



# Géolocalisation à l'intérieur d'un bâtiment pour terminaux mobiles

Soufien Kammoun

## ► To cite this version:

Soufien Kammoun. Géolocalisation à l'intérieur d'un bâtiment pour terminaux mobiles. Informatique mobile. Télécom ParisTech, 2016. Français. ⟨NNT : 2016ENST0041⟩. ⟨tel-01848775⟩

**HAL Id: tel-01848775**

**<https://pastel.hal.science/tel-01848775v1>**

Submitted on 25 Jul 2018

**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.



HAL Authorization



**Doctorat ParisTech**

**T H È S E**

**pour obtenir le grade de docteur délivré par**

**TELECOM ParisTech**

**Spécialité « Electronique et Communications »**

*présentée et soutenue publiquement par*

**Soufien KAMMOUN**

le 29 juin 2016

**Géolocalisation à l'intérieur des bâtiments  
pour terminaux mobiles**

**Jury**

**M. Nouredine MANAMANNI**, Professeur des universités, Université de Reims  
**Mme Valérie RENAUDIN**, Chargée de recherche, HDR, IFSTTAR Nantes  
**M. Paul HONEINE**, Professeur des universités, Université de Rouen  
**M. Nel SAMAMA**, Professeur des universités, TELECOM SudParis  
**M. Bernard UGUEN**, Professeur des universités, Université de Rennes 1  
**M. Bernard HUYART**, Professeur des universités, TELECOM ParisTech  
**M. Jean-Christophe COUSIN**, Maître de Conférences, TELECOM ParisTech  
**M. Jean-Baptiste POTHIN**, Ingénieur de Recherche, DataHertz SA

Rapporteur  
Rapporteur  
Examineur  
Examineur  
Examineur  
Directeur de thèse  
Directeur de thèse  
Directeur de thèse

**TELECOM ParisTech**

école de l'Institut Mines-Télécom - membre de ParisTech

46 rue Barrault 75013 Paris - (+33) 1 45 81 77 77 - [www.telecom-paristech.fr](http://www.telecom-paristech.fr)



*à mes parents,  
à mon frère et ma sœur*

---

---

على قدر أهل العزم تأتي العزائم \*\*\* وتأتي على قدر الكرام المكارم  
وتعظم في عين الصغير صغارها \*\*\* وتصغر في عين العظيم العظائم

---

---



# Remerciements

Ce mémoire étant en quelque sorte l'aboutissement de trois années de travail de recherche. Ce succès est le résultat des collaborations et des discussions qui sont une source de nouvelles voies à suivre. Ces quelques mots sont adressés à tous ceux qui m'ont soutenu et encouragé dans l'expérience épique de la thèse.

Ma première attention va à Monsieur Jean-Baptiste POTHIN, mon responsable de thèse à DataHertz. Je le remercie pour m'avoir accueilli au sein de son équipe du pôle recherche et développement de l'entreprise DataHertz. Je le remercie aussi pour avoir su me guider et m'aider à choisir avec clairvoyance les pistes à suivre. Les recherches exposées dans les pages qui vont suivre lui doivent beaucoup.

Je voudrais remercier particulièrement mes responsables de thèse à Télécom ParisTech : Monsieur Bernard HUYART, directeur de cette thèse, et Monsieur Jean-Christophe COUSIN, co-encadreur de cette thèse. Je les remercie pour leurs qualités humaines et scientifiques et de m'avoir toujours encouragé à aller de l'avant. Leurs conseils et leurs sens critiques ont été pour moi toujours très précieux.

Je tiens à remercier l'ensemble du jury pour m'avoir fait l'honneur de participer à ma soutenance de thèse, notamment Monsieur Noureddine MANAMANNI, Professeur à l'université de Reims Champagne Ardenne et Madame Valérie RENAUDIN, Chargée de recherche (HDR) à l'IFSTTAR (Nantes), qui ont accepté le lourd et minutieux travail dévolu aux rapporteurs. Sans oublier de remercier Monsieur Nel SAMAMMA, Professeur à Télécom SudParis, Monsieur Bernard UGUEN, Professeur à l'université de Rennes 1 et Monsieur Paul HONEINE, Professeur à l'université de Rouen, qui ont accepté d'examiner mon travail.

Ces remerciements ne seraient pas complets si je n'y associais pas toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de cette thèse, en particulier, tout le personnel de l'entreprise DataHertz dans laquelle j'ai réalisé mon travail de thèse.

Un grand merci au fond du cœur ira à mes parents Monia et Saleh Eddine, mon frère Mustapha et ma sœur Hanen pour leur amour, leur encouragement, leur soutien moral, enfin pour tout ... Une pensée chaleureuse à mes parents, sans eux, plusieurs étapes n'auraient pas été possibles.

Un remerciement spécial à Amine Chaabouni, qui a partagé avec moi des moments inoubliables pendant la thèse, pour ton véritable amitié.

Kammoun Soufien (Mai 2016)



# Résumé

Force est de constater aujourd'hui que la localisation d'un bien ou d'une personne est devenue une nécessité. Plusieurs solutions existent en extérieur, largement dominées par le système GPS. Pour la localisation en intérieur, la précision se dégrade en raison des trajets multiples et de l'atténuation des signaux traversant les murs.

Cette thèse se focalise sur la problématique de localisation à l'intérieur d'un bâtiment en utilisant les technologies présentes dans des smartphones et des tablettes fonctionnant sous le système d'exploitation Android disponible dans divers marques. Les systèmes de localisation en intérieur exploitent différents supports tels que les ondes radio-fréquence (RF) ou les capteurs inertiels embarqués dans un terminal. Dans le cas RF, ils utilisent des points références dont la répartition sur la zone couverte influe sur la performance en localisation. Une première contribution est un développement d'algorithme d'optimisation d'emplacement des balises basé sur le *recuit simulé*. Les signaux extraits des capteurs inertiels sont utilisés par la navigation pédestre à l'estime (NPE) pour déterminer le trajet effectué depuis une position connue. Ils dépendent de la sensibilité des paramètres intrinsèques de ces capteurs et ils sont corrompus par des bruits. Dans le cas NPE, une calibration permet d'obtenir des données exploitables pour l'estimation de l'orientation de déplacement et pour la détection des pas. Cette orientation est supposée identique à celle du terminal mais il y a un intérêt à prendre en compte le biais d'orientation entre les deux. Une autre contribution est une proposition d'algorithme de détection des pas exploitant la logique floue.

**Mots clés :** Localisation en intérieur, Bluetooth, optimisation d'emplacement de balise, Algorithme de "recuit simulé", navigation pédestre à l'estime, capteurs inertiels, calibration, logique floue



# Table des matières

Remerciements

Résumé

Table des figures xv

Liste des tableaux xix

Glossaire des notations et abréviations xxi

Introduction générale

1

Etat de l’art sur les systèmes de localisation en intérieur

Introduction . . . . .	5
1.1 Technologies . . . . .	5
1.1.1 Infrarouges . . . . .	6
1.1.2 Ultrasons . . . . .	6
1.1.3 Magnétique . . . . .	6
1.1.4 RFID . . . . .	7
1.1.5 Bluetooth . . . . .	8
1.1.6 ZigBee . . . . .	8
1.1.7 WiFi . . . . .	8
1.1.8 Ultra Large Bande . . . . .	9
1.1.9 Capteurs inertiels . . . . .	9
1.2 Mesures . . . . .	10
1.2.1 Mesures temporelles . . . . .	10
1.2.2 Mesures d’orientation . . . . .	12
1.2.3 Mesures de puissance . . . . .	13
1.3 Méthodes et algorithmes de localisation . . . . .	14
1.3.1 Localisation par zone . . . . .	15
1.3.2 Localisation par Triangulation . . . . .	15
1.3.3 Localisation par Barycentre . . . . .	15

1.3.4	Localisation par Multilatération . . . . .	16
1.3.5	Localisation par Fingerprinting . . . . .	17
1.3.6	Localisation par Navigation à l'estime . . . . .	18
Conclusion	. . . . .	19

## 2

### Détails de fonctionnement de systèmes existants

Introduction	. . . . .	21
2.1	Infrarouges . . . . .	21
2.2	Son et Ultrasons . . . . .	22
2.3	Magnétique . . . . .	23
2.4	RFID . . . . .	23
2.5	Radio . . . . .	25
2.6	Zigbee . . . . .	26
2.7	WiFi . . . . .	27
2.8	Bluetooth . . . . .	28
2.9	Capteurs inertiels . . . . .	31
2.10	Systèmes hybrides . . . . .	32
2.11	Classification des systèmes existants . . . . .	34
Conclusions	. . . . .	37

## 3

### Localisation par technologie Bluetooth

Introduction	. . . . .	39
3.1	Technologie Bluetooth et la localisation . . . . .	39
3.1.1	Présentation de la technologie Bluetooth . . . . .	40
3.1.2	Challenges d'application du standard Bluetooth à la localisation en intérieur . . . . .	43
3.1.3	Cahier des charges d'un système de localisation en intérieur par multilatération en utilisant la technologie Bluetooth . . . . .	44
3.2	Étude expérimentale sur RSS Bluetooth en phase <i>inquiry</i> . . . . .	46
3.2.1	Variation du RSS-inquiry Bluetooth en fonction de la distance . . . . .	46
3.2.2	Analyse de la stationnarité du RSS Bluetooth . . . . .	48
3.2.3	Comparaison de la modélisation pathloss pour différentes pièces . . . . .	49
3.2.4	Effet de l'orientation de l'antenne de la balise . . . . .	49
3.3	Optimisation de l'emplacement de balises radio . . . . .	51
3.3.1	Problématique d'optimisation de l'emplacement des balises et solutions existantes . . . . .	51
3.3.2	Critère DOP pour des mesures RSS . . . . .	51
3.3.3	Optimisation de l'emplacement de balises par recuit simulé . . . . .	53
3.4	Étude de l'optimisation de l'emplacement des balises avec l'algorithme BPSA . . . . .	56
3.4.1	Résolution du problème de l'emplacement de balises dans une seule pièce . . . . .	57
3.4.2	Optimisation d'emplacement d'un ensemble de balises Bluetooth pour un système de localisation par zone . . . . .	59

Conclusion . . . . .	62
----------------------	----

#### 4

#### Exploitation et utilisation des capteurs inertiels

Introduction . . . . .	63
4.1 Accéléromètre . . . . .	63
4.1.1 Modèle de la mesure d'accélération . . . . .	64
4.1.2 Calibration de l'accéléromètre . . . . .	66
4.2 Magnétomètre . . . . .	71
4.2.1 Modèle de mesure d'un magnétomètre . . . . .	71
4.2.2 Calibration du magnétomètre . . . . .	72
4.3 Gyroscope . . . . .	76
4.3.1 Modèle de mesure d'un gyroscope . . . . .	76
4.3.2 Calibration du gyroscope . . . . .	77
4.4 Étude expérimentale . . . . .	78
4.4.1 Fréquence d'échantillonnage . . . . .	78
4.4.2 Évaluation de l'accéléromètre . . . . .	80
4.4.3 Évaluation du magnétomètre . . . . .	85
Conclusion . . . . .	93

