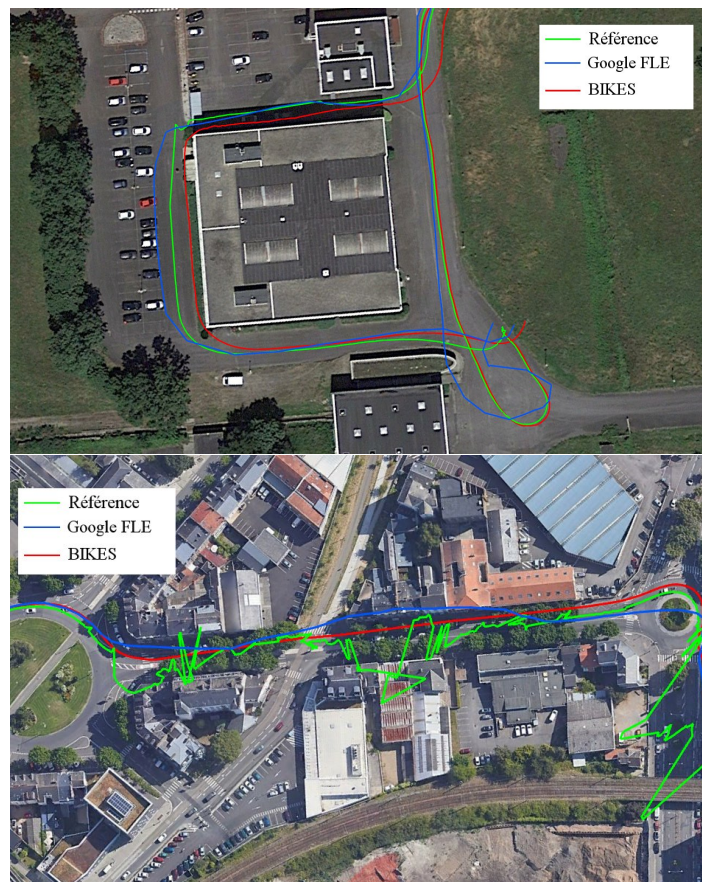


FIGURE 4.12 – Visualisation du comportement des trajectoires dans des zones avec peu ou pas d'observations GNSS

4.7 Conclusion

Le vélo connaît actuellement un regain d'intérêt en ville, pour des raisons environnementales, pratiques, mais aussi grâce aux innovations qui le concernent, telles que l'assistance électrique, la création de services de livraison à vélo ou l'émergence des smartbikes. Dans ce contexte, la localisation du cycliste et l'aide à la navigation sont des solutions particulièrement recherchés. Cependant, si certaines approches s'intéressent à des vélos équipés de multiples capteurs qui demeurent trop cher pour le grand public, la plupart des utilisateurs possèdent encore des vélos classiques non instrumentés pour la localisation. Dans cette situation, le smartphone semble être l'outil idéal pour assister la mobilité du cycliste. La solution la plus populaire aujourd'hui est la solution de positionnement Fused Location Provider proposée par Google et utilisée dans la plupart des applications de navigation sur smartphone.

Dans ce chapitre, un nouvel algorithme de localisation du cycliste basé sur un filtre de Kalman étendu, BIKES, a été proposé. Cet algorithme utilise les données de phases GNSS par différences temporelles pour estimer de façon précise la variation de vitesse du boîtier d'acquisition et ainsi estimer la variation en position de façon relative. L'utilisation des pseudos-distances par différences entre satellites permet d'apporter des corrections en positionnement absolu lorsque cela est possible. Enfin, le problème de dérive et de dégradation de l'estimation lors des absences de données GNSS de qualité est traité par une correction angulaire à l'aide du cap obtenu par l'algorithme d'estimation d'attitude MAGYQ. Le désalignement entre le cap pointé par l'appareil et la direction de déplacement du vélo est fixe, car le capteur est fixé rigidement au guidon. Il est donc estimé par comparaison avec le vecteur vitesse lorsque des mesures TDCP sont disponibles.

Finalement, l'algorithme BIKES offre de bonnes performances pour la localisation du cycliste. L'erreur en position moyenne obtenue sur les différents essais est similaire à la solution de Google et de l'ordre 3.5m pour des trajectoires de l'ordre de 3 km. De plus, l'écart type de l'erreur est réduit de moitié avec l'approche BIKES et demeure particulièrement stable (environ 1 m). La position finale est cependant plus importante, ce qui laisse supposer une faible dérive de la solution de l'algorithme. Ce point pourrait être corrigé par l'amélioration des mises à jour en positionnement absolu, en utilisant par exemple diverses méthodes de détection et exclusions des valeurs aberrantes. La prise en compte de corrections atmosphériques peut également permettre d'améliorer le résultat. Les données inertielles sont ici utilisées pour contraindre la dérive angulaire de la solution grâce à une estimation précise du cap. La mise en place d'un filtre d'estimation de la vitesse basé sur les mesures de l'accéléromètre et corrigé à partir de mesures TDCP et QSA pourrait permettre d'obtenir une bonne estimation de la vitesse et ainsi corriger la solution lors des périodes sans données GNSS. Enfin, le filtre de Kalman est ici réalisé de façon classique. La mise en place d'un filtre de Kalman aller-retour pourrait également permettre d'améliorer la solution. Ces éléments pourraient permettre d'obtenir une erreur moyenne en position inférieure à 1,50 m qui est la largeur préconisée des bandes cyclables.

Chapitre 5

La localisation du piéton

Sommaire

5.1	Introduction	61
5.2	État de l'art de la localisation du piéton avec un capteur porté en main	61
5.2.1	Méthodes de localisation basées sur une infrastructure	62
5.2.1.1	Visible Light Communication	62
5.2.1.2	Utilisation d'ondes radio	62
5.2.1.3	La méthode du fingerprinting	62
5.2.2	Méthodes de localisation basées sur des capteurs portés	63
5.2.2.1	Localisation par odométrie visuelle	63
5.2.2.2	Localisation par étude du champ magnétique	63
5.2.2.3	Localisation à partir de capteurs inertiels	63
5.2.3	Pedestrian Dead Reckoning	64
5.2.3.1	Estimation de la longueur de pas	64
5.2.3.2	Estimation de la direction de marche	64
5.2.3.3	L'utilisation de l'apprentissage automatique et de l'intelligence artificielle	66
5.3	Estimation de la longueur de pas	66
5.3.1	Pré-traitement des données	66
5.3.2	Classification de la démarche	66
5.3.3	Détection de pas	67
5.3.4	Modèle de longueur de pas	68
5.4	Estimation de la direction de marche	69
5.4.1	Utilisation de la décomposition en modèles empiriques pour la détection de perturbations magnétiques dans l'algorithme MAGYQ	69
5.4.1.1	La décomposition en modèles empiriques	69
5.4.1.2	Application à la norme du champ magnétique	70
5.4.1.3	Mises à jour e-compass	70
5.4.1.4	Validation expérimentale	71
5.4.1.5	Conclusion	73
5.4.2	Présentation de l'algorithme WAISS	73
5.4.2.1	Corrélation entre la direction de marche et les accélérations horizontales de la main	73
5.4.2.2	Projection des accélérations dans le plan horizontal	73
5.4.2.3	Modélisation des accélérations horizontales par un mélange gaussien	74
5.4.2.4	Estimation de la direction de marche	75
5.4.3	Ajustement des paramétrages pour la création de modèles individuels	75
5.4.3.1	Préparation des données	75

5.4.3.2	Combien de modèles utiliser pour la création des mélanges gaussien?	78
5.4.3.3	Distinctions entre courbes et lignes droites	83
5.4.3.4	Analyse de la stabilité temporelle des modèles	85
5.4.3.5	Bilan sur la création des modèles individuels	86
5.5	SmoothH Estimation of wAlking Direction (HEAD)	86
5.5.1	Présentation générale de l'algorithme	87
5.5.2	Phase de prédiction	88
5.5.3	Phase de correction	90
5.5.3.1	Mise à jour HAWE : Hybridization of mAgryq and Waiss Estimates .	90
5.5.3.2	Correction à partir des mesures GNSS	92
5.5.3.3	Correction de la longueur de pas	94
5.5.4	Analyse du design du filtre : passage en coordonnées polaires	96
5.6	Validation expérimentale	97
5.6.1	Présentation des expérimentations	97
5.6.2	Analyse des résultats	98
5.6.2.1	Contribution des mises à jour TDCP	98
5.6.2.2	Analyse des performances angulaires	99
5.6.2.3	Analyse de l'erreur en position	99
5.7	Conclusion	101

5.1 Introduction

L'aide à la mobilité du voyageur connecté grâce aux outils intelligents à sa disposition est une problématique de recherche qui implique la mise au point de nouvelles méthodes de traitement des signaux pour estimer la localisation du piéton. En effet, si le positionnement par signaux satellites permet d'obtenir des performances de plus en plus précises, notamment grâce à l'introduction de récepteurs GNSS bi-fréquence dans les smartphones, cela demeure insuffisant dans le cas du piéton, de la même façon que pour le vélo. Le piéton réalise la plupart de ses déplacements en milieu urbain et en zone intérieure, où les signaux GNSS sont trop dégradés ou inexistants. De plus, même en extérieur et en conditions idéales, le piéton nécessite une précision de localisation supérieure car ses déplacements sont aléatoires et ne suivent pas de tracés prédéfinis comme cela est le cas pour les véhicules routiers. Pourtant, les applications d'une localisation précise du piéton seraient nombreuses et concerneraient de nombreux domaines tels que les secours (interventions dans des environnements où il est difficile de se repérer), la culture (itinéraires guidés dans un musée) où tout simplement afin de se repérer dans une grande structure telle qu'un aéroport ou un hôpital. Pour l'utilisateur lambda, la création d'itinéraires dédiés au piéton est également fortement demandée. Les solutions proposées restent souvent imprécises et limitées à l'extérieur. Parallèlement à cela, le suivi des déplacements du piéton à partir d'équipements de type smartphones ou montres connectées peut poser des inquiétudes d'un point de vue du respect des données privées. La mise en place de solutions nécessitant des échanges de données ouvre la porte aux piratages, à la publicité ciblée et à la collecte de données. Ces problématiques ont été largement médiatisées récemment dans le cadre de la crise internationale liée à la COVID-19 avec l'apparition de nombreuses applications destinées à limiter la propagation de l'épidémie. Il est en effet difficile de proposer une solution de ce type respectueuse de l'anonymat des données médicales lorsque ces données sont associées à des informations de localisation et permettent d'obtenir des alertes sur le smartphone. Les notions de *privacy by design*, présentes dans l'article 25 du Règlement européen Général de la Protection des Données (RGPD), posent alors problème.

Dans ce chapitre, une solution de localisation du piéton à partir d'un capteur porté en main est proposée. Un état de l'art des nombreuses méthodes de localisation est proposé dans une première partie, en mettant l'accent sur la principale problématique traitée dans ce chapitre qui concerne l'estimation de la direction de marche. Le modèle d'estimation de la longueur de pas, élément nécessaire à la méthode PDR est détaillé dans une seconde partie. Les deux sections suivantes s'intéressent à l'étude et à l'optimisation de deux algorithmes sur lesquels la méthode d'estimation de la direction de marche proposée s'appuie (second élément nécessaire à l'approche PDR). Le principe de décomposition en modèle empirique est ainsi utilisé pour améliorer les performances de l'algorithme d'attitude MAGYQ grâce à une nouvelle approche de détection des perturbations magnétiques. Les différents paramètres impliqués dans l'algorithme WAISS sont ensuite étudiés afin de produire une estimation robuste de la direction de marche. Enfin, la méthode HEAD, basée sur ces deux algorithmes, est introduite. Une validation expérimentale est conduite dans une dernière partie pour valider les performances de l'approche proposée.

5.2 État de l'art de la localisation du piéton avec un capteur porté en main

Comme pour le vélo, des méthodes complémentaires au GNSS doivent être mises en place pour estimer la position du piéton. On distingue principalement deux catégories de méthodes : celles qui nécessitent l'utilisation d'une infrastructure particulière, et celles n'utilisant que des capteurs portés. Ces deux catégories de méthodes sont illustrées Figure 5.1.

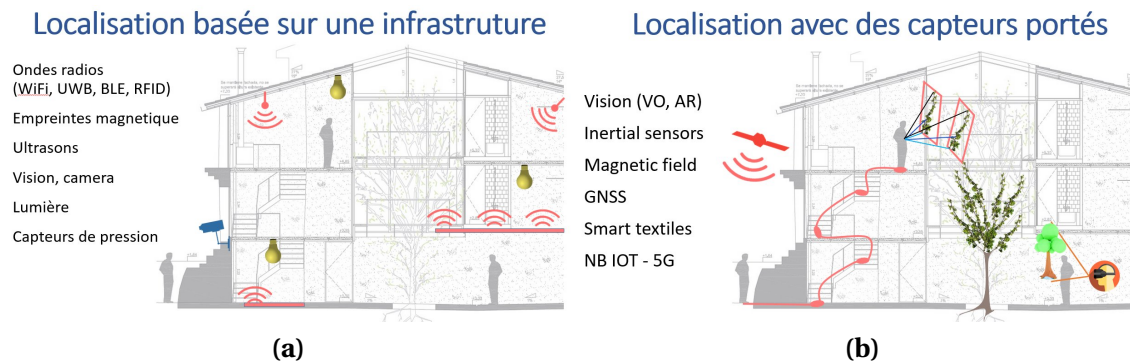


FIGURE 5.1 – Illustrations des méthodes de localisation à partir d’infrastructures (a) et à partir de capteurs portés (b).

5.2.1 Méthodes de localisation basées sur une infrastructure

La localisation intérieure est la principale thématique de recherche liée à la localisation du piéton. En effet, en milieu fermé, le GNSS n’est tout simplement pas exploitable. De ce fait, un bon nombre de méthodes et de travaux ont été développés spécifiquement autour de la localisation intérieure du piéton. Cette tendance est encouragée par l’essor de la domotique et des bâtiments connectés. Cependant, certaines méthodes émergentes ne sont ainsi exploitables qu’en milieu intérieur et ne répondent donc pas à la problématique d’une localisation ubiquitaire du piéton. C’est le cas par exemple de la technique VLC (Visible Light Communication).

5.2.1.1 Visible Light Communication

Cette méthode, basée sur l’utilisation d’ampoules LED, permet d’utiliser le spectre visible pour transmettre des données grâce à un processus de modulation. Un récepteur composé d’un capteur permettant de recevoir l’intensité lumineuse, tel que la caméra d’un smartphone par exemple, va permettre de déterminer la position et l’orientation du smartphone grâce aux angles d’incidence déterminés (technique de positionnement par AOA : Angle Of Arrival). Cette méthode ne peut cependant pas être exploitée en extérieur et nécessite la mise en place d’un type d’éclairage spécifique.

5.2.1.2 Utilisation d’ondes radio

Comme évoqué en section 4.2, de nombreuses méthodes sont basées sur l’exploitation de la propagation d’ondes radio selon les méthodes TOA, TDOA et RSSI, à partir de signaux BLE (Bluetooth Low Energy) et Wi-Fi de la même façon que pour le vélo. Cependant, la dépendance à une infrastructure particulière (balises et points d’accès) limite l’utilisation de ces méthodes. De plus, la fiabilité de ces approches dépend de nombreux paramètres (e.g. nombre de balises, perturbations des ondes radio), ce qui rend complexe leur mise en place.

5.2.1.3 La méthode du fingerprinting

L’utilisation des signaux Wi-Fi et BLE peut également être adaptée selon la méthode du "fingerprinting". Le principe est de déterminer la puissance des signaux reçus par son smartphone (par exemple) afin de déterminer une « empreinte ». Une application possédant une cartographie de la puissance des signaux permet alors de comparer la signature et déterminer la localisation la plus probable du récepteur. Il s’agit d’un positionnement basé sur le client : les données de l’utilisateur ne quittent pas son téléphone et aucun échange n’est nécessaire. Cette méthode nécessite cependant, en plus d’une infrastructure composée de suffisamment de points d’accès, une phase hors ligne de création de la cartographie des puissances géolocalisées. Son efficacité repose de plus sur des mises à jour régulières de cette cartographie pour tenir compte des variations dans le

temps. Certaines variations, dues à la foule par exemple et au phénomène d'absorption des ondes ne peuvent pas être prises en compte.

5.2.2 Méthodes de localisation basées sur des capteurs portés

L'utilisation de capteurs portés par l'utilisateur pour la localisation permet d'éviter le besoin d'équipements spécifiques dans son environnement proche. De plus, le développement permanent d'objets intelligents et connectés tels que les smartphones ou montres connectées donne accès à de nombreux capteurs exploitables pour la navigation.

5.2.2.1 Localisation par odométrie visuelle

L'odométrie visuelle permet d'analyser des flux vidéos ou des images afin d'estimer les mouvements d'une caméra. Cette méthode permet d'identifier des points caractéristiques, ou points d'intérêt, et d'analyser leur similarité sur chaque image successive afin de déterminer les changements de position et d'orientation du capteur à partir de méthodes de géométrie inverse. De nombreuses méthodes existent pour l'extraction de points d'intérêt, telles que la méthode SIFT (Scale Invariant Feature Transform) [LOWE, 2004], SURF (Speed-Up Robust Features) [BAY et col-lab., 2008] ou encore la méthode des détecteurs de Harris [HARRIS et STEPHENS, 1988].

5.2.2.2 Localisation par étude du champ magnétique

Le magnétomètre peut être utilisé selon différentes approches pour la localisation. La méthode du fingerprinting, évoquée pour les signaux Wi-Fi, est aussi très exploitée à partir de capteurs magnétiques présents dans les smartphones. Deux autres méthodes, basées sur l'utilisation de gradients spatial et temporel sont également utilisées. La première consiste à estimer le vecteur vitesse par mesure du gradient spatial du champ magnétique. Cette approche nécessite l'utilisation d'un assemblage de magnétomètres ce qui rend complexe le processus de calibration nécessaire pour mesurer le même champ magnétique. Les performances sont également liées à la présence d'anomalies magnétiques : plus l'environnement possède de perturbations magnétiques, plus la méthode est efficace. La seconde méthode utilise le gradient de mesure de champ magnétique selon différentes époques sur un même capteur afin d'obtenir cette fois-ci un gradient temporel. Lorsqu'un champ magnétique local stable est identifié sur une période temporelle, il est possible d'utiliser la valeur de champ selon les 3 axes de mesure afin d'observer la rotation du capteur durant cette période. Les nombreuses perturbations magnétiques présentes en milieux intérieurs et urbains rendent cette méthode difficile à mettre en place. Généralement, l'utilisation du magnétomètre est ainsi couplée à l'utilisation d'une centrale inertielle.

5.2.2.3 Localisation à partir de capteurs inertiels

Également présents dans les smartphones sous la forme de capteurs MEMS, les capteurs inertiels sont très utilisés pour la localisation du piéton. On distingue principalement deux techniques de localisation du piéton à partir de capteurs inertiels. La première approche, nommée mécanisation "strapdown" utilise des capteurs fixés aux pieds. Dans cette situation, la méthode classique de double intégration des mesures inertielles selon les lois de Newton peut être utilisée (cf. section 4.2.2). En effet, les erreurs affectant la mesure des capteurs inertiels (cf. section 2.3.1.3) qui limitent généralement l'utilisation de cette technique peuvent être corrigées en utilisant certaines caractéristiques de la marche permettant de contraindre les estimations. La principale caractéristique utilisée concerne les phases d'appui du pied au sol. Lors de ces phases, on suppose la vitesse du pied, et donc celle du capteur fixé dessus comme étant nulle. Cela permet d'apporter une correction sur la vitesse estimée par le filtre. Cependant, cette méthode n'est pas exploitable avec un capteur porté en main, car aucun élément de la dynamique n'est suffisamment efficace pour contraindre correctement les estimations. Ainsi, avec des capteurs en main, une autre méthode est utilisée : la méthode PDR (Pedestrian Dead Reckoning), développée dans la partie suivante.

5.2.3 Pedestrian Dead Reckoning

L'approche PDR est l'approche la plus utilisée pour la localisation du piéton à partir de capteurs tenus en main. Elle est similaire à l'approche CDR (cf. section 4.2.2), mais adaptée au piéton. Chaque position est dérivée de la précédente grâce à deux éléments : une distance et un angle, qui caractérisent le vecteur de déplacement. La distance correspond à la longueur du pas, tandis que l'angle représente la direction de marche. La Figure 5.2 illustre ce principe. Dans certaines études, la terminologie PDR englobe également les méthodes "strapdown". Dans ce cas, l'approche présentée ici est nommée SHS (Step and Heading System). Dans ce document, le nom PDR sera réservé aux approches SHS et on distinguera donc les méthodes "strapdown" des méthodes PDR.

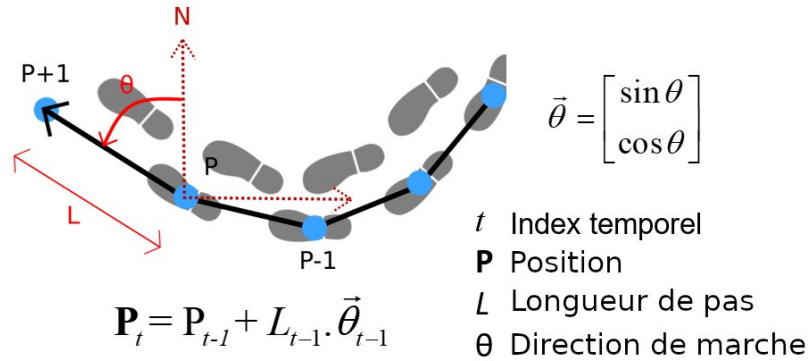


FIGURE 5.2 – Approche PDR

5.2.3.1 Estimation de la longueur de pas

De nombreux travaux s'intéressent à l'estimation de la longueur de pas à partir de capteurs inertiels. Un aperçu des différentes méthodes est présenté dans [DÍEZ et collab., 2018]. De façon générale, cette estimation est réalisée en deux étapes : la détection des instants de pas puis l'estimation de la longueur. La diversité des travaux sur cette thématique, essentielle pour d'autres domaines d'activités tels que la biomécanique, le sport ou la médecine a conduit à la mise en place de méthodes robustes. De ce fait, la principale source d'erreur de la méthode PDR concerne l'estimation du second paramètre : la direction de marche. L'estimation de la longueur de pas n'a donc pas été étudiée dans ce projet. Seule la méthode utilisée, introduite dans [RENAUDIN et collab., 2012a] sera développée.

5.2.3.2 Estimation de la direction de marche

Les filtres classiques d'estimation d'attitude sont régulièrement utilisés dans les approches PDR pour estimer la direction pointée par le capteur. Les performances de ces filtres sont étudiées en détail dans [MICHEL et collab., 2015]. Cependant, pour être utilisées dans une approche PDR, ces méthodes nécessitent que l'appareil soit aligné avec la direction de marche. Pour surmonter cette contrainte, des méthodes basées sur l'observation des accélérations de la main ont été proposées. On suppose alors que les accélérations du capteur en main sont corrélées avec les changements de direction de marche. D'autres approches consistent à apprendre les différents modes de mouvement, y compris la façon de tenir le capteur et de se déplacer, pour adopter différentes stratégies de traitement [KLEIN et collab., 2018a; MÄKELÄ et collab., 2018]. Ainsi, les méthodes peuvent être classées en deux catégories. La première consiste à analyser la composante principale d'un ensemble de données inertielles pour déduire la direction de marche. La seconde exploite ces signaux afin de modéliser la manière dont l'individu porte le capteur pour en déduire une information sur la direction.

5.2.3.2.1 Utilisation de l'analyse en composantes principales

De nombreuses approches consistent à effectuer une analyse en composantes principales (PCA : Principal Component Analysis) sur les accélérations horizontales et supposent que les fortes oscillations visibles dans le plan horizontal sont alignées avec la direction de marche. La direction est donc déterminée en maximisant l'énergie du signal dans le plan horizontal. Cette méthode souffre de l'influence des valeurs d'accélération élevées et ne peut pas être utilisée si les oscillations latérales sont trop importantes. Dans [DENG et collab., 2015], une nouvelle méthode basée sur l'utilisation d'une matrice de rotation et de la PCA est proposée. Une procédure d'étalonnage est présentée pour convertir la direction de marche locale dans le repère de navigation sans utiliser les mesures du magnétomètre. Cette méthode se concentre cependant sur un objet placé dans la poche, situation qui n'est pas considérée dans ce travail. Il serait intéressant à l'avenir d'ajouter cette possibilité et de tester les performances du travail proposé avec cette contrainte.

WalkCompass [ROY et collab., 2014] est une autre approche qui décompose le traitement en plusieurs étapes. L'analyse de la démarche humaine (HWA : Human Walk Analysis) identifie la zone où le capteur est placé. L'estimation de la direction locale (LDE : Locale Direction Estimator) sélectionne la partie la plus pertinente du signal d'accélération pour extraire la direction de marche. Les mesures du gyromètre sont ensuite utilisées pour transformer ce vecteur de déplacement dans le plan horizontal. Enfin, cette direction est comparée au Nord magnétique à l'aide des données du magnétomètre. Pour ce faire, les perturbations magnétiques dues à l'environnement sont compensées par une méthode de triangulation magnétique itérative (IMT : Iterative Magnetic Triangulation). Cette méthode offre de bons résultats, mais ces performances dépendent fortement de plusieurs seuils fixés dans les différents algorithmes et restent dépendantes de la façon dont l'appareil est tenu en main.

La méthode FIS (Frequency analysis of Inertial Sensors) [KOUROGI et KURATA, 2014] utilise des modèles de marche cyclique avec une analyse en fréquence pour rechercher la direction de marche. Sa performance est liée à la qualité de l'estimation de la fréquence de marche et à la validité de l'hypothèse selon laquelle les oscillations de la fréquence de marche sont maximales dans la direction de marche.

Même si ces méthodes sont basées sur l'analyse des mécanismes de la marche, elles ne prennent pas en compte l'utilisateur et les différences inter-individuelles.

5.2.3.2.2 Modélisation de la signature individuelle de la démarche

L'inclusion de paramètres liés à l'utilisateur dans la modélisation est principalement présente dans les méthodes d'estimation de la longueur des pas. Cependant, l'utilisation de modèles prenant en compte des paramètres inter-individus peut également être utilisée pour estimer la direction de la marche.

Dans l'hypothèse où les accélérations de la main sont cycliques sur une foulée, il est possible de générer un modèle temporel en utilisant les fréquences principales dans le plan horizontal. La méthode FLAM (Forward and Lateral Acceleration Modeling) [KOUROGI et KURATA, 2014] est un processus en deux étapes. Après la phase d'apprentissage, la direction de marche est estimée en maximisant la corrélation entre le modèle et l'accélération horizontale. Cependant, les grandes variations de la main et les fausses détections dégradent la performance de la méthode. Le principal problème vient des différences entre un modèle de marche assez simple et la complexité réelle de la marche humaine.

Une estimation de la direction de marche basée sur une estimation statistique à partir de signaux inertiels (WAISS : Walking Direction Estimation Based on Inertial Signal Statistics) est proposée dans [COMBETTES et RENAUDIN, 2017]. Cette méthode cherche à capturer la diversité de la marche humaine en considérant chaque personne comme unique dans sa façon de marcher. L'algorithme WAISS est utilisé dans ce travail et est détaillé par la suite.

5.2.3.3 L'utilisation de l'apprentissage automatique et de l'intelligence artificielle

L'émergence de nouvelles méthodes et la facilité d'accès à de grandes quantités de données ont permis aux méthodes d'intelligence artificielle d'être exploitées dans de nombreux domaines d'application ces dernières années. Les méthodes de localisation, et particulièrement les approches PDR, n'ont pas échappé à cet engouement. La plupart des travaux cible principalement la détection d'activité et l'estimation de la longueur de pas [KLEIN et ASRAF, 2020; KLEIN et collab., 2018b; MOTANI et collab., 2019; PARK et collab., 2017]. Les méthodes basées sur réseaux de neurones sont particulièrement étudiées, au détriment des traditionnels arbres décisionnels de type Random Forest. Cependant, la principale difficulté rencontrée par ces méthodes concerne la quantité de données nécessaires pour réaliser un apprentissage efficace et englobant toute la diversité nécessaire. En effet, contrairement à d'autres domaines, l'accès à de grandes bases de données n'est pas aisé. Dans cette optique, la base de données RuDaCoP, composée d'environ 1200 jeux de données inertielles issues de différents smartphones et accompagnées de données de références a été mise en place [BAYEV et collab., 2019].

5.3 Estimation de la longueur de pas

La méthode PDR nécessite l'estimation de deux paramètres, dont l'un est la longueur de pas. La méthode d'estimation de la longueur de pas utilisée dans ce travail et introduite dans cette partie est basée sur les travaux présentés dans [RENAUDIN et collab., 2012a]. On distingue principalement quatre étapes : une étape de pré-traitement des données, une étape d'analyse de la démarche, une étape de détection de pas et enfin une étape d'estimation de la longueur de pas.

5.3.1 Pré-traitement des données

Cette approche est basée sur l'utilisation de capteurs inertiels (accéléromètres et gyromètres). Les données issues de ces capteurs sont exprimées dans le repère Body. Durant la marche avec un capteur tenu en main, l'orientation du capteur change en permanence. Ainsi, afin d'éviter de traiter ces changements d'orientation, la méthode utilise la norme des valeurs d'accélération et de vitesse angulaire.

Un filtrage des données est réalisé à l'aide d'un filtre passe-bas, avec une fréquence de coupure de 15 Hz afin de supprimer toutes les fréquences qui ne sont pas liées à la marche humaine. La composante en fréquence nulle est également retirée. Pour cela, la moyenne locale du signal est retirée grâce à l'utilisation d'une fenêtre glissante.

5.3.2 Classification de la démarche

Différentes classes de démarche sont mises en place et prises en compte par la méthode. Dans ce projet, on distingue ainsi quatre possibilités en fonction du mouvement de la main :

- Le mode "Texting" désigne une marche avec un capteur tenu en main de façon stable, de façon à ce que l'utilisateur puisse lire un élément affiché sur celui-ci. L'attention et le regard de l'utilisateur sont alors fixés sur l'objet.
- Le mode "Swinging" désigne une marche dans laquelle les bras de l'utilisateur effectuent un mouvement de balancier naturel. Il s'agit d'une marche sans contrainte.
- Le mode "Static" représente une phase où l'utilisateur est à l'arrêt.
- Le mode "Irregular" représente une phase où la main effectue des mouvements perturbateurs non liés à la marche.

Les modes "Texting" et "Swinging" sont illustrés sur la Figure 5.3. La reconnaissance du mode de déplacement est réalisée en trois étapes sous la forme d'un arbre décisionnel. Les signaux étudiés (norme de l'accélération et norme de la vitesse angulaire) sont utilisés sous la forme d'échantillons temporels de 2,56 secondes mis en place avec un recouvrement de 50%. La première étape

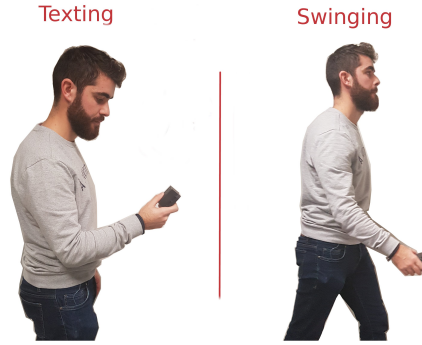


FIGURE 5.3 – Illustrations des modes "Texting" et "Swinging".

est réalisée par une analyse dans le domaine temporel de l'énergie du signal E_s :

$$E_s = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} s^2 \quad (5.1)$$

Où s est le signal étudié et N la taille de la fenêtre d'analyse. Cette étape permet de déduire si l'utilisateur est en phase statique (Mode Static) ou en phase dynamique par comparaison avec un seuil.