#### 5

#### Estimation du trajet effectué par navigation pedestre à l'estime

Introduction . . . . .	95
5.1 Détection du nombre de pas effectués . . . . .	96
5.1.1 Etat de l'art des détecteurs existants . . . . .	96
5.1.2 Algorithme de détection de pas par logique floue . . . . .	99
5.1.3 Évaluation des détecteurs de pas . . . . .	102
5.1.4 Étude expérimentale comparative . . . . .	103
5.2 Estimation de la longueur d'un pas . . . . .	109
5.2.1 État de l'art des estimateurs existants . . . . .	110
5.2.2 Évaluation des modèles d'estimation de longueur de pas . . . . .	111
5.2.3 Étude expérimentale . . . . .	112
5.3 Estimation de l'orientation de déplacement . . . . .	117
5.3.1 Les méthodes de représentation de l'orientation d'un objet . . . . .	118
5.3.2 Directions du terminal et du corps confondues . . . . .	120
5.3.3 Estimation du biais d'orientation . . . . .	126
Conclusion . . . . .	135

#### Conclusions & Perspectives

#### Communications publiées

**Annexe A****Les repères en navigation pédestre à l'estime**

A.1	Repère de navigation . . . . .	143
A.2	Repère du corps rigide . . . . .	144
A.3	Repère du capteur . . . . .	144

**Annexe B****Solution analytique pour la droite de régression des moindres carrés****Annexe C****Critère DOP pour des systèmes basés sur les mesures TOA/TDOA****Annexe D****Exemple d'un algorithme de calibration de l'accéléromètre avec l'invariance de la norme des mesures**

D.1	Résolution par Gauss-Newton . . . . .	149
D.2	Expression du gradient de $f(\theta)$ . . . . .	150

**Annexe E****Développement des équations de la calibration de champ magnétique**

E.1	Méthode de calibration swinging . . . . .	151
E.2	Méthode de calibration par ellipsoïde fitting . . . . .	152
E.2.1	Contrainte d'ellipsoïde pour une forme quadratique . . . . .	152
E.2.2	Mise en forme de la fonction objectif et la contrainte . . . . .	154
E.2.3	Résolution du problème de minimisation sous contrainte . . . . .	155

**Annexe F****Calcul de fréquence de coupure pour le filtre à moyenne glissante****Annexe G****Méthode de calcul des angles de rotations  $\theta$ ,  $\phi$  et  $\psi$  par Android****Annexe H****Méthode de calcul de la matrice de rotation par TRIAD sous Android**

H.1	Méthode de calcul d'une matrice de rotation . . . . .	163
H.2	Cas d'application avec les vecteurs de direction de gravité et champ magnétique terrestre . . . . .	164
H.3	Application de l'algorithme TRIAD avec Android . . . . .	166

**Annexe I****Calcul de l'angle de déplacement à partir des coordonnées en latitude et en longitude****Annexe J****Analyse en composantes principales**

J.1	Fonctionnement de l'analyse en composantes principales . . . . .	169
J.2	Détermination du vecteur $\mathbf{u}_j$ . . . . .	171
J.3	Valeur propre $\lambda_j$ et la contribution à la dispersion du nuage . . . . .	172

**Annexe K****Définition du biais d'orientation par ACP (Analyse en Composantes Principales)****Bibliographie**



# Table des figures

1.1	Représentation du vecteur de champ magnétique terrestre . . . . .	7
1.2	Représentation graphique de la métrique TOA . . . . .	11
1.3	Représentation graphique de la métrique RTT . . . . .	12
1.4	Représentation graphique du principe de mesure AOA . . . . .	12
1.5	Représentation graphique du principe de localisation par triangulation . . . . .	15
1.6	Principe de la multilatération dans un espace 2D . . . . .	17
1.7	Principe de la Navigation à l'Estime . . . . .	18
2.1	Principe de fusion des cartes de proximité dans VIRE . . . . .	24
2.2	Représentation de la notion de similarité d'angles pour une orientation de référence de $0^\circ$ . . . . .	27
2.3	Principe de fusion de deux histogrammes . . . . .	28
2.4	Exemple de zonage BLN . . . . .	29
2.5	Fonctionnement de l'incrémentement des cellules par l'algorithme SCDM . . . . .	30
2.6	Photographie d'une balise Bluetooth Zonith <sup>TM</sup> . . . . .	30
3.1	Principe de transmission Bluetooth . . . . .	40
3.2	Diagramme des états pour Bluetooth . . . . .	41
3.3	Déroulement de la procédure Page . . . . .	42
3.4	Représentation des topologies piconet et scatternet . . . . .	43
3.5	Evolution du RSS Bluetooth en fonction de la distance . . . . .	47
3.6	Evolution de l'écart type des mesures RSS Bluetooth en fonction de la distance . . . . .	47
3.7	Histogramme normalisé des résidus $X_{\sigma_{BT}}$ . . . . .	48
3.8	Histogrammes normalisés des valeurs RSS Bluetooth pour $N = 100$ échantillons à 1.5 m (en haut), 3.75 m (au milieu) et 7.5 m (en bas). . . . .	48
3.9	Box-plots des valeurs RSS Bluetooth à 1.25 m (gauche), 3.75 m (milieu), 7.5 m (droite) . . . . .	48
3.10	Evolution du RSS Bluetooth en fonction de la distance pour trois pièces différentes . . . . .	49
3.11	Effet de l'orientation des antennes émetteur/récepteur . . . . .	50
3.12	évolution du critère PDOP pour cinq placements initiaux choisis aléatoirement . . . . .	55
3.13	Représentation des solutions trouvées par BPSA en un plan avec 3 balises . . . . .	57
3.14	Représentation des solutions trouvées par BPSA en un volume avec 4 balises . . . . .	58
3.15	Exemple d'évolution des critères DOP avec l'algorithme BPSA ; cas à 5 balises . . . . .	60
3.16	Exemple de placement par algorithme BPSA/critère DOP ; cas à 5 balises . . . . .	60
3.17	Exemple d'évolution des fonctions de pénalité avec l'algorithme BPSA ; cas à 5 balises . . . . .	61
3.18	Exemple de placement par algorithme BPSA/fonction de pénalité ; cas à 5 balises . . . . .	61
4.1	Repère smartphone ( $S$ ) . . . . .	64
4.2	Les deux configurations pour calibrer l'axe $Z^s$ avec la méthode directe par six-positions . . . . .	67
4.3	Effet d'inclinaison de plan de calibration sur les mesures d'accélération . . . . .	68
4.4	Évolution de l'erreur en pourcentage du facteur d'échelle selon les valeurs d'angles d'inclinaison $\theta$ et $\phi$ sur les axes du plan de calibration . . . . .	68
4.5	Exemple de trois orientations différentes du smartphone . . . . .	69
4.6	Représentation vectoriel des champs magnétiques vrai, terrestre et local . . . . .	71

4.7	Impact de présence des effets de fer dur et doux sur des mesures de la norme de champ magnétique	72
4.8	Application de la calibration <i>swinging</i> pour le plan ( $X^s, Y^s$ )	73
4.9	Compensation de l'effet de présence de sources locales (fer doux) avec calibration par la méthode <i>swinging</i>	74
4.10	Histogrammes de la fréquence d'échantillonnage de l'accéléromètre du terminal Samsung GT S5839i	79
4.11	Histogrammes de la fréquence d'échantillonnage avec le <i>profile Fastest</i> du terminal Samsung GT S5839i	80
4.12	Signal d'accélération enregistré sur les 3 axes de l'accéléromètre pour la calibration <i>six-pos</i>	81
4.13	Évolution des facteurs d'échelle et des biais pour l'exécution de la calibration de l'accéléromètre par l'algorithme GN avec cinq tests et $\sigma = 0.01m \cdot s^{-2}$	83
4.14	Evolution temporelle des paramètres intrinsèques de facteurs d'échelles estimés par la méthode <i>six-pos</i> et l'algorithme GN avec le terminal Samsung GT S5839i	84
4.15	Evolution temporelle des paramètres intrinsèques de biais estimés par la méthode <i>six-pos</i> et l'algorithme GN avec le terminal Samsung GT S5839i	84
4.16	Procédure de suppression du biais par <i>swinging</i>	86
4.17	Processus de compensation des facteurs d'échelle par la méthode <i>swinging</i> sans prise en compte des effet fer doux	86
4.18	Processus de compensation de l'effet de fer doux sur les mesures de champ magnétique par la méthode <i>swinging</i>	87
4.19	Résultat de calibration par les deux approches de méthode <i>swinging</i>	87
4.20	Distribution des mesures de champ magnétique lors de la calibration avec les modes d'acquisition aléatoire et en figure-huit	88
4.21	Exemple de disposition des mesures champ magnétique e 3D enregistrées sur 20 secondes pour <i>ellipsoïde fitting</i>	89
4.22	Evolution temporelle des facteurs d'échelle estimés par la méthode <i>swinging</i> avec le terminal Samsung GT S5839i	89
4.23	Évolution temporelle des paramètres intrinsèques estimés de facteurs d'échelle du magnétomètre du terminal Samsung GT S5839i	90
4.24	Évolution temporelle des paramètres intrinsèques estimés de biais pour le magnétomètre du terminal Samsung GT S5839i	90
4.25	Exemple de distribution des mesures de champ magnétique avec la tablette ET1	91
4.26	Évolution temporelle des paramètres intrinsèques estimés du magnétomètre de la tablette Motorola ET1	92
4.27	Évolution temporelle des paramètres intrinsèques estimés du magnétomètre de la tablette Motorola ET1	92
5.1	période de repos et d'oscillation [210]	97
5.2	Exemple de signal d'accélération en période de marche	100
5.3	Exemple de détection d'un candidat	100
5.4	Effet de présence de biais sur les statistiques du candidat	101
5.5	Effet du filtre passe bas par moyenne glissante sur la norme du signal d'accélération	104
5.6	L'accélération $a_{f1}$ en période d'immobilité sur un délai de 10 secondes	104
5.7	Résultat de la variable d'entrée <i>rapport cyclique</i>	105
5.8	Détection des maxima d'accélération détectés pour une séquence d'apprentissage de marche classique sur une durée de dix secondes	106
5.9	Détection des maxima locaux d'accélération pour une séquence d'apprentissage de marche classique sur une durée de dix secondes	107
5.10	Définition de la période détection d'un pas	107
5.11	Captures d'écran d'un enregistrement vidéo pour un pas de 67 cm	113
5.12	Extraction manuelle du signal d'accélération de chaque pas	113
5.13	Modèles estimées des longueurs de pas par validation croisée <i>2-fold</i>	114
5.14	Modèles estimées des longueurs de pas sur tout l'ensemble $\mathcal{L}$	115
5.15	Variation de $EQM(\mathcal{A}_i, \mathcal{A}_i)$	116
5.16	Variation de $EQM(\mathcal{A}_i, \mathcal{V}_i)$	117