Si une phase dynamique est détectée, une deuxième analyse est réalisée dans le domaine fréquentiel sur la norme de l'accélération. Pour cela, la méthode STFT (Short Time Fourier Transform) est utilisée afin de mettre en évidence la présence de trois fréquences dominantes. L'étude des deux premières fréquences et de la périodicité permettra alors de détecter si le mouvement est lié à la marche ou si il s'agit d'un mouvement irrégulier (mode Irregular).

Enfin, si un mouvement de marche est détecté, une troisième étape permet de distinguer le mode "Swinging" du mode "Texting" (et d'autres modes non traités dans ce projet tels que Phoning ou Bag). Pour cela, une étude est menée à la fois dans le domaine temporel et dans le domaine fréquentiel. En effet, le mouvement lié au "Swinging" entraîne une grande variabilité de mouvement qui est visible à la fois par l'étude de la variance de la norme de l'accélération et par l'étude de la variance de la norme de la vitesse angulaire, contrairement au mode "Texting" qui impactera principalement l'accélération. Sur le spectrogramme de l'énergie du signal issu du gyromètre, le mode "Swinging" se distinguera également par la présence de pics, non présents lors du mode "Texting".

5.3.3 Détection de pas

La méthode de détection de pas est adaptée selon le mode de déplacement. En effet, pour un déplacement en mode "Swinging", les instants de pas sont extraits par une détection de pics sur la norme du signal du gyromètre. Ce procédé est basé sur des observations biomécaniques de la marche démontrant une synchronisation entre le mouvement de balancier du bras et le mouvement des pieds lors de la marche. Pour le mode "Texting", une détection de pics est également réalisée, mais sur la norme de l'accélération qui traduit alors davantage le mouvement du centre de masse, corrélé aux jambes. Pour simplifier la détection et éviter la présence de faux positifs, un pré-traitement constitué d'un filtre passe bas avec une fréquence de coupure de 3Hz est appliqué.

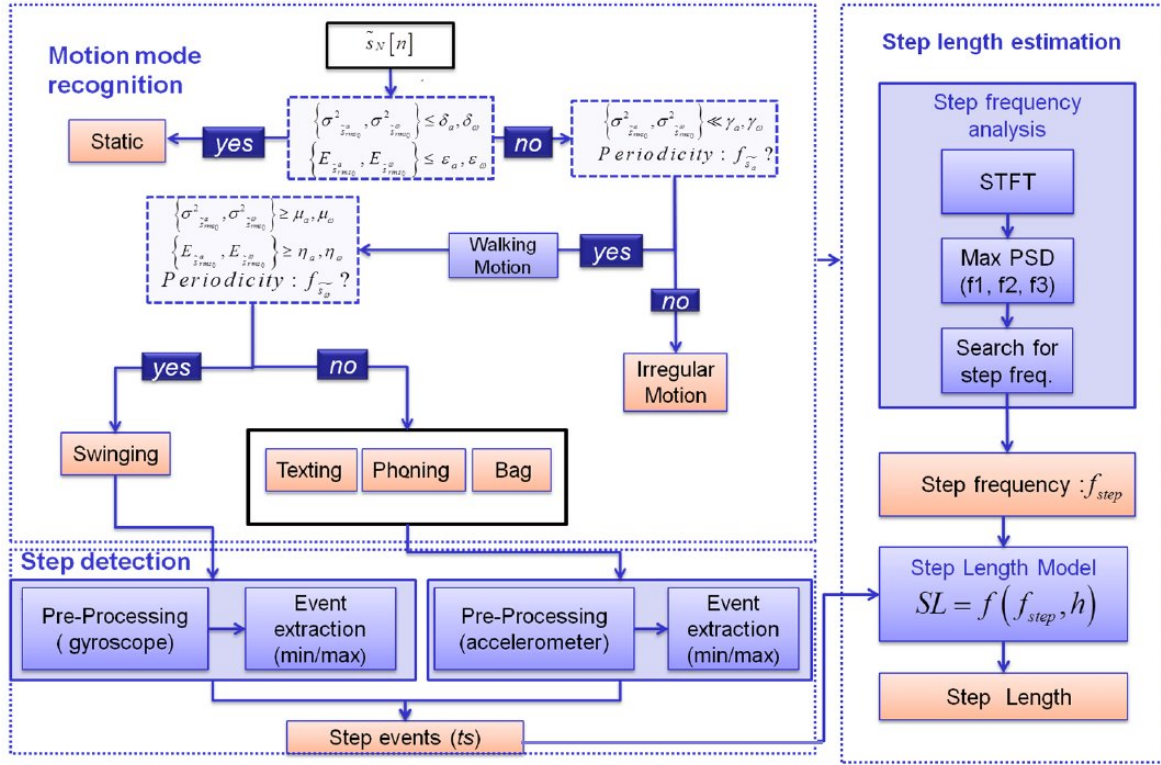


FIGURE 5.4 – Illustration du principe d'estimation de la longueur de pas (source [RENAUDIN et collab., 2012a]).

5.3.4 Modèle de longueur de pas

Une fois les instants de pas détectés, la longueur de pas est estimée à l'aide d'un modèle basé sur la taille de la personne et sur la fréquence de marche :

$$s_k = h \times (a \times f_{step} + b) + c \quad (5.2)$$

Avec :

- s_k la longueur de pas estimée à l'instant k ;
- h la hauteur de la personne ;
- a, b et c trois paramètres estimés par moindres carrés à partir de douze sujets.

La fréquence de pas est estimée indépendamment de l'estimation des instants de pas afin d'éviter toute corrélation et rendre l'algorithme plus robuste. Cette étape est réalisée par l'analyse du signal de l'accéléromètre dans le domaine fréquentiel par la méthode STFT. La fréquence dominante est extraite et, en fonction de sa valeur, associée à la fréquence de pas ou à la fréquence de foulée. La méthode d'estimation de la longueur de pas est synthétisée sur la Figure 5.4.

Dans la suite de ce travail, l'ensemble de ces étapes (i.e reconnaissance du mode de portage et de l'activité, détection de pas et estimation de la longueur de pas) est regroupé dans un module nommé PEDOMETRY.

5.4 Estimation de la direction de marche

Cette partie s'intéresse à l'estimation de la direction de marche, qui reste la plus grande problématique de l'approche PDR.

5.4.1 Utilisation de la décomposition en modèles empiriques pour la détection de perturbations magnétiques dans l'algorithme MAGYQ

L'algorithme d'estimation d'attitude MAGYQ, introduit section 4.3 est utilisé à deux reprises dans le processus d'estimation de la direction de marche proposé dans ce chapitre. L'estimation des angles d'Euler est en effet utilisée une première fois pour transformer les accélérations de la main dans le plan horizontal afin d'appliquer l'algorithme WAISS (cf. sous-section 5.4.2); et une seconde fois dans l'algorithme final HEAD (cf. section 5.5) pour contraindre l'évolution de la direction de marche. Cet algorithme a donc un rôle crucial dans la méthode proposée.

L'une des principales difficultés d'application des mises à jour QSF dans l'algorithme MAGYQ provient de la détection des phases de champ magnétique quasi-constant et de l'estimation du champ de référence. En effet, l'occurrence de phases quasi-statiques d'accélérations correspond généralement à de courtes phases statiques, c'est-à-dire sans mouvement. Le champ de référence correspond alors à la valeur de l'accélération de la pesanteur. Dans le cas du champ magnétique, la situation est plus complexe. Cependant, l'identification des périodes où aucune perturbation du champ magnétique n'a lieu permettrait de fixer de façon sûre le champ de référence et ainsi d'effectuer des mises à jour de type e-compass : le champ magnétique terrestre est utilisé comme référence pour calibrer le biais du gyroscope et améliorer l'estimation des angles d'attitude.

La décomposition en modèles empiriques (EMD) permet de décomposer un signal en sinusoïdes de fréquences différentes. Cet outil a donc été utilisé dans ce travail pour identifier de façon innovante la présence de fortes perturbations du champ magnétique terrestre.

5.4.1.1 La décomposition en modèles empiriques

L'EMD est une méthode adaptative d'analyse de données temps-fréquence. Elle décompose les séries temporelles ou les signaux en une somme de fonctions de modes intrinsèques (IMF), correspondant à des modes oscillants [KEREBEL et collab., 2011]. Ces fonctions sont construites au fur et à mesure de leur mise en œuvre. Par conséquent, l'EMD n'a pas besoin de définir une base de décomposition fixe préalablement à l'analyse. Cette méthode a été conçue pour les signaux non linéaires et non stationnaires. Elle analyse l'échelle de temps locale du signal.

Ainsi, tout signal peut être décomposé par :

$$s = \sum_{k=1}^N m_k + r \quad (5.3)$$

où m_k correspond au $k^{\text{ème}}$ mode oscillant (IMF) et r correspond au résidu.

Dans un premier temps, l'enveloppe moyenne du signal est calculée : une interpolation (e.g. par spline) des maxima et des minima est effectuée. L'enveloppe moyenne correspond alors à la moyenne des deux enveloppes obtenues par les deux interpolations. Si cette enveloppe moyenne est nulle, alors la fonction est une IMF. Si ce n'est pas le cas, cette étape est effectuée à nouveau sur le signal modifié : l'enveloppe moyenne est soustraite au signal d'origine. Le processus s'arrête lorsque les conditions suivantes sont remplies :

- le nombre d'extremums et le nombre de zéros diffèrent au maximum d'une valeur de un;
- la moyenne locale est égale à zéro.

Lorsqu'une IMF est extraite, elle est également retirée du signal et le processus est relancé. Plus le nombre d'IMF augmente, plus la fréquence des oscillations du signal diminue. L'analyse

est arrêtée lorsque le signal devient une fonction monotone, c'est-à-dire lorsqu'il n'y a plus de minima et de maxima locaux. La partie restante est alors le résidu.

5.4.1.2 Application à la norme du champ magnétique

L'EMD est appliqué à la norme du champ magnétique mesuré par le magnétomètre lors d'une acquisition effectuée en extérieur et à l'intérieur d'un bâtiment avec le capteur tenu en main. La Figure 5.5 présente les différentes IMF extraites.

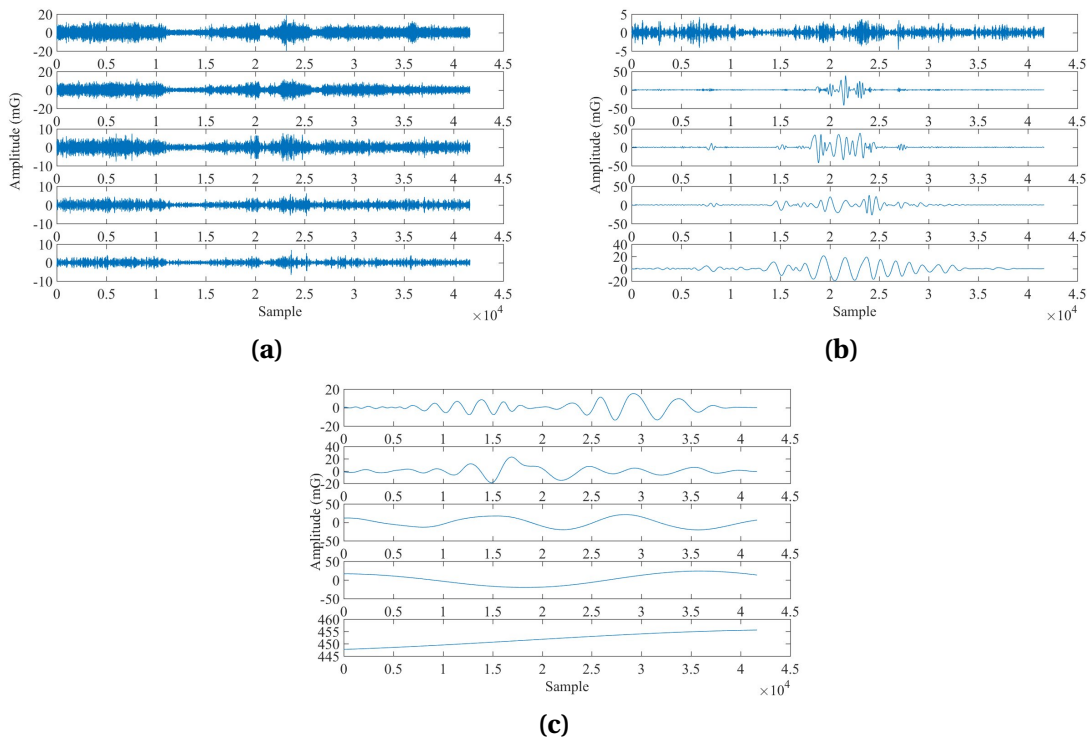


FIGURE 5.5 – Décomposition en modèles empiriques de la norme du champ magnétique : IMF 1 à 5 **(a)**, IMF 6 à 10 **(b)** et IMF 11 à 15 **(c)**

Les composantes hautes fréquences (premières IMF) correspondent généralement au bruit de mesure et peuvent être utilisées pour filtrer le signal [BOUDRAA et collab., 2007]. Les parties importantes du signal sont concentrées dans les composantes de plus basses fréquences. La décomposition EMD permet de mettre en évidence d'éventuels changements nets d'oscillation et de comportement du signal. Dans le cas de la norme du champ magnétique, cela se traduit par une variation forte de la valeur du champ mesuré, ce qui implique la présence de perturbations magnétiques. Ce phénomène est illustré sur la Figure 5.5, principalement sur les IMFs 7,8 et 9. Les oscillations visibles au milieu du signal coïncident avec l'entrée et le passage dans un bâtiment, où de fortes perturbations magnétiques sont présentes. Entre les échantillons 5000 et 10000, on constate également une faible oscillation qui correspond au passage à proximité d'une voiture. Ainsi, en choisissant les bonnes IMF, la décomposition EMD de la norme du champ magnétique permet de mettre en évidence de façon simple et efficace la présence de perturbations magnétiques.

5.4.1.3 Mises à jour e-compass

L'EMD est utilisée pour distinguer les périodes sans perturbation due à une source extérieure de champ magnétique. À ces moments-là, il est possible d'effectuer des mises à jour e-compass. Pour rappel, il s'agit d'une mise à jour similaire à la mise à jour QSF (4.3.2), avec la particularité que le champ de référence est le champ magnétique terrestre. Dans cet objectif, la décomposition

EMD est réalisée sur la norme du champ magnétique. Les IMFs sur lesquels les perturbations magnétiques sont visibles sont ensuite sommées de la façon suivante :

$$S_{\text{IMF}} = \sum_{k=\frac{N}{3}+1}^{\frac{2N}{3}-1} m_k \quad (5.4)$$

où N correspond au nombre d'IMFs et k est compris dans un intervalle fixé expérimentalement. Il correspond au tiers inférieur du nombre d'IMFs, en excluant les valeurs extrêmes. Le nouveau signal S_{IMF} obtenu permet de visualiser facilement la présence de perturbations magnétiques. Il est alors possible de détecter ces instants de perturbation à l'aide d'un seuil fixé expérimentalement à 6 mG. Ceci est illustré dans la Figure 5.6 (a). Cette figure illustre également l'application de cette méthode sur la même acquisition. Elle permet de visualiser dans la Figure 5.6 (b) l'évolution de la norme sur le champ magnétique mesuré et la mise en œuvre des différentes mises à jour. Les mises à jour e-compass sont représentées en rouge. Les mises à jour QSF, utilisant un champ de référence différent, sont représentées en bleu.

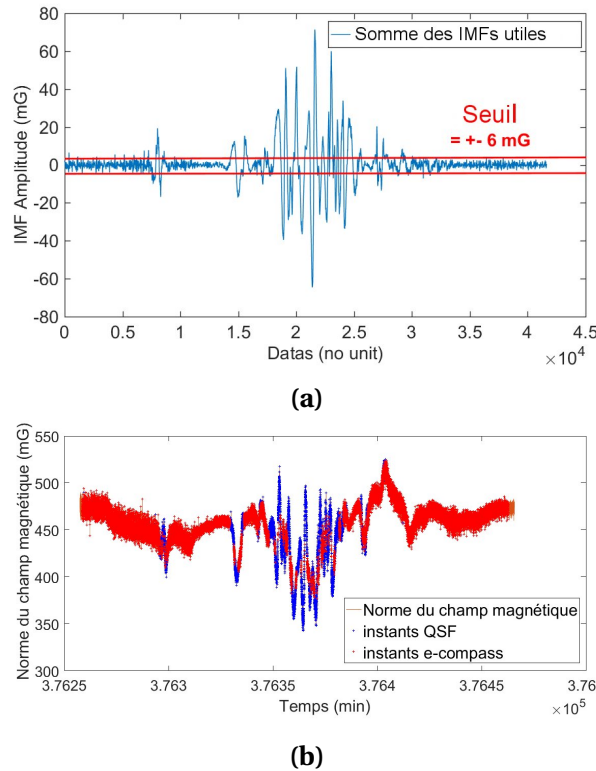


FIGURE 5.6 – Somme des IMFs utiles et seuils de détection e-compass (a) et visualisation des instants QSF et e-compass (b).

5.4.1.4 Validation expérimentale

Des expérimentations ont été menées pour tester la contribution des mises à jour e-compass sur la base de la méthode de détection des perturbations magnétiques proposée par l'EMD. La version originale de l'algorithme MAGYQ est par la suite appelée MAGYQ v1, tandis que la version améliorée avec la détection des perturbations magnétiques par EMD est appelée MAGYQ v2. Trois personnes (deux sujets masculins M1 et M2 et un sujet féminin F1) ont suivi à deux reprises un parcours prédéfini en mode "Texting" et en mode "Swinging". L'itinéraire suivi est une trajectoire d'environ 300 m autour d'un bâtiment avec un passage en intérieur. La trajectoire extérieure comprend peu de perturbations magnétiques, contrairement à la zone intérieure, soumise à

des perturbations magnétiques qui se produisent généralement à l'intérieur des bâtiments [AFZAL et collab., 2010].

La Figure 5.7 montre les trajectoires obtenues pour M1 avec les deux versions de MAGYQ et la trajectoire de référence PERSY. MAGYQ v1 et v2 ne calculent que les angles d'attitude. Les longueurs de pas, nécessaires au calcul des coordonnées du piéton, sont ici extraites à partir de la solution de référence PERSY. Cela permet d'évaluer uniquement la performance des filtres d'attitude. Une erreur angulaire est présente entre les trajectoires estimées et la trajectoire de référence. Cette erreur correspond à la différence entre la direction pointée par le boîtier d'acquisition et la direction de marche. L'orientation du boîtier dans la main restant constante durant l'acquisition, cette erreur angulaire est également constante. Contrairement à MAGYQ v1, MAGYQ v2 ferme la boucle de la trajectoire comme c'est le cas sur la trajectoire de référence. Cela provient d'une meilleure estimation des erreurs du gyromètre grâce à l'utilisation des mises à jour e-compass.

Pour calculer l'erreur angulaire par rapport à la référence à chaque pas, les deux trajectoires basées sur l'orientation issue de MAGYQ sont ré-orientées afin de compenser l'erreur angulaire due au mauvais alignement du capteur. Les erreurs angulaires moyennes (μ) et les écarts types associés (σ) sont donnés dans le Tableau 5.1. Il est important de noter que, même si l'on parle d'attitude, les angles étudiés concernent seulement le cap. En effet, nous ne possédons pas de référence pour les autres angles d'Euler.

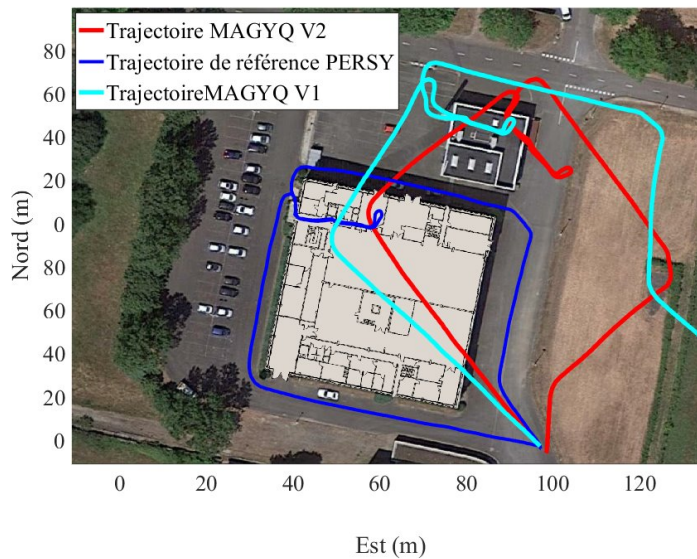


FIGURE 5.7 – Result trajectory for MAGYQ v1 and MAGYQ v2.

	MAGYQ v1		MAGYQ v2		Mode de portage
Sujet	$\mu(^{\circ})$	$\sigma(^{\circ})$	$\mu(^{\circ})$	$\sigma(^{\circ})$	
M1	13.6	12.2	8.6	10.7	Texting
	17.4	13.1	17.9	14.0	Swinging
M2	23.5	16.1	9.3	6.3	Texting
	33.0	27.1	27.1	21.5	Swinging
F1	6.7	8.0	8.2	8.2	Texting
	46.1	35.2	38.5	30.6	Swinging

TABEAU 5.1 – Comparaison de l'estimation du cap avec MAGYQ v1 et MAGYQ v2

L'erreur angulaire est considérablement réduite avec la nouvelle version proposée. Elle est améliorée d'environ 18% (26% en mode "Texting" et 10,5% en mode "Swinging"). Dans l'ensemble, les performances restent bien meilleures pour le mode "Texting" (erreur moyenne de 8,7°) par

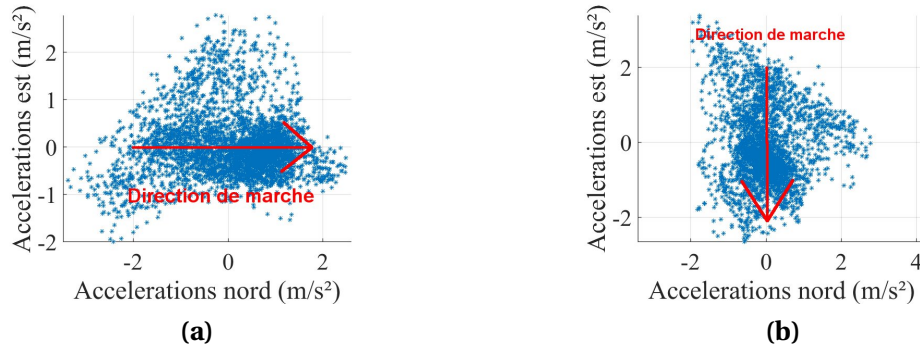


FIGURE 5.8 – Distribution des accélérations horizontales de la main pour une direction de marche de 0° (a) and 90° (b) pour une même personne sur environ 20 foulées.

rapport au mode "Swinging" ($27,8^\circ$). Cette différence s'explique principalement par la dynamique différente de ces deux mouvements. Le mode "Swinging" possède une dynamique beaucoup plus rapide entraînant de fortes variations inertielles et magnétiques. Les phases de mise à jour sont ainsi moins nombreuses.

5.4.1.5 Conclusion

Cette nouvelle approche permet de détecter facilement les phases de perturbation du champ magnétique à l'aide d'une décomposition en mode empirique (EMD) de la norme de champ magnétique. La mise à jour e-compass, basée sur la valeur du champ magnétique terrestre est alors mise en place même à l'intérieur ou dans les espaces urbains denses et permet d'améliorer l'estimation des angles d'Euler utilisés par la suite.

5.4.2 Présentation de l'algorithme WAISS

L'estimation de la direction de marche est réalisée grâce à l'algorithme WAISS (Walking Direction Estimation Based on Inertial Signal Statistics). Cette méthode, développée au laboratoire Geoloc, est basée sur les travaux présentés dans [COMBETTES et RENAUDIN, 2017].

5.4.2.1 Corrélation entre la direction de marche et les accélérations horizontales de la main

La Figure 5.8 montre la distribution des accélérations de la main dans le plan horizontal pour deux directions de marche différentes (0 et 90°) pour une même personne. On remarque que la distribution est relativement similaire, à une rotation près. Cette rotation correspond à l'angle de variation de la direction de marche, i.e 90° . De plus, cette observation a l'avantage d'être valable quelle que soit l'orientation du capteur tenu dans la main. Elle est donc indépendante de l'alignement entre la direction de marche et la direction pointée, ce qui est souvent problématique lorsque l'on essaie d'estimer la direction de marche à partir d'un capteur porté en main. A partir de cette observation, l'hypothèse suivante a été formulée et est à la base de la méthode WAISS : connaissant l'aspect de la distribution pour une direction de marche donnée, la direction de marche peut être extraite de l'analyse des accélérations de la main dans le plan horizontal comme une succession de variations angulaires de la distribution.

5.4.2.2 Projection des accélérations dans le plan horizontal

La première étape de la méthode consiste à estimer les accélérations horizontales de la main. En effet, les mesures obtenues depuis l'accéléromètre sont exprimées dans le repère Body. Pour convertir ces données dans le repère de Navigation, le quaternion d'attitude $\mathbf{q}_b^n = [q_1 q_2 q_3 q_4]$, estimé par l'algorithme MAGYQ, est utilisé. À chaque instant, la matrice de passage du repère Body

au repère de Navigation $\mathbf{R}_b^n$ est obtenue selon la relation de conversion d'un quaternion en matrice de rotation présentée précédemment (cf. Équation 2.29) :

$$\mathbf{R}_b^n = \begin{bmatrix} q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 - q_4^2 & 2.(q_2 \cdot q_3 - q_1 \cdot q_4) & 2.(q_2 \cdot q_4 + q_1 \cdot q_3) \\ 2.(q_2 \cdot q_3 + q_1 \cdot q_4) & q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 - q_4^2 & 2.(q_3 \cdot q_4 - q_1 \cdot q_2) \\ 2.(q_2 \cdot q_4 - q_1 \cdot q_3) & 2.(q_3 \cdot q_4 + q_1 \cdot q_2) & q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 + q_4^2 \end{bmatrix} \quad (5.5)$$

Les mesures de l'accéléromètre peuvent ensuite être converties dans le repère de Navigation à partir de $\mathbf{R}_b^n$:

$$\mathbf{y}_a^n = \mathbf{R}_b^n \cdot \mathbf{y}_a^b \quad (5.6)$$

Les mesures dans le plan horizontal correspondent alors aux deux premières composantes de $\mathbf{y}_a^n$.

5.4.2.3 Modélisation des accélérations horizontales par un mélange gaussien

Afin d'estimer la rotation de la distribution des accélérations horizontales, il est nécessaire de modéliser la distribution aussi précisément que possible pour une direction connue. Pour cela, les accélérations d'un ensemble de données d'apprentissage de direction de marche connue sont modélisées par un mélange gaussien (GMM : Gaussian Model Mixture) à l'aide d'un algorithme espérance-maximisation (EM).

Soit $\mathbf{X} = (x_i)$ un ensemble d'observations (correspondant ici aux accélérations horizontales de la main). On suppose que ces observations sont modélisées par le mélange gaussien de densité f_{acc} suivant :

$$f_{acc}(x) = \sum_{k=1}^q \tau_k \mathcal{N}(x, m_k, P_k) \quad (5.7)$$

Où :

- $\mathcal{N}$ est la valeur en x de la densité de probabilité de la gaussienne de moyenne m_k et de matrice de covariance P_k .
- $\tau_k \in [0, 1]$ est le poids attribué à chaque gaussienne, tel que : $\sum_{k=1}^q \tau_k = 1$, q étant le nombre de gaussiennes du mélange.

L'algorithme EM est utilisé pour déterminer les paramètres Ψ du modèle à estimer, avec $\Psi = (\tau_k, m_k, P_k)$. Pour cela, le processus maximise la log-vraisemblance définie par :

$$L(x_1, \dots, x_n; \Psi) = \sum_{i=1}^n \log \left(\sum_{k=1}^q \tau_k \mathcal{N}(x_i, m_k, P_k) \right) \quad (5.8)$$

Les inconnues doivent d'abord être initialisées autour de valeurs cohérentes. Les variables z_i , décrivant l'appartenance de l'observation à chaque gaussienne du mélange sont introduites afin de simplifier les notations. L'étape d'espérance consiste alors à estimer t_{ik} , la probabilité que l'observation i appartienne à la $k^{ème}$ gaussienne du mélange :

$$t_{ik} = p(Z_i | x_i, (\tau_k, m_k, P_k)) = \frac{\tau_k \mathcal{N}(x_i, m_k, P_k)}{\sum_{j=1}^q \tau_j \mathcal{N}(x_i, m_j, P_j)} \quad (5.9)$$

L'étape de maximisation permet ensuite d'estimer à nouveau les inconnues par maximisation de la nouvelle fonction de log-vraisemblance :

$$L((Z_i)_{1 \leq i \leq n}, (x_i)_{1 \leq i \leq n}, \Psi) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^q t_{ik} \log(\tau_k \mathcal{N}(x_i, m_k, P_k)) \quad (5.10)$$

Les paramètres peuvent donc être estimés en cherchant les zéros de la dérivée de $L((Z_i), (x_i), \Psi)$ selon chaque paramètre. On obtient donc :

$$\begin{aligned}\tau_k &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n t_{ik} \\ m_k &= \frac{\sum_{i=1}^n t_{ik} x_i}{\sum_{i=1}^n t_{ik}} \\ P_k &= \frac{\sum_{i=1}^n t_{ik} (x_i - m_k)(x_i - m_k)^T}{\sum_{i=1}^n t_{ik}}\end{aligned}\tag{5.11}$$

La méthode est arrêtée lorsque la vraisemblance converge, c'est-à-dire lorsque la variation de vraisemblance entre deux itérations demeure en dessous d'un seuil fixé expérimentalement.

5.4.2.4 Estimation de la direction de marche

La direction de marche est obtenue, pour chaque foulée, en faisant tourner d'un angle θ le modèle créé afin de l'ajuster au plus près des données d'accélération étudiées. L'angle de rotation correspond alors à la direction de marche. La log-vraisemblance du modèle de densité de probabilité f_{acc} avec n observations est donnée par :

$$L((X_i)_{1 \leq i \leq n}, \theta) = \sum_{i=1}^n \log(f_{accM}(x_i, \theta))\tag{5.12}$$

Ainsi, l'estimation de la direction de la marche est obtenue par maximisation de la probabilité selon le paramètre θ . Cette étape est réalisée de façon récursive par application de la méthode de Newton [WEISSTEIN] à la dérivée de la log-vraisemblance, en utilisant plusieurs angles initiaux.

5.4.3 Ajustement des paramétrages pour la création de modèles individuels

5.4.3.1 Préparation des données

Afin de créer des GMM individuels, il est nécessaire de procéder à un pré-traitement des données. Cette étape segmente et filtre les données pour faciliter l'observation des phénomènes d'intérêt, c'est-à-dire l'individualité et la spécificité de la marche.

5.4.3.1.1 Rotation des données selon une même orientation

Pour déterminer le mélange gaussien, il est nécessaire de connaître la direction de marche du jeu de données d'apprentissage pour chaque foulée. Cette direction est estimée à partir des positions (X, Y) correspondant aux instants de pas P1 et P2 déterminant la foulée :

$$\alpha = \text{atan}\left(\frac{Y_{P2} - Y_{P1}}{X_{P2} - X_{P1}}\right)\tag{5.13}$$

À partir de ces directions estimées, il est possible de faire "tourner" les distributions d'accélération associées à chaque foulée pour les ramener à une direction de marche identique, fixée à 0° :

$$\mathbf{a}_0^n = \mathbf{R}^T \cdot \mathbf{a}^n;\tag{5.14}$$

Avec :

- $\mathbf{a}^n$ l'échantillon d'accélération horizontales de la main pour une foulée, dans le repère de Navigation;
- $\mathbf{a}_0^n$ les accélérations ramenées à une direction de marche de 0° ;
- $\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \cos(\alpha) & -\sin(\alpha) & 0 \\ \sin(\alpha) & \cos(\alpha) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$.

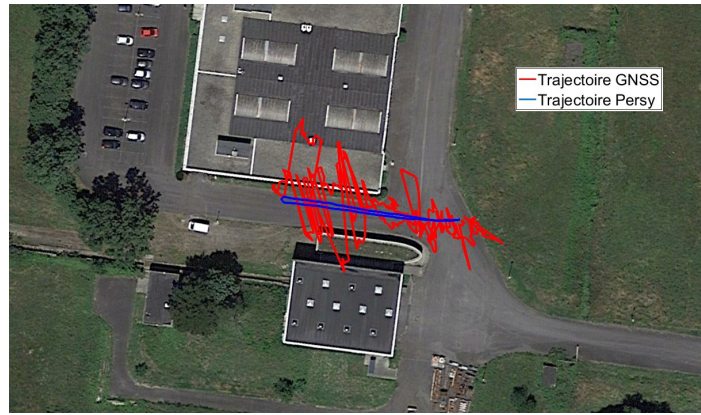


FIGURE 5.9 – Comparaison des trajectoires estimées par positionnement absolu GNSS et par PERSY

Cela permet de rendre comparables les données acquises sur un grand nombre de foulées et d'étudier le même motif. Les positions utilisées pour le calcul de la direction de marche peuvent être obtenues à partir de données GNSS par positionnement absolu. Cependant, la précision associée n'est pas assez fine pour une étude rigoureuse des modèles. Or, leur création, et la suite de la méthode dépendent de la précision de l'estimation de la direction de marche de référence. Afin de garantir la précision des positions utilisées, la solution de référence au pied PERSY est utilisée.

La Figure 5.9 illustre la différence entre la trajectoire obtenue par un positionnement absolu GNSS et la trajectoire obtenue par PERSY sur un simple aller-retour en ligne droite. On constate de gros écarts en position sur la trajectoire obtenue par GNSS. Ces écarts faussent l'estimation de la direction de marche et ont un gros impact sur la distribution des accélérations calculées après rotation. Ce phénomène est visible sur la Figure 5.10. On constate que l'estimation de la direction de marche est beaucoup plus lisse à partir des données PERSY. L'allure de la distribution obtenue est donc complètement différente.

5.4.3.1.2 Lissage des directions de marche obtenue

Les données d'apprentissage, destinées à la création des GMM sont généralement réalisées selon un modèle défini à l'avance. Ce modèle est choisi simple afin de faire apparaître les éléments souhaités tout en évitant d'introduire de nouvelles sources d'erreur. Ainsi, pour la méthode WAISS, ces données sont réalisées durant une phase de marche naturelle en ligne droite. Dans cette situation, les variations de direction de marche sont supposées être faibles, et il est donc possible de lisser les estimations obtenues. L'objectif est ainsi d'atténuer l'impact d'éventuelles valeurs aberrantes et fausses estimations. Différents types de filtrages peuvent être utilisés. La Figure 5.11 montre le résultat d'un lissage par une régression locale utilisant les moindres carrés linéaires pondérés et un modèle polynomial du 2e degré sur la même acquisition que la Figure 5.10. On constate que sur les deux parties en ligne droite, la variation angulaire est atténuée.

La Figure 5.12 illustre les distributions horizontales obtenues à partir de données lissées ou non sous forme de cartes de chaleur. On constate un nombre de pics inférieur pour les données lissées (5 contre 7 avant lissage). En effet, certains petits pics accolés à un pic plus grand sont souvent dus à une rotation des données légèrement fausse. En lissant les estimations, ces données se retrouvent à la bonne position. On remarque cependant que l'impact est minime et risque de ne pas influencer la création des GMM. Cela provient du fait que l'estimation est déjà de très bonne qualité car provenant des données de la référence PERSY. De ce fait, dans la suite de cette étude, aucun lissage n'a été appliqué aux estimations de direction de marche. Cependant, cette étape peut s'avérer intéressante dans un cas d'usage différent et plus réaliste dans lequel il n'y aurait pas de données de référence, impliquant une estimation moins précise (e.g. pour de l'apprentissage sur smartphone).

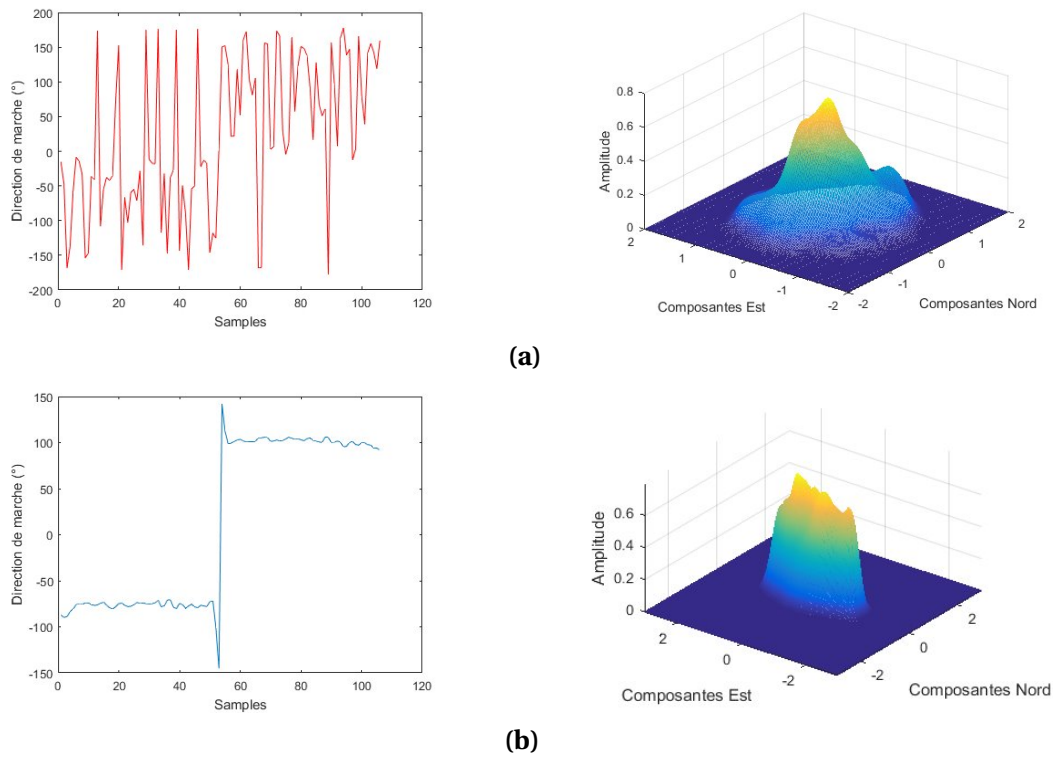


FIGURE 5.10 – Estimation de la direction de marche et visualisation de la distribution des accélérations horizontales associées sous forme de carte de chaleur à partir des données GNSS (a) et à partir des données PERSY (b).

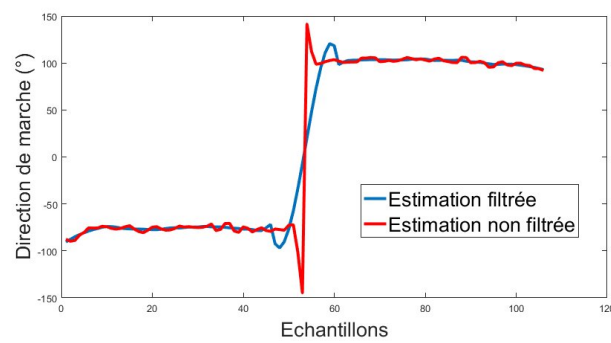


FIGURE 5.11 – Lissage des estimations de direction de marche par régression locale

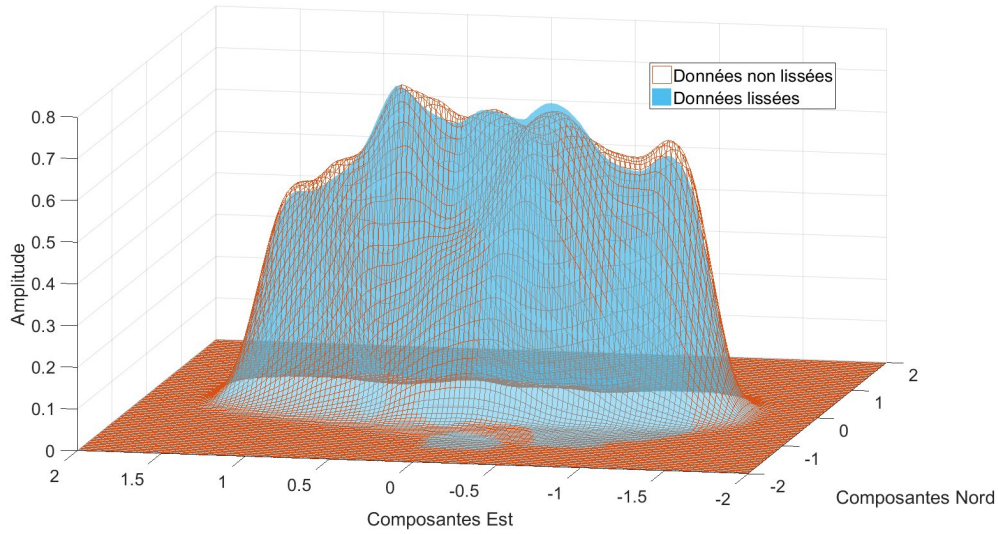


FIGURE 5.12 – Comparaison de la distribution des accélérations horizontales obtenue à partir de directions de marche non lissées (orange) et lissées (bleu) sous forme de cartes de chaleur.

5.4.3.1.3 Normalisation des données

Afin d'exclure certaines valeurs aberrantes correspondant à un mouvement aléatoire non représentatif du mouvement de la main pendant la marche normale, les 5 % de valeurs d'accélération les plus élevées sont supprimés. Enfin, une étape de normalisation est effectuée. En effet, la création de modèles individuels est basée sur les données d'accélérations horizontales de l'appareil tenu en main. Cependant, la vitesse de marche ne peut demeurer constante et similaire pendant les phases d'acquisition en conditions réelles. Par conséquent, les enregistrements d'accélération ne sont pas facilement comparables puisque le mouvement du bras varie en fonction de la vitesse de marche [SHIBUKAWA et collab., 2001]. Si la vitesse dépasse une valeur limite, le motif réalisé sur un pas à vitesse lente est alors réalisé sur une foulée. C'est par exemple le cas lorsque l'on court. Pour produire un ensemble de données cohérent et utiliser les modèles de manière pertinente, la vitesse de marche est utilisée pour normaliser les données :

$$\mathbf{a}_{norma}^n = \frac{1}{\lambda^2} (\mathbf{a}_0^n) \quad (5.15)$$

Avec $\lambda = \frac{Nstep}{\Delta t}$ le coefficient de normalisation où $Nstep$ est le nombre de pas effectué et Δt l'intervalle de temps; $\mathbf{a}_{norma}^n$ représente les accélérations normalisées.

5.4.3.2 Combien de modèles utiliser pour la création des mélanges gaussien ?

La performance de l'algorithme WAISS dépend fortement des choix de modélisation de la distribution des accélérations horizontales. Différents paramètres interviennent dans le processus de création. Le premier est le choix du nombre de gaussiennes utilisé dans le GMM. Pour étudier ce paramétrage, deux études ont été effectuées : une analyse des différences inter-individus et intra-individus.

5.4.3.2.1 Analyse des différences inter-individus

L'étude des distributions obtenues pour trois personnes (sujets et expérimentations identiques à ceux présentés en sous-sous-section 5.4.1.4) en mode "Swinging", illustrées par des cartes de densité en Figure 5.13, présente une grande diversité. On observe que chaque personne possède sa propre distribution d'accélérations horizontales de la main, avec des formes et des pics de densité différents. Pour M1, par exemple, il y a deux pics aux extrémités de la distribution. Pour M2, il y a un pic similaire et un autre plus central. Pour F1, en revanche, la distribution semble plus groupée.

On peut également remarquer que si deux zones de haute densité semblent se distinguer pour chaque distribution, les vues en trois dimensions montrent clairement que le choix d'utilisation de deux gaussiennes ne semble pas toujours suffisant. Pour M2, par exemple, on observe deux pics principaux et deux secondaires. Une estimation précise nécessiterait donc l'utilisation de 4 gaussiennes. Ces expérimentations montrent clairement que le choix du nombre de gaussiennes est spécifique à chaque individu.

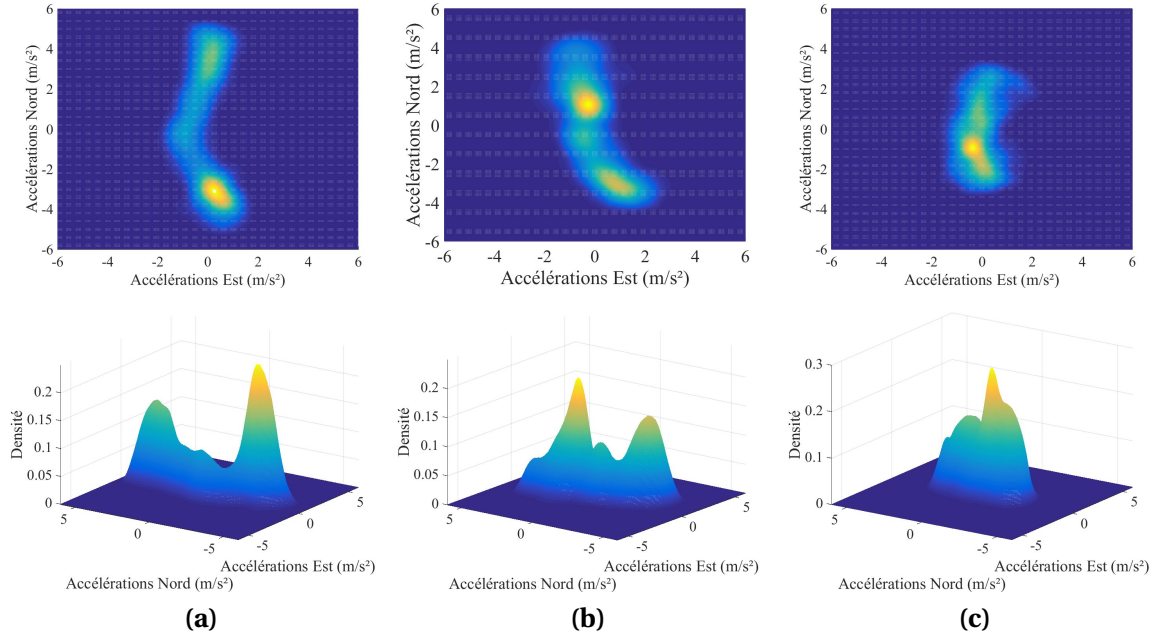


FIGURE 5.13 – Densités de probabilité des accélérations horizontales pour M1 (a), M2 (b) et F1 (c) sur 20 foulées en ligne droite, en mode "Swinging".

Il existe de nombreuses méthodes destinées à sélectionner de façon automatique, parmi une série de candidats, le modèle (i.e le mélange gaussien) qui représentera le mieux la distribution étudiée. Il s'agit d'une problématique largement traitée dans la littérature [DING et collab., 2018; STOICA et SELEN, 2004]. Une approche consiste à utiliser des mesures statistiques probabilistes. Différents critères de décision ont ainsi été testés dans cette étude :

- Le critère BIC (Bayesian Information Criterion) [CHEN et GOPALAKRISHNAN, 1998; LE-BARBIER et collab., 2006] est un critère basé sur la vraisemblance et tenant compte du nombre de paramètres du modèle. Il est défini par :

$$\text{BIC} = -2L + k \cdot \text{Log}(N) \quad (5.16)$$

Avec L la log-vraisemblance du modèle, N le nombre d'observations et k le nombre de paramètres libres du mélange [ŠTEPÁNOVÁ et VAVREČKA, 2018], défini par :

$$k = (K - 1) + dK + dK(K + 1)/2 \quad (5.17)$$

où K est le nombre de gaussiennes et d la dimension du jeu de données, soit 2.

- Le critère AWE (Approximate Weight of Evidence) [ŠTEPÁNOVÁ et VAVREČKA, 2018] est également un critère basé sur la vraisemblance. Il est défini par :

$$\text{AWE} = -2L + 2k \cdot \left(\frac{3}{2} + \text{Log}(N) \right); \quad (5.18)$$

- La statistique GAP [TIBSHIRANI et collab., 2001] est une méthode basée sur l'analyse de distances inter-classes. Soit D_g la somme des distances euclidiennes entre les observations prises deux à deux au sein d'une même gaussienne g . On peut en déduire W_k , la moyenne pondérée de ces sommes de distance :

$$W_k = \sum_{g=1}^k \frac{1}{2n_g} D_g \quad (5.19)$$

Avec n_g le nombre de données appartenant à la gaussienne g et k le nombre de gaussiennes du mélange. Cette variable W_k peut également être déterminée pour une distribution de référence générée par simulation selon une loi uniforme sur un intervalle défini par les valeurs extrêmes du jeu de données. Le score GAP est alors obtenu de la façon suivante :

$$\text{GAP} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \text{Log}(W_k^* b) - \text{Log}(W_k) \quad (5.20)$$

Où W_k^* est la moyenne pondérée des sommes de distances de la distribution de référence et B le nombre de réalisations de la distribution de référence. Le nombre de gaussiennes choisi est alors celui pour lequel le score GAP obtenu est le plus grand.

- Le score de la silhouette [ROUSSEUW, 1987] utilise également la notion de distance. Dans cette méthode, deux éléments sont calculés pour chaque observation i :
 - $a(i)$ est la distance moyenne entre la valeur de l'observation i et toutes les observations présentes dans la même gaussienne.
 - $b(i)$ est la distance moyenne entre la valeur de l'observation i et toutes les observations présentes dans la gaussienne la plus proche (différente de la gaussienne de i). Cette méthode nécessite donc au minimum deux gaussiennes pour fonctionner.

Le calcul de la silhouette $s(i)$ est alors réalisé selon :

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))} \quad (5.21)$$

Le choix du nombre de gaussiennes du mélange est ensuite déterminé par analyse des scores silhouette moyens pour chaque gaussienne : le score le plus élevé correspond à la meilleure représentation.

- Le critère de relation mutuelle [LEE et collab., 2006] est utilisé à chaque ajout d'une nouvelle gaussienne au mélange. Il traduit la dépendance entre la nouvelle gaussienne et les composantes précédemment calculées. Le critère est estimé de la façon suivante :

$$\phi(i, k) = p(i, k) \log_2 \frac{p(i, k)}{p(i)p(k)}, i = 1, \dots, k \quad (5.22)$$

Où $p(i)$ est la probabilité du mélange i et $p(i, k)$ est la probabilité jointe de la composante i et de la nouvelle composante k . Ce critère peut prendre trois valeurs. Si toutes les valeurs sont nulles, alors la nouvelle gaussienne est statistiquement indépendante des gaussiennes précédemment créées et peut être ajoutée au mélange. Si une des valeurs est positive, alors la nouvelle gaussienne est dépendante de l'une des précédentes et le nombre de composantes du mélange est maintenu à $k - 1$. Si une valeur négative est présente, cela traduit une faible dépendance, et la nouvelle composante peut être ajoutée ou non selon la situation.

Pour notre problème, il a été empiriquement observé que le score de la silhouette et le critère de relation mutuelle donnaient les résultats les plus cohérents. Leur valeurs sont donc moyennées et utilisées pour sélectionner le nombre de gaussiennes. En effet, il a été remarqué sur de nombreux jeux de données que les autres critères ont tendance à surestimer le nombre de composantes du mélange.

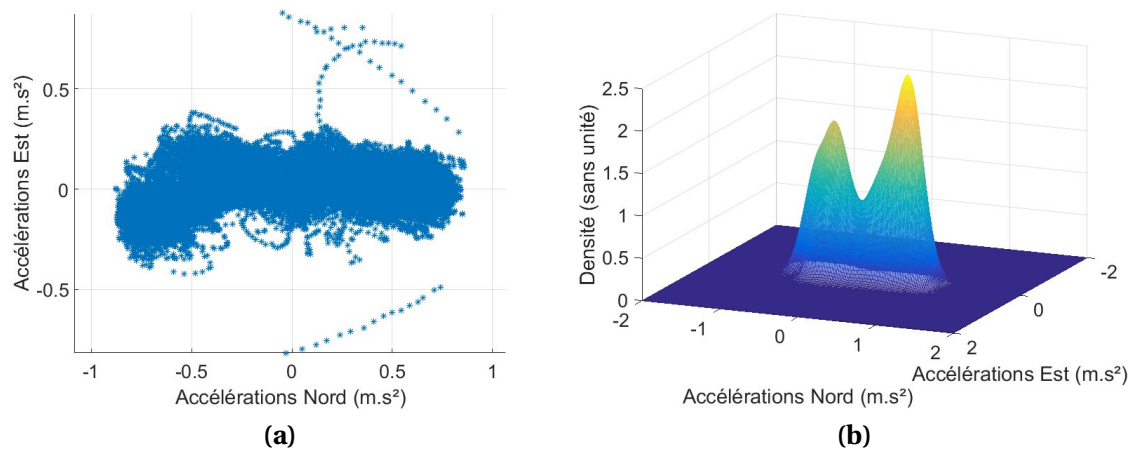


FIGURE 5.14 – Distribution des accélérations horizontales **(a)** et densités de probabilité associées **(b)** sur 20 foulées en ligne droite, en mode "Swinging".

La Figure 5.14 présente la distribution des accélérations horizontales de la main pour un individu sur 20 foulées en "Swinging" ainsi que les densités de probabilités associées. On remarque que le nombre de composantes nécessaires au mélange gaussien n'est pas facilement identifiable sur la distribution des accélérations horizontales. En revanche, les densités de probabilités laissent clairement apparaître deux à trois composantes maximum avec deux composantes principales.

TABEAU 5.2 – Analyse des critères de sélections

Critère de sélection	Résultat
AWE	5
BIC	5
GAP	6
Silhouette	4
Relation mutuelle	3
Choix	3 composantes

Le Tableau 5.2 présente les résultats obtenus pour chaque critère de sélection. On constate une surestimation pour les critères AWE, GAP et BIC. La méthode choisie, moyennant les scores Silhouette et Relation mutuelle donne un résultat de 3 composantes (la valeur est arrondie à l'entier inférieur). La représentation du mélange gaussien est visible sur la Figure 5.15. Il est possible que les composantes ne soient pas parfaitement situées sur la distribution. Pour pallier ce problème, le processus peut être répété à partir de valeurs initiales différentes.

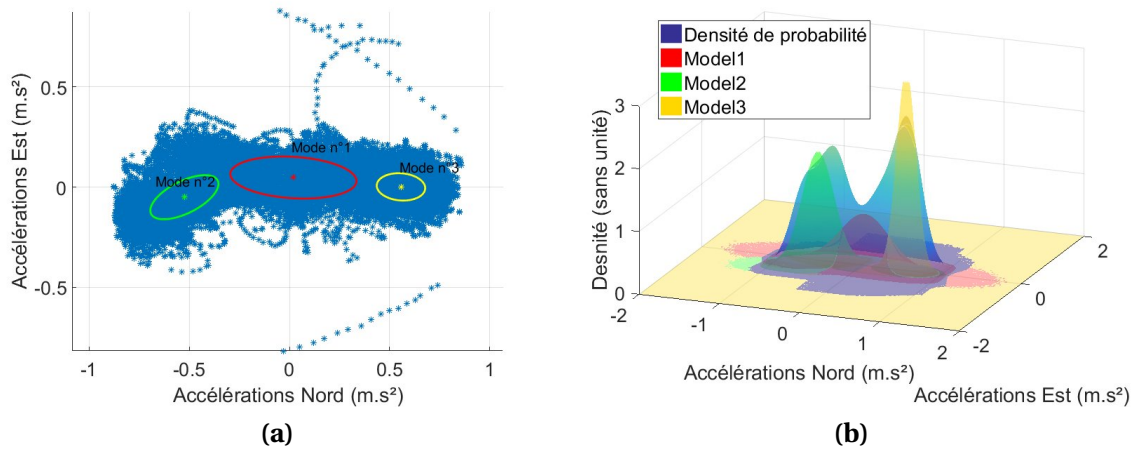


FIGURE 5.15 – Visualisation du mélange gaussien choisi sur les accélérations horizontales (a) ; Visualisation du mélange gaussien sur les densités de probabilité associées (b) sur 20 foulées en ligne droite, en mode "Swinging".

L'impact du choix du nombre de composantes du mélange gaussien est difficilement quantifiable. Il a cependant été étudié par l'analyse de l'erreur angulaire de l'estimation de la direction de marche obtenue à partir du mélange gaussien choisi. La Figure 5.16 présente la densité de probabilité des accélérations de la main de F1 en "Texting" et M1 en "Swinging". Différents GMM ont été estimés pour ces distributions en faisant varier le nombre de composantes. L'étude des erreurs d'estimation de la direction de marche pour chaque mélange est présentée Tableau 5.3 et Tableau 5.4

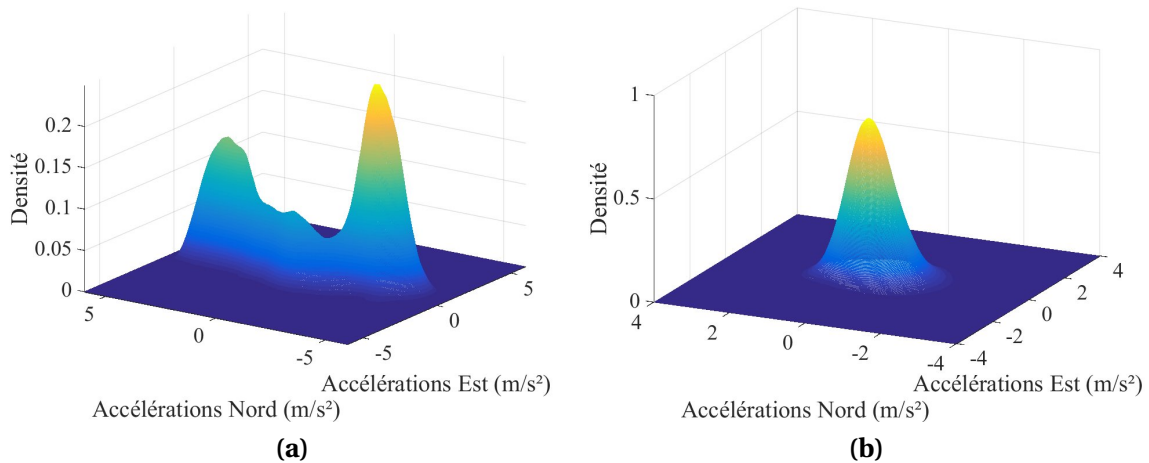


FIGURE 5.16 – Densités de probabilité des accélérations horizontales de la main pour M1 en mode "Swinging" (a) et F1 en mode "Texting" (b)

	1 Gaussienne		2 Gaussiennes		3 Gaussiennes	
Sujet	$\mu(^{\circ})$	$\sigma(^{\circ})$	$\mu(^{\circ})$	$\sigma(^{\circ})$	$\mu(^{\circ})$	$\sigma(^{\circ})$
F1	11.0	7.9	11.4	9.11	12.0	8.9

TABEAU 5.3 – Erreur angulaire au 90ème percentile selon le nombre de composantes du mélange pour F1.

	2 Gaussiennes		3 Gaussiennes		4 Gaussiennes	
Sujet	$\mu(^{\circ})$	$\sigma(^{\circ})$	$\mu(^{\circ})$	$\sigma(^{\circ})$	$\mu(^{\circ})$	$\sigma(^{\circ})$
M1	7.6	5.2	7.2	5.2	6.5	5.1

TABEAU 5.4 – Erreur angulaire au 90ème percentile selon le nombre de composantes du mélange pour M1.

On peut voir que l'utilisation d'une gaussienne réduit l'erreur angulaire de 1° par rapport à l'utilisation de trois gaussiennes et de $0,4^\circ$ par rapport à deux gaussiennes pour F1. Pour M1 en revanche, l'erreur angulaire la plus faible est obtenue pour 4 gaussiennes. On constate ainsi qu'il est bien nécessaire d'ajuster au mieux le nombre de gaussiennes du mélange. Cependant l'impact de ce choix n'est pas aussi significatif que ce qui était attendu.

5.4.3.2.2 Analyse des différences intra-individus

La Figure 5.17 illustre la différence entre les distributions des accélérations horizontales de la main pour un même individu avec deux manières différentes de porter le capteur : en "Texting" et en "Swinging". Le mouvement décrit par la main pour les deux modes est totalement différent. Il est donc également nécessaire d'adapter le nombre de gaussiennes en fonction de la dynamique du capteur, liée au mode de locomotion et créer des GMM propres à chaque mode. Dans cette étude, deux modes de portage ont été étudiés. Si la question du nombre de modes de portage à observer pour couvrir la marche se pose, les analyses de classification globale montrent que le "Texting" et le "Swinging" sont les deux principaux modes. Il serait également intéressant d'ajouter un mode Pocket qui permettrait d'étudier les accélérations horizontales de la cuisse. Les autres modes correspondent davantage à des périodes parasites.

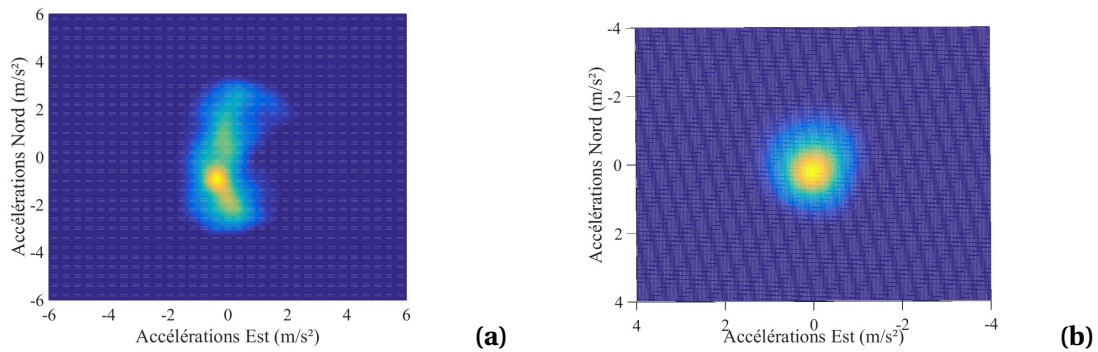


FIGURE 5.17 – Densités de probabilité des accélérations horizontales de la main pour F1 en mode "Swinging" (a) et en mode "Texting" (b).