5.17	Représentation de l'orientation de déplacement d'un utilisateur et de son terminal mobile dans le plan ( $X^n, Y^n$ ) . . . . .	118
5.18	Un exemple pour les repères $\mathcal{R}$ et $\mathcal{Q}$ à trois dimensions . . . . .	119
5.19	Placement des deux positions de test par rapport au couloir . . . . .	123
5.20	Placement des positions de test sur la même direction du couloir . . . . .	124
5.21	Variation des orientations magnétiques pour un trajet sur la même direction . . . . .	125
5.22	Evolution de l'orientation magnétique en période de marche dans le milieu d'un local . . . . .	125
5.23	Evolution de l'orientation magnétique en période de marche dans le milieu d'un couloir . . . . .	126
5.24	Évaluation de la valeur estimée de biais d'orientation selon la valeur de seuil choisi . . . . .	130
5.25	Résultat de l'ACP sur un nuage d'échantillons d'accélération pour $\psi_{biais}^{exp} = 0^\circ$ . . . . .	131
5.26	Biais d'orientation estimé par l'ACP avec $\psi_{biais}^{exp} = 0$ . . . . .	131
5.27	Biais d'orientation estimé par l'ACP avec $\psi_{biais}^{exp} = 0$ et projetées dans l'intervalle $[-90^\circ, 90^\circ]$ . . . . .	132
5.28	Évolution de $e_{acp}$ pour seuil $s_{acp} = 45^\circ$ en fonction de $\Delta t_{acp}$ . . . . .	132
5.29	Évolution de $e_{acp}$ pour seuil $s_{acp} = 20^\circ$ en fonction de $\Delta t_{acp}$ . . . . .	133
5.30	Résultat de l'ACP sur un nuage d'échantillons d'accélération avec le point médian et le point 90 percentile pour $\psi_{biais}^{exp} = 45^\circ$ . . . . .	133
5.31	Résultat de l'ACP sur un nuage d'échantillons d'accélération avec le point médian et le point 90 percentile pour $\psi_{biais}^{exp} = -45^\circ$ . . . . .	134
5.32	Variation du biais d'orientation associé à un pas sans et avec correction de l'ambiguïté de phase pour 10 trajets avec $\psi_{biais}^{exp} = 45^\circ$ . . . . .	135
A.1	Repères habituellement utilisés en Navigation Pédestre à l'Estime sur smartphones . . . . .	143



# Liste des tableaux

1.1	Portée typique des systèmes RFID en fonction de la fréquence . . . . .	7
1.2	Caractéristiques des classes des périphériques Bluetooth . . . . .	8
1.3	Description des principales révisions de la norme 802.11 . . . . .	9
1.4	Résumé des principales métriques utilisées en localisation . . . . .	14
2.1	Classification des systèmes existants . . . . .	35
2.2	Performances des systèmes existants . . . . .	36
3.1	Variation des paramètres du modèle pathloss avec trois types de pièce . . . . .	49
3.2	Algorithme BPSA . . . . .	55
3.3	Comparaison de l'erreur moyenne empirique de positionnement, $RMSE(\Omega_3)$ . . . . .	58
3.4	Comparaison des valeurs moyennes RMSE pour différentes solutions $\Omega_4$ . . . . .	59
3.5	Moyenne des pourcentages de couverture et sur-couverture . . . . .	62
4.1	Statistiques des fréquences d'échantillonnage en Hz pour deux terminaux mobiles avec les quatre <i>profile</i> . . . . .	79
4.2	Résultats de calibrations des trois axes de l'accéléromètre par la méthode <i>six-pos</i> . . . . .	81
4.3	Évolution des paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle et de biais et du paramètre $\ \delta\theta\ $ lors de la convergence algorithme Gauss-Newton avec des mesures sans bruits . . . . .	82
4.4	Statistique de l'erreur sur l'estimation de l'accélération due à la force spécifique en fonction des angles $\alpha_c$ . . . . .	83
4.5	Évolution des paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle et de biais et du paramètre $\ \delta\theta\ $ lors de la convergence algorithme Gauss-Newton avec l'accéléromètre du Samsung GT S5839i . . . . .	83
4.6	Statistiques des paramètres intrinsèques pour la calibration de l'accéléromètre sur l'ensemble total des mesures . . . . .	85
4.7	Statistiques des facteurs d'échelle et des biais pour la calibration de l'accéléromètre après l'élimination des valeurs aberrantes . . . . .	85
4.8	Statistiques des facteurs d'échelle et des biais pour la calibration du magnétomètre du terminal Samsung GT S5839i . . . . .	90
4.9	Statistiques des facteurs d'échelle et des biais pour la calibration du magnétomètre de la tablette Motorola ET1 . . . . .	92
5.1	Liste des variables d'entrée pour l'algorithme de décision basée sur la logique floue . . . . .	101
5.2	A priori sur la liste des variables d'entrée pour l'algorithme de décision basée sur la logique floue . . . . .	101
5.3	Scores pour 100% des données dans la base dbT . . . . .	108
5.4	Scores pour 90-10% des données dans la base dbV1-dbV2 respectivement . . . . .	108
5.5	Scores pour 10-90% des données dans la base dbV1-dbV2 respectivement . . . . .	109
5.6	Scores pour 50-50% des données dans la base dbV1-dbV2 respectivement . . . . .	109
5.7	Classification des estimateurs de longueur de pas existants . . . . .	110
5.8	Erreur quadratique moyenne calculée sur l'ensemble total des mesures $\mathcal{L}$ . . . . .	116
5.9	Risque empirique avec l'erreur quadratique moyenne pour l'estimation de longueur de pas . . . . .	116
5.10	Résultats de l'erreur de généralisation avec l'erreur quadratique moyenne . . . . .	117

5.11	Statistiques du vecteur $e_{m_c}^s$ en statique . . . . .	124
5.12	Statistiques de l'orientation magnétique dans un trajet au milieu du couloir . . . . .	126
5.13	Statistiques du pourcentage d'erreur de correction de l'ambiguïté de phase . . . . .	134
C.1	Signification des valeurs numériques du critère DOP pour une disposition donnée . . . . .	147
D.1	Algorithme d'optimisation par Newton-Raphson . . . . .	150

# Glossaire des notations et abréviations

Notation	Signification
$\mathbb{R}$	ensemble des nombres réels
$R_a^b$	matrice de rotation du repère $\mathcal{A}$ vers le repère $\mathcal{B}$ avec une même dimension pour $\mathcal{A}$ et $\mathcal{B}$
$\mathbf{x}^a$	vecteur $\mathbf{x}$ exprimé par rapport à la base orthonormée du repère $\mathcal{A}$
$\mathbf{X}^\top$	matrice transposée de $\mathbf{X}$
$\langle \cdot, \cdot \rangle$	produit scalaire dans l'espace $\mathbb{R}^n$ (par défaut $n = 3$ )
$\ \cdot\ _{\ell_p}$	opérateur de norme $\ell_p$ avec $1 \leq p \leq \infty$ (par défaut $p = 2$ et en remplaçant $\ \cdot\ _{\ell_2}$ par $\ \cdot\ $ )
$\frac{\partial f}{\partial x}$	dérivée partiel d'une fonction $f$ par rapport à une variable $x$
$\text{cov}(\mathbf{x})$	matrice de covariance d'un vecteur aléatoire $\mathbf{x}$
$\text{Tr}(\mathbf{X})$	opérateur trace de la matrice $\mathbf{X}$
$\text{card}(\mathcal{E})$	cardinal d'un ensemble de points $\mathcal{E}$
$\text{diag}(\mathbf{x})$	matrice diagonale ayant les éléments du vecteur $\mathbf{x}$ sur la diagonale
$\nabla f$	vecteur gradient d'une fonction $f$
$\mathcal{N}(m, \sigma)$	loi normale de moyenne $m$ et d'écart type $\sigma$
c-à-d	c'est-à-dire
éqn	équation
$k$ -PPV	$k$ Plus-Proches-Voisins
ssi	si et seulement si
ACP	Angle Of Arrival
AOA	Angle Of Arrival
AP	Access Point (point d'accès)
API	Application Program Interface
BD_ADDR	Bluetooth Device Address
BT	Bluetooth
BS	Base Station
CDMA	Code Division Multiple Access
CID	Cell Identifier
CLS	Constrained Least-Square
DAC	Device Access Code
DOP	Dilution Of Precision
EDGE	Enhanced Data rates for GSM Evolution
(E)KF	(Extended) Kalman Filter
FHSS	Frequency Hopping Spread Spectrum

FHSS	Frequency Hopping Synchronization
GDOP	Global Dilution Of Precision
GFSK	Gaussian Frequency Shift Keying
GNSS	Global Navigation Satellite System
GPS	Global Positioning System
GRPR	Gold Receiver Power Range
GSM	Global System for Mobile communications
HCI	Host Controller Interface
HDOP	Horizontal Dilution Of Precision
IGRF	International Geomagnetic Reference Field
IR	InfraRouge
IRR	Inquiry Response Rate (taux de réponse inquiry)
LAN	Local Area Network
LOS	Line Of Sight
LQI	Link Quality Indicator
MEMS	Micro-Electro-Mechanical System
NPE	Navigation Pédestre à l'Estime ( <i>Pedestrian Dead Reckoning</i> )
PD	Peak Detection
PDOP	Position Dilution Of Precision
POA	Phase Of Arrival
RF	Radio-Fréquence
RFID	Radio Frequency Identifier
RSS(I)	Received Signal Strength (Indicator) ((indicateur de) puissance du signal reçu)
RTT	Round Trip Time
SSD	Stance Swing Detection
SVM	Support Vector Machine
TDD	Time-Division Duplex (duplexage temporel)
TDOA	Time Difference Of Arrival
TDOP	Time Dilution Of Precision
TDMA	Time-Division Multiple Access
TOA	Time Of Arrival
TRIAD	Tri-axial Attitude Determination
UDP	Unit Datagram Protocol
UID	Unique Identifier ( <i>identifiant unique</i> )
ULB	Ultra Large Bande
US	UltraSon
VDOP	Vertical Dilution Of Precision
Wi-Fi	Wireless Fidelity
WMM	World Magnetic Model
ZCO	Zero-Crossing Over
ZVD	Zero-Velocity Detection
ZVI	Zero-Velocity Interval

# Introduction générale

Ces dernières années, la prolifération des appareils mobiles et leurs applicatifs ont permis l'avènement de plusieurs services en faveur des usagers. Le besoin de localisation est devenu indispensable pour certains services, comme assurer la surveillance, ou pour mettre en place certaines démarches commerciales liées à la position de clients potentiels, comme guider un utilisateur dans un centre commercial.