5.4.3.3 Distinctions entre courbes et lignes droites

L'analyse de l'erreur angulaire d'estimation de la direction de marche en fonction de la variation de la direction de marche suivie est proposée pour deux acquisitions sur la Figure 5.18. On remarque que les erreurs les plus importantes correspondent aux variations fortes et rapides de la direction de marche, tels que les demi-tours ou des angles de couloirs. Cette observation laisse supposer que la création d'un modèle en ligne droite n'est peut-être pas adaptée à une utilisation en courbe. La démarche humaine est différente en fonction de la trajectoire suivie [KO et BADLER, 1992]. Ainsi, les mouvements sont adaptés si l'on marche en ligne droite ou en courbe. En effet, l'angle introduit lors d'une marche en courbe a un impact sur le mouvement des différents membres humains. Le mouvement des bras, qui dépend de la locomotion globale, est également impacté. Cette observation est confirmée par l'observation des accélérations horizontales de la main pour une trajectoire en ligne droite et en courbe, comme le montre la Figure 5.19.

On observe également une différence entre un mouvement réalisé durant un déplacement en courbe vers la gauche ou vers la droite. Selon si le bras qui porte le capteur est situé à l'intérieur du déplacement en courbe ou à l'extérieur (bras droit ou bras gauche), le mouvement sera plus ou moins rentrant. Cela illustre la nécessité de créer des modèles différents en fonction de la géométrie de la trajectoire suivie. Ainsi, un nouveau protocole spécifique permettant la création de trois GMMs différents (i.e un pour une ligne droite, un pour une courbe droite et un pour une courbe gauche) a été mis en place. Pour appliquer différents GMM dans le processus de positionnement, il est ensuite nécessaire de détecter les parties courbes de la trajectoire. Cette étape est réalisée par

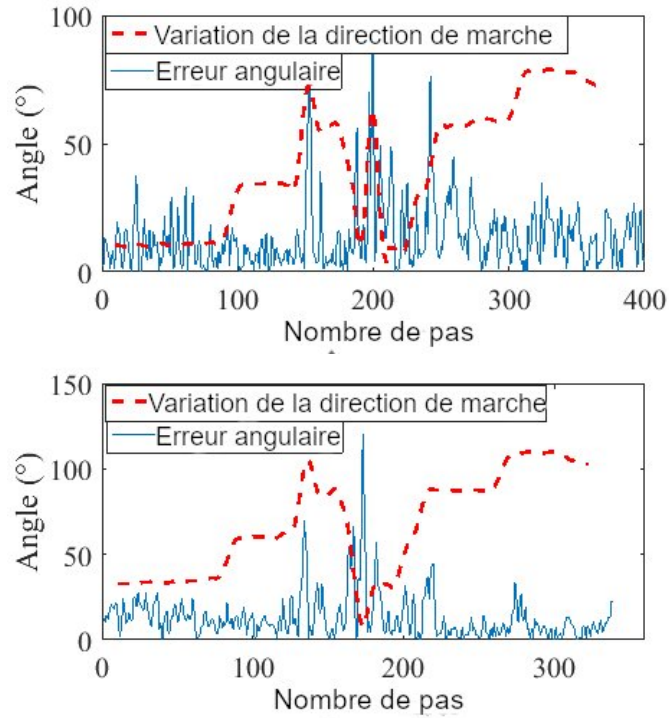


FIGURE 5.18 – Corrélation entre l'erreur d'estimation de la direction de marche et la variation angulaire de la direction de marche suivie pour deux acquisitions avec deux sujets différents

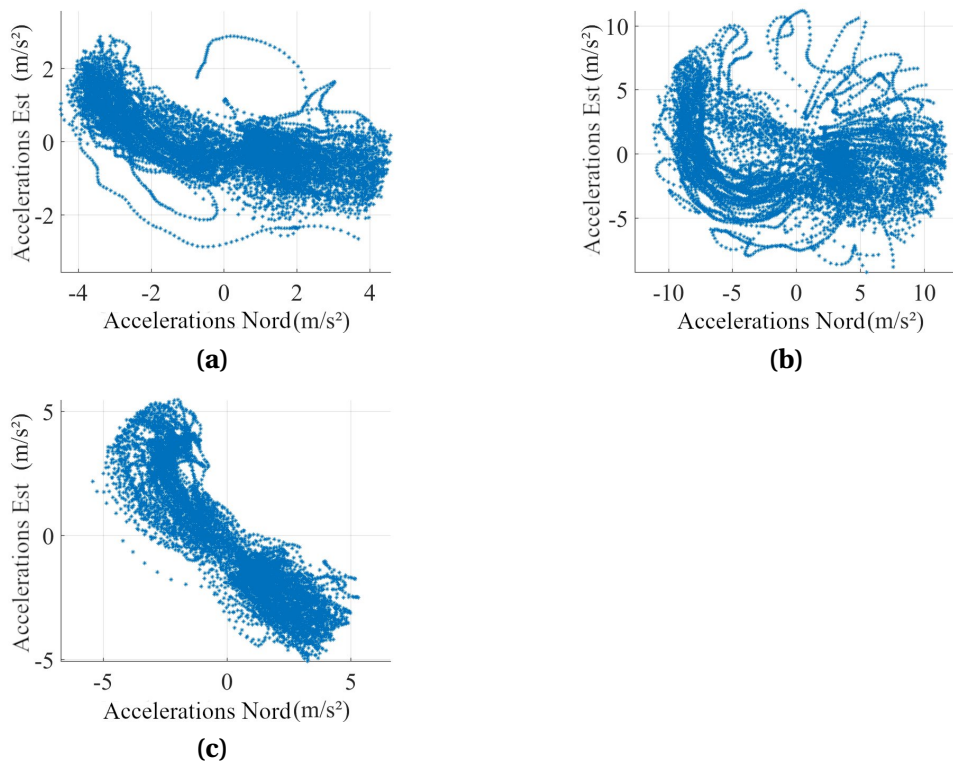


FIGURE 5.19 – Accélérations horizontales de la main pour un déplacement en courbe à gauche (a), en courbe à droite (b) et en ligne droite (c) pour H2 en "Swinging".

l'étude des estimations des angles d'Euler en analysant l'évolution du cap calculé sur une fenêtre temporelle glissante. La Figure 5.20 illustre le résultat de ce test. Chaque situation (courbe gauche, courbe droite et ligne droite) est associée à une valeur de réponse au test (ligne rouge) : 0 pour une

ligne droite, 1 pour une courbe de gauche et -1 pour une courbe de droite.

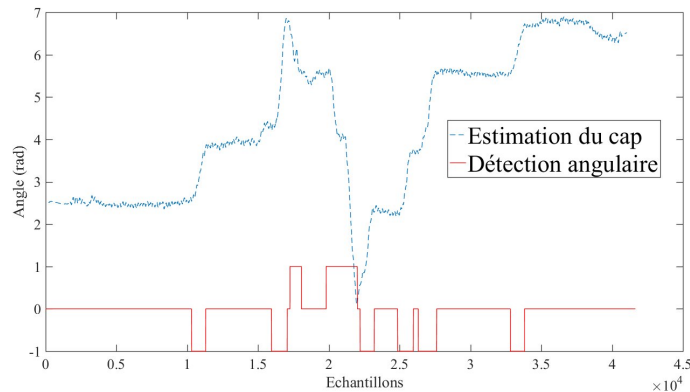


FIGURE 5.20 – Évolution de la direction de marche basée sur l'estimation du cap.

Pour chaque acquisition présentée en sous-sous-section 5.4.1.4, deux traitements ont été effectués. Le premier utilise un seul mélange gaussien et le second utilise trois mélanges distincts pour les lignes droites, les courbes à gauche et les courbes à droite. Les résultats sont présentés dans le Tableau 5.5.

	1 GMM		3 GMM		Mode de portage
Sujet	$\mu(^{\circ})$	$\sigma(^{\circ})$	$\mu(^{\circ})$	$\sigma(^{\circ})$	
M1	9.0	7.6	8.3	6.8	Texting
M2	9.4	7.1	8.5	6.2	Texting
F1	11.0	7.9	11.0	8.0	Texting
M1	6.5	5.1	6.6	5.3	Swinging
M2	8.7	7.0	6.5	5.0	Swinging

TABLEAU 5.5 – Erreur angulaire au 90ème percentile pour 1 GMM et 3 GMM

On observe que pour 3 des 5 acquisitions, le passage à 3 GMM réduit l'erreur angulaire de $0,7^{\circ}$, $0,9^{\circ}$ et $2,2^{\circ}$. Sur les deux autres acquisitions, l'une ne semble pas impactée par ce changement. Pour M1 en mode "Swinging" cependant, l'erreur est augmentée de $0,1^{\circ}$. De façon générale, on constate que le passage à 3 mélanges gaussiens réduit l'erreur d'une valeur moyenne de $0,7^{\circ}$ pour une acquisition principalement composée de segments en ligne droite. Il est important de noter que cette étape dépend fortement de la détection angulaire, basée sur les estimations de caps issues de MAGYQ. Une estimation erronée peut ainsi expliquer le résultat obtenu pour M1 en mode "Swinging".

5.4.3.4 Analyse de la stabilité temporelle des modèles

Une étude a été menée pour observer la stabilité du modèle associé à une personne, non plus en fonction de la trajectoire suivie, mais en fonction du temps. Pour cela, deux sujets (i.e sujet A et sujet B) ont réalisé la même acquisition à plusieurs reprises sur une période de 8 jours. L'expérimentation consiste à réaliser un aller-retour en ligne droite en marchant de façon naturelle, en mode "Swinging", avec le capteur placé dans la même main à chaque fois.

La Figure 5.21 et la Figure 5.22 présentent l'allure des accélérations de la main des sujets A et B pour quatre acquisitions.

On observe que si les allures ne sont pas parfaitement identiques, elles demeurent très similaires. Pour le sujet A on retrouve ainsi une zone à forte densité en bas de chaque représentation, une deuxième zone un peu moins importante au centre et une troisième plus faible en haut. La partie centrale semble de plus se diviser en deux "bras".

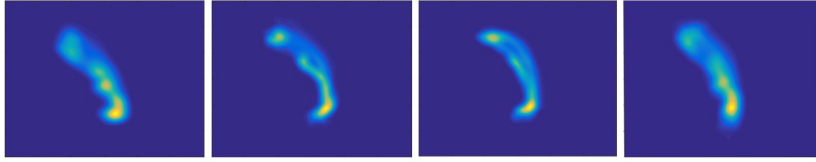


FIGURE 5.21 – Allures des accélérations horizontales de la main sous forme de carte de chaleur pour 4 acquisitions réparties sur 8 jours pour le sujet A.

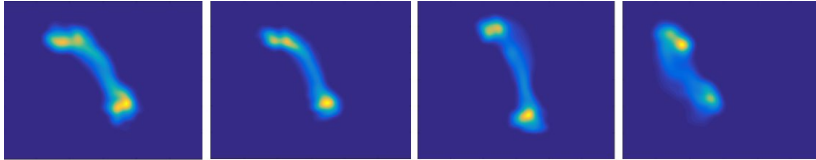


FIGURE 5.22 – Allures des accélérations horizontales de la main sous forme de carte de chaleur pour 4 acquisitions réparties sur 8 jours pour le sujet B.

Pour le sujet B, on distingue clairement trois zones de densité similaires : une dans la partie basse et deux dans la partie haute. La transition entre la partie basse et la partie haute est cette fois-ci constituée d'un seul "bras".

Ainsi, les modèles créés semblent demeurer stables sur une durée d'une semaine et la création d'un nouveau modèle peut facilement être associée au bon sujet. Il serait intéressant de poursuivre cette étude sur des durées plus longues (e.g. plusieurs mois) afin d'observer l'évolution de cette stabilité dans le temps. Cette analyse laisse cependant supposer qu'il n'est pas nécessaire de créer un nouveau modèle à chaque expérimentation pour une même personne : le même modèle peut être réutilisé et éventuellement enrichi.

5.4.3.5 Bilan sur la création des modèles individuels

Les performances de la méthode d'estimation de la direction de marche WAISS dépendent fortement de la justesse de la création des modèles individuels d'accélérations horizontales de la main. Ainsi, la phase d'apprentissage doit tenir compte de caractéristiques spécifiques de l'individu pour construire le modèle de façon optimale. Les études ont montré que le choix du nombre de gaussiennes du mélange doit être adapté pour chaque personne. Cette observation permet de réduire l'erreur angulaire de $0,5^\circ$ à 1° . De plus, l'apprentissage de trois modèles différents pour le même utilisateur afin de prendre en compte la modification du mouvement du bras durant les courbes réduit également l'erreur angulaire moyenne de 1° . Enfin, il a été observé que les modèles individuels restent stables dans le temps. Ainsi, il n'est pas nécessaire de créer un nouveau mélange pour un même individu à chaque expérimentation. Ce modèle peut cependant être enrichi et complété avec de nouvelles données. En effet, plus le nombre de données est important, plus le modèle sera précis et tiendra compte de la variabilité de l'individu.

5.5 SmoothH Estimation of walking Direction (HEAD)

L'algorithme WAISS (Walking Direction Estimation Based on Inertial Signal Statistics) a été développé afin d'estimer la direction de marche en considérant chaque personne comme unique dans sa façon de marcher. Cependant, divers problèmes dus à l'utilisation des méthodes PDR basées sur l'étude de l'accélération de la main subsistent.

Le premier est que la position est déterminée à tout moment à partir de la précédente. Par conséquent, l'erreur s'accumule et augmente avec le temps. Pour surmonter ce problème, différentes technologies sont généralement couplées à la méthode PDR. Afin de rester indépendantes de la mise en place d'une infrastructure particulière, les données GNSS peuvent être utilisées. En effet, dans certaines situations (e.g. en environnements ouverts), l'utilisation de signaux GNSS

reste possible et permet d'utiliser des informations supplémentaires. Les données GNSS peuvent être utilisées pour effectuer des mises à jour de positionnement absolu afin de compenser l'accumulation d'erreurs. Mais les observations peuvent également être utilisées pour corriger directement les estimations de la direction de marche. Dans [BOJJA et collab., 2016], par exemple, le GNSS est utilisé pour détecter et réduire les erreurs dues au désalignement entre la direction de marche du piéton et l'orientation du capteur. Pour cela, le cap est estimé à partir de positions GNSS. Lorsqu'une estimation erronée est détectée, différentes possibilités sont envisagées : modification de la covariance associée au cap erroné, réinitialisation du filtre PDR ou encore utilisation d'hypothèses multiples. Dans les environnements dégradés, les données GNSS sont généralement intégrées à l'aide de mesures Doppler, qui sont plus précises que les pseudo-distances dans le contexte du piéton. Dans [RENAUDIN et collab., 2012], l'impact des erreurs Doppler sur les résultats PDR est étudié. Ainsi, même avec des mesures bruitées, l'utilisation de la mesure Doppler réduit l'erreur d'estimation de la direction de marche et contraint le vecteur vitesse.

Un autre problème lié à l'utilisation de la méthode PDR basée sur l'étude de l'accélération de la main est la présence d'erreurs et de mauvaises modélisations. Ces erreurs sont difficiles à identifier et peuvent conduire à des trajectoires non naturelles. Un objectif est donc de réussir à lisser ces trajectoires afin d'obtenir des résultats plus réalistes. Une possibilité pour éviter certaines erreurs de calcul est la détection de situations spécifiques. Dans [YOTSUYA et collab., 2017] par exemple, une méthode de détection des demi-tours basée sur l'étude des caractéristiques propres à ce mouvement est proposée. Dans [SHAIKH et collab., 2018], une méthode permet d'intégrer une détection des mouvements de recul. En effet, la direction du mouvement n'est pas suffisante, il est également nécessaire de connaître le sens du mouvement. De la même façon, de nombreux filtres à hypothèses multiples sont mis en œuvre pour détecter différentes situations et adapter la méthode. Cependant, la fusion des méthodes et l'utilisation de la détection de situations particulières ou de choix multiples introduisent un nouveau problème : celui de l'instantanéité.

En effet, la plupart de ces méthodes nécessitent un certain temps pour pouvoir décider si l'on se trouve dans un cas particulier et quelle méthode mettre en œuvre. Ce délai implique également un retour en arrière et une correction souvent non lissée. Le problème du lissage et de l'instantanéité est donc particulièrement important pour la méthode PDR lors de la fusion de différents processus. Afin de répondre à ces différentes problématiques, un nouvel algorithme HEAD (smoothH Estimation of wAlking Direction) est proposé. Cette méthode est basée sur un nouveau filtre de Kalman : les estimations de direction de marche et d'attitude issues des algorithmes WAISS et MAGYQ sont utilisées comme observations afin d'apporter des corrections sur la direction de marche. L'ajout de la vitesse dans le vecteur d'état permet également d'utiliser les mesures TDCP pour corriger l'orientation tandis que l'utilisation de pseudos-distances permet d'effectuer des mises à jour en positionnement absolu. Ce nouvel algorithme n'est pas destiné à la seule estimation de la direction de marche, mais au suivi général de la position du piéton par une approche PDR complète.

5.5.1 Présentation générale de l'algorithme

La méthode HEAD repose sur un filtre de Kalman étendu. L'architecture du filtre est présentée sur la Figure 5.23.

Le vecteur d'état est composé de 5 éléments :

- la position $\mathbf{P}$ (P_x, P_y, P_z),
- la vitesse $\mathbf{V}$ (V_x, V_y, V_z),
- la longueur de pas S ,
- la direction de marche θ ,
- la différence temporelle de l'erreur d'horloge $c\Delta t$ du récepteur GNSS

Soit :

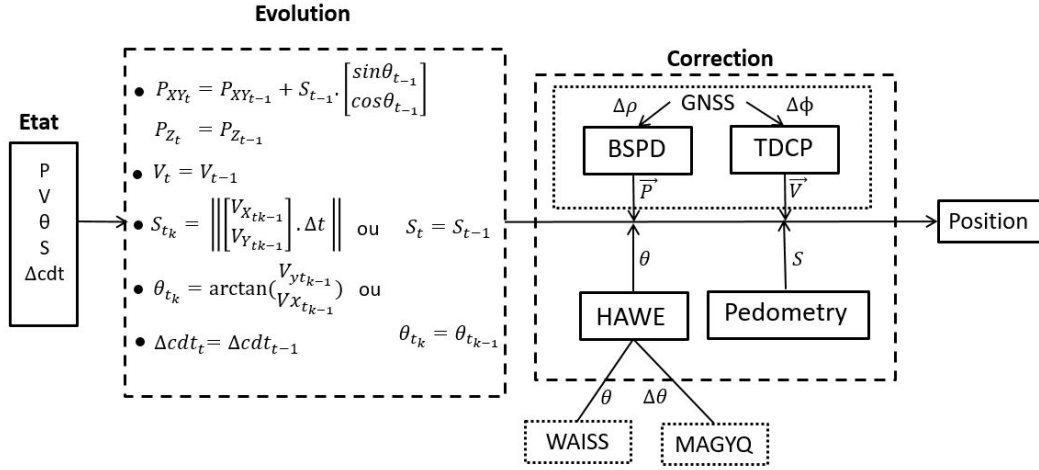


FIGURE 5.23 – Architecture de l'algorithme HEAD

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{P} \\ \mathbf{V} \\ S \\ \theta \\ c \cdot \Delta t \end{bmatrix} \quad (5.23)$$

De la même façon que pour l'algorithme BIKES, la différence temporelle de l'erreur d'horloge $c \cdot \Delta t$ est limitée à une valeur dans un souci de simplification. En réalité, il y a autant de valeurs que de constellations utilisées, c'est à dire 3 pour ce projet. Le module PEDOMETRY consiste en la détection des instants de pas et l'estimation de la longueur de pas selon la méthode détaillée en section 5.3. Les modules TDCP, BSPD ont été introduits en sous-section 4.4.1 et sous-section 4.4.2. Le module HAW (Hybridization of MAGYQ and Waiss Estimates) est détaillé par la suite.

L'algorithme HEAD est conçu pour répondre à différents objectifs, tel que lisser la trajectoire obtenue par la méthode PDR, utiliser les mesures GNSS pour réaliser des mises à jour en positionnement absolu et enfin pour mieux exploiter la haute précision des informations de différences temporelles de phase sur l'estimation de la vitesse. Cependant, le vecteur vitesse ne fait pas partie des éléments de la mécanisation PDR. Ainsi, afin de créer une corrélation entre la position estimée à partir de la méthode PDR et la vitesse estimée par différence temporelle de phase, différents modèles de prédictions sont mis en place dans le filtre afin de lier le couple (direction de marche, longueur de pas) au vecteur vitesse.

5.5.2 Phase de prédiction

Le modèle d'évolution de la position est basé sur une mécanisation PDR classique :

$$\mathbf{P}_{xy_t} = \mathbf{P}_{xy_{t-1}} + S_{t-1} \cdot \begin{bmatrix} \sin(\theta_{t-1}) \\ \cos(\theta_{t-1}) \end{bmatrix} \quad (5.24)$$

où t correspond à un instant de pas. Contrairement à l'algorithme MAGYQ, le filtre de Kalman n'est pas réalisé à la fréquence d'échantillonnage du capteur, mais à chaque instant de pas. La position est ici considérée en 2 dimensions, i.e dans le plan horizontal du repère de navigation (xy). Cependant, pour pouvoir travailler avec les coordonnées GNSS, une troisième dimension est nécessaire pour assurer les conversions vers le repère ECEF. Pour cela, la troisième composante de la position est considérée constante au cours du temps :

$$\mathbf{P}_{z_t} = \mathbf{P}_{z_{t-1}} \quad (5.25)$$

Comme pour le vélo, la dynamique du piéton autorise un modèle constant de la vitesse justifié par la fréquence d'acquisition élevée. Le modèle d'évolution suivant est donc mis en place :

$$\mathbf{V}_t = \mathbf{V}_{t-1} \quad (5.26)$$

De la même façon, la différence temporelle de l'erreur d'horloge du récepteur est considérée constante dans le temps :

$$c.\Delta dt_t = c.\Delta dt_{t-1} \quad (5.27)$$

Les éléments nécessaires à la mécanisation PDR en revanche vont évoluer selon deux modèles. En effet, les mesures de différences temporelles de phases permettent d'obtenir une estimation très précise de l'évolution du vecteur vitesse. Pour bénéficier de cette information lors de l'estimation de la position, il est nécessaire de lier la longueur de pas et la direction de marche à l'estimation du vecteur vitesse à l'instant précédent. En revanche, lorsque les mesures GNSS ne sont plus disponibles, e.g en milieu intérieur, la vitesse demeurera constante. Dans ce cas, l'évolution de ces deux paramètres est dissociée du vecteur vitesse afin de pouvoir bénéficier de mises à jour en longueur et en orientation détaillées par la suite.

Ainsi, lorsque des mises à jour TDCP ont eu lieu à l'instant d'avant, la longueur de pas et la direction de marche sont estimées à partir de la vitesse dans le plan horizontal selon les modèles d'évolution suivants :

$$\theta_t = \arctan\left(\frac{V_{Yt-1}}{V_{Xt-1}}\right) \quad (5.28)$$

$$S_t = ||V_{xy_{t-1}} \cdot \Delta t|| \quad (5.29)$$

Où V_{xy} est la vitesse dans le plan horizontal. Lorsque les mises à jour sur la vitesse ne sont plus disponibles, la longueur de pas et la direction de marche sont considérés constants afin de bénéficier d'éventuelles mises à jour sur ces éléments à l'instant précédent :

$$\theta_t = \theta_{t-1} \quad (5.30)$$

$$S_t = S_{t-1} \quad (5.31)$$

Les équations de la mécanisation PDR ne sont pas linéaires. Aussi, le vecteur d'état étudié est en réalité $\mathbf{X}' = [\delta P, \delta V, \delta \theta, \delta S, \delta c.\Delta dt]$. Le modèle d'évolution $\mathbf{F}$ est obtenu par approximation du premier ordre des équations de transition (5.24) à (5.31). On distingue deux modèles, $\mathbf{F1}$ lorsque des mesures TDCP sont présentes à l'instant d'avant, et $\mathbf{F2}$ lorsque ce n'est pas le cas :

$$\mathbf{F1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sin(\theta_{t-1}) & S_{t-1} \cdot \cos(\theta_{t-1}) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cos(\theta_{t-1}) & -S_{t-1} \cdot \sin(\theta_{t-1}) & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{V_x}{||V_{xy}||} & \frac{V_y}{||V_{xy}||} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{V_y}{||V_{xy}||^2} & \frac{V_x}{||V_{xy}||^2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.32)$$

$$\mathbf{F2} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sin(\theta_{t-1}) & S_{t-1} \cdot \cos(\theta_{t-1}) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cos(\theta_{t-1}) & -S_{t-1} \cdot \sin(\theta_{t-1}) & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.33)$$

5.5.3 Phase de correction

5.5.3.1 Mise à jour HAWE : Hybridization of mAgYq and Waiss Estimates

Le module HAWE permet de mettre à jour l'estimation de la direction de marche à chaque instant de pas. Pour cela, ce module utilise à la fois l'estimation de la direction de marche estimée par l'algorithme WAISS et l'attitude estimée par l'algorithme MAGYQ.

5.5.3.1.1 Correction par l'estimation de l'algorithme WAISS

L'utilisation de la sortie de l'algorithme WAISS apporte une première innovation, correspondant à la différence entre la direction de marche estimée par le filtre et celle obtenue par l'algorithme WAISS :

$$ino_{WAISS} = \theta_{WAISS}(t) - \hat{\theta}(t) \quad (5.34)$$

où $\hat{\theta}(t)$ est la direction de marche estimée à l'instant t et $\theta_{WAISS}(t)$ l'estimation issue de l'algorithme WAISS au même instant.

Cette mise à jour permet d'utiliser les sorties de l'algorithme WAISS comme observations pour mettre à jour le filtre. Dans la pratique, cela se traduit par l'utilisation de l'estimation de WAISS de manière lissée en associant une confiance à l'estimation.

5.5.3.1.2 Correction par l'estimation de cap de MAGYQ

L'algorithme MAGYQ, en revanche, estime la direction pointée par le capteur et non la direction de marche. Cependant, cette estimation est plus précise que celle de l'algorithme WAISS. En effet, elle provient d'un filtre de Kalman étendu réalisé à une fréquence de 200Hz contrairement à l'estimation de WAISS réalisée indépendamment à chaque instant de pas. Il en résulte une trajectoire plus lisse et plus cohérente alors que la trajectoire de l'algorithme WAISS peut être en dents de scie en raison d'estimations réalisées selon une approche basée sur un modèle mis en place sur une durée équivalente à une foulée. Cependant, un biais angulaire correspondant à la différence entre la direction pointée et la direction de marche demeure (cf. sous-sous-section 5.4.1.4). La figure 5.24 illustre la différence entre les trajectoires résultant d'une approche PDR basée sur le cap de MAGYQ et la direction de marche de WAISS. Il s'agit d'une trajectoire complexe effectuée sur trois niveaux avec trois escaliers. On peut voir que la trajectoire de MAGYQ (cyan) est très similaire à la trajectoire de référence (bleu) à un défaut d'alignement près : les déplacements sont identiques et les sections avec des couloirs parallèles sont bien respectés, contrairement à la trajectoire de WAISS (magenta). En outre, les mouvements complexes tels que les escaliers sont beaucoup mieux gérés par l'algorithme MAGYQ.

En étudiant la différence angulaire entre deux moments et non la valeur de l'angle, le biais entre l'estimation du cap MAGYQ et la vraie direction de marche est éliminée. En effet, en conditions stables, la différence angulaire entre deux estimations consécutives de la direction de marche

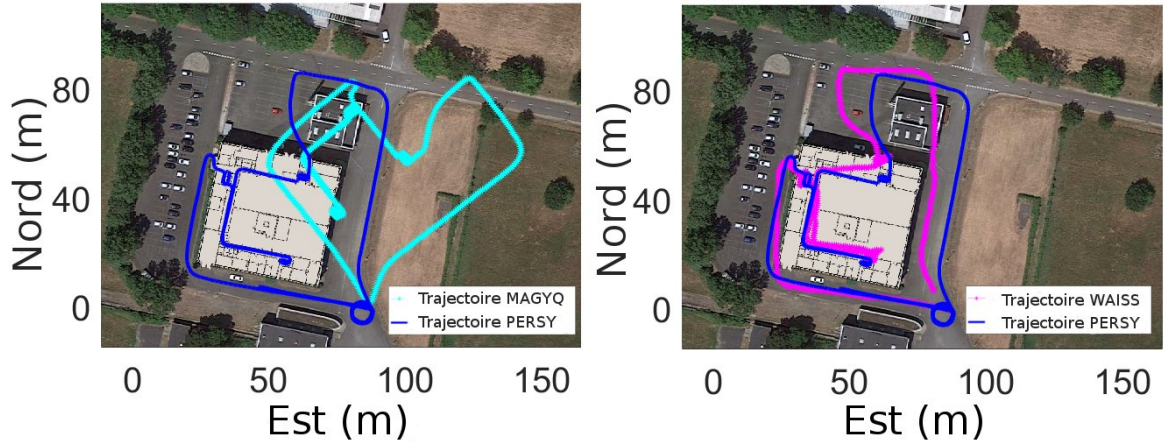


FIGURE 5.24 – Solutions MAGYQ (cyan) et WAISS (magenta) pour la même trajectoire

et les deux estimations correspondantes de la direction pointée devrait être la même tant que l'utilisateur ne change pas la façon dont il tient le capteur (*hypothèse $\mathcal{H}1$*). Sous $\mathcal{H}1$, il est possible d'obtenir une deuxième innovation dans le filtre :

$$ino_{MAGYQ} = \Delta\theta_{MAGYQ} - \Delta\theta \quad (5.35)$$

où

- $\Delta\theta_{MAGYQ} = \theta_{MAGYQ}(t) - \theta_{MAGYQ}(t-1)$ avec $\theta_{MAGYQ}(t)$ le cap estimé par l'algorithme MAGYQ à l'instant t ,
- $\Delta\theta = \theta(t) - \theta(t-1)$ avec $\theta(t)$ la direction de marche estimée à l'instant de pas t et $\theta(k-1)$ à l'instant de pas précédent.

Ces deux mises à jour permettent de prendre en compte l'estimation de WAISS tout en garantissant la cohérence de la trajectoire à l'aide de l'estimation de cap de l'algorithme MAGYQ.

5.5.3.1.3 Gestion des erreurs

Globalement, l'occurrence de valeurs aberrantes est plus faible pour l'algorithme MAGYQ que pour la méthode WAISS en raison de l'utilisation d'un filtre de Kalman, prenant en compte l'état précédent à chaque estimation lors du processus. Par conséquent, il est nécessaire de détecter les valeurs aberrantes dans les observations issues WAISS. Or, aucun descripteur ne permet de définir la confiance associée aux estimations de cette méthode. Cependant, les mises à jour issues de WAISS et de MAGYQ viennent corriger le même élément : la longueur de pas. Ainsi, sans erreurs, les deux innovations doivent être semblables. Un premier test est donc mis en place pour valider la mise à jour issue de l'estimation de l'algorithme WAISS :

$$Valeur\ Test = |ino_{MAGYQ} - ino_{WAISS}| \quad (5.36)$$

Différents cas sont ensuite distingués :

- Si $Valeur\ Test < Seuil\ 1$, alors l'innovation WAISS est acceptée;
- Si $Valeur\ Test > Seuil\ 1$ et $\sigma_{MAGYQ}^2 > Seuil\ 2$, alors l'innovation WAISS est acceptée;
- Si $Valeur\ Test > Seuil\ 1$ et $\sigma_{MAGYQ}^2 < Seuil\ 2$, alors l'innovation WAISS est refusée;

Avec : σ_{MAGYQ}^2 la valeur de variance associée à l'estimation du cap par l'algorithme MAGYQ et $Seuil\ 1$ et $Seuil\ 2$ des seuils fixés expérimentalement.