La recherche sur les systèmes de localisation est en plein essor. Le système GPS est une solution dominante pour la localisation en milieu extérieur. La performance des signaux GPS est dégradée à l'intérieur des bâtiments en raison de nombreux trajets multiples et de l'atténuation importante des signaux traversant les murs. Afin de répondre à ce problème, des systèmes de localisation basés sur d'autres technologies sont développés. Deux types de technologies sont largement employés ; les technologies sans-fils, basés sur des supports de propagation radio, acoustiques ou infrarouges, et les capteurs inertiels.

## Challenges et objectifs

Étant donné la grande disponibilité des technologies sans fils radio, les systèmes de localisation basés sur la mesure du RSS (Received Signal Strength - force du signal reçu) ont émergé. En télécommunication, cette mesure est dépendante de la distance entre un émetteur et un récepteur et peut être modélisée mathématiquement. Bien que plusieurs modèles aient été présentés, leur performance est affaiblie par l'orientation du récepteur vis à vis de l'émetteur, par la présence des trajets multiples - fortement présents à l'intérieur des bâtiments, et par le corps humain. De plus, la répartition des points références - balises ou point d'accès, sur la zone investiguée affecte la performance en localisation. En outre, l'emplacement d'un point référence est soumis à des contraintes topologiques, comme près d'une fenêtre ou attaché au plafond, et cela complexifie le choix propice pour le système de localisation.

Pour les capteurs inertiels, le signal issu d'un capteur dépend de la sensibilité des paramètres intrinsèques, qui sont inconnus, du capteur et ce signal est corrompu par un bruit, considéré souvent comme gaussien. Des opérations de calibration sont employées pour estimer les paramètres intrinsèques. Néanmoins, l'emploi des capteurs souffre de la problématique de dérive temporelle. L'approche de navigation pédestre à l'estime exploite les signaux issus des capteurs inertiels calibrés afin de reconstituer le trajet effectué par l'être humain. Ce trajet est caractérisé par trois paramètres : le nombre de pas effectués, la longueur de pas, et l'orientation de déplacement. Les algorithmes existants de détection de pas échouent dans plusieurs cas pratiques, où des mouvements différents à la marche dégradent leur performance. D'autres emploient un classifieur pour discerner les types de mouvements afin d'améliorer leur précision de détection de pas. Pour l'estimation de l'orientation de déplacement, une solution consiste à exploiter conjointement des données d'accélération et de champ magnétique provenant des capteurs inertiels. Un challenge est de prendre en compte les phénomènes de perturbation magnétique, comme les structures métalliques, dégradant la précision sur la détermination de l'orientation de déplacement. Celle-ci est souvent supposée identique à l'orientation du terminal mobile alors que il y a un intérêt à prendre en compte le biais d'orientation entre les deux. Pour estimer le biais d'orientation, plusieurs approches sont proposées. Par contre, elles souffrent de la problématique d'ambiguïté de phase où le déplacement dans un sens ou dans son opposé donne la même valeur de biais de d'orientation.

Le travail présenté dans ce manuscrit s'inscrit dans le cadre d'une thèse CIFRE avec une collaboration entre Télécom ParisTech et la société DataHertz. Ce travail a été mené au sein du pôle recherche et développement de l'entreprise DataHertz. Le sujet de cette thèse porte sur la localisation à l'intérieur de bâtiment à l'aide des

technologies disponibles sur la plupart des terminaux mobiles actuels (type tablettes tactiles ou smartphones). Dans le but d'étudier ces technologies, les objectifs suivants sont poursuivis :

- **Localisation par des technologies courantes : Bluetooth et capteurs inertiels.** Dans un premier temps, une analyse des performances et des limites doit être menée afin d'appréhender chaque technologie de localisation déployée. Cette première étape doit permettre de quantifier les éventuelles problématiques à résoudre.
- **Déploiement favorable.** Dans cette thèse, la localisation s'appuie sur des technologies déjà disponibles facilitant son implantation avec des moyens matériels répandus chez le grand public. L'emploi du matériel ne requiert ainsi aucune expertise particulière de la part de l'utilisateur.
- **Disponibilité de la localisation.** Les déplacements d'un utilisateur sont nombreux durant les activités quotidiennes. la localisation du mobile doit être disponible et fiable à chaque instant. Pour la mise à jour de la position, le temps de latence doit être faible - quelques secondes, afin d'assurer le suivi de ses déplacements sans un décalage accru - dépassant une dizaine de secondes.

## Réalisations et Contributions

Les contributions de cette thèse sont des améliorations pour des approches de localisation en intérieur. Les principales réalisations de cette thèse s'articulent autour des quatre points suivants :

- **Définition d'un critère de Dilution adapté aux mesures de puissance RSS :** Le critère DOP (*Dilution Of precision*) est employé par les systèmes de localisation basés sur les mesures de temps d'arrivée. On le retrouve dans le GPS, par exemple, comme critère de performance dépendant de la figure géométrique réalisée par les positions des satellites retenus pour estimer la position d'un récepteur. Notre proposition concerne une adaptation du critère DOP appliquée pour les systèmes de localisation utilisant les mesures de puissance RSS.
- **Méthodologie d'optimisation de l'emplacement de balises :** un algorithme est proposé pour l'optimisation d'emplacement de balises dans une zone d'intérêt. L'algorithme proposé applique une approche de la méta-heuristique - recuit simulé - afin de minimiser une fonction objectif qui évalue la performance en localisation d'une configuration donnée de balises. La fonction objectif utilise un critère DOP et un critère d'évaluation de la (sur)couverture de la zone d'intérêt. De plus, cette fonction objectif prend en compte les contraintes topologiques.
- **Algorithme de détection de pas par logique floue :** un algorithme décisionnel est proposé pour la détection du nombre de pas pour un scénario de localisation par capteurs inertiels dans le cadre de la navigation à l'estime. L'algorithme employé s'appuie sur la théorie de la logique floue. Cet algorithme de détection de pas exploite les caractéristiques du signal d'accélération durant la période de marche.
- **Évaluation de l'estimation de l'orientation de déplacement :** toujours dans le cadre de la navigation pédestre à l'estime la recherche de l'orientation de déplacement se divise en deux étapes. La première consiste à mesurer l'orientation du terminal mobile. La seconde étape consiste à déterminer le biais d'orientation entre l'orientation du déplacement et celle du terminal mobile. La précision des approches existantes est affectée par la problématique d'ambiguïté de phase où le déplacement dans un sens ou dans l'opposé donne une même valeur de biais d'orientation. Face à ce constat, notre approche consiste à lever cette ambiguïté en exploitant les caractéristiques des données d'accélération.

## Présentation du manuscrit

Ce manuscrit est scindé en trois parties. La première, concerne les deux premiers chapitres, dédiés à un état de l'art sur les techniques et les systèmes de localisation en intérieur. La seconde partie, objet du troisième chapitre, concerne le développement de la localisation par la technologie Bluetooth. La dernière partie, qui regroupe le quatrième et le cinquième chapitre, s'attache à l'exploitation des capteurs inertiels avec la navigation pédestre à l'estime.

Le **Chapitre 1** sera consacré à l'état de l'art sur les techniques employées dans le cadre de localisation en intérieur. Une classification sera proposée en trois catégories : Technologies, Mesures et Méthodologies. Une analyse critique des principales technologies employées pour la localisation en intérieur est effectuée. Les différentes méthodes de localisation et les algorithmes associés seront expliqués.

Dans le **Chapitre 2**, une description des exemples de systèmes existants pour localisation en intérieur sera effectuée. Nous réaliserons une analyse critique des systèmes utilisant des technologies différentes basées sur les radio-fréquence, l'infrarouge, l'ultrason ou le champ magnétique artificiel. Dans un second temps, quelques exemples de systèmes de localisation par navigation pédestre à l'estime seront présentés. Puis, nous détaillerons des exemples de systèmes hybrides qui emploient plusieurs de ces technologies. Enfin, pour les systèmes mentionnés, un bilan sur la précision et une classification selon la taxonomie présentée au premier chapitre seront dégagés.

Le **Chapitre 3** sera destiné à la localisation par technologie Bluetooth (BT). Un rappel détaillé du fonctionnement de la technologie BT sera présentée. Les challenges d'application de cette technologie à la localisation en intérieur seront mentionnés. Une étude expérimentale sur la performance de mesure de puissance par BT sera effectuée. Dans le cas des systèmes de localisation qui utilisent les mesures de puissance, une amélioration du critère DOP (*Dilution Of Precision*) sera expliquée pour obtenir un critère d'optimisation de la répartition des balises. Un algorithme d'optimisation d'emplacement de balises basé sur une approche méta-heuristique de type recuit simulé sera présenté.

Dans le **Chapitre 4**, nous traiterons l'exploitation des capteurs inertiels embarqués dans un téléphone portable ou une tablette. Trois types de capteur seront étudiés, à savoir l'accéléromètre, le magnétomètre et le gyroscope. Le signal extrait de chaque capteur sera expliqué. Il dépend de la sensibilité des paramètres intrinsèques inconnus de ces capteurs et il est corrompu par un bruit, considéré souvent comme gaussien. Les procédures de calibration de chaque capteur seront détaillées afin d'extraire les données exploitables pour la localisation. Dans notre contexte, nous nous focaliserons sur l'accéléromètre et le magnétomètre. Pour ces deux capteurs, une étude expérimentale et comparative des méthodes de calibration sera menée. Enfin, cette étude a pour but de comprendre les origines et les effets des fluctuations présentes dans les estimations des paramètres intrinsèques de chaque capteur.

Le **Chapitre 5** sera dédié à l'estimation du trajet effectué par une personne portant un terminal mobile à partir des données instantanées issues des capteurs inertiels calibrés. Dans un premier temps, un algorithme décisionnel exploitant la logique floue pour la détection des pas sera développé. Une étude expérimentale comparative sera effectuée afin d'évaluer cet algorithme. Dans un second temps, les estimateurs de longueur de pas existants seront mentionnés. Une étude d'évaluation des estimateurs cités sera effectuée en utilisant la validation croisée. Ensuite, nous nous intéresserons à l'estimation de l'orientation du terminal mobile par fusion des données d'accélération et de champ magnétique provenant des capteurs inertiels calibrés. Dans ce cadre, une étude sera effectuée pour l'estimation du biais d'orientation en proposant une méthode de correction de l'ambiguïté de phase du biais d'orientation.

Enfin, une conclusion générale dresse un bilan de ce travail et propose quelques perspectives de recherche.



# Chapitre 1

## Etat de l'art sur les systèmes de localisation en intérieur

### Introduction

Force est de constater aujourd'hui que la localisation d'un bien ou d'une personne est devenue une nécessité. Elle permet de guider des usagers, trouver rapidement certains services de proximité, assurer la surveillance, etc. Plusieurs solutions existent en extérieur, largement dominées par les systèmes GNSS (GPS, Glonass ou Galileo). Leur précision, qui peut aller de 5-20 m typiquement pour la version grand public du GPS à des valeurs submétriques pour la version militaire, est assujettie à une visibilité directe radio - appelée également hypothèse LOS (*Line Of Sight*), d'au moins 4 satellites en visibilité radio. Pour la localisation à l'intérieur d'un bâtiment, dits localisation *indoor*, la précision de ces systèmes se dégrade à cause essentiellement des trajets multiples et de l'atténuation importante des signaux à l'intérieur des bâtiments.

Les systèmes de localisation indoor sont généralement classés selon trois catégories : a) Technologies, b) Mesures et c) Méthodologies. Plusieurs états de l'art utilisant cette taxonomie ont été proposés au cours de ces dernières années [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]. Les principaux critères de comparaison utilisés dans ces travaux sont la *portée* du système, sa *précision* - quantifiée sous la forme d'une erreur moyenne de positionnement, ainsi que sa *robustesse* (ou capacité à reproduire les performances selon les changements environnementaux). D'autres critères incluent des notions subjectives comme le *coût/temps d'installation et de maintenance*, la *complexité d'implémentation* et la *sécurité/confidentialité*. Malgré les progrès réalisés ces dernières années en condition de laboratoire, on ne trouve pas encore de solution qui soit à la fois performante, simple d'exploitation/utilisation et bon marché.

Ce Chapitre est organisé de la façon suivante. Dans la Section 1, nous présentons les principales technologies utilisées par les systèmes de localisation indoor. Nous nous intéressons, dans la Section 2, aux différentes mesures existantes. La Section 3 est une synthèse des méthodologies et algorithmes utilisés au cours du processus de localisation.

### 1.1 Technologies

Nous exposons dans cette section les principales technologies utilisées en localisation indoor : infrarouge, ultrason, magnétique et radio-fréquence. Parmi ces technologies, les systèmes radio disposent de plusieurs avantages : transmissions numériques avec meilleure immunité aux bruits (selon le type de codage), pas de contrainte de directivité ni de visibilité (avec influence sur la performance), portée plus grande. C'est pourquoi de nombreux systèmes de localisation utilisent des signaux radio. Plusieurs normes de transmission existent. Parmi elles, nous présenterons la RFID (Radio Frequency IDentification), Bluetooth, ZigBee, WiFi et ULB (Ultra Large Bande). Ces technologies requièrent le déploiement de points références, ayant des coordonnées connues, qui sont appelés stations de base (SB), ancres, points d'accès (AP) ou balises selon leur rôle dans le système de localisation. Les capteurs inertiels embarqués dans le terminal mobile est une autre possibilité de technologie pour la localisation *indoor*. L'emploi de ces capteurs lève la contrainte de dépendance aux points références. La localisation à partir de

ces capteurs ne cesse de gagner en popularité grâce à l'emploi des smartphones durant les activités quotidiennes. Nous présentons dans cette section les technologies employées par des systèmes de localisation *indoor*. Nous expliquons également les principaux challenges d'emploi de chaque technologie pour la localisation *indoor*.

### 1.1.1 Infrarouges

Les infrarouges (IR) sont des signaux lumineux invisibles à l'œil humain, car de longueur d'onde supérieure à celle de la lumière visible. La technologie exploitant les IR est aujourd'hui couramment utilisée, notamment en domotique et robotique [8]. Des exemples d'application de la vie quotidienne sont la commande à distance (télécommande) et la détection d'obstacles [9]. Cette technologie a l'avantage d'être simple et peu onéreuse. Son utilisation en localisation peut être divisée en deux approches. Dans la première, dite *active*, des unités constituées de diodes électroluminescentes (LED) émettent à intervalle régulier des signaux IR. Ces signaux sont décodés par des capteurs de lumière, de type photo-diode ou caméra IR, pour fournir l'information de localisation de sources. Dans la deuxième approche, dite *passive*, la localisation s'effectue par thermographie grâce à l'émission de radiation naturelle des entités à localiser.

Les signaux IR sont connus pour être sensible aux sources de lumières ambiantes [10]. D'autres inconvénients majeurs de la technologie IR sont une contrainte de visibilité directe entre émetteur et récepteur ainsi qu'une portée limitée à 5-10 m typique.

### 1.1.2 Ultrasons

Les ultrasons (US) sont des vibrations acoustiques qui s'étendent de la frontière avec l'acoustique audible<sup>1</sup> jusqu'aux fréquences d'agitation thermique des molécules aux environs de  $10^{13}$  Hz. Les signaux ultrasons sont habituellement générés par des transducteurs qui exploitent l'effet piézoélectrique pour convertir l'énergie électrique en mouvement mécanique et inversement.

Les systèmes de localisation basés ultrasons fonctionnent principalement dans la plage de fréquences 20-50 KHz. Ces signaux ont l'avantage de se propager relativement lentement, ce qui facilite la prise de mesures temporelles pour ce genre d'application [12] et améliore la précision de localisation [13]. Les résultats obtenus sont souvent associés à une précision très élevée, pouvant être inférieure au millimètre [14, 15]. Toutefois, de par la nature de ces signaux, la portée des systèmes qui les utilisent est généralement faible, limitée à 10-15m typique. D'un autre côté, les performances sont affectées par les conditions environnementales, comme la température et l'humidité [16] et les courants d'air [17].

### 1.1.3 Magnétique

Les systèmes de localisation basés sur le champ magnétique peuvent être classés en deux catégories. Dans les systèmes *actifs*, un champ artificiel est généré à l'aide de bobines électriques pré-déployées. La puissance du champ est convertie en mesure de proximité ou de distance relative pour estimer la position du détecteur avec la position des sources [18]. Dans les systèmes *passifs*, la localisation est obtenue en utilisant le champ magnétique terrestre. Cette deuxième approche, qui peut tirer partie des "anomalies" provoquées par des structures métalliques dans les murs ou les sols par exemple, a également l'avantage de ne pas requérir d'infrastructure complémentaire. L'étude récente [19] montre que le champ naturel est stable dans le temps, et que les "empreintes" obtenues en indoor sont suffisamment discriminantes pour rendre viable les systèmes de localisation passif.

#### Champ magnétique terrestre

Le champ magnétique terrestre est un champ magnétique généré, en permanence, par le noyau de la terre. En magnétisme, la terre est modélisée par un dipôle, qui génère un champ d'induction, dont les lignes de champ, comme celles d'un dipôle, se dirigent du pôle positif (sud magnétique) au pôle négatif (nord magnétique). Le champ magnétique terrestre n'est pas homogène en tout point du globe et varie en intensité et en direction selon le couple latitude et longitude. À chaque point, on peut mesurer un vecteur de champ magnétique terrestre. Celui-ci se divise en une composante horizontale, qui pointe toujours vers le nord magnétique, et une composante verticale,

1. L'étude récente [11] montre que la fréquence maximale d'audition dépend essentiellement du volume de la source sonore et de l'âge de l'individu. Cette étude montre également que le sexe n'a pas d'influence.

qui suit la direction du vecteur de gravité. L'angle entre ces deux composantes est appelé *inclinaison*, noté  $I$  (voir Figure 1.1), et varie de  $-90^\circ$  (au pôle sud magnétique) à  $90^\circ$  (au pôle nord magnétique). La *déclinaison*, notée  $D$ , est l'angle entre le nord magnétique et le nord géographique ; voir Figure 1.1. En se basant sur les modèles mathématiques de référence, IGRF (International Geomagnetic Reference Field) et WMM (World Magnetic Model), l'expression du vecteur de champ magnétique terrestre dans le repère de navigation (voir annexe A pour l'explication de ce repère que nous noterons  $\mathcal{N}$  et le symbole  $\{\cdot\}^n$  indique une donnée écrite dans ce repère), noté  $\mathbf{m}_T^n$ , peut être écrite sous la forme suivante :

$$\mathbf{m}_T^n = \|\mathbf{m}_T\| \underbrace{[\sin(D) \cos(I), \cos(D) \cos(I), -\sin(I)]^T}_{\mathbf{e}_{m_T}^n} = \|\mathbf{m}_T\| \mathbf{e}_{m_T}^n$$

avec

$$\mathbf{e}_{m_T}^n = [\sin(D) \cos(I), \cos(D) \cos(I), -\sin(I)]^T \quad (1.1)$$

étant le vecteur directionnel de  $\mathbf{m}_T^n$ . Le vecteur  $\mathbf{e}_{m_T}^n$  est employé par les systèmes de navigation à l'estime afin de déterminer l'orientation de déplacement.

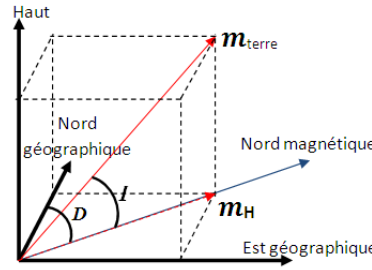


FIGURE 1.1 – Représentation du vecteur de champ magnétique terrestre

### 1.1.4 RFID

La technologie RFID est une technologie sans fils se caractérisant par l'utilisation de lecteurs permettant de lire des transpondeurs, appelés également *tags RFID*. La distance maximale de lecture est typiquement limitée par la bande de fréquence des signaux utilisés ; voir Table 1.1. Une fréquence élevée aura souvent des débits plus importants. Par contre, une fréquence plus basse bénéficiera d'une meilleure pénétration dans la matière. Plusieurs modes de transmission sont possibles. Pour les courtes distances - de quelques centimètres, il s'agit en général d'un couplage inductif. Dans ce type de système, le transpondeur (*passif*) est composé d'une antenne permettant de produire, grâce au phénomène d'induction, l'énergie nécessaire pour alimenter les circuits électroniques embarqués. Les tags *actifs* disposent, eux, de leur propre source d'alimentation [20].

Plusieurs normes existent dont ISO 14443, ISO 15693 et ISO 18000. Bien que de nombreux lecteurs RFID bons marchés existent, ceux-ci disposent de peu d'interface, ce qui entraîne des coûts supplémentaires pour leur mise en réseau en particulier.

Fréquences	Distance
120, 125, 128, 135 KHz	1 cm à 1m
13.56MHz	10 cm à 1m
865-955 MHz	3-6 m
2.45 GHz	10 m
5.8 GHz	> 10 m

TABLE 1.1 – Portée typique des systèmes RFID en fonction de la fréquence

### 1.1.5 Bluetooth

Bluetooth (BT) est une technologie de transmission sans fil par étalement de spectre à sauts de fréquence (FHSS). La norme BT (<http://www.bluetooth.org>) impose la bande de fréquence ISM autour 2.4 GHz. La couche physique emploie le concept de sauts de fréquence afin de permettre la coexistence de la norme BT avec d'autres exploitant la même bande ISM, comme le *WiFi* ou le *ZigBee*. La norme BT définit trois classes d'équipements BT (voir Table 1.2) où chaque classe est caractérisée par une portée et une puissance d'émission avec une possibilité de contrôle de puissance.