Ainsi, l'innovation sera jugée aberrante si la différence avec l'innovation issue de l'algorithme MAGYQ est trop importante et si la confiance accordée à l'estimation du cap de MAGYQ est forte.

Cependant, il est également important de prendre en compte les éventuelles erreurs résultant de l'orientation déterminée par l'algorithme MAGYQ. La principale source d'erreur est l'hypothèse $\mathcal{H}1$. Si cette hypothèse n'est pas respectée, c'est-à-dire si l'utilisateur change la façon dont il tient l'appareil pendant l'acquisition, l'observation de MAGYQ conduira à une grande innovation alors que la direction de marche n'a pas changé. Un nouveau test est mis en place : si $Valeur\ Test < Seuil\ 1$ durant trois pas consécutif et si $Valeur\ Test$ reste constante durant ces trois pas, on peut juger que l'observation WAISS est correcte et que l'utilisateur a changé la façon dont il tient l'appareil. L'innovation WAISS suivante sera donc acceptée avec une très faible variance afin de lui donner un impact élevé.

5.5.3.2 Correction à partir des mesures GNSS

De la même façon que pour l'algorithme BIKES, l'estimation du vecteur vitesse est corrigée à partir des mesures TDCP et l'estimation de la position à partir des mesures BSPD (cf. sections 4.4.1 et 4.4.2).

5.5.3.2.1 Utilisation des mesures GNSS à la fréquence de marche

La fréquence du récepteur GNSS est de 5Hz, ce qui est généralement plus élevé que la fréquence de pas à laquelle le filtre HEAD est réalisé. Par conséquent, entre chaque instant de pas, plusieurs mesures GNSS (généralement de 1 à 4) peuvent être disponibles à partir du même satellite. Ainsi, en ne réalisant des mises à jour qu'à chaque instant de pas, un certain nombre d'observations restent inutilisées. Afin de prendre en compte ces observations intermédiaires et bénéficier des informations qu'elles peuvent apporter, deux hypothèses sont faites.

- Pour les mises à jour TDCP, on considère que la vitesse de déplacement du boîtier au cours d'un pas est constante et correspond au vecteur vitesse du déplacement de la personne (*Hypothèse $\mathcal{H}2$*).
- Pour appliquer cette méthode aux innovations résultant de la pseudo-distance, on considère que la variation de position pendant un pas est inférieure à la précision de l'estimation de la position par pseudo-distance (*Hypothèse $\mathcal{H}3$*).

En respectant ces deux hypothèses, il est possible d'augmenter le nombre d'observations GNSS utilisé à chaque instant de pas.

5.5.3.2.2 Le cas particulier de la dynamique du mouvement en "Swinging"

L'hypothèse $\mathcal{H}2$ est essentielle pour une utilisation des mesures TDCP durant la marche. En mode "Texting", cette hypothèse est vérifiée car la main reste relativement fixe par rapport au corps et le déplacement du capteur est alors représentatif du déplacement de la personne. En mode "Swinging" en revanche, cette hypothèse n'est plus valable. Le mouvement de balancement du bras est ajouté au mouvement dû au déplacement de la personne, et la vitesse de la main englobe alors les deux dynamiques. Il n'est donc plus possible de mettre à jour la vitesse de déplacement par l'étude des mesures TDCP car la vitesse observée est différente de celle que l'on cherche à corriger.

Ainsi, afin de bénéficier des informations sur la vitesse apportée par les mesures TDCP, une nouvelle stratégie est mise en place : un nouveau filtre de Kalman est proposé en parallèle du filtre HEAD afin d'estimer la vitesse du capteur à la fréquence du récepteur GNSS. Le vecteur d'état est seulement composé du vecteur vitesse et de la différence de l'erreur d'horloge du récepteur :

$$X = \begin{bmatrix} \mathbf{V} \\ c.\Delta t \end{bmatrix} \quad (5.37)$$

Les équations de transitions entre deux états sont les suivantes :

$$\mathbf{V}_t = \mathbf{V}_{t-1} \quad (5.38)$$

$$c.\Delta dt_t = c.\Delta dt_{t-1} \quad (5.39)$$

La vitesse estimée est ensuite mise à jour par TDCP dès que des mesures GNSS sont disponibles. Ce filtre permet ainsi d'obtenir une estimation de la vitesse par TDCP à la fréquence du récepteur GNSS, plus élevée que la fréquence de marche.

Cette estimation du vecteur vitesse, et la valeur de la matrice de variance-covariance qui lui est associée sont ensuite utilisées dans l'algorithme HEAD dans le cas du "Swinging" : à chaque instant de pas, la vitesse calculée par TDCP est moyennée entre cet instant de pas et le précédent. La valeur obtenue est utilisée à la place de la mise à jour TDCP pour mettre à jour la vitesse :

$$ino_{TDCP(swing)} = \bar{\delta V}_{TDCP,t} - \bar{\delta V}_t \quad (5.40)$$

Avec :

- $ino_{TDCP(swing)}$ l'innovation de la mise à jour sur le vecteur vitesse dans le cas d'une dynamique "Swinging",
- $\bar{\delta V}_{TDCP,t} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \delta V_{TDCP}$ la moyenne de la variation de vitesse estimée par TDCP grâce au filtre parallèle sur la durée du pas, avec n le nombre de valeurs estimées durant cette durée,
- $\bar{\delta V}$ la vitesse estimée par l'algorithme HEAD à cet instant de pas.

La figure 5.25 illustre la différence de procédé de mise à jour du vecteur vitesse selon la dynamique du capteur en "Texting" et "Swinging".

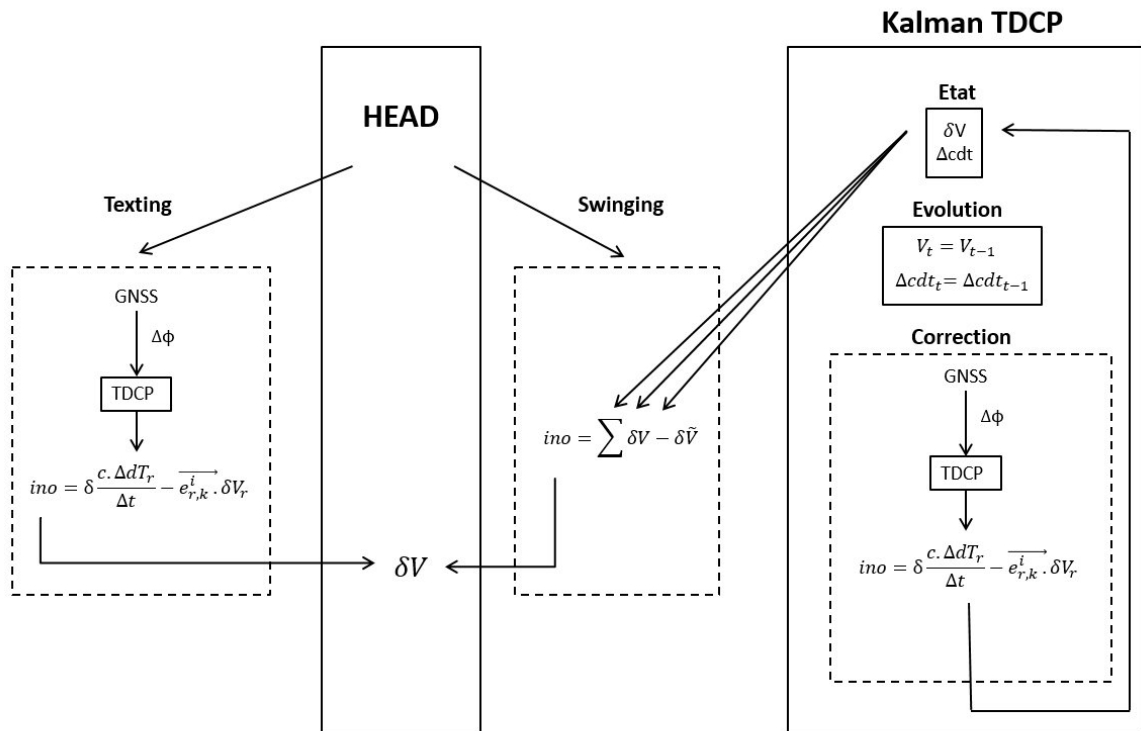


FIGURE 5.25 – Principe de correction de la vitesse dans le filtre HEAD en "Texting" et en "Swinging"

L'efficacité de cette méthode dépend du nombre d'observations TDCP disponibles durant chaque pas. Ainsi, plus la fréquence du récepteur GNSS sera élevée, plus la vitesse moyennée sera proche de la vitesse réelle de déplacement. À l'inverse, plus la vitesse de la personne augmente, moins il y aura d'observations GNSS disponibles durant un pas.

Les observations GNSS n'étant pas toujours disponibles, la vitesse estimée par le filtre parallèle n'est pas toujours correcte. Ainsi, la mise à jour de la vitesse dans le cas du "Swinging" n'est pas toujours mise en place. Pour savoir si cette mise à jour doit avoir lieu, un test est réalisé sur la matrice de variance-covariance associée à l'estimation de la vitesse du filtre parallèle. Si la valeur de cette variance est inférieure à un seuil fixé expérimentalement, alors on considère la vitesse correcte et la mise à jour est appliquée.

Il est important de noter que si en "Texting", l'hypothèse $\mathcal{H}_2$ est validée, cette méthode pourrait également être appliquée et serait plus rigoureuse qu'une utilisation des mesures TDCP à chaque instant de pas. Cependant, elle nécessite l'utilisation d'un filtre parallèle, ce qui est coûteux en temps de calcul, c'est pourquoi cette solution n'est appliquée que lorsqu'une phase en mouvement "Swinging" est détectée.

5.5.3.3 Correction de la longueur de pas

5.5.3.3.1 Utilisation du module PEDOMETRY

La mise à jour de l'estimation de la longueur de pas est réalisée à l'aide du module PEDOMETRY, développé en section 5.3. L'innovation correspond à la différence entre les deux estimations :

$$ino_{PEDOMETRY} = \tilde{S}_{PEDOMETRY} - \tilde{S} \quad (5.41)$$

Avec $\tilde{S}_{PEDOMETRY}$ l'estimation de la longueur de pas issue du module PEDOMETRY, et $\tilde{S}$ l'estimation de la longueur de pas par le filtre HEAD. La matrice de mesure $\mathbf{H}_{PEDOMETRY}$ est définie par :

$$\mathbf{H}_{PEDOMETRY} = [[010000000]] \quad (5.42)$$

Selon [RENAUDIN et collab., 2012a], l'erreur d'estimation de la longueur de pas par le module PEDOMETRY est comprise entre 2,5 et 5% de la distance parcourue. Ainsi, la confiance accordée à cette mise à jour est fixée égale à 5% de la longueur de pas estimée à chaque instant.

Cette mise à jour n'est appliquée qu'en l'absence de mise à jour TDCP. En effet, la précision associée à l'estimation de la vitesse par la mesure TDCP permet d'apporter une information de meilleure qualité sur le déplacement réalisé.

5.5.3.3.2 Prise en compte des escaliers

Les escaliers sont des phases particulières de la marche où la longueur de pas est contrainte par la largeur des marches. Généralement, le giron (i.e la distance horizontale de nez de marche à nez de marche) des marches d'escaliers intérieurs est compris entre 22 et 30 centimètres. Afin de mettre en place une nouvelle mise à jour basée sur cette observation, une détection des instants de marche en escalier est ajoutée. Cette étape est réalisée par l'étude de la pression atmosphérique mesurée par le baromètre intégré au boîtier ULISS. En effet, la variation de pression peut être liée à la variation de hauteur selon la relation [NAVE] :

$$P_h = P_0 \exp - mgh/kT \quad (5.43)$$

Avec :

- P_h la pression mesurée à la hauteur h ;
- P_0 , la pression initiale;
- m la masse;
- g l'accélération de la pesanteur à la surface de la Terre;
- T la température;
- k la constante de Boltzmann;

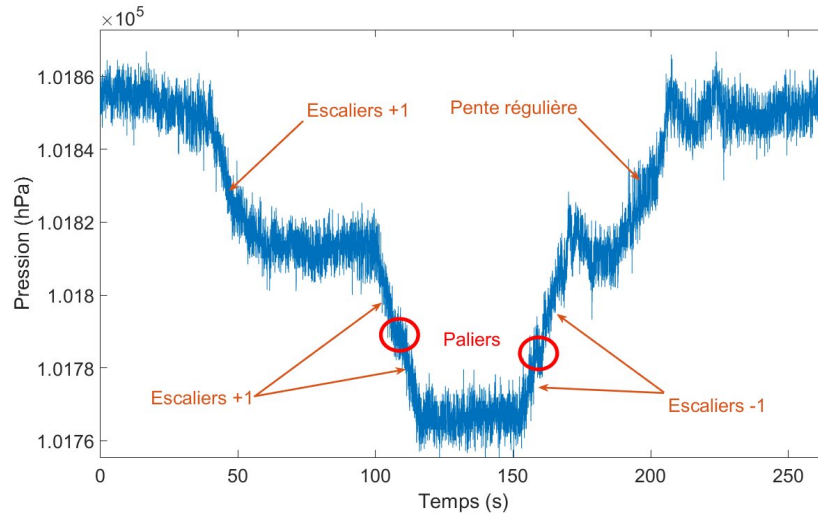


FIGURE 5.26 – Visualisation de l'allure de la mesure de pression lors de phases d'escaliers

La Figure 5.26 illustre la mesure du baromètre durant une acquisition avec plusieurs phases d'escaliers.

On constate une variation nette de la mesure de pression lors des changements d'étages alors que la valeur a tendance à rester stable sur un même étage, malgré la présence d'un fort bruit de mesure. Les deux cercles rouges indiquent des escaliers à paliers. On remarque que ces paliers sont difficilement identifiables à cause des fortes variations et du bruit du capteur. Ainsi, la méthode proposée possède deux limites :

- Les escaliers de moins de 5 marches ne seront pas toujours identifiés, car la variation en pression est alors du même ordre de grandeur que le bruit de mesure.
- La détection des paliers sera dépendante du nombre de pas effectués entre les deux parties d'escalier. Si le temps passé sur le palier est trop faible, alors la méthode inclura le palier dans un escalier qui sera considéré unique.

La détection des phases d'escalier à partir du signal brut du baromètre est complexe. Cette complexité provient de la présence de fortes variations, de la sensibilité du capteur et d'un bruit de mesure important. Ainsi, un pré-traitement des données est réalisé en deux étapes sur le signal natif du baromètre, c'est-à-dire à la fréquence de 200 Hz. Tout d'abord, le signal est moyenné à chaque instant à l'aide d'une fenêtre glissante correspondant à une durée de 2 secondes. Le choix de cette valeur provient des différentes expérimentations réalisées : il a été observé que le nombre de marches parcourues durant cet intervalle de temps en marche normale ne dépasse pas 5. Ainsi, la moyenne ne supprimera pas le phénomène que l'on souhaite observer. La deuxième étape est l'application d'un filtre passe-bas, avec une fréquence de coupure de 0,5 Hz (1/2sec). Cela permet de filtrer toutes les variations liées au mouvement rapide du boîtier ainsi que le bruit de mesure. Le signal filtré est présenté Figure 5.27

La détection de phases d'escalier est alors obtenue par un test réalisé à chaque instant de pas sur la valeur du signal filtré :

$$T_{baro} = |S_{filtré_k} - S_{filtré_{k-1}}| \quad (5.44)$$

Où T_{baro} est la valeur de test et $S_{filtré_k}$ est la valeur du signal filtré à l'instant de pas k . Si la valeur du test est supérieure à un seuil, fixé expérimentalement à 1.5, alors une phase d'escalier est détectée. La Figure 5.28 illustre le résultat de cette détection. On remarque que dans ce cas, le palier est détecté lors de la montée d'escaliers (3 pas consécutifs sans marqueur rouge en milieu de descente du signal) mais pas lors de la descente.

Lorsque une phase d'escalier est détectée, la mise à jour sur la longueur de pas est modifiée : la valeur issue du module PEDOMETRY est remplacée par une valeur fixe de 0.27 centimètres.

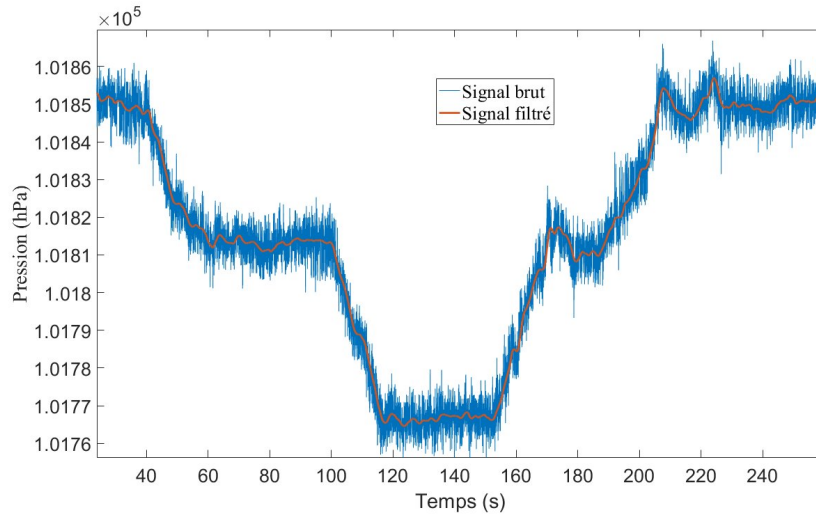


FIGURE 5.27 – Comparaison du signal brut issu du baromètre et du signal filtré

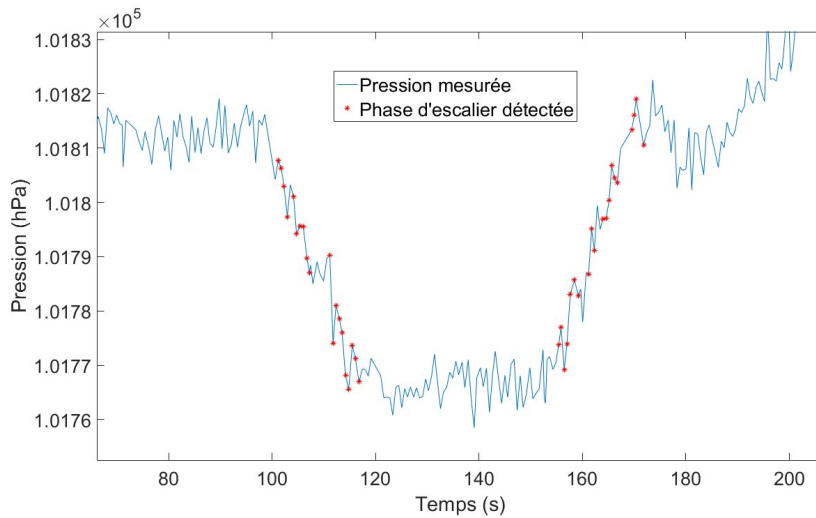


FIGURE 5.28 – Visualisation de la détection des phases d'escalier sur le signal du baromètre à chaque instant de pas

5.5.4 Analyse du design du filtre : passage en coordonnées polaires

Comme pour l'algorithme BIKES, le design du filtre HEAD est basé sur la distinction de phases avec mesures TDCP et phases sans mesures TDCP. Lors des mesures TDCP, la vitesse est principalement utilisée pour corriger l'estimation de la position. Quand ce n'est pas le cas, la mécanisation PDR classique est utilisée, mise à jour à l'aide du module HAWE pour la direction de marche et du module PEDOMETRY pour la longueur de pas. Pour cela, différents modèles d'évolution sont utilisés en fonction de la situation. L'utilisation de ces modèles entraîne une redondance dans l'état due à la corrélation entre la vitesse et la direction de marche ainsi que la longueur de pas. Ce choix peut introduire certains problèmes, notamment dans la continuité du filtre et dans la cohérence des incertitudes associées.

Un autre design de filtre peut être proposé, en supprimant la longueur de pas et la direction de marche de l'état. Pour cela, lors de phases sans mesures GNSS, un passage du vecteur vitesse (V_x, V_y) en coordonnées polaires (θ, r) permet de faire apparaître les informations d'orientation et de distance nécessaires pour utiliser les modules HAWE et PEDOMETRY. Ainsi, lorsque les mises à jour TDCP sont disponibles, la vitesse est mise à jour directement, sous forme de coordonnées cartésiennes. Lorsque ces mises à jour ne sont plus disponibles, le vecteur vitesse prédit et la ma-

trice de covariance associée sont convertis en coordonnées polaires pour appliquer les mises à jour HAWE et PEDOMETRY. L'estimation et la matrice de covariance mis à jour sont ensuite de nouveaux converties selon un passage polaire/cartésien pour pouvoir utiliser à nouveau les mesures GNSS par la suite. Cette méthode a l'avantage de réduire le vecteur d'état et supprimer la redondance. En revanche, les étapes de transformation cartésiens/polaires et polaires/cartésiens de la matrice de covariance de l'état nécessitent une linéarisation des équations de passage, entraînant une approximation à chaque transformation. Ce design de filtre n'a pas pu être testé dans le cadre de travail, faute de temps.

5.6 Validation expérimentale

Afin de valider les performances de l'algorithme HEAD, des expérimentations ont été conduites avec différents sujets.

5.6.1 Présentation des expérimentations

Trois trajectoires ont été mises en place pour tester les performances de la méthode proposée. Ces trajectoires sont détaillées dans la Figure 5.29.

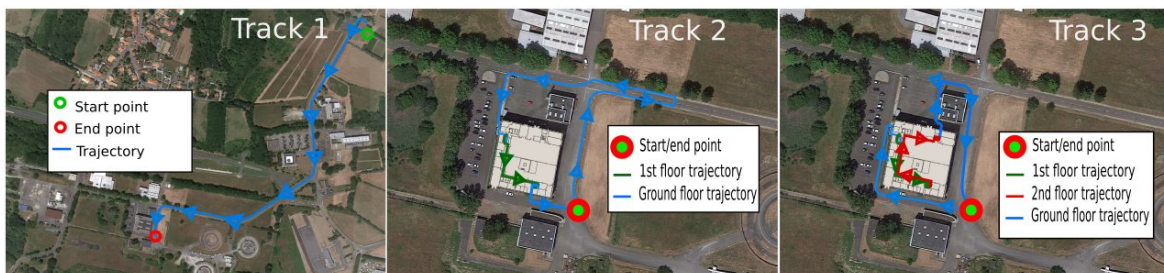


FIGURE 5.29 – Description des trajectoires 1, 2 & 3

La première est destinée à vérifier l'impact des mises à jour TDCP sur l'estimation de la direction de la marche. Pour cela, une trajectoire de 1,3 km a été réalisée, dans une zone où peu de masques sont présents. Les deux autres trajectoires comprennent des parties intérieures et extérieures. Elles sont conçues pour représenter des trajectoires réelles, avec différents étages, avec montées et descentes d'escaliers, sur une distance de 750 mètres, comme le montre la Figure 5.30.



FIGURE 5.30 – Illustration de la variété des environnements d'expérimentation

Les acquisitions ont été réalisées par 5 sujets, deux femmes et trois hommes, âgés de 25 à 55 ans. Pour chaque acquisition, les sujets sont équipés de la solution de référence PERSY (cf. section 3.3.1) au pied, et du boîtier ULISS (cf. section 3.2) dans la main. L'algorithme HEAD ayant été mis en place principalement dans l'objectif de répondre à la problématique d'estimation de la direction de marche, seul ce paramètre est étudié dans ces expérimentations. Dans cette optique, les longueurs de pas ont été estimées à partir de la solution de référence. Ainsi, les erreurs en positions discutées par la suite ne sont dues qu'à des erreurs d'estimation de la direction de marche.

TABLEAU 5.6 – Analyse de l'erreur angulaire et de l'erreur en position pour la trajectoire 1 (1300m) au 90^{ème} percentile

sujet	Erreur angulaire				Erreur en position			
	WAISS		TDCP		WAISS		TDCP	
	$\mu(^{\circ})$	$\sigma(^{\circ})$	$\mu(^{\circ})$	$\sigma(^{\circ})$	$\mu(m)$	$\sigma(m)$	$\mu(m)$	$\sigma(m)$
M1	13.0	5.1	4.0	2.5	90.8	53.8	4.7	1.9
F2	10.8	6.7	4.0	2.7	65.3	35.7	3.0	1.3

5.6.2 Analyse des résultats

5.6.2.1 Contribution des mises à jour TDCP

La trajectoire 1 a été réalisée par deux personnes (M1 et F1) en mode "Texting" pour évaluer l'efficacité des mises à jour TDCP dans des environnements extérieurs dégagés (i.e sans masques GNSS). À cette fin, les modules HAWC et BSPD ont été désactivés et seules les mesures TDCP sont utilisées pour mettre à jour le vecteur d'état. La Figure 5.31 montre les résultats obtenus en utilisant les mesures TDCP par rapport aux méthodes WAISS et PCA. On peut voir que la trajectoire obtenue en utilisant les mesures TDCP est beaucoup plus proche de la réalité. Le tableau 5.6 présente les erreurs angulaires obtenues pour les méthodes WAISS et TDCP ainsi que l'erreur en position. L'erreur angulaire moyenne (μ) est de 4° pour les deux acquisitions, contre 13 et 11° pour la méthode WAISS. En outre, l'amplitude de l'écart-type (σ) est également réduite de 2,6°. Une amélioration encore plus importante est observée pour l'erreur de positionnement, en particulier sur cette longue trajectoire. En effet, l'erreur de positionnement moyenne obtenue sur les deux acquisitions est de 3,9m; ce qui est 20 fois inférieur à l'erreur moyenne de 78m obtenue avec la méthode WAISS. Cet écart important provient du fait que la méthode WAISS estime la direction de marche indépendamment à chaque pas. Si un biais est introduit dans le mélange de gaussiennes, alors une erreur angulaire constante sera présente à chaque pas et ne sera jamais corrigée. Sur une longue trajectoire, l'erreur en position augmente donc rapidement.

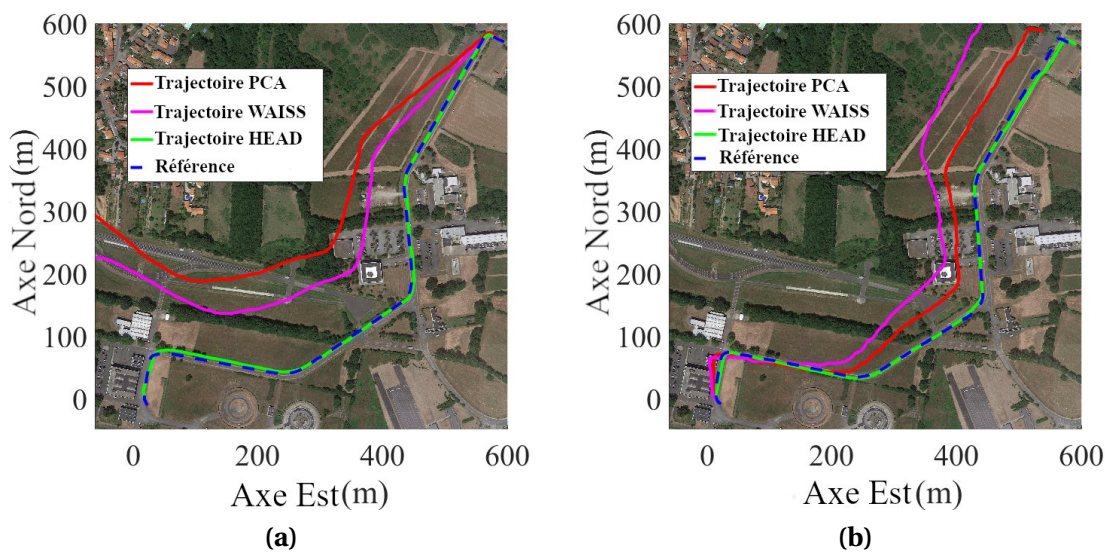


FIGURE 5.31 – Trajectoires obtenues pour M1 (a), and F2 (b) pour la trajectoire 1

5.6.2.2 Analyse des performances angulaires

Trois méthodes d'estimation de la direction de marche ont été utilisées. Ainsi, la méthode proposée (i.e l'algorithme HEAD) est comparée à l'algorithme WAISS et à une méthode basée sur une PCA réalisée sur les accélérations horizontales du capteur. Les résultats sont présentés sous forme de boîtes à moustache. Pour rappel, la marque centrale, en rouge, indique la médiane de l'erreur angulaire. Les bords inférieur et supérieur de la boîte bleue indiquent les 25^{èmes} et 75^{èmes} percentiles. Les moustaches s'étendent aux points extrêmes qui ne sont pas considérés comme des valeurs aberrantes. Les valeurs aberrantes sont représentées par le symbole rouge "+".

La figure 5.32 montre l'erreur angulaire pour les trajectoires 2 et 3 en mode "Texting". Ces acquisitions ont été réalisées par les 5 sujets. 7 acquisitions ont été menées pour chaque trajectoire. Nous pouvons observer que la méthode HEAD obtient de meilleurs résultats, que ce soit en termes de valeur médiane de l'erreur angulaire (4,9 et 6° par rapport à 12,4 et 11,6° pour WAISS et 17,3 et 14° pour la méthode PCA), qu'en termes d'écart type ou de nombre de valeurs aberrantes. L'erreur moyenne obtenue pour 14 acquisitions est de 5,8°, ce qui correspond à une amélioration de 54% par rapport à la méthode WAISS (12,7°).