Classe	Puissance de sortie	Portée
1	100 mW max. (20 dBm) avec contrôle de puissance par pas de 2-8 dB dans la gamme 4 dBm à 20 dBm	100 m
2	2.5 mW max. (4 dBm) ; contrôle de puissance facultatif	10 m
3	1 mW max. (0 dBm) ; contrôle de puissance facultatif	1 m

TABLE 1.2 – Caractéristiques des classes des périphériques Bluetooth

Dans le Chapitre 3, nous nous intéressons aux détails de fonctionnement de la norme BT<sup>2</sup> et nous présentons les caractéristiques principales en détaillant les procédures d'établissement de connexion, les topologies possibles au sein de la norme et les avantages/inconvénients d'application du BT à la localisation.

### 1.1.6 ZigBee

ZigBee opère dans les bandes de fréquences définies par le standard IEEE 802.15.4, à savoir les bandes ISM 2.4 GHz ou 868/965 MHz. Cette technologie a l'avantage d'être simple, car de pile protocolaire légère. La portée nominale est de 30 m, et peut s'étendre jusqu'à 100 m selon la puissance du dispositif. Avec une autonomie sur piles classiques estimée à plusieurs années, ZigBee est approprié aux applications de réseaux de capteurs, contrôles ou remontées d'alarmes. Un des inconvénients de ZigBee est son faible débit : 250 Kbits/s max. contre 1-3 Mbps pour BT. Une limite pour la localisation est donnée par les problèmes d'interférences avec d'autres technologies sans fils, comme WiFi par exemple [21].

### 1.1.7 WiFi

Le standard IEEE 802.11, plus connu sous le nom WiFi, fonctionne dans la bande ISM 2.4 GHz ou 5 GHz. Le standard se décline en sous-standards, caractérisés par une modulation et des débits propres. Ces révisions introduisent également des améliorations en terme de sécurité et d'interopérabilité ; voir Table 1.3 pour une synthèse des révisions existantes. Les principaux produits commerciaux sont issus des révisions 802.11a, 802.11b et 802.11g/n.

Différentes informations sont accessibles au niveau des interfaces physiques des cartes qui communiquent avec un point d'accès (AP) WiFi. Les systèmes de localisation basés WiFi utilisent majoritairement la trame de balisage. Celle-ci est émise périodiquement par l'AP pour signaler sa présence et relayer des informations telles qu'une référence de temps pour la synchronisation de l'horloge des clients, ainsi que le SSID (c-à-d le nom) du réseau. Lorsque le réseau est en *mode infrastructure*, les trames de balisage sont émises par défaut toutes les 100 ms.

2. Nous appelons dans le Chapitre 3 *Bluetooth* les standards de version 1.x à 2.x, en excluant Bluetooth 3.0 (compatible Wifi pour le transfert "haut-débit") et 4.0 (plus connu sous le nom *Bluetooth Low Energy*, ou BLE). Ce choix s'explique par la rupture de la compatibilité descendante apparue à partir de Bluetooth 3.0.

Nom de la norme	Description
802.11a	La norme <i>802.11a</i> (baptisée WiFi 5) permet d'obtenir du haut débit (54 Mbps théoriques, 27 Mbps réels) dans un rayon de 10 mètres. Elle spécifie également 52 canaux radio utilisables dans la bande de fréquence de 5 GHz. La modulation est au choix : 16QAM, 64QAM, QPSK ou BPSK.
802.11b	La norme <i>802.11b</i> est la norme la plus répandue. Elle propose un débit théorique de 11 Mbps (6 Mbps réels) avec une portée allant jusqu'à 300 mètres dans un environnement dégagé. La plage de fréquences utilisées est la bande des 2.4 GHz avec en France 13 canaux disponibles dont 3 au maximum non-superposés. La modulation est au choix : CCK, DBPSK ou DQPSK.
802.11e	La norme <i>802.11e</i> vise à offrir de meilleures performances en terme de bande passante et de délai de transmission, pour les applications de streaming vidéo en particulier.
802.11f	La norme <i>802.11f</i> vise à améliorer l'interopérabilité des produits. Elle propose le protocole <i>Inter-Access Point Roaming Protocol</i> permettant à un utilisateur itinérant de changer de point d'accès de façon transparente lors d'un déplacement. Cette possibilité est appelée itinérance (ou roaming en anglais).
802.11g	La norme <i>802.11g</i> offre du haut débit (54 Mbps théoriques, 30 Mbps réels) sur la bande de fréquence des 2.4 GHz. La norme <i>802.11g</i> a une compatibilité ascendante avec la norme <i>802.11b</i> , ce qui signifie que des matériels conformes à la norme <i>802.11g</i> peuvent fonctionner en <i>802.11b</i> .
802.11h	La norme <i>802.11h</i> vise à rapprocher la norme 802.11 du standard Européen (HiperLAN 2) et être en conformité avec la réglementation européenne en matière de fréquence et d'économie d'énergie.
802.11i	La norme <i>802.11i</i> a pour but d'améliorer la sécurité des transmissions (gestion et distribution des clés, chiffrement et authentification). Cette norme s'appuie sur l'AES (Advanced Encryption Standard) et propose un chiffrement des communications pour les transmissions utilisant les technologies <i>802.11a</i> , <i>802.11b</i> et <i>802.11g</i> .
802.11n	La norme <i>802.11n</i> vise à augmenter le débit et la portée des réseaux WiFi en se basant sur l'exploitation des techniques MIMO et OFDM. Le débit théorique est de 300 Mbps (100 Mbps réel) dans un rayon de 100 mètres. Cette norme a été conçue pour fonctionner dans les bandes 2.4 GHz ou 5 GHz, bien que la majorité des adaptateurs actuels ne soient compatibles qu'avec la bande 2.4 GHz.

TABLE 1.3 – Description des principales révisions de la norme 802.11

### 1.1.8 Ultra Large Bande

La technologie Ultra Large Bande (ULB), de l'anglais *Ultra Wide Band*, se base sur la transmission d'impulsions de très courte durée. Le département européen des standards de télécommunications a limité les niveaux d'émission des signaux ULB à -41.3 dBm/MHz sur le spectre des fréquences allant de 6 GHz à 9 GHz. L'emploi des signaux ULB facilite la détection des multi-trajets, point faible en milieu *indoor* pour la localisation, grâce la propriété de large bande de ces signaux. La portée varie de 10 à 100 mètres selon les capteurs employés. Deux approches de localisation sont possibles : *active* et *passive*. Durant la première, un récepteur ULB extrait les informations de localisation à travers les signaux ULB envoyés par des entités émettrices. Afin d'éviter une infrastructure dédiée à la localisation, la deuxième approche - ressemblante au mode radar, se base sur un seul équipement ULB, qui émet un signal ULB. À la réception, cet équipement exploite, grâce à son réseau d'antenne, les signaux affectés par les multi-trajets afin d'extraire des données de localisation [22]. Par contre, au delà du coût supplémentaire, l'emploi d'un récepteur avec un réseau d'antenne dans des terminaux répandus chez le grand public est très complexe.

### 1.1.9 Capteurs inertiels

Les capteurs inertiels sont souvent des capteurs MEMS (*Micro-Electro-Mechanical System*), des circuits intégrés et fabriqués avec l'utilisation des technologies de micro-usinage sur le silicium ou autre matériaux comme des matériaux piézoélectrique. Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons aux capteurs disponibles dans les smartphones et les tablettes :

- l'accéléromètre : un capteur fournissant l'accélération de l'objet qui le supporte ;
- le magnétomètre : un capteur mesurant le champ magnétique présent à son entourage ;

— le gyroscope : un capteur mesurant la vitesse angulaire d'un objet entre deux instants temporels consécutifs [23].

Selon sa conception, un capteur peut être sensible à un, deux ou trois axes et ce nombre des axes représente le nombre de composantes dans le signal de sortie du capteur. Les détails de fonctionnement des technologies de chaque capteur dépassent le cadre de cette thèse. Toutefois, des informations plus détaillées sont présentes dans les références spécifiques : de l'accéléromètre [24, 25], du magnétomètre [26, 27] ou du gyroscope [28, 29].

Puisqu'il existe plusieurs technologies employées dans chaque famille de capteur, le choix du capteur inertiel embarqué dans un terminal mobile et ses caractéristiques (la technologie employée, le modèle, les paramètres intrinsèques, etc.) sont propres à son constructeur. Toutefois, ces caractéristiques sont rarement indiquées dans les spécifications techniques du smartphone ou de la tablette par son constructeur. Ces capteurs sont employés par la méthode de navigation à l'estime, expliquée dans le Paragraphe 1.3.6. Par exemple, le magnétomètre est utilisé principalement pour la détermination du vecteur directionnel de champ magnétique terrestre. La vitesse angulaire sur un axe du gyroscope permet de calculer la variation en orientation sur cet axe entre deux instants.

L'emploi des capteurs inertiels nécessite l'estimation de leurs paramètres intrinsèques afin d'extraire des données exploitables par la méthode la navigation à l'estime. L'estimation de ces paramètres intrinsèques est affectée par des effets environnementaux, comme l'effet thermique [30] (plus de détails sur cet effet seront donnés dans le Paragraphe 4.1.1). De plus, une étude récente sur les dérives temporelles - effectuée pour une durée 44 jours, des paramètres intrinsèques estimés pour des smartphones indique une présence de fluctuations aléatoires des valeurs estimées [31]. Cette fluctuation affecte la performance des algorithmes, employés par la méthode de navigation à l'estime.

Suite à l'explication des principales technologies employées à la localisation *indoor*, nous nous intéressons aux principales mesures sur lesquelles les systèmes de localisation *indoor* se basent.

## 1.2 Mesures

Selon la technologie choisie, plusieurs types de mesures peuvent être réalisés. Nous distinguons les mesures utilisées selon l'information de localisation ; une zone de placement ou les coordonnées de la position estimés. Dans le contexte de localisation par zone, la mesure souvent utilisée est l'identité de la balise ou *CID*, de l'anglais *Cell Identifier*<sup>3</sup>. Dans le contexte de localisation par positionnement, les principales mesures sont divisées en trois catégories : mesures temporelles, mesures d'orientation et mesures de puissance. La suite de cette section détaille chacune de ces trois catégories.

### 1.2.1 Mesures temporelles

Les mesures temporelles exploitent le temps de propagation d'un signal, appelée également ToF (*Time of Flight*), pour estimer la distance qui sépare deux nœuds différents A et B. L'estimation de distance est basée sur la relation de proportionnalité connue

$$d = c\tau, \quad (1.2)$$

avec  $d$  la distance parcourue par le signal,  $\tau$  le temps de vol, et  $c$  la vitesse de l'onde, dans le cas d'une onde radio par exemple,  $c \approx 3.10^8$  m/s et dans le cas d'une onde sonore,  $c \approx 340$  m/s. Les mesures les plus connues dans cette catégorie sont TOA (*Time Of Arrival*), TDOA (*Time Difference Of Arrival*) et RTT (*Round Trip Time*). Il existe d'autres mesures qui ont proposées spécifiquement pour une technologie spécifique, comme l'IRR (*Inquiry Response Rate*). Nous expliquons dans la suite la méthode de calcul pour chaque mesure.

#### 1.2.1.1 Mesure TOA (Time Of Arrival)

Dans la mesure TOA (*Time Of Arrival*)- ou le temps d'arrivée, de base, le nœud A transmet à l'instant  $t_0$  un signal qui est reçu au point B à l'instant  $t_1$ . Le temps d'arrivée est déterminé par soustraction  $t_1 - t_0$  (voir Figure 1.2a). Cette mesure suppose une synchronisation entre l'émetteur et le récepteur. Pour un signal numérique, la

3. Introduit historiquement en GSM, le principe de localisation est d'utiliser une base de données qui associe les identifiants aux positions de cellules connues [32]

méthode conventionnelle utilise des paquets horodatés à l'émission, et le récepteur calcule le TOA lorsqu'il reçoit le signal en soustrayant de la valeur de son horloge interne la valeur du champ horodaté [33]. Bien que cette métrique fournisse de très bons résultats de précision pour l'estimation de la distance, la contrainte de synchronisation est connue pour rendre les coûts d'installation et de maintenance du système parmi les plus élevés [34].

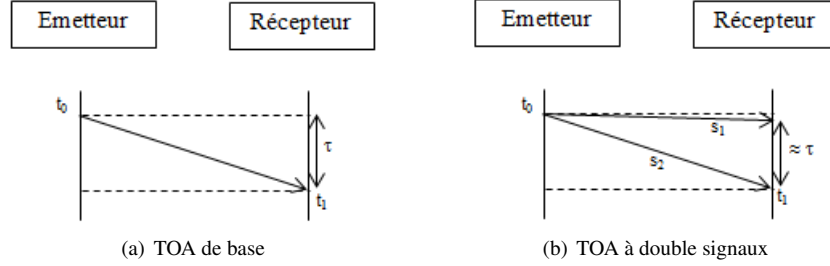


FIGURE 1.2 – Représentation graphique de la métrique TOA

Dans le cas à deux signaux, le temps de propagation de  $s_1$  est négligeable comparativement à celui de  $s_2$ .

Une alternative intéressante utilise deux signaux de nature différente, radio et acoustique [35] ou radio/ultrason [36], émis simultanément par l'émetteur. L'idée est d'utiliser un premier signal à vitesse de propagation rapide comme synchronisation pour la mesure de l'arrivée d'un second à vitesse de propagation plus lente (voir Figure 1.2b). Cette approche requiert des circuits électroniques complémentaires. En outre, elle nécessite que l'unité de mesure dispose d'une horloge à haute résolution. Pour exemple, une dérive de  $1 \mu s$  entraîne une erreur de 300 mètres pour un signal radio. Cette contrainte de précision est valable pour toutes les mesures temporelles.

### 1.2.1.2 Mesure TDOA (Time Difference Of Arrival)

Une mesure TDOA (*Time Difference Of Arrival*) se définit par une différence entre temps d'arrivées des signaux. Plusieurs systèmes existent, selon la configuration choisie pour le calcul.

Dans l'approche U-TDOA (*Uplink TDOA*), le signal est émis en *broadcast* depuis la cible à localiser, et reçu par différentes stations de base (BS) dont les positions sont connues. La différence des temps d'arrivées permet de définir des hyperboles selon les paires BS considérées. L'intersection des hyperboles donne la position de l'émetteur [37]. Cette approche lève la contrainte de synchronisation entre émetteur/récepteur vue précédemment avec TOA. Elle nécessite néanmoins que les différentes stations de bases soient synchronisées entre elles, et interconnectées avec une unité centrale pour pouvoir partager leurs informations TOA.

Dans l'approche D-TDOA (*Downlink TDOA*), ce sont les BS qui émettent un signal et la cible à localiser qui mesure la différence des temps d'arrivées. Un exemple d'utilisation de ce principe est la métrique A-FLT (Assisted Forward Link Triangulation) pour les réseaux cellulaires CDMA [38]. En GSM/EDGE, l'approche est connue sous le nom E-OTD (Enhanced Observed Time Difference).

### 1.2.1.3 Mesure RTT (Round Trip Time)

La mesure RTT (*Round Trip Time*), connue également sous le nom TWR (*Two Way Ranging*), représente le temps total qui s'écoule entre l'émission d'un signal d'excitation et la réception de la réponse. Pour des signaux aller-retour de même nature, on montre que RTT est lié au temps  $\tau$  d'un trajet par

$$\tau = \frac{\text{RTT} - \Delta t}{2}, \quad (1.3)$$

avec  $\Delta t$  est le temps de traitement du récepteur (voir Figure 1.3). Le calcul de RTT est réalisé au niveau de l'unité qui a émis le signal d'excitation. Cette technique lève les contraintes de synchronisation évoquée précédemment avec TOA et TDOA. Toutefois, elle suppose la connaissance de  $\Delta t$  qui peut ne pas être constant d'un essai à l'autre, ni négligeable au regard du temps de vol à courte distance [39].

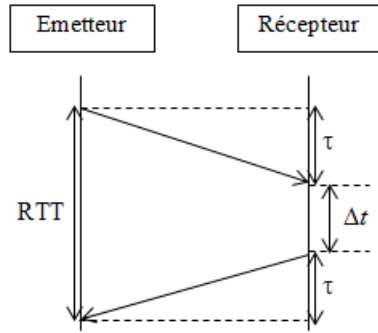


FIGURE 1.3 – Représentation graphique de la métrique RTT

#### 1.2.1.4 Mesure IRR (Inquiry Response Rate)

Selon la norme BT (expliquée dans le Chapitre 3), l'IRR (*Inquiry Response Rate*) ne peut se calculer qu'avec la procédure de recherche d'équipements, appelée *inquiry*, dans la zone de portée d'un terminal BT. Cette métrique représente le nombre de réponses reçues sur le nombre total de procédures *inquiry* exécutées sur une période donnée. L'utilisation dans un contexte de localisation repose sur l'hypothèse que le taux d'échec est corrélé avec la distance, en raison d'un rapport signal-sur-bruit qui diminuerait lorsque la distance augmente [40].

### 1.2.2 Mesures d'orientation

Les principales mesures d'orientation existantes sont l'angle d'arrivée - AOA (*Angle Of Arrival*) [41], la phase d'arrivée - POA (*Phase Of Arrival*) [5], la différence de fréquence d'arrivée - FDOA (*Frequency Difference Of Arrival*) [42] et la différence des phases d'arrivée - PDOA (*Phase Difference Of Arrival*) [43]. Nous expliquons dans la suite les mesures POA et AOA.

#### 1.2.2.1 Mesure POA (Phase Of Arrival)

POA (*Phase Of Arrival*) est une mesure de la phase d'arrivée d'un signal sinusoïdal pure. Cette valeur s'exprime comme une fraction de la longueur d'onde [5]. Il vient que la distance entre l'émetteur et le récepteur doit être inférieure à la distance que parcourt l'onde en une période. Cette restriction rend la mesure POA inadaptée en localisation pour de nombreuses technologies, comme WiFi ou BT dont la longueur d'onde est de l'ordre de la dizaine de centimètres.

#### 1.2.2.2 Mesure AOA (Angle Of Arrival)

Les mesures d'angle d'arrivée AOA sont effectuées à partir d'un signal, émis par un émetteur de position connue, reçu par le récepteur. L'angle est calculé entre une ligne de base et la demi-droite partant de l'émetteur vers le récepteur [41] ; voir Figure 1.4. Etant donné deux mesures POA pour deux émetteurs séparés d'une distance

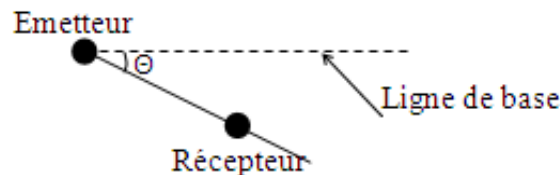


FIGURE 1.4 – Représentation graphique du principe de mesure AOA

$d_e$  connue, la différence entre les deux mesures POA représente une mesure PDOA qui s'exprime en fonction de

la mesure d'angle AOA par :

$$\text{PDOA} = \frac{2\pi d_e}{\lambda} \sin(\text{AOA}) \mod [2\pi]$$

avec  $\lambda$  est la longueur d'onde du signal utilisé et  $\mod [2\pi]$  étant l'opérateur de modulo  $2\pi$ . La connaissance d'une mesure PDOA permet de déterminer une mesure AOA.

Les mesures d'angles AOA doivent être réalisées par des antennes spécifiques (antennes directives rotatives ou réseau d'antennes pour des mesures interférométriques), dont les coûts de conception/fabrication sont un frein majeur à l'utilisation de cette métrique. A cet inconvénient se rajoute un principe de fonctionnement limité à l'hypothèse LOS, et des performances qui se dégradent lorsque la cible à localiser se déplace et/ou s'éloigne de l'émetteur [44].

## 1.2.3 Mesures de puissance

### 1.2.3.1 Mesure RSS (Received Signal Strength)

Pour un signal par un émetteur, le RSS (*Received Signal Strength*) est une mesure de la puissance du signal reçu par un récepteur. L'idée de base exploite la relation de Friis [45], appelée également "équation des télécommunications" pour une propagation en espace libre. De manière générale, les conditions de propagation espace libre sont rarement rencontrées. Plusieurs modèles ont été proposés pour modéliser l'affaiblissement de puissance en fonction de la distance entre un émetteur et un récepteur radio. En milieux rural, suburbain et urbain. Les modèles les plus usités sont les modèles de Hata [46], Ericsson [47] et Walfish-Ikegami [48] ; voir [49] pour une étude comparative récente. A l'intérieur d'un bâtiment, c'est le modèle log-distance qui est préféré. Une forme simple de ce modèle est donnée par [50]

$$P_R(d) = P_R(d_0) - 10\alpha_{RSS} \log\left(\frac{d}{d_0}\right), \quad (1.4)$$

avec  $P_R(d)$  la puissance du signal reçue (en dBm) à la distance  $d$ ,  $d_0$  une distance de référence et  $\alpha_{RSS}$  le coefficient de propagation. La valeur de ce coefficient est typiquement comprise entre 1.8 et 3.2 en milieux intérieurs et pour des signaux produits dans la bande de fréquences de 900 MHz à 4 GHz [51]. Le modèle (1.4) peut être amélioré en y introduisant des termes correctifs supplémentaires pour tenir compte notamment de l'atténuation causée par des étages multiples [52], des murs [53]. Ces termes, qui dépendent des matériaux, sont déterminés de façon empirique à l'aide de mesures d'étalonnage. Les mesures RSS souffrent d'un caractère non stationnaire associé à une variance élevée due aux obstacles et à la présence d'objets en mouvement [54]. Ces inconvénients limitent l'utilisation du RSS en tant que métrique précise de distance [55].