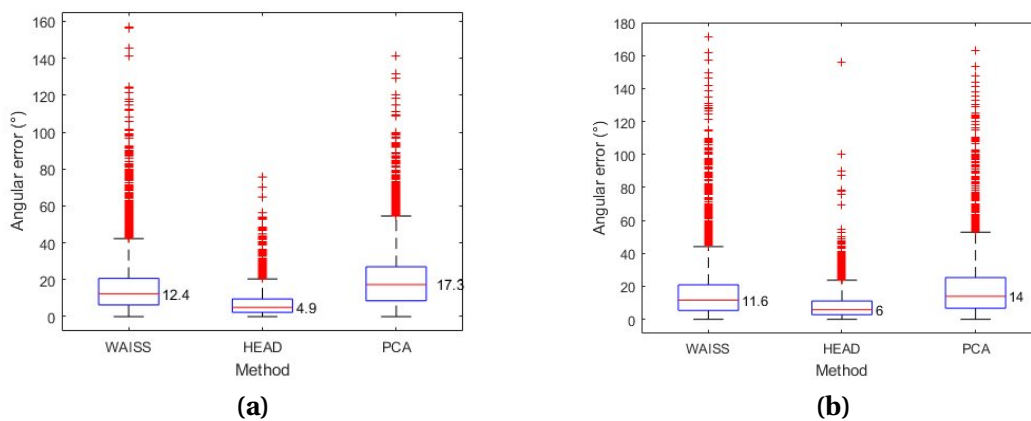


FIGURE 5.32 – Analyse des erreurs angulaires des méthodes PCA, WAISS and HEAD pour les trajectoires 2 (a) et 3 (b)

5.6.2.3 Analyse de l'erreur en position

Une étude de l'erreur en position a également été réalisée. Le Tableau 5.7 présente les erreurs en position pour les différentes acquisitions. La colonne "e.f" représente l'erreur en position finale de la trajectoire. On peut constater que la méthode proposée est plus performante selon chaque descripteur étudié (écart-type, erreur moyenne et erreur de position finale). L'erreur de position moyenne est de 3,6 m contre 11,8 m pour la méthode WAISS et 17,5 m pour la méthode PCA. Cela représente une amélioration de 70 et 80 % respectivement. L'écart-type est quant à lui réduit à 1,5 m. En liant l'erreur moyenne à la distance parcourue, on obtient une erreur de 0,4% sur la distance totale parcourue en moyenne avec l'algorithme HEAD pour 14 acquisitions. Ces résultats sont illustrés avec deux exemples de trajectoires obtenues sur la Figure 5.33

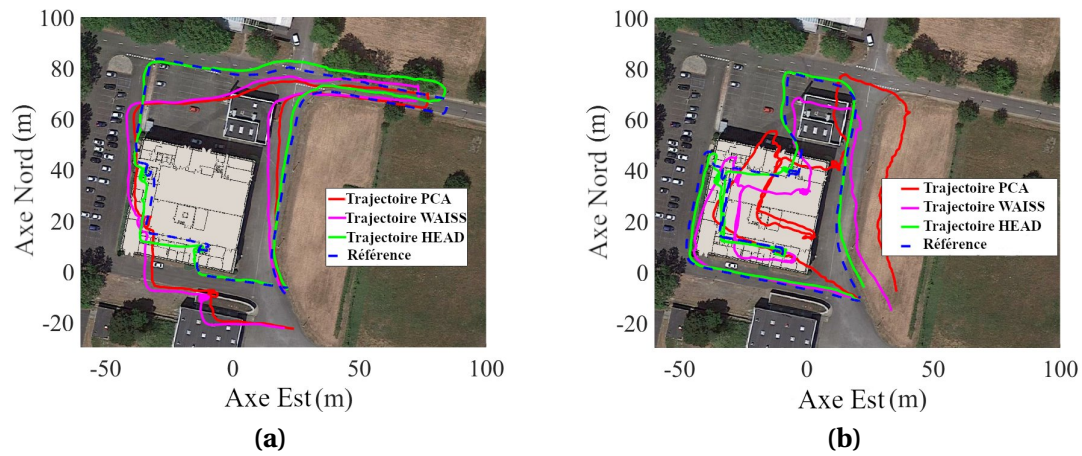


FIGURE 5.33 – Visualisation des résultats obtenus pour M1 sur la trajectoire 2 (a) et H2 sur la trajectoire 3 (b)

TABLEAU 5.7 – Analyse des erreurs en position pour la trajectoire 2 (720m, 30% réalisé en intérieur) et 3 (750m, 50% réalisé en intérieur) au 90^{ème} percentile

Sujet	Track	PCA			WAISS			HEAD		
		$\mu(^{\circ})$	$\sigma(^{\circ})$	e.f(m)	$\mu(^{\circ})$	$\sigma(^{\circ})$	e.f(m)	$\mu(^{\circ})$	$\sigma(^{\circ})$	e.f(m)
M1	2	29.9	10.9	10.6	14.8	5.4	5.4	2.2	0.7	3.1
M1	2	12.1	6.7	17.9	14.1	5.9	16.7	2.1	1.2	0.7
M1	3	7.6	3.2	13.8	4.4	3.3	7.7	2.5	0.8	4.0
M1	3	19.8	5.0	19.9	22.3	6.3	22.8	4.3	1.7	9.4
M2	2	37.7	10.5	38.5	15.2	9.0	25.7	5.9	2.0	6.4
M2	3	17.0	4.1	14.9	6.6	2.7	14.0	2.2	0.8	4.0
M3	2	17.9	9.5	5.8	7.7	4.6	15.4	3.0	1.7	3.6
M3	3	15.2	4.4	11.8	8.7	3.0	8.1	5.6	1.4	7.6
F1	3	12.1	4.4	9.9	11.3	6.8	13.0	2.2	1.2	1.9
F1	2	7.3	3.0	22.9	6.3	2.5	18.9	3.3	1.0	4.4
F1	2	12.3	4.4	9.9	11.3	6.8	13.0	2.3	1.2	1.8
F1	3	7.3	3.0	22.8	6.3	2.5	18.9	3.3	1.0	4.4
F2	2	25.6	14.7	33.6	20.3	12.2	16.3	2.4	1.4	1.4
F2	3	12.1	4.4	9.9	11.3	6.8	13.0	2.2	1.2	1.9
moyenne		17.5	6.5	17.4	11.8	5.5	14.9	3.6	1.5	4.6

5.7 Conclusion

L'estimation de la direction de marche reste l'une des principales sources d'erreur dans les approches PDR basées sur les smartphones. Une stratégie courante consiste à modéliser la façon dont les utilisateurs tiennent l'objet en main pour estimer la direction de la marche, quel que soit le mode de portage. La méthode WAISS utilise pour cela les accélérations horizontales de la main pour construire des modèles individuels de marche sous la forme de GMM. Malgré la mise en place de paramètres pertinents et adaptés lors du processus de création des modèles, cette méthode est appliquée à chaque pas détecté et souffre de la présence de valeurs aberrantes et d'erreurs de calcul qui peuvent conduire à des trajectoires erronées et non naturelles. La trajectoire estimée dérive alors progressivement avec des erreurs accumulées à la fréquence des pas. Les méthodes classiques d'estimation d'attitude peuvent également être utilisées. Ces approches sont plus robustes, mais elles ne peuvent être utilisées dans un traitement PDR, car la direction pointée par le capteur ne correspond pas nécessairement à la direction de marche.

Une nouvelle méthode a été proposée pour améliorer l'estimation de la direction de marche en fusionnant les estimations MAGYQ et WAISS dans un filtre de Kalman étendu : HEAD (smoothH Estimation of wAlking Direction). La vitesse est ajoutée dans le vecteur d'état pour permettre l'utilisation de mesures TDCP. L'utilisation de mesures BSPD est également appliquée pour mettre directement à jour l'estimation de la position.

Des expérimentations ont été menées avec 5 personnes, sur des distances comprises entre 720 et 1300 m, avec jusqu'à 50 % de parcours intérieurs sur les trajectoires. Pendant ces expérimentations, l'appareil n'est pas aligné sur la direction de marche. Avec la méthode HEAD, l'erreur d'estimation de la direction de marche est réduite de 54 % par rapport à la méthode WAISS. En moyenne, l'erreur en position est égale à 0,5% de la distance parcourue sur 14 acquisitions. Avec la méthode PCA, le résultat obtenu est de 2,5%. La méthode proposée offre des performances satisfaisantes pour la localisation du piéton et semble suffisante pour s'inscrire dans un processus de localisation multimodale. Cependant, cette solution possède encore des limites, comme la capacité de juger avec précision de la confiance accordée aux estimations des algorithmes MAGYQ et WAISS sur chaque pas. Afin de limiter certaines erreurs d'orientation en milieu intérieur, il est envisageable d'appliquer des contraintes liées à la carte. Ainsi, la détection de segments droits ou de virage en couloirs par exemple, permettrait de contraindre davantage la trajectoire. La détection de demi-tours peut également être envisagée. Dans la partie suivante, dédiée à la localisation multimodale, un tel principe est présenté avec la détection d'escaliers afin de contraindre la longueur de pas estimée par la méthode HEAD. En effet, les expérimentations présentées dans cette partie se sont concentrées sur l'impact de la direction de marche. Pour la solution finale, proposée dans la partie suivante, l'estimation de la longueur de pas est également appliquée afin de juger l'algorithme dans son intégralité.

Chapitre 6

Localisation multimodale

Sommaire

6.1	Introduction	104
6.2	Détection des changements de modes	104
6.3	Gestion des transitions algorithmiques	106
6.4	Validation expérimentale	108
6.4.1	Présentation des expérimentations	108
6.4.2	Analyse des résultats	109
6.4.2.1	Étude de la Track 1	109
6.4.2.2	Étude de la Track 2	112
6.5	Conclusion	115

6.1 Introduction

Ce chapitre s'intéresse à l'implémentation d'une solution de suivi de la trajectoire du voyageur connecté à l'échelle multimodale. Des méthodes de positionnement du cycliste et d'estimation de la direction de marche du piéton ont préalablement été mises en place dans le chapitre 4 et le chapitre 5. Les analyses menées dans ce chapitre se limiteront donc à ces deux modes de déplacement.

L'objectif est de proposer une solution robuste basée sur les algorithmes propres à chaque mode de déplacement et de tester cette solution en conditions réelles sur des trajectoires impliquant ces deux modes de transport à plusieurs reprises.

Dans le chapitre 5, l'étude de la trajectoire du piéton s'est concentrée sur la problématique forte d'estimation de la direction de marche. Le second paramètre nécessaire au calcul de position par la méthode PDR, la longueur de pas, était ainsi extrait à partir de la solution de référence. Afin de mettre en place une solution en conditions réelles, l'estimation de la longueur de pas est cette fois ajoutée au traitement.

Dans ce chapitre, la problématique de détection des changements de modes est étudiée dans une première partie. La gestion des transitions entre algorithmes et le design de fusion choisis sont présentés dans une deuxième partie. Enfin, l'algorithme multimodal final est testé en conditions réelles.

6.2 Détection des changements de modes

Le mécanisme d'attache du boîtier ULISS V2 a été conçu de façon à assister la navigation multimodale et la détection de changements de modes de transport. Pour cela, un système d'accroche à clics a été mis en place. Ce système est illustré sur la Figure 6.1. Le rail du boîtier vient se glisser sur le support et la gâchette vient se placer dans la fente, ce qui engendre le "clic". L'idée est de faire varier ce nombre de clics en jouant sur le nombre de fentes présentes sur le support.

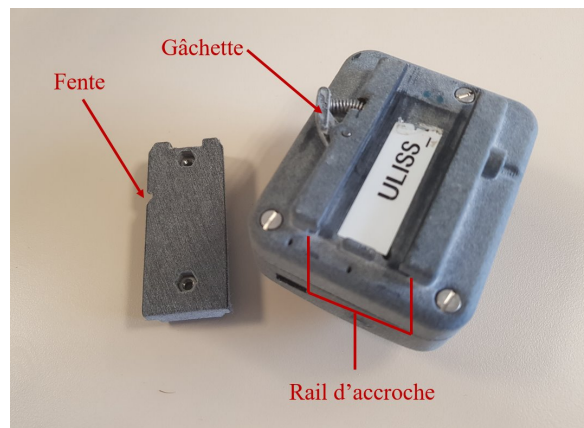


FIGURE 6.1 – Système d'attache du boîtier ULISS V2

L'analyse des signaux inertiels doit alors permettre de détecter un motif unique représentant un changement de support et donc un changement de mode. Afin de valider le système et visualiser l'allure des signaux, une acquisition alternant 3 phases d'accroche et de décroche du système sur un support est réalisée. Une représentation des signaux inertiels et magnétiques obtenus selon chaque axe est visible en Annexe C. La Figure 6.2 se concentre sur la représentation de la norme de ces différents signaux.

On constate que si les phases d'accroche sont clairement visibles sur la norme du signal de l'accéléromètre et du gyromètre, le motif obtenu et l'amplitude varient. Ainsi, dans un signal mesuré lors de mouvements engendrant de fortes variations de la mesure des signaux inertiels, il sera très difficile de localiser correctement cette signature, comme cela est illustré sur la Figure 6.3. En

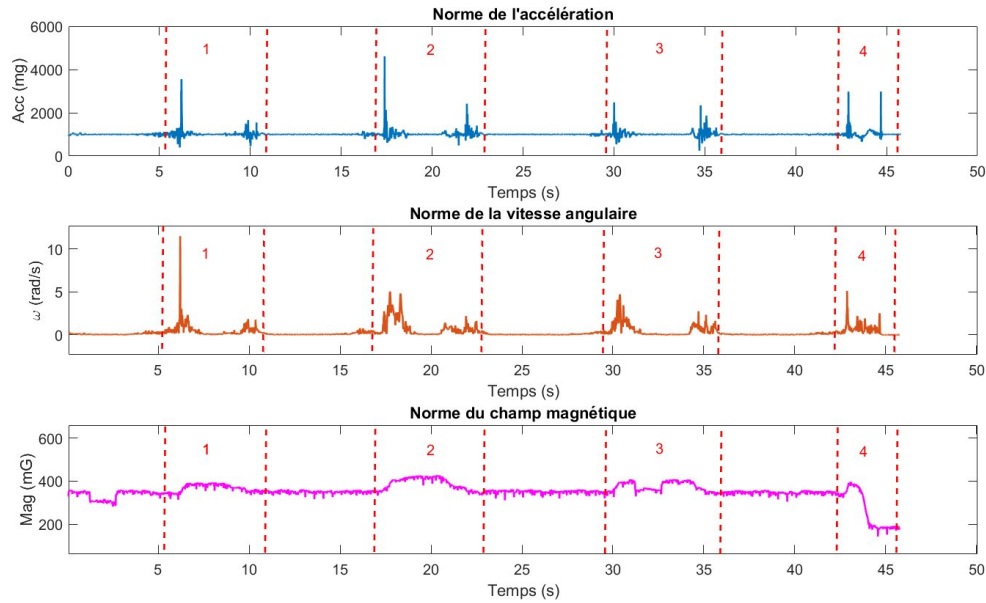


FIGURE 6.2 – Visualisation de la norme des signaux inertiels et magnétiques lors de 4 phases (notées 1 à 4) d'accroche et de décroche du boîtier ULISS V2.

conditions réelles, de courtes phases statiques du boîtier ont lieu avant l'accroche du capteur. En effet, afin de fixer le boîtier, il est au préalable nécessaire de le stabiliser avant de pouvoir le glisser correctement dans le rail prévu à cet effet. Malgré cela, la variabilité de la signature obtenue ne permet pas de distinguer clairement le changement de support. Le signal de la norme du magnétomètre semble proposer un motif plus régulier. En effet, on remarque un palier dans l'amplitude lorsque l'on accroche le capteur. Ce palier est cependant perturbé lors de la 3ème manipulation par la présence d'un signal périodique dû à une requête Wi-Fi de la plate-forme. Cette perturbation est également visible au début de l'acquisition. Lors de la quatrième phase, une autre perturbation, plus importante vient totalement perturber le motif. Encore une fois, aucune signature ne peut donc être identifiée de façon robuste dans un signal réel.

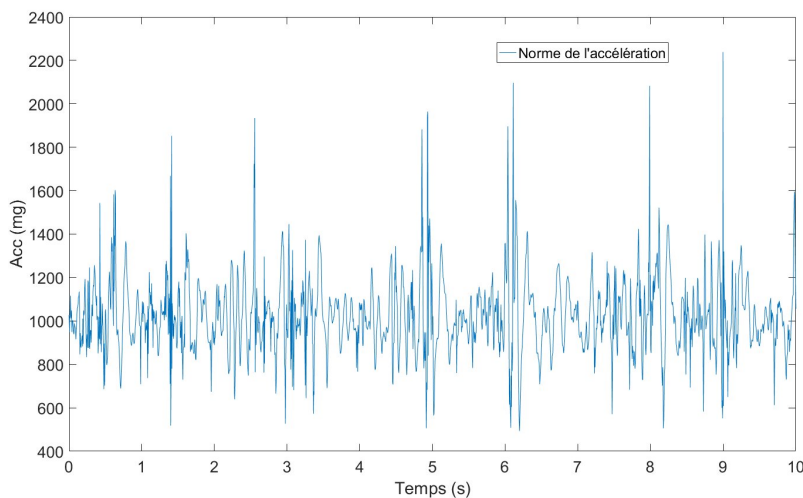


FIGURE 6.3 – Visualisation de la norme de l'accélération lors des phases d'accroche et de décroche du boîtier ULISS V2 en mouvement.

Ainsi, l'identification des instants de changement de mode de transport n'est pas triviale mal-

gré ce concept d'attache. Cette étape nécessite l'application de méthodes plus complexes. De nombreuses techniques d'identification de motifs dans des séries temporelles sont régulièrement utilisées dans la littérature [TORKAMANI et LOHWEG]. Certaines méthodes, notamment basées sur du machine learning, pourraient être étudiées dans ce projet. Ces recherches n'ont cependant pas été effectuées dans ce travail. En effet, la livraison tardive du capteur (initialement prévue en première année et finalement repoussée en dernière année de thèse) et la crise due au Covid-19 ont limité les possibilités d'essais et d'analyse. Ainsi, pour les essais en multimodal de cette étude, la détection de changement de mode n'est pas automatique mais assistée manuellement par l'utilisateur.

6.3 Gestion des transitions algorithmiques

Si la reconnaissance d'activité et la reconnaissance du mode de déplacement sont une thématique largement abordée par la communauté scientifique, la gestion des transitions entre algorithmes pour la localisation multimodale est en revanche très peu abordée. Pourtant, il a été montré en section 5.2 et section 4.2 que les méthodes de localisation pour un même mode de déplacement sont particulièrement variées et mettent en oeuvre des algorithmes et des capteurs différents. La notion de transition est donc particulièrement importante dans la localisation multimodale, et particulièrement lorsque l'on souhaite obtenir une solution en temps réel. En effet, certaines méthodes peuvent nécessiter une initialisation et les précisions attendues ainsi que les fréquences d'échantillonnage des capteurs utilisés peuvent varier.

Généralement, on distingue deux méthodes d'estimation de la position basée sur des solutions multiples. La première consiste à détecter des situations particulières (e.g. changement de mode de déplacement, changement d'environnement [GAO et GROVES, 2020]) et sélectionner l'algorithme adapté parmi les méthodes à disposition. Les algorithmes sont ainsi appliqués "en série". Cette solution est relativement facile à implémenter, mais nécessite cependant de gérer correctement les transitions entre algorithmes pour ne pas avoir une solution dégradée. La seconde méthode consiste à appliquer tous les algorithmes en permanence "en parallèle" et d'estimer à chaque instant la solution la plus probable en se basant sur des critères de précision ou sur des notions statistiques. Cette solution nécessite cependant plus de ressources si le nombre de possibilités traitées est élevé.

Dans ce travail, la solution proposée utilise les deux approches. En effet, pour la localisation du piéton, différents algorithmes sont nécessaires et doivent être réalisés en parallèle : l'algorithme MAGYQ, l'algorithme WAISS et l'algorithme HEAD. Pour une solution temps réel, des retards doivent donc être pris en compte : l'estimation de MAGYQ est nécessaire au déroulement de l'algorithme WAISS, et les estimations de MAGYQ, de WAISS et du module PEDOMETRY sont nécessaires à l'algorithme HEAD. Trois lignes temporelles en parallèle sont donc nécessaires, comme illustré sur la Figure 6.4. L'approche est similaire pour la localisation du cycliste avec deux algorithmes : MAGYQ et BIKES.

Pour la gestion de la localisation multimodale dans son ensemble en revanche, le traitement est réalisé en série. Ainsi, une première étape de détection du mode de transport est réalisée. Dans ce projet, et comme expliqué en section 6.2, cette étape a été réalisée de façon manuelle. Une fois le mode de déplacement choisi, l'algorithme correspondant est mis en place. Les choix réalisés durant ce projet permettent ensuite de faciliter la gestion des transitions entre algorithmes :

- Les méthodes d'estimations de la position sont basées sur l'utilisation des mêmes capteurs, toujours à disposition car présents dans le boîtier d'acquisition;
- Le même procédé algorithmique est mis en place, avec l'utilisation d'un filtre de Kalman étendu dans les deux cas;
- Enfin, les inconnues que l'on cherche à estimer, présentes dans le vecteur d'état, sont identiques excepté la longueur de pas présente dans l'algorithme destiné au piéton. Cet élément étant totalement indépendant à chaque instant, cela n'a pas d'importance et il peut être initialisé de la même façon à chaque nouvelle itération du code.

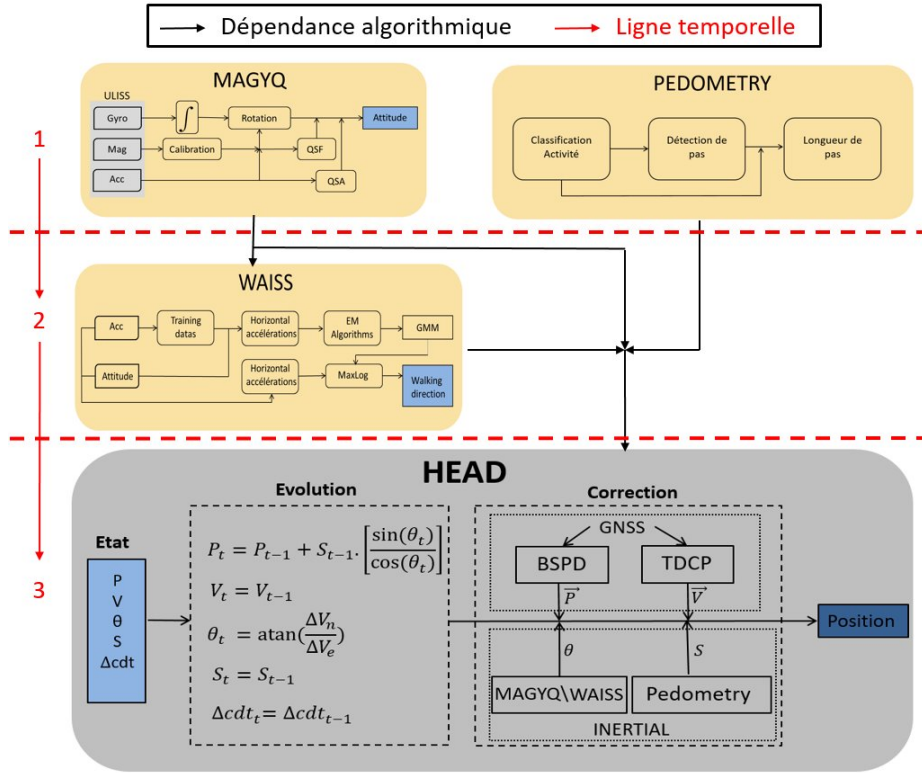


FIGURE 6.4 – Visualisation des temporelles et algorithmiques de la solution de localisation du piéton.

Finalement, le seul élément de transition à gérer à chaque changement d'algorithme est donc l'initialisation des valeurs du vecteur d'état et des matrices de variance covariance associées. Deux solutions se présentent alors : soit la valeur est initialisée à partir de la sortie de l'algorithme précédent, soit elle est initialisée indépendamment et de la même façon au début de chaque algorithme.

Ainsi, les valeurs suivantes sont directement issues de l'estimation de l'algorithme précédent :

- le vecteur position $\mathbf{P}$ et les valeurs de variance-covariance associées σ_P ;
- le vecteur vitesse $\mathbf{V}$ et les valeurs de variance-covariance associées σ_V ;
- la différence temporelle du retard d'horloge du récepteur $c \cdot \Delta t$ et la confiance qui lui est associée $\sigma_{c \cdot \Delta t}$;
- la direction de déplacement θ .

Les éléments suivants en revanche sont réinitialisés de la même façon à chaque fois qu'un des deux algorithmes est lancé :

- la longueur de pas S dans le cas de l'algorithme de localisation du piéton et la confiance qui lui est accordée σ_S , car cet élément n'est pas estimé dans l'algorithme BIKES ;
- la confiance σ_θ accordée à la valeur de la direction de déplacement. En effet, cette valeur est réinitialisée par rapport à l'algorithme précédent car elle peut être modifiée durant un changement de mode sans que l'utilisateur ne bouge. C'est le cas par exemple si l'utilisateur arrive devant son vélo perpendiculairement à la direction dans laquelle il va partir ensuite après avoir déplacé le capteur sur le support du vélo.

Le principe de fonctionnement de la solution multimodale proposée est illustré sur la Figure 6.5.

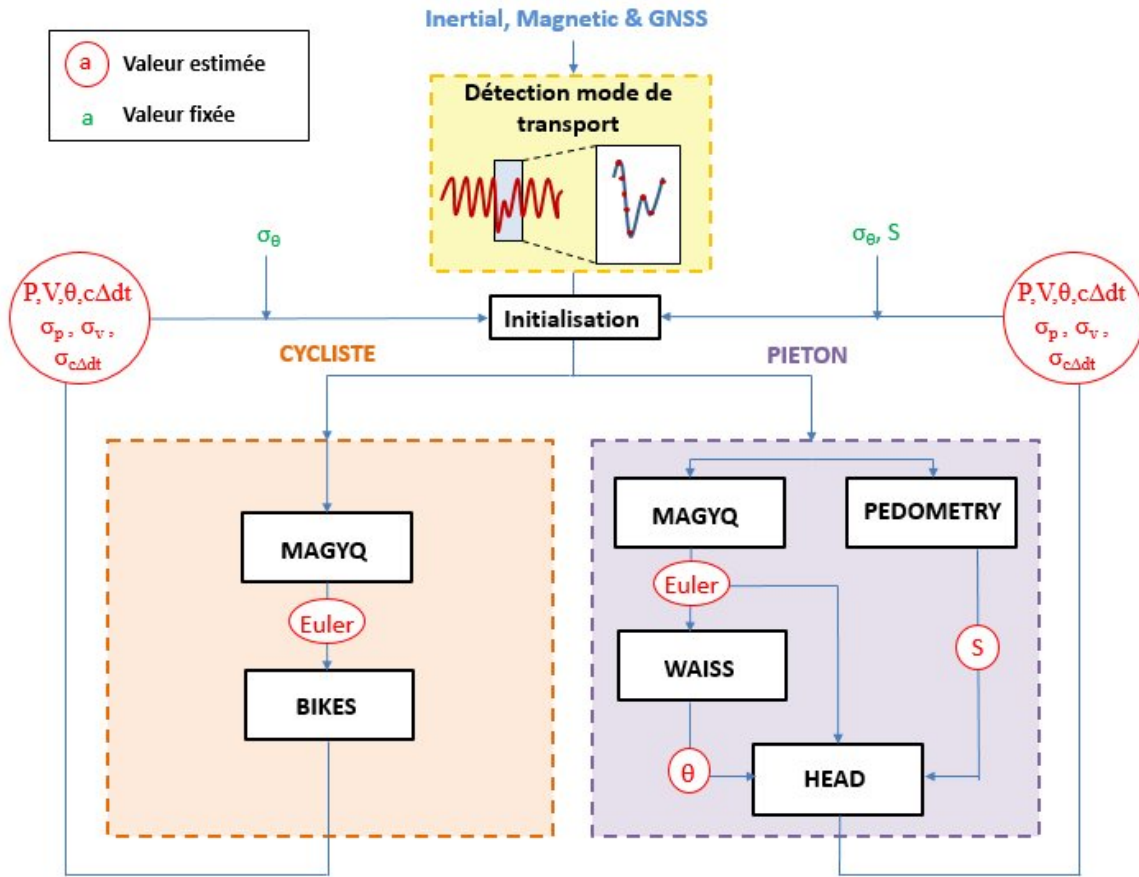


FIGURE 6.5 – Schéma de fonctionnement de l'algorithme multimodal et visualisation des paramètres estimés.

6.4 Validation expérimentale

Comme précédemment pour le cycliste et le piéton, des expérimentations ont été menées en condition réelles afin de valider la solution proposée.

6.4.1 Présentation des expérimentations

Deux expérimentations ont été conduites pour tester l'algorithme multimodal.

La première trajectoire est réalisée sur le site de l'Université Gustave Eiffel et est constituée de 3 portions effectuées à pied en mode "Texting" et 2 portions effectuées à vélo. La trajectoire effectuée est de l'ordre de 1,8 km, avec environ 1 km réalisé à vélo. La Figure 6.6 illustre la trajectoire et présente les différentes parties. Les parties 3 et 5 sont réalisées à plus de 50% en intérieur. La partie 3 est réalisée sur deux étages différents et la partie 5 sur 3 étages différents. Les environnements sont variés et similaires à ceux présentés en sous-section 5.6.1. La distance parcourue lors des parties pédestres augmente à chaque partie. Cette expérimentation, nommée "Track 1" a été réalisée par deux sujets : un sujet masculin M1 et un sujet féminin F1.

La seconde trajectoire est réalisée sur l'île de Nantes, en milieu urbain dense. Elle est constituée de 4 portions : 2 portions effectuées à pieds en mode "Texting", une portion effectuée à pieds en mode "Swinging", et une portion effectuée à vélo. La distance parcourue est d'environ 2km, dont 600m effectués à vélo, comme illustré sur la Figure 6.7. Cette expérimentation, nommée "Track 2", n'a été réalisée que par le sujet M1. Elle ne possède qu'un court passage en intérieur, réalisé au début de la troisième partie. En revanche, les parties extérieures sont constituées d'environnements très variés, avec des portions comportant de nombreux masques dus aux bâtiments et à la végétation, similaires à ceux présentés en sous-section 4.6.1. Ainsi, ces deux expérimentations permettent de traiter la plupart des environnements que le voyageur connecté est amené

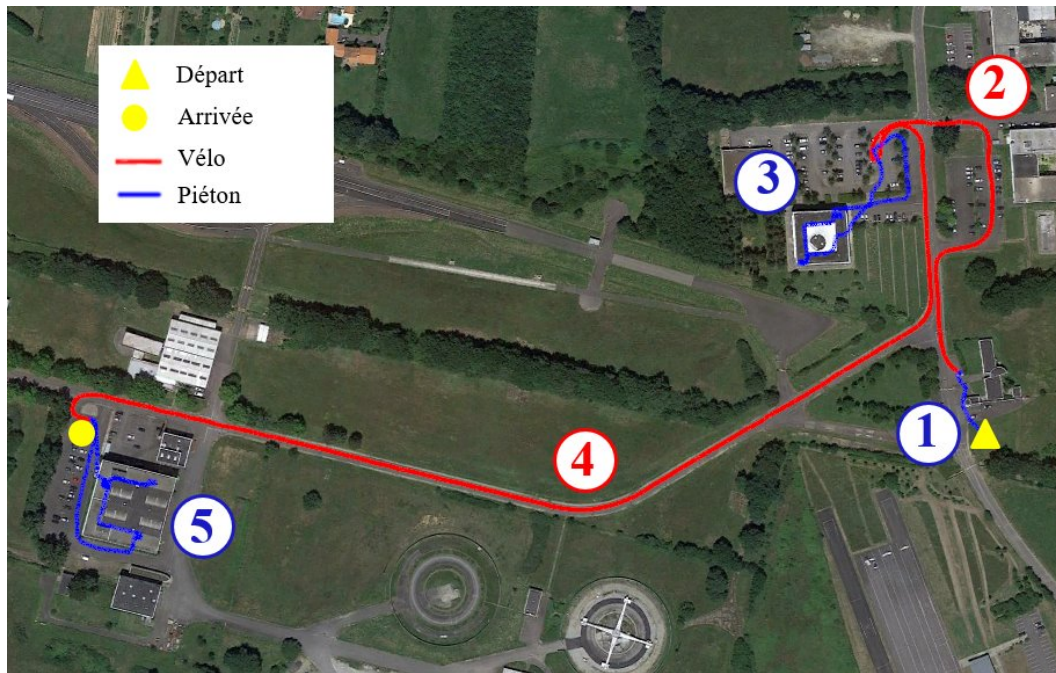


FIGURE 6.6 – Trajectoire réalisée durant l'expérimentation 1 sur le campus de l'Université Gustave Eiffel.