#### ■ Mesure RSSI (RSS Indicator) en Bluetooth :

Pour optimiser la consommation d'énergie lors des communications BT, la norme BT définit un indicateur de puissance RSSI (*RSS Indicator*). La valeur RSSI est calculée par rapport à une plage de valeurs souhaitables, indépendamment de la distance, qui est appelée GRPR (Golden Receiver Power Range). Plus précisément, le RSSI vaut 0 lorsque la valeur RSS est dans la plage GRPR. Dans le cas contraire, la valeur RSSI peut être positive ou négative selon la comparaison de la valeur RSS par rapport aux bornes de la plage GRPR. Lorsque la valeur RSS est supérieure à la borne maximale ( $b_{max}$ ), respectivement inférieure à la borne minimale ( $b_{min}$ ), de GRPR, RSSI est égale à  $(RSS - b_{max})$ , respectivement  $(RSS - b_{min})$ . Selon la norme BT,  $b_{max}$  et  $b_{min}$  restent des paramètres propres au constructeur, mais elle impose des contraintes sur leurs valeurs, comme  $20dB$  entre  $b_{max}$  et  $b_{min}$  avec une précision de  $\pm 6dB$ . Ce mode de calcul de la mesure de RSSI en BT altère la relation entre RSSI et la distance et complexifie l'emploi de cette métrique avec un système de localisation commun pour des terminaux mobiles de différents constructeurs.

### 1.2.3.2 Mesure LQI (Link Quality indicator)

LQI (*Link Quality indicator*) est un indicateur introduit dans le standard IEEE 802.15.4 et IEEE 802.15.1, qui mesure le taux de paquets reçus avec succès (ayant passés les critères de contrôle de redondance cyclique au niveau de la couche physique). Les valeurs LQI sont normalement des valeurs entières comprises entre 0 et 255. Plus la

valeur est grande, meilleure est la qualité de la liaison radio entre les deux nœuds concernés. LQI quantifie la qualité du lien radio, tandis que RSS s'intéresse à sa puissance. En pratique, on peut recevoir un signal de puissance faible mais qui, sans interférence, est associable à une valeur LQI élevée. En combinant les deux informations LQI et RSS, on peut améliorer les performances d'un système de localisation basé sur une seule de ces mesures [56].

Un résumé sur les métriques expliquées dans cette section est donné avec les principaux avantages et inconvénients dans la Table 1.4.

Métrique	Principe	Avantage(s)/Inconvénient(s)
CID	Détection de présence	+ simple à obtenir - aucune information de localisation précise
TOA	Estimation de distance basée sur le temps de propagation du signal	+ Donne une bonne précision en localisation - Nécessite la synchronisation entre émetteur(s) et récepteur(s)
TDOA	Estimation de distance basée sur les différences des temps d'arrivées des signaux	+ Ne nécessite plus la synchronisation émetteur(s)/récepteur(s) - Nécessite la synchronisation des stations de base
RTT	Estimation de distance basée sur le temps de propagation d'un aller-retour	+ Ne nécessite plus la synchronisation émetteur(s)/récepteur(s) - Nécessite une précision d'horloge élevée
IRR	Estimation de distance basée sur le temps de réponse des périphériques <i>BT</i>	+ facilement mesurable par les terminaux <i>BT</i> - Formulé uniquement dans le standard <i>BT</i>
AOA	Estimation de position par recoupement des informations d'angles d'arrivée	+ Calcul de position avec un faible nombre de mesures - Coût élevé du matériel (antennes) - Précision qui se dégrade lorsque la distance augmente
POA	Estimation de distance par les phases d'arrivée des signaux	- inadaptée en localisation pour de nombreuses technologies, comme WiFi ou <i>BT</i>
RSS	Estimation de distance basée sur l'atténuation de puissance du signal au cours de son parcours	+ Peu coûteux et facilement mesurable par la plupart des matériels radio  - Variance élevée et consistance faible
LQI	Estimation de la qualité du lien radio	+ meilleure signification de la puissance même dans le cas d'un signal de faible puissance - Formulé uniquement dans quelques standards 802.15.4 (ex : ZigBee) ou 802.15.1 (ex : <i>BT</i> )

TABLE 1.4 – Résumé des principales métriques utilisées en localisation

### 1.3 Méthodes et algorithmes de localisation

Les méthodes et les algorithmes de localisation exploitent des mesures afin de déterminer une information sur la position du terminal mobile. Deux types d'information sur la localisation sont possibles : une zone où le terminal mobile se trouve ou les coordonnées de la position du terminal mobile. Le premier représente une localisation par zone autour d'un point connu ou zonage. Le deuxième est une localisation par positionnement qui est divisé en

cinq approches principales : barycentre, triangulation, multilatération, fingerprinting et navigation à l'estime. On parle de méthode de localisation centralisée, respectivement décentralisée, lorsque l'information de localisation est déterminée par une entité "puissante" - qui est souvent un serveur externe, respectivement par le terminal mobile. Nous décrivons dans cette section les différentes méthodes de localisation. Nous détaillons des exemples d'algorithmes employés dans les méthodes de localisation par positionnement.

### 1.3.1 Localisation par zone

La méthode de localisation par zone, ou zonage, estime la zone de localisation où le mobile est présent. Elle se base sur le nombre de points références, de positions connues, ayant détecté l'équipement mobile. Avec un seul point référence détectant le mobile, la zone de localisation correspond à la zone de couverture de ce point références. En cas de détection multiple, la zone de localisation est généralement l'intersection de toutes les zones de couverture. Cette approche est simple à implémenter. Par contre, sa précision se limite à la définition d'une zone d'emplacement autour d'un point connu et elle ne peut pas être utilisée par des systèmes de localisation pour l'estimation des coordonnées de position.

### 1.3.2 Localisation par Triangulation

Le principe de la localisation par triangulation est de déterminer la position du récepteur par recoupement des demi-droites, définis par rapport à une ligne de base et des mesures d'angles d'arrivées (AOA), partant des émetteurs [41]. Un exemple de résultat de triangulation dans le plan est illustré dans la Figure 1.5 où deux mesures AOA suffisent pour une localisation par triangulation dans le plan contre trois minimums par la méthode de localisation par multilatération. L'avantage de cette approche est la localisation d'une cible sans contrainte de synchronisa-

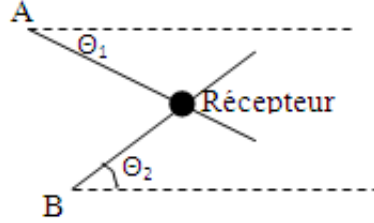


FIGURE 1.5 – Représentation graphique du principe de localisation par triangulation  
La position du récepteur est obtenue par intersection des demi-droites d'angles  $\theta_1$  et  $\theta_2$  partant des émetteurs A et B.

tion et avec un nombre réduit d'observations. Par contre, la performance de la triangulation se dégrade lorsque le terminal mobile s'éloigne des émetteurs.

### 1.3.3 Localisation par Barycentre

Les méthodes d'estimation de la position par barycentre sont basées sur le calcul de la position d'un nœud à partir des coordonnées des points références voisins. Soit  $\hat{r}$  l'estimateur de la position inconnue de la cible, la solution a pour forme générale :

$$\hat{r} = \sum_{i \in I} w_i r_i, \quad (1.5)$$

avec  $\{r_i\}$ , pour  $i \in I$ , un ensemble de points références choisis selon un indexage  $I$ , et  $w_i$  des coefficients de pondération - réels positifs, tels que leur somme vaut 1. L'erreur de positionnement dépend du nombre, de la densité et de la répartition des points références, ainsi que de l'information utilisée pour calculer les poids  $w_i$ . Les principaux avantages de cette technique sont sa simplicité et le peu de ressources requises pour les calculs, ce qui facilite l'implémentation dans des dispositifs embarqués. De nombreux algorithmes rentrent dans cette catégorie. Parmi eux : Cell-ID (Cell IDentification) [32], CL (Centroid Localization) [57], WCL (Weighted CL) [58], AWCL (Adaptive WCL) [59], DWCL (Dynamic WCL) [60] ou encore REWL (Relative Span Weighted Localization) [61]. Nous détaillons dans la suite les trois premiers cités.

### 1.3.3.1 Algorithme Cell-ID

Dans l'algorithme Cell-ID [32], la localisation est obtenue par détection du point référence auquel le mobile est connecté pour communiquer. On l'obtient de (1.5) en prenant  $w_i = 1$  et en réduisant  $I$  à l'indice de la borne détectée. En cas de détection multiples, c'est souvent la borne pour laquelle le signal est le plus fort qui est sélectionnée. La position obtenue est qualifiée de *discrète*, car restreinte à un sous-ensemble de points dans l'espace cartésien. L'information de localisation est bien souvent *symbolique*, à caractère binaire (c-à-d présent ou non présent).

### 1.3.3.2 Algorithme CL (Centroid Localization)

Dans l'algorithme CL [57], la position du mobile est obtenue par la moyenne arithmétique des coordonnées  $\mathbf{r}_i$  pour tous les points références à portée, c-à-d  $w_i = 1/n$ ,  $n = |I|$ . On notera qu'avec cet algorithme, le mobile est supposé équidistant des points références.

### 1.3.3.3 Algorithme WCL (Weighted Centroid Localization)

Dans l'algorithme WCL [58], le poids  $w_i$  dépend de la distance  $d_i$  entre le point référence  $i$  et la cible, via l'expression :

$$w_i = \frac{\alpha_i}{\sum_{i=1}^n \alpha_i} \quad (1.6)$$

avec

$$\alpha_i = \frac{1}{(d_i)^\beta}. \quad (1.7)$$

Cette expression vise à attribuer plus de poids aux petites distances. Le recours à la puissance  $\beta \geq 0$  détermine la contribution de chaque référence. Pour  $\beta = 0$ , la solution WCL coïncide avec la solution CL. Pour  $\beta$  très grand,  $\hat{\mathbf{r}}$  se résume à la balise la plus proche. Les valeurs intermédiaires suggérées dans la littérature sont typiquement comprises entre 1 et 3 [58, 62].

## 1.3.4 Localisation par Multilatération

La multilatération exploite les distances, estimées à partir des mesures enregistrées, afin d'estimer les coordonnées de la position du mobile. On retrouve deux approches : circulaire et hyperbolique. La première se base sur des distances absolues entre la cible et un point référence. La seconde exploite la différence entre deux distances absolues. Nous expliquons dans la suite ces deux approches.

### 1.3.4.1 Approche Circulaire

La multilatération circulaire localise une cible à partir des distances absolues entre la cible et des points références de positions connues. Les distances sont généralement déterminées à partir de mesures TOA ou RSS, qui définissent des sphères autour des points références. Notons  $\mathbf{r} \in \mathbb{R}^p$  et  $\mathbf{r}_i \in \mathbb{R}^p$  la position (inconnue) de la cible et celle d'un point référence  $i$ , respectivement, avec  $p = 