à rencontrer : milieu intérieur, milieu extérieur dégagé, milieu extérieur arboré et milieu urbain dense.

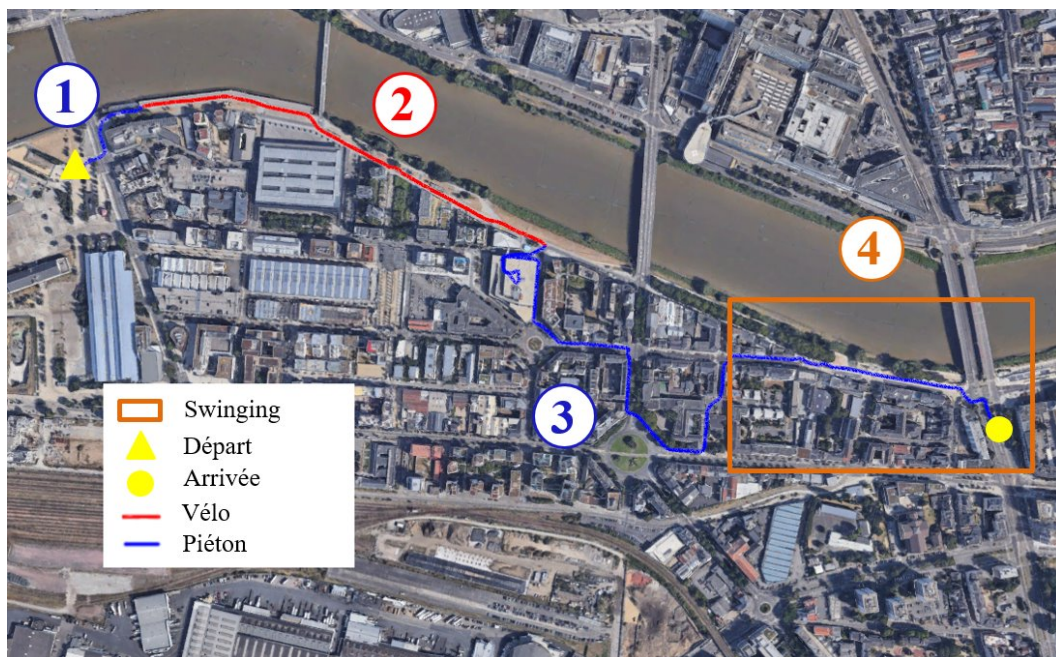


FIGURE 6.7 – Trajectoire réalisée durant l'expérimentation 2 en centre ville de Nantes.

6.4.2 Analyse des résultats

6.4.2.1 Étude de la Track 1

Les trajectoires obtenues pour la Track 1 sont présentées sur les Figure 6.8 et Figure 6.9. Deux zooms sont également proposés sur les parties intérieures afin de faciliter les analyses à suivre.

On constate que l'allure générale des trajectoires obtenues est similaire à celle de la trajectoire

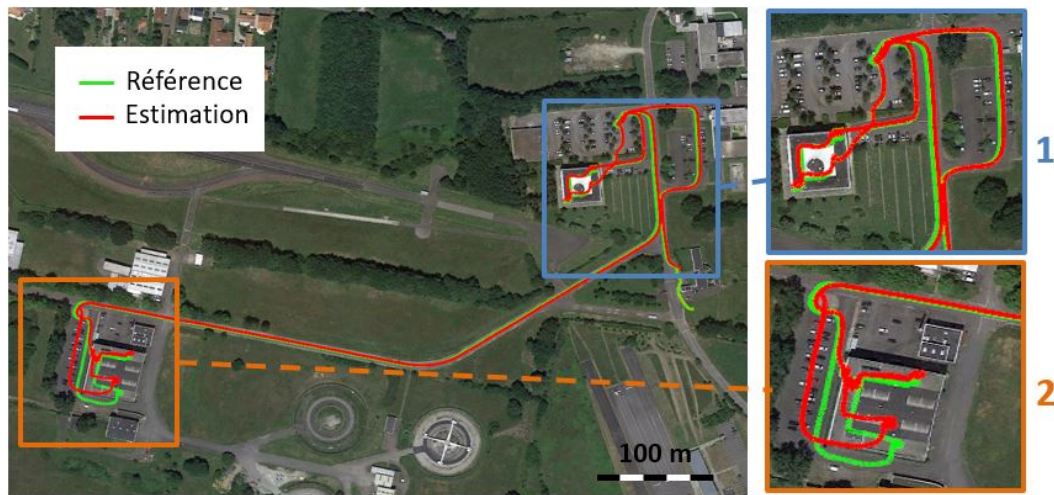


FIGURE 6.8 – Visualisation de la trajectoire obtenue pour M1.

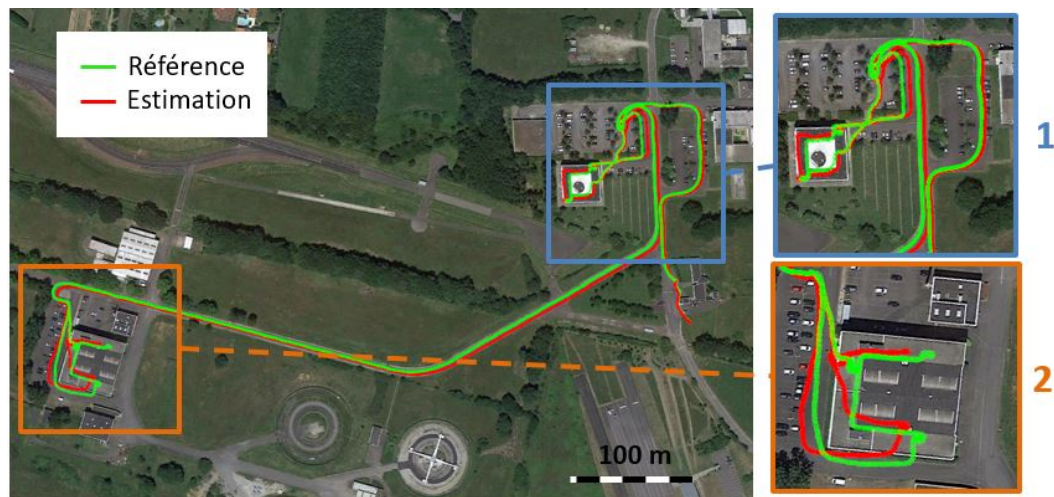


FIGURE 6.9 – Visualisation de la trajectoire obtenue pour F1.

de référence. Pour une étude plus précise, l'erreur en position a été calculée à chaque instant. Les résultats obtenus sont présentés dans le Tableau 6.1.

L'analyse de l'erreur en position est réalisée pour chaque partie. Cependant, la solution étant déterminée pour la trajectoire complète, chaque partie démarre avec une erreur équivalente à l'erreur finale de la partie précédente. Ainsi, l'erreur moyenne et l'erreur finale ont tendance à augmenter au fur et à mesure. On remarque que l'écart type de l'erreur en position des parties 2 et 4, réalisées à vélo, est relativement stable (entre 0.6 et 1.0 m) avec une valeur de l'ordre du mètre comme cela avait déjà été observé en sous-section 4.6.2.

L'écart type de l'erreur des parties pédestres en revanche, a tendance à augmenter selon la distance parcourue : 0.4, 0.6 et 3 m pour M1 et 0.3, 1.4 et 2.3 m pour F1. Pour M1, l'erreur en position, l'écart type et l'erreur finale demeurent très stables pour les 4 premières parties. En revanche, la partie 5 dégrade la solution. L'erreur moyenne passe alors de 1.6 m à 7 m et l'erreur finale de 2.2 m à 11.5 m. Cette partie est illustrée sur le second zoom de la Figure 6.8. On constate à la fois un problème de distance sur la deuxième moitié de la partie intérieure et une dérive angulaire. L'erreur en distance peut trouver sa source sur une variation de vitesse ou une mauvaise estimation de la longueur de pas. La dérive angulaire en revanche est principalement due aux trois escaliers de type "rampe sur rampe". La partie intérieure étant relativement longue, ces erreurs ne sont pas

que pour F1 (17 satellites), la répartition des satellites est bien meilleure pour F1. En effet, le nombre de satellites avec une élévation supérieure à 45° est plus important pour F1 (13 contre 8) avec 8 satellites disponibles sur 2 fréquences (indiqués en vert sur la figure). Cette valeur de 45° est utilisée lors des mises à jour BSPD afin d'exclure les satellites de faible élévation de façon à limiter les multi-trajets. La valeur d'élévation est de plus utilisée pour pondérer la confiance accordée aux observations. Finalement, l'erreur en position moyenne et l'écart type obtenus sur la trajectoire complète sont similaires pour les deux sujets : 3.2 et 3.4 m d'erreur moyenne sur une trajectoire de 1800 m avec un écart type de 1.4 m. L'erreur finale en position obtenue est de 0.6 et 0.1% de la distance parcourue.

6.4.2.2 Étude de la Track 2

La trajectoire obtenue pour la Track 2 est présentée sur la Figure 6.11.



FIGURE 6.11 – Visualisation de la trajectoire multimodale obtenue pour la Track 2, en centre ville de Nantes.

Afin de proposer une meilleure visualisation, la trajectoire est également décomposée selon les différentes parties présentées en figure Figure 6.7 sur les figures Figure 6.12, Figure 6.13, Figure 6.14 et Figure 6.15.

Le Tableau 6.2 présente l'analyse du calcul de l'erreur en position. On constate un comportement similaire pour chaque partie. L'écart type demeure plus faible pour la partie à vélo et augmente proportionnellement à la distance parcourue pour les parties pédestres. La partie en "Swinging" est correctement gérée par l'algorithme et propose des performances similaires aux parties réalisées en "Texting". Finalement, après 2000m parcourus, l'erreur finale en position est de 4.4 m, soit 0.2% de la distance parcourue, avec une erreur moyenne sur l'ensemble du parcours de 3.2 m.



FIGURE 6.12 – Visualisation de la trajectoire obtenue pour la partie 1 de la Track 2.

TABLEAU 6.2 – Analyse de l’erreur en position de la Track 2 (2000m) au 90^{ème} percentile

	Partie 1	Partie 2	Partie 3	Partie 4	Total
Mode	Texting	Vélo	Texting	Swinging	Multimodal
$\mu(m)$	1.4	0.7	4.0	3.2	3.2
$\sigma(m)$	0.6	0.3	1.6	0.9	1.2
$e.f(m)$	1.3	2.45	3.7	4.4	4.4
Pourcentage de la distance parcourue :					0.2%



FIGURE 6.13 – Visualisation de la trajectoire obtenue pour la partie 2 de la Track 2.

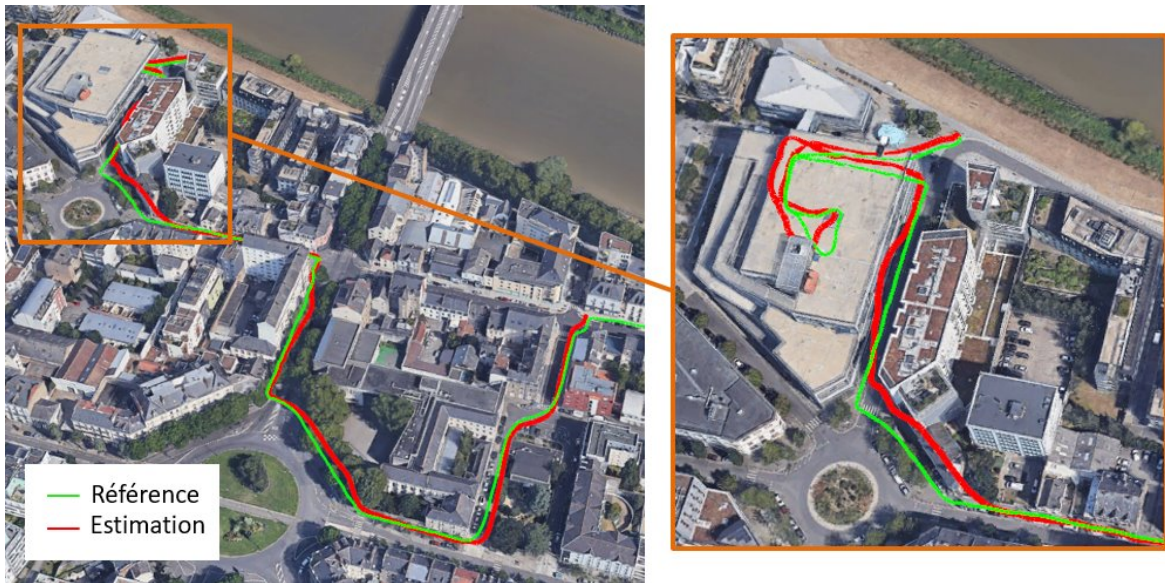


FIGURE 6.14 – Visualisation de la trajectoire obtenue pour la partie 3 de la Track 2.



FIGURE 6.15 – Visualisation de la trajectoire obtenue pour la partie 4 de la Track 2.

6.5 Conclusion

La localisation multimodale est rendue complexe par l'utilisation de nombreux capteurs et par des méthodes d'estimation qui diffèrent en fonction du mode de transport. La gestion des transitions doit alors être adaptée selon chaque algorithmes. De plus, certaines méthodes nécessitent de nombreux paramètres à conserver jusqu'au nouvel appel de cette fonction et cela peut s'avérer coûteux en mémoire dès lors que de nombreux algorithmes entrent en jeu. De la même façon, certains algorithmes nécessitent des phases d'initialisation qui peuvent perturber la notion d'instantanéité de l'estimation et la recherche d'une solution temps réel. Enfin, l'utilisation de méthodes et de capteurs différents avec des fréquences d'échantillonnages variées conduit à des trajectoires non régulières et non réalistes pouvant comporter des sauts en positions par exemple. Dans cette partie, une solution basée sur l'utilisation des méthodes présentées dans le chapitre 4 et le chapitre 5 à tour de rôle est proposée. La détection des changements de modes de transport est renseignée manuellement car le processus innovant d'accroche du boîtier ne permet pas de détecter de signature suffisamment claire dans un signal en mouvement pour l'instant. L'utilisation de capteurs, algorithmes et inconnues à estimer similaires dans les deux méthodes simplifie la gestion des transitions et permet de proposer une solution régulière, lisse et à haute fréquence. Cette méthode a été conçue afin de pouvoir être implémentée en temps réel avec seulement un léger retard due à la dépendance entre algorithmes.

La méthode proposée est testée en conditions réelles sur deux scénarios de déplacements multi-modes proposant une grande variabilité d'environnement sur des trajectoires de 1800m et 2000 m, réalisés sur une durée comprise entre 20 et 35 minutes. Pour le premier scénario, réalisé par deux sujets, une erreur en position moyenne de 3.2 et 3.4 m est obtenue, avec un écart type de 1.4 m. L'erreur finale en fin de parcours est de 11.5 m et 2.3 m respectivement. Pour le deuxième scénario, l'erreur en position moyenne est du même ordre de grandeur avec une erreur de 3.2 m et un écart type de 1.2 m. L'erreur en fin de parcours est alors de 4.4m. Ainsi, la méthode présentée propose une solution de localisation multimodale avec une erreur moyenne d'environ 3.3 m avec un écart type de 1.3m pour une trajectoire d'environ 2 km. L'erreur en position finale dépend cependant de l'application régulière de mises à jour en positionnement absolu en extérieur afin de limiter une éventuelle dérive en position. Sur les expérimentations proposées, elle ne dépasse cependant pas les 0.6% de la distance parcourue.

Chapitre 7

Conclusion

Sommaire

7.1 Conclusion et résumé des contributions	118
7.2 Perspectives scientifiques	119
7.3 Retours et perspectives professionnelles	120

7.1 Conclusion et résumé des contributions

L'évolution des modes de transport et l'arrivée de nouvelles formes de mobilités s'accompagnent d'une demande croissante de données de localisation pour le voyageur connecté. En effet, la planification d'itinéraires, le suivi de déplacements, l'analyse d'activité ou encore la sécurité de certains modes de déplacement nécessitent des données de localisation à la fois précises, disponibles en temps réel et affichées de façon lisse et cohérente. Ces données doivent être accessibles depuis les appareils utilisés au quotidien, c'est-à-dire les smartphones et montres connectées.

Cependant, la localisation de l'utilisateur à l'échelle multimodale reste problématique. De nombreux algorithmes et de nombreux capteurs peuvent être utilisés. Cela crée des difficultés pour garantir une solution lisse lors des transitions entre les différents modes de déplacement et la qualité de l'estimation peut alors dépendre de l'environnement de l'utilisateur si certaines méthodes sont basées sur l'utilisation d'infrastructures particulières. De plus, la localisation du piéton avec un capteur porté en main reste une problématique active de recherche et la précision obtenue par les méthodes actuelles est insuffisante.

Cette thèse a pour objectif de proposer un démonstrateur capable de fournir une solution de navigation précise et cohérente à l'échelle multimodale. Pour cela, deux modes de déplacements ont été étudiés : la marche et le vélo. L'utilisation de traitements similaires (i.e basés sur l'utilisation de filtres de Kalman étendus) et de capteurs identiques (i.e une centrale inertielle et magnétique couplée à un baromètre et à un récepteur GNSS), permet de garantir la continuité de la solution et de simplifier la gestion des transitions algorithmiques.

Une nouvelle solution de localisation du cycliste est mise en place dans un premier temps. Les principales contributions apportées dans cette partie concernent l'utilisation des mesures de phases GNSS sous la forme de différences temporelles (TDCP) pour mettre à jour le vecteur vitesse dans le vecteur d'état; et l'utilisation des mesures inertielles pour contraindre les changements de direction lorsque les données GNSS ne sont plus disponibles. Pour cela, l'estimation du cap issu de l'algorithme MAGYQ est utilisée et l'erreur d'alignement entre le capteur et la direction de déplacement est estimée lors des phases de mises à jour TDCP. Une campagne d'acquisition en conditions réelles a permis de valider la méthode. Les performances obtenues sont de l'ordre de 3,6 m d'erreur moyenne en position avec un écart type de 1,2 m, sur des distances d'environ 3 km.

Une nouvelle solution de localisation du piéton est ensuite mise en place. Différentes contributions sont apportées dans cette partie. Tout d'abord, une nouvelle approche de détection des perturbations magnétiques basée sur la décomposition en modèles empiriques est proposée dans l'algorithme d'estimation d'attitude MAGYQ. Cela permet d'améliorer l'estimation des angles d'attitudes nécessaires pour projeter les accélérations de la main dans le plan horizontal afin d'extraire la direction de marche. Pour extraire cette direction, la méthode statistique WAISS proposant la création de modèles individuels d'accélérations de la main sous forme de mélanges gaussiens est utilisée. L'étude des paramètres de création de ces mélanges permet d'affiner la précision de l'estimation en adaptant le nombre de modèles à créer pour chaque utilisateur. Pour cela, une étude des différences inter et intra-individus a été menée. Il est également montré que ces modèles sont stables dans le temps et peuvent être réutilisés pour un même utilisateur. Ensuite, un nouvel algorithme HEAD, basé sur un filtre de Kalman étendu et une mécanisation PDR est mis en place. Le vecteur vitesse est mis à jour par l'utilisation des mesures TDCP adaptées à la dynamique de déplacement du porteur. Une nouvelle méthode de détection et exclusion des valeurs aberrantes GNSS tirant parti des différences de fréquences des capteurs utilisés est proposée. Enfin, une fusion des données issues des algorithmes WAISS et MAGYQ permet de mettre à jour la direction de marche, quelle que soit l'orientation du boîtier d'acquisition. Des acquisitions menées en conditions réelles et en environnements variés permettent de valider cette solution qui propose des performances d'estimation de la direction de marche supérieures à l'état de l'art. L'erreur en position moyenne due à l'erreur d'estimation de la direction de marche obtenue sur 14 acquisitions est d'environ 0,5% de la distance parcourue.

Finalement, une solution multimodale basée sur les deux solutions de localisation mises en place est proposée. L'utilisation de filtres de Kalman similaires avec le même vecteur d'état simplifie considérablement la gestion des transitions entre algorithmes et permet d'obtenir une solution lisse et sans saut de position. La détection des changements de mode à l'aide du système d'attache innovant du boîtier ULISS V2 n'a pas pu être traitée à cause d'une livraison tardive du capteur en dernière année de thèse et de l'épidémie de COVID-19. Des expérimentations ont cependant été conduites pour valider la solution proposée en assistant manuellement la détection des changements de modes de déplacement. L'erreur moyenne en position obtenue pour des acquisitions de 2 km est d'environ 3,3 m avec un écart type de 1,3 m. L'erreur en position finale obtenue est de 0.3% de la distance parcourue en moyenne.

7.2 Perspectives scientifiques

Le travail réalisé dans cette thèse permet d'offrir une NOUVELLE solution de localisation multimodale pour le piéton et le cycliste. De nombreuses poursuites de ces travaux sont cependant envisageables pour améliorer la solution.

Une première possibilité concerne la détection des changements de modes de déplacement qui n'a pas pu être traitée dans cette étude. Des analyses complémentaires de traitement du signal peuvent être mises en place afin d'isoler et détecter la signature d'accroche associée à chaque mode de transport avec le boîtier ULISS V2. La mise en place d'un nouveau prototype basé sur ces travaux et les observations réalisées est également exploitable.

Un second point concerne l'ajout de différents modes de déplacements. Des acquisitions multimodales incluant des déplacements en tramway et en voiture ont été réalisées avec le boîtier ULISS V2. Ces deux modes de transport n'ont cependant pas été traités dans le cadre de ce projet par manque de temps. Il serait particulièrement intéressant d'ajouter une solution pour ces deux modes de déplacements à partir de capteurs inertiels, magnétiques et GNSS afin d'enrichir la solution.

Concernant les méthodes de localisation mises en place pour le piéton et pour le cycliste, différents travaux peuvent être effectués pour affiner la solution. L'utilisation d'un filtre de Kalman aller-retour pourrait permettre de limiter une éventuelle dérive de la position dans le temps. De plus, la comparaison de la solution proposée pour le cycliste avec la solution de Google, Fused Location Provider, a permis de mettre en avant le fait que les mises à jour en positionnement absolu ne sont pas réalisées de façon optimale. En effet, la solution proposée offre une erreur moyenne et un écart type inférieurs sur la plupart des acquisitions, et pourtant l'erreur finale est supérieure. La mise en place de tests supplémentaires sur les observations et la prise en compte de paramètres atmosphériques peuvent également être envisagées. Concernant les mises à jour TDCP, les méthodes de détection et d'exclusion de valeurs aberrantes traditionnellement utilisées pour les données GNSS et basées sur l'élévation ou le SNR ne semblent pas adaptées. En effet, l'utilisation des observations est réalisée par différences temporelles et de mauvaises observations peuvent être utilisées dès lors que l'erreur est identique pour les deux observations successives étudiées. Pourtant, certaines mises à jour TDCP dégradent la solution. Une nouvelle approche de détection des erreurs basée sur de nouveaux descripteurs pourrait donc être investiguée.

L'étude de la création des modèles individuels d'accélérations horizontales de la main a également permis de mettre en avant deux éléments pouvant donner suite à de nouvelles recherches. Ces éléments sont d'un côté la diversité de l'allure des modèles en fonction de l'utilisateur, et d'un autre côté la stabilité de ces modèles pour une même personne. Ainsi, une étude plus poussée des modèles pourrait permettre de faire apparaître de nouveaux éléments liés à la démarche de la personne tels que la longueur de pas ou encore l'activité.

7.3 Retours et perspectives professionnelles

Cette thèse a été l'occasion de découvrir et aborder la large thématique de la localisation de la personne. La plus grosse partie du travail de recherche a été consacrée à la mise en place d'une solution dédiée à la localisation du piéton qui est une thématique qui m'intéresse particulièrement. En effet, les recherches effectuées dans ce domaine sont très vastes et une communauté internationale, la communauté IPIN (Indoor Positionning Indoor Navigation) concentre ses travaux sur ce domaine.

Pourtant, peu de solutions sont aujourd'hui proposées dans le commerce, et les performances ne sont généralement pas suffisantes et très limitées. Ainsi, la solution au pied PERSY, développée par le laboratoire Geoloc pour une utilisation interne, est très appréciée par les communautés scientifiques et industrielles que j'ai rencontré durant ces trois années dans le cadre de travaux, de conférences ou lors de la mise en place des compétitions de localisation associées aux conférences IPIN.

Cette thèse a également été l'occasion de suivre le développement et la prise en main d'un nouveau capteur innovant, ULISS V2. Les possibilités offertes par ce nouveau boîtier, constitué de capteurs de tarifs inférieurs à ceux de PERSY, sont nombreuses.

Ces éléments, associés à l'expérience engendrée et aux travaux réalisés qui pourraient être ajoutés aux algorithmes de PERSY, me motivent à entreprendre une démarche de valorisation des algorithmes de la solution de référence PERSY avec un boîtier plus innovant et abordable comme le boîtier ULISS V2. Ainsi, l'idée de proposer sur le marché un outil de qualité pour la localisation de personnes en milieu intérieur à partir du savoir-faire accumulé au laboratoire Geoloc me tient particulièrement à cœur.

Bibliographie

- 2018, «Challenge maîtrise de la localisation indoor», <https://www.challenge-malin.fr/presentation-des-equipes-du-challenge-malin/cyborgloc/>. 4
- AFZAL, M. H., V. RENAUDIN et G. LACHAPELLE. 2010, «Assessment of indoor magnetic field anomalies using multiple magnetometers», dans *23rd International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation*, vol. 1, ION GNSS, ISBN 9781617827358, p. 525–533. URL <http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-79960029959&partnerID=40&md5=fd4f962e35adf530b8400dd3b0a96d8>. 72
- AGGARWAL, P., Z. SYED, X. NIU et N. EL-SHEIMY. 2008, «A standard testing and calibration procedure for low cost mems inertial sensors and units», *Journal of Navigation*, vol. 61, n° 2, doi : 10.1017/S0373463307004560, p. 323–336. 34, 35
- ALLAN, D. W. et J. A. BARNES. 1981, «A modified "allan variance" with increased oscillator characterization ability», dans *Thirty Fifth Annual Frequency Control Symposium*, p. 470–475. 31
- ANDRÉANI, A. 2001, *Le GPS, une révolution*, J. Jary, ISBN 2913466036. 15
- ANGERMANN, M. et M. FRASSL. 2019, «Seamless and smooth location everywhere with the new fusedlocationprovider (google i/o'19)», URL https://www.youtube.com/watch?v=MEjFW_tLrFQ. 43
- ANGRISANO, A., M. VULTAGGIO, S. GAGLIONE et N. CROCETTO. 2019, «Pedestrian localization with pdr supplemented by gnss», dans *2019 European Navigation Conference (ENC)*, vol. 2019 European Navigation Conference (ENC), p. 1–6, doi :10.1109/EURONAV.2019.8714150.
- BAVARO, M. «Rtklib», <http://www.rtklib.com>. 36
- BAY, H., T. T. A. ESS et L. V. GOOL. 2008, «Speeded-up robust features (SURF)», *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 110, n° 3, doi :<http://dx.doi.org/10.1016/j.cviu.2007.09.014>, p. 346 – 359, ISSN 1077-3142. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1077314207001555>, similarity Matching in Computer Vision and Multimedia. 63
- BAYEV, A., I. CHISTYAKOV, A. DEREVYANKIN, I. GARTSEEV, A. NIKULIN et M. PIKHLETSKY. 2019, «Rudacop : The dataset for smartphone-based intellectual pedestrian navigation», dans *2019 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, p. 1–8. 66
- BOJJA, J., J. PARVIAINEN, J. COLLIN, R. HELLEVAARA, J. KAPPI, K. ALANEN et J. TAKALA. 2016, «Robust misalignment handling in pedestrian dead reckoning», dans *2016 IEEE 84th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall)*, p. 1–5, doi :10.1109/VTCFall.2016.7881205. 87
- BOUDRAA, A. O., J. C. CEXUS, S. BENRAMDANE et A. BEGHDAI. 2007, «Noise filtering using empirical mode decomposition», dans *2007 9th International Symposium on Signal Processing and Its Applications*, p. 1–4, doi :10.1109/ISSPA.2007.4555624. 70

- CHEN, S. S. et P. S. GOPALAKRISHNAN. 1998, «Clustering via the bayesian information criterion with applications in speech recognition», dans *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP '98 (Cat. No.98CH36181)*, vol. 2, ISSN 1520-6149, p. 645–648 vol.2, doi :10.1109/ICASSP.1998.675347. 79
- COMBETTES, C. et V. RENAUDIN. 2017, «Walking Direction Estimation Based on Statistical Modeling of Human Gait Features With Handheld MIMU», *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 22, n° 6, doi :10.1109/TMECH.2017.2765005, p. 2502–2511, ISSN 1083-4435. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/8078215/>. 65, 73
- COORDINATION SCIENTIFIC INFORMATION CENTER. 1998, «Global Navigation Satellite System GLONASS Interface Control Document», cahier de recherche. URL [https://www.unavco.org/help/glossary/docs/ICD{ }GLONASS{ }4.0{ }\(1998\){ }.en.pdf](https://www.unavco.org/help/glossary/docs/ICD{ }GLONASS{ }4.0{ }(1998){ }.en.pdf). 18
- DE PONTE MÜLER, F., E. MUNOZ DIAZ et J. PERUL. «Urban Vulnerable Road User Localization using GNSS , Inertial Sensors and Ultra-Wideband Ranging», . 41
- DENG, Z.-A., G. WANG, Y. HU et D. WU. 2015, «Heading estimation for indoor pedestrian navigation using a smartphone in the pocket», *Sensors*, vol. 15, n° 9, doi :10.3390/s150921518, p. 21 518–21 536, ISSN 1424-8220. URL <http://dx.doi.org/10.3390/s150921518>. 65
- DEPPE, S. et V. LOHWEG. 2015, «Shift-Invariant Feature Extraction for Time-Series Motif Discovery», *25th Workshop Computational Intelligence*, , n° November, p. 0–24.
- DÍEZ, L. E., A. BAHILLO, J. OTEGUI et T. OTIM. 2018, «Step length estimation methods based on Inertial Sensors : A Review», *IEEE Sensors Journal*, vol. 18, n° 17, doi :10.1109/JSEN.2018.2857502, p. 6908–6926. 64
- DILA. 2019a, «Achat de vélos électriques : quelles aides de l'État?», <https://www.service-public.fr/particuliers/actualites/A13579>. 40
- DILA. 2019b, «Coupdepoucevelo.fr : une aide de 50 euros pour la réparation et la reprise en main de votre vélo», <https://www.service-public.fr/particuliers/actualites/A14049>. 40
- DILA. 2020, «Entrée en vigueur du forfait mobilités durables», <https://www.service-public.fr/particuliers/actualites/A14046>. 40
- DING, J., V. TAROKH et Y. YANG. 2018, «IEEE SIGNAL PROCESSING MAGAZINE 1 Model Selection Techniques-An Overview», doi :10.1109/MSP.2018.2867638. 79
- DUQUENNE, F., S. BOTTON, F. PEYRET, D. BÉTAILLE et P. WILLIS. 2005, *GPS Localisation et navigation par satellites*, Hermès - Lavoisier, ISBN 978-2-7462-1090-5.
- DURAND, S. 2003, *Amélioration de la précision de la localisation différentielle temps réel par mesure de phase des systèmes GNSS : étude détaillée des équations d'observation et du problème de résolution des ambiguïtés entières*, thèse de doctorat, Observatoire de Paris. URL <http://recherche.ign.fr/labos/lareg/pdf/Theses/these{ }stephane{ }durand{ }2003.pdf>. 16
- ELHOUSHI, M., J. GEORGY, M. KORENBERG et A. NOURELDIN. 2014, «Robust motion mode recognition for portable navigation independent on device usage», dans *2014 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium - PLANS 2014*, p. 158–163. 30
- ELHOUSHI, M., J. GEORGY, A. NOURELDIN et M. J. KORENBERG. 2017, «A survey on approaches of motion mode recognition using sensors», *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 18, n° 7, p. 1662–1686. 30
- FARRELL, J. A. 2008, *Aided Navigation : GPS with High Rate Sensors*, MC Graw Hill Education. 8, 11, 23

- FEDERATION, M. T. D. O. T. G. S. O. A. F. O. T. R. 2014, «Parametry zemli 1990 (pz-90.11) reference document», cahier de recherche, Military Topographic Department Of TheE General Staff Of Armed Forces Of The Russian Federation. URL https://eng.mil.ru/files/PZ-90.11_{_}final-v8.pdf. 19
- FERGUSON, J. 2015, «Calibration of Deterministic IMU Errors», , p. 1–38. 35
- FERRÃO, P. 2013, «Positioning with Combined GPS and GLONASS Observations», *MSc diss., Técnico Lisboa.[Links]*. 19
- FREDA, P., A. ANGRISANO, S. GAGLIONE et S. TROISI. 2015, «Time-differenced carrier phases technique for precise gnss velocity estimation», *GPS Solutions*, vol. 19, doi :10.1007/s10291-014-0425-1, p. 335–341. 45
- GAO, H. et P. D. GROVES. 2020, «Improving environment detection by behavior association for context-adaptive navigation», *NAVIGATION*, vol. 67, n° 1, doi :10.1002/navi.349, p. 43–60. URL <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/navi.349>. 106
- GROVES, P. 2013, *Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor Integrated Navigation Systems, Second Edition*, ARTECH HOUSE, 34 p..
- HARRIS, C. et M. STEPHENS. 1988, «A combined corner and edge detector», dans *In Proc. of Fourth Alvey Vision Conference*, p. 147–151. 63
- ISKANDEROV, J. et M. A. GUVENSAN. 2020, «Breaking the limits of transportation mode detection : Applying deep learning approach with knowledge-based features», *IEEE Sensors Journal*, p. 1–1. 30
- KALMAN, R. et R. BUCY. 1961, «New Results in Linear Filtering and Prediction Theory», *Transactions of the ASME - Journal of Basic Engineering*, vol. 83, p. 95–108. URL https://pdfs.semanticscholar.org/5c2f/635fd11d2d001b7f9921007c6d3cf201eebf.pdf?_{_}ga=2.25613947.775028975.1591695514-301843349.1591695514. 24
- KEREBEL, M., L. PELLISSIER, D. STAN et C. VACHIER-MAMMAR. 2011, «L'Empirical Mode Decomposition, algorithmes et utilisation», cahier de recherche. URL http://dev.ipol.im/{~}morel/M{%}E9moires{_{_}Stage{_{_}Licence{_{_}2011/MaudKerebel{%}2CLucPellissier{%}2CDanielStanMemoire{_{_}EMD.pdf. 69
- KLEIN, I. et O. ASRAF. 2020, «Stepnet—deep learning approaches for step length estimation», *IEEE Access*, vol. 8, p. 85 706–85 713. 66
- KLEIN, I., Y. SOLAZ et G. OHAYON. 2018a, «Pedestrian dead reckoning with smartphone mode recognition», *IEEE Sensors Journal*, vol. 18, n° 18, doi :10.1109/JSEN.2018.2861395, p. 7577–7584, ISSN 1530-437X. 64
- KLEIN, I., Y. SOLAZ et G. OHAYON. 2018b, «Pedestrian dead reckoning with smartphone mode recognition», *IEEE Sensors Journal*, vol. 18, n° 18, p. 7577–7584. 66
- KO, H. et N. I. BADLER. 1992, «Curved Path Walking», cahier de recherche. URL http://repository.upenn.edu/cis{_{_}reports. 83
- KOUROGI, M. et T. KURATA. 2014, «A method of pedestrian dead reckoning for smartphones using frequency domain analysis on patterns of acceleration and angular velocity», dans *Position Location and Navigation Symposium (PLANS), 2014 IEEE/ION*, Monterey. 65
- KOUROGI, M. et T. KURATA. 2014, «A method of pedestrian dead reckoning for smartphones using frequency domain analysis on patterns of acceleration and angular velocity», dans *2014 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium - PLANS 2014*, ISSN 2153-3598, p. 164–168, doi :10.1109/PLANS.2014.6851371. 65

- LE SCORNEC, J., M. ORTIZ et V. RENAUDIN. 2017, «Foot-mounted pedestrian navigation reference with tightly coupled GNSS carrier phases, inertial and magnetic data», *2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation, IPIN 2017*, vol. 2017-Janua, n° September, doi:10.1109/IPIN.2017.8115882, p. 1–8. 35, 36
- LEBARBIER, E., T. MARY-HUARD, E. LEBARBIER et T. M.-H. LE. 2006, «Le critère BIC : fondements théoriques et interprétation To cite this version : HAL Id : inria-00070685 Le critère BIC : fondements théoriques et interprétation de recherche», . 79
- LEE, Y., K. YONG LEE et J. LEE. 2006, «The estimating optimal number of gaussian mixtures based on incremental k-means for speaker identification», *Information Technology - IT*, vol. 12. 80
- LEPELTIER, S. 2002, «SÉNAT RAPPORT D ' INFORMATION», , n° 1. 2
- LOWE, D. G. 2004, «Distinctive image features from scale-invariant keypoints», *Int. J. Comput. Vision*, vol. 60, n° 2, doi :10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94, p. 91–110, ISSN 0920-5691. URL <https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94>. 63
- LYU, H., L. KONG, C. LI, Y. LIU, J. ZHANG et G. CHEN. 2017, «BikeLoc», doi :10.1145/3106989. 3106996, p. 57–63. 41
- MEYERSON, É. 1985, *The Principle of Inertia*, vol. 83, chap. The Principle of Inertia, Springer Netherlands, Dordrecht, ISBN 978-94-009-5211-9, doi :10.1007/978-94-009-5211-9_5. URL https://doi.org/10.1007/978-94-009-5211-9_5. 10
- MIAH, S., I. KAPARIAS et P. LIATSI. 2015, «Evaluation of MEMS sensors accuracy for bicycle tracking and positioning», *2015 22nd International Conference on Systems, Signals and Image Processing - Proceedings of IWSSIP 2015*, doi :10.1109/IWSSIP.2015.7314235, p. 299–303. 41
- MIAH, S., E. MILONIDIS, I. KAPARIAS et N. KARCANIAS. 2020, «An innovative multi-sensor fusion algorithm to enhance positioning accuracy of an instrumented bicycle», *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 21, n° 3, doi :10.1109/TITS.2019.2902797, p. 1145–1153, ISSN 15580016. 41, 43
- MICHEL, T., H. FOURATI, P. GENEVES et N. LAYAIDA. 2015, «A comparative analysis of attitude estimation for pedestrian navigation with smartphones», dans *2015 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, Banff, p. 1–10, doi :10.1109/ipin.2015.7346767. 64
- MOTANI, K., K. WONG et S. KAMIJO. 2019, «Classifying human activity and smartphone holding mode using accelerometer and gyroscope», dans *2019 IEEE 8th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*, p. 11–12. 66
- MUNOZ DIAZ, E., F. DE PONTE MÜLLER et E. P. GONZÁLEZ. 2018, «Intelligent Urban Mobility : Pedestrian and Bicycle Seamless Navigation», *IPIN 2018 - 9th International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, doi :10.1109/IPIN.2018.8533705. 42
- MÄKELÄ, M., J. RANTANEN, M. KIRKKO-JAANKOLA et L. RUOTSALAINEN. 2018, «Context recognition in infrastructure-free pedestrian navigation—toward adaptive filtering algorithm», *IEEE Sensors Journal*, vol. 18, n° 17, doi :10.1109/JSEN.2018.2847038, p. 7253–7264, ISSN 1530-437X. 64
- NASSAR, S. et N. EL-SHEIMY. 2005, «Accuracy Improvement of Stochastic Modeling of Inertials sensors errors», *Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Land- management (ZfV)*, vol. 130, n° 3, p. 146–155. 33
- NAVE, R. «Barometric formula», <http://hyperphysics.phy-astr.gsu.edu/hbase/Kinetic/barfor.html>. From hyperphysics Web Resource. 94

- NOVATEL. 2014, «IMU Errors and Their Effects», cahier de recherche, Novatel. 12
- ORTIZ, M., M. DE SOUSA et V. RENAUDIN. 2017, «A new pdr navigation device for challenging urban environments», *Journal of Sensors*, vol. 2017, doi :10.1155/2017/4080479, p. 1–11. 28
- PARK, S. Y., S. J. HEO et C. G. PARK. 2017, «Accelerometer-based smartphone step detection using machine learning technique», dans *2017 International Electrical Engineering Congress (iEECON)*, p. 1–4. 66
- QUDDUS, M. A., W. Y. OCHIENG et R. B. NOLAND. 2007, «Current map-matching algorithms for transport applications : State-of-the art and future research directions», *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, vol. 15, n° 5, doi :10.1016/j.trc.2007.05.002, p. 312–328. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0968090X07000265>. 40
- RENAUDIN, V. 2020, «Positionnement dynamique : Application aux piétons», . xv, 11, 42, 44
- RENAUDIN, V., M. AFZAL et G. LACHAPELLE. 2010, «Complete triaxis magnetometer calibration in the magnetic domain», *Hindawi Publishing Corporation J. Sens.*, p. 1–10. 14
- RENAUDIN, V. et C. COMBETTES. 2014, «Magnetic, acceleration fields and gyroscope quaternion (MAGYQ)-based attitude estimation with smartphone sensors for indoor pedestrian navigation», *Sensors (Switzerland)*, vol. 14, n° 12, doi :10.3390/s141222864, p. 22 864–22 890, ISSN 14248220. 43, 44
- RENAUDIN, V. et C. COMBETTES. 2019, «Procédé de détermination de la trajectoire d'un objet mobile, programme et dispositif aptes à la mise en œuvre de ce procédé, fr3070515, ifsttar», . 36
- RENAUDIN, V., C. COMBETTES et F. PEYRET. 2014, «Quaternion based heading estimation with handheld MEMS in indoor environments», dans *PLANS 2014, 2014 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium*, INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERS - IEEE, MONTEREY, United States, p. pp.645–656, doi :10.1109/PLANS.2014.6851427. URL <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01470469>, pLANS 2014, 2014 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium, MONTEREY, ETATS-UNIS, 05-/05/2014 - 08/05/2014. 44
- RENAUDIN, V., Z. HE et M. PETOVELLO. 2012, «Characterization of the impact of indoor doppler errors on pedestrian dead reckoning», dans *Proceedings of the 2012 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium*, ISSN 2153-3598, p. 969–979, doi :10.1109/PLANS.2012.6236838. 87
- RENAUDIN, V. et M. ORTIZ. 2019, «Procédé de sélection d'algorithmes de détermination de la trajectoire, programme et dispositifs pour sa mise en œuvre, fr3071052, ifsttar», . 30
- RENAUDIN, V., M. SUSI et G. LACHAPELLE. 2012a, «Step Length Estimation Using Handheld Inertial Sensors», *Sensors*, vol. 12, n° 7, doi :10.3390/s120708507, p. 8507–8525, ISSN 1424-8220. URL <http://www.mdpi.com/1424-8220/12/7/8507>. xvi, 64, 66, 68, 94
- RENAUDIN, V., M. SUSI et G. LACHAPELLE. 2012b, «Step length estimation using handheld inertial sensors», *Sensors (Basel, Switzerland)*, vol. 12, doi :10.3390/s120708507, p. 8507–25.
- RILEY, W. J. 1994, *Handbook of Frequency Stability Analysis*, vol. 31, ISBN 3019753058, A49 p., doi : 10.1016/0148-9062(94)92706-5. 31
- ROSSBACH, U. 2003, «Positioning and Navigation Using the Russian Satellite System GLONASS», cahier de recherche, Neubiberg : Univ.-Bibl. der Univ. der Bundeswehr. 18
- ROUSSEUW, P. J. 1987, «Silhouettes : A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis», *Journal of Computational and Applied Mathematics*, vol. 20, doi :[https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7), p. 53 – 65, ISSN 0377-0427. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0377042787901257>. 80

- ROY, N., H. WANG et R. ROY CHOUDHURY. 2014, «I am a smartphone and i can tell my user's walking direction», dans *Proceedings of the 12th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, MobiSys '14*, ACM, New York, NY, USA, ISBN 978-1-4503-2793-0, p. 329–342, doi :10.1145/2594368.2594392. URL <http://doi.acm.org/10.1145/2594368.2594392>. 65
- SHAIKH, M. F., Z. SALCIC et K. I. WANG. 2018, «A novel accelerometer-based technique for robust detection of walking direction», *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 65, n° 8, doi : 10.1109/TBME.2017.2774924, p. 1740–1747, ISSN 0018-9294. 87
- SHARMA, A., S. K. SINGH, S. S. UDMALE, A. K. SINGH et R. SINGH. 2020, «Early transportation mode detection using smartphone sensing data», *IEEE Sensors Journal*, p. 1–1. 30
- SHIBUKAWA, M., K. SUGITANI, R. HONG, K. KASAMATSU, S. SUZUKI et S. P. NINOMIJA. 2001, «The relationship between arm movement and walking stability in bipedal walking», dans *2001 Conference Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 2, ISSN 1094-687X, p. 1139–1144 vol.2, doi :10.1109/IEMBS.2001.1020392. 78
- ŠTEPÁNOVÁ, K. et M. VAVREČKA. 2018, «Estimating number of components in Gaussian mixture model using combination of greedy and merging algorithm», *Pattern Analysis and Applications*, vol. 21, n° 1, doi :10.1007/s10044-016-0576-5, p. 181–192, ISSN 14337541. 79
- STOICA, P. et Y. SELEN. 2004, «Model-order selection : a review of information criterion rules», *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 21, n° 4, p. 36–47. 79
- SUBIRANA, J., J. ZORNOZA, M. HERNÁNDEZ-PAJARES, E. S. AGENCY et K. FLETCHER. 2013, *GNSS Data Processing*, n° vol. 1 dans ESA TM, ESA Communications, ISBN 9789292218867. URL <https://books.google.fr/books?id=R08xngEACAAJ>. 15, 18, 21, 45
- TAO, X., X. ZHANG, F. ZHU, F. WANG et W. TENG. 2018, «Precise displacement estimation from time-differenced carrier phase to improve pdr performance», *IEEE Sensors Journal*, vol. 18, n° 20, doi :10.1109/JSEN.2018.2867225, p. 8238–8246, ISSN 1530-437X.
- TIBSHIRANI, R., G. WALTHER et T. HASTIE. 2001, «Estimating the number of clusters in a data set via the gap statistic», *Journal of the Royal Statistical Society Series B*, vol. 63, doi :10.1111/1467-9868.00293, p. 411–423. 79
- TORKAMANI, S. et V. LOHWEG. doi :10.1002/widm.1199. 106
- WEISSTEIN, E. «Newton's method», <https://mathworld.wolfram.com/NewtonsMethod.html>. From MathWorld—A Wolfram Web Resource. 75
- WELCH, G. et G. BISHOP. 1995, «An introduction to the kalman filter», cahier de recherche, USA. 24
- YOTSUYA, K., H. IWASE, N. ITO, K. NAITO, N. CHUJO, T. MIZUNO et K. KAJI. 2017, «Detection of half-turn stairs from walking trajectories estimated by pedestrian dead reckoning», dans *2017 Tenth International Conference on Mobile Computing and Ubiquitous Network (ICMU)*, p. 1–2, doi :10.23919/ICMU.2017.8330083. 87
- YOU, Z. 2018, «Chapter 9 - magnetometer technology», dans *Space Microsystems and Micro/nano Satellites*, édité par Z. You, Micro and Nano Technologies, Butterworth-Heinemann, ISBN 978-0-12-812672-1, p. 341 – 360, doi :<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-812672-1.00009-6>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128126721000096>. 13
- ZHANG, X., Y. LI, P. J. MUMFORD et C. RIZOS. 2008, «Allan variance analysis on error characters of mems inertial sensors for an fpga-based gps / ins system», . xv, xix, 30, 31, 32

ZHU, F., X. TAO, W. LIU, X. SHI, F. WANG et X. ZHANG. 2019, «Walker : Continuous and precise navigation by fusing gnss and mems in smartphone chipsets for pedestrians», *Remote Sensing*, vol. 11, doi :10.3390/rs11020139, p. 139.

Annexes

Sommaire

A	Position et vitesse des satellites GPS à partir du message de navigation	II
A.1	Calcul de la position	II
A.2	Calcul de la vitesse	III
B	Position et vitesse des satellites GLONASS à partir du message de navigation . .	IV
B.1	Equations de mouvement	IV
B.2	Intégration par la méthode de Runge-Kutta	V
C	Visualisation des signaux inertiels et magnétiques lors du processus d'attache du boîtier ULISS V2	VI

ANNEXE A Position et vitesse des satellites GPS à partir du message de navigation

Les positions et vitesses des satellites sont calculés dans le système WGS84 à partir des éléments radiodiffusés présents dans le message de navigation :

PRN	Epoch (y,m,d,h,m,s)	SV clock bias	SV clock drift	SV clock drift rate
	IODE Issue of Data	C_{rs}	Δn	M0
	C_{uc} Y	e	C_{us}	$\sqrt{a}$
	Time of ephemeris Z	C_{ic}	Ω_0	C_{is}
	i	C_{rc}	ω	Ω_{dot}
	i_{dot}	Codes on L2 channel	GPS week	L2P data flag
	SV accuracy	SV health	Time Group Delay	IODC Issue of Data, Clock
	Transmission time of message	Fit interval		

Annexe A.1 Calcul de la position

- Paramètres WGS84 :
 - GM : Constante gravitationnelle = $3.986005.10^{14} m^3/s^2$
 - ω_e : Vitesse angulaire de rotation de la Terre = $7.292115147.10^{-5} rad/s$
- Temps passé depuis le temps de référence : $t = t_s - t_{0e}$
- Anomalie moyenne au temps t : $\mu = \mu_0 + (\sqrt{\frac{GM}{a^3}} + \Delta n)t$
- Anomalie excentrique (résolution par itération) : $E = \mu + e \sin E$
- Anomalie vraie : $f = \arctan(\frac{\sqrt{1-e^2} \sin E}{\cos E - e})$
- Longitude du noeud ascendant : $\Omega = \Omega_0 + (\dot{\Omega} - \omega_e)t - \omega_e t_{0e}$
- Argument du périégée : $\omega_c = \omega + f + C_{\omega c} \cos 2(\omega + f) + C_{\omega s} \sin 2(\omega + f)$
- Argument du périégée : $\omega_c = \omega + f + C_{\omega c} \cos 2(\omega + f) + C_{\omega s} \sin 2(\omega + f)$
- Distance radiale : $r = a(1 - e \cos E) + C_{rc} \cos 2(\omega + f) + C_{rs} \sin 2(\omega + f)$
- Inclinaison : $i = i_0 + \dot{i}t + C_{ic} \cos 2(\omega + f) + C_{is} \sin 2(\omega + f)$
- Coordonnées dans le plan orbital : $\begin{cases} x_s^{orb} = r \cos \omega_c \\ y_s^{orb} = r \sin \omega_c \end{cases}$
- Coordonnées cartésiennes WGS84 : $\begin{cases} x_s = x_s^{orb} \cos \Omega - y_s^{orb} \cos i \sin \Omega \\ y_s = x_s^{orb} \sin \Omega - y_s^{orb} \cos i \cos \Omega \\ z_s = y_s^{orb} \sin i \end{cases}$

Annexe A.2 Calcul de la vitesse

La vitesse est déduite en dérivant les équations de position par rapport au temps :

$$\begin{cases} \dot{x}_s = \cos\Omega(\dot{x}' - y'\dot{\Omega}\cos i) + \sin\Omega(-x'\dot{\Omega} - \dot{y}'\cos i + i y' \sin i) \\ \dot{y}_s = \cos\Omega(\dot{x}' - y'\dot{\Omega}\cos i) - \sin\Omega(x'\dot{\Omega} - \dot{y}'\cos i + i y' \sin i) \\ \dot{z}_s = \dot{y}' \sin i + y' i \cos i \end{cases}$$

ANNEXE B Position et vitesse des satellites GLONASS à partir du message de navigation

Le message de navigation GLONASS est constitué des éléments suivants :

Almanac numer	Epoch of ephemerides	SV clock bias	SV relative frequency bias	message frame time
	Satellite position X	Satellite velocity $\dot{X}$	Satellite acceleration $\ddot{X}$	Health
	Satellite position Y	Satellite velocity $\dot{Y}$	Satellite acceleration $\ddot{Y}$	frequency number
	Satellite position Z	Satellite velocity $\dot{Z}$	Satellite acceleration $\ddot{Z}$	Age of oper. information

Annexe B.1 Equations de mouvement

La position et la vitesse des différents satellites sont transmises dans le message de navigation pour un instant t appelé époque de référence. Les différentes époques du message de navigation sont séparées de 30 minutes.

Pour obtenir la position et la vitesse du satellite à un instant $t \neq t_e$, il est nécessaire d'intégrer les 6 équations de mouvement des satellites :

- $\frac{dx}{dt} = v_x$
- $\frac{dy}{dt} = v_y$
- $\frac{dz}{dt} = v_z$
- $\frac{v_x}{dt} = -\frac{\mu}{r^3}x - \frac{3}{2}C_{20}\frac{\mu a_e^2}{r^5}x(1 - \frac{5z^2}{r^2}) + \omega_E^2x + 2\omega_EV_y + X''$
- $\frac{v_y}{dt} = -\frac{\mu}{r^3}y - \frac{3}{2}C_{20}\frac{\mu a_e^2}{r^5}y(1 - \frac{5z^2}{r^2}) + \omega_E^2y + 2\omega_EV_x + Y''$
- $\frac{v_z}{dt} = -\frac{\mu}{r^3}z - \frac{3}{2}C_{20}\frac{\mu a_e^2}{r^5}z(1 - \frac{5z^2}{r^2}) + Z''$

Où :

- x, y, z sont les coordonnées du satellite,
- v_x, v_y, v_z vitesses du satellite.
- X'', Y'', Z'' sont les accélérations du satellite,
- $r = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$ est la distance entre le satellite et le centre de la Terre,
- μ est la constante de gravitation terrestre,
- C_{20} est le second coefficient zonal
- a_e est le rayon équatorial terrestre
- ω_E est la vitesse de rotation terrestre.

Ces équations sont obtenues à partir des équations de Newton exprimées dans un référentiel inertiel centré sur la Terre, en tenant compte de l'effet de Coriolis créée par la rotation terrestre.

Annexe B.2 Intégration par la méthode de Runge-Kutta

Les équations de mouvement sont intégrées selon la méthode Runge-Kutta au quatrième ordre. La méthode de calcul est la suivante :

- Condition initiale :

$$y_0 = (x, y, z, v_x, v_y, v_z) \quad (7.1)$$

$$\dot{y} = f(t, y)$$

- Équations :

$$y_{n+1} = y_n + \frac{1}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4) \quad (7.2)$$

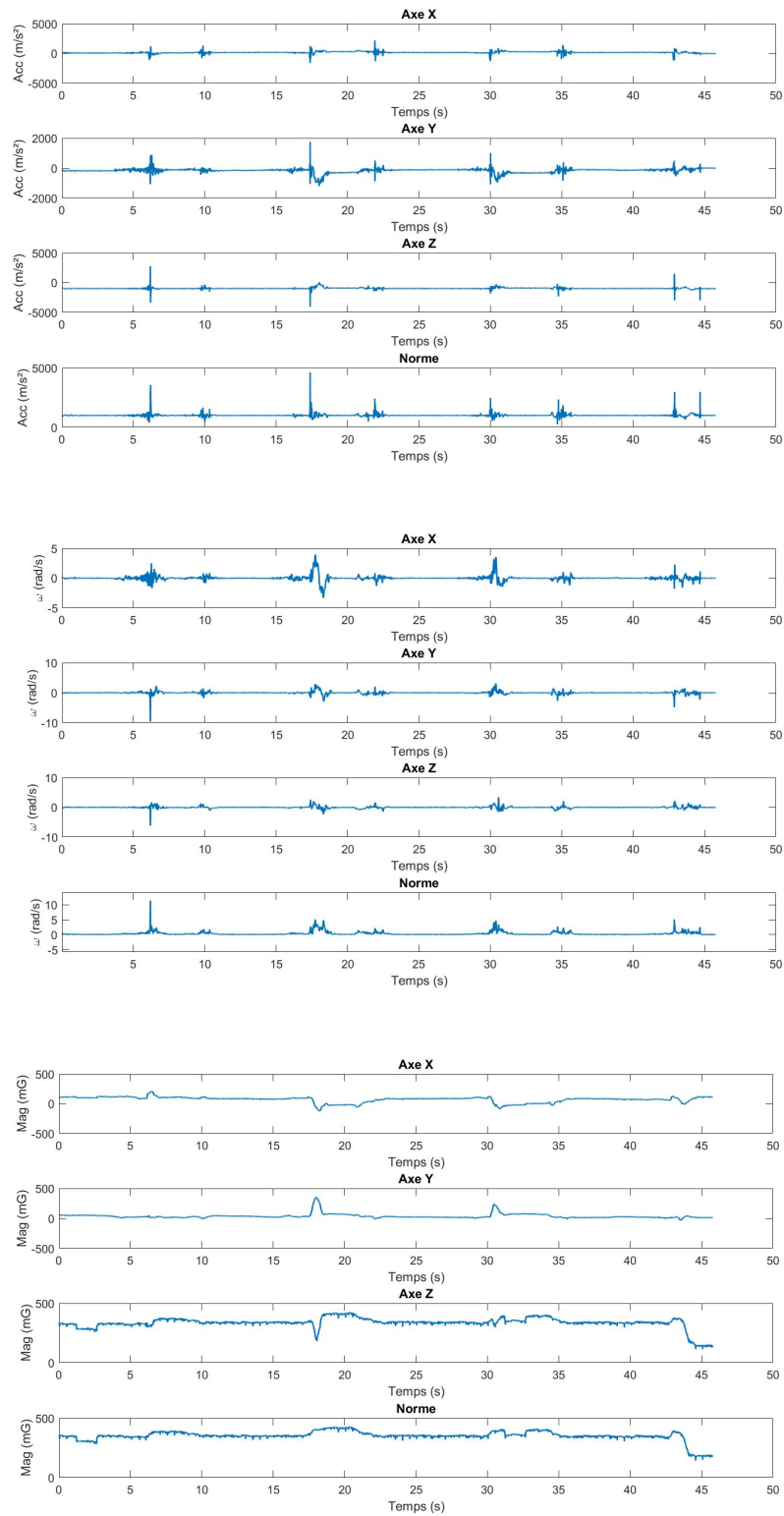
$$t_{n+1} = t_n + h$$

Avec :

- $k_1 = h \cdot f(t_n, y_n)$
- $k_2 = h \cdot f(t_n + \frac{1}{2}h, y_n + \frac{1}{2}k_1)$
- $k_3 = h \cdot f(t_n + \frac{1}{2}h, y_n + \frac{1}{2}k_2)$
- $k_4 = h \cdot f(t_n + h, y_n + k_3)$
- h est le pas d'intégration

Dans le cas de l'intégration des données GLONASS, la condition initiale y_0 correspond aux coordonnées et vitesses du satellite pour l'époque de référence la plus proche du temps t recherché. La fonction $f(t, y)$ correspond quant à elle aux équations de mouvement des satellites détaillées précédemment. Ainsi, ces étapes sont répétées n fois jusqu'à obtenir les valeurs au temps t , avec $t - t_e = n \cdot h$.

ANNEXE C Visualisation des signaux inertiels et magnétiques lors du processus d'at- tache du boîtier ULISS V2



Titre : Localisation autonome des dynamiques de déplacement en transport multimodal

Mots clés : Navigation piétonne, localisation multimodale, Filtre de Kalman, GNSS, capteurs inertiels Magnétiques

Résumé : Le développement croissant d'objets intelligents offre de nouvelles opportunités de localisation du voyageur connecté. Cependant, le suivi de la trajectoire du piéton reste problématique et les applications de navigation ne proposent pas de suivre la trajectoire du voyageur à l'échelle multimodale de façon autonome. Ce travail s'intéresse à la mise en place d'une solution unique capable de localiser l'utilisateur selon différents mode de déplacement et quel que soit l'environnement, à partir de capteurs inertiels, magnétique et GNSS. Dans un premier temps, une nouvelle méthode de localisation du cycliste est mise en place. Les mesures de phases GNSS sont utilisées pour corriger le vecteur vitesse par différences temporelles et la direction de déplacement est contrainte à l'aide des signaux inertiels. Ces éléments ont été utilisés dans un second temps et adaptés pour mettre en place

une nouvelle méthode de localisation du piéton avec un capteur en main. L'approche PDR qui est une technique de navigation inertielle à l'estime est paramétrée dans un filtre de Kalman étendu. Une mise à jour innovante fusionnant l'estimation de l'attitude du boîtier et une estimation statistique de la direction de marche permet de corriger l'estimation du cap de marche et obtenir une estimation cohérente et lissée. Les mesures GNSS sont utilisées pour corriger le vecteur vitesse, l'orientation, la longueur de pas et la position absolue. Enfin, une approche multimodale est proposée et la gestion des transitions entre les différents algorithmes, assistée par l'utilisation d'un capteur innovant, est étudiée. Des validations expérimentales multimodales en conditions réelles sont conduites pour analyser les performances d'estimation de la solution proposée.

Title : Autonomous localization by learning mobility dynamics in multimodal transportation

Keywords : Pedestrian navigation, multimodal localization, Kalman Filter, GNSS, Magnetic and inertial sensors

Abstract : The growing development of smart objects offers new opportunities for locating the connected traveller. However, tracking the trajectory of the pedestrian remains problematic and navigation applications do not offer to track the traveller's trajectory on a multimodal level in an autonomous way. This work focuses on the implementation of a single solution able to locate the user according to different travel modes and whatever the environment, using inertial, magnetic and GNSS sensors. In a first step, a new method for locating the cyclist is implemented. GNSS phase measurements are used to correct the velocity vector by time differences and the motion direction is constrained using inertial signals. These elements were used in a second step and adapted to implement a new method of

pedestrian localization with a handheld sensor. The PDR approach, which is an inertial dead reckoning navigation technique, is parameterized in an extended Kalman filter. An innovative update merging the device attitude estimation and a statistical estimation of the walking direction allows to correct the walking heading estimation and obtain a consistent and smoothed estimation. GNSS measurements are used to correct speed vector, orientation, step length and absolute position. Finally, a multimodal approach is proposed and the management of transitions between the different algorithms, assisted by the use of an innovative sensor, is studied. Multimodal experimental validations in real conditions are conducted to analyze the estimation performances of the proposed solution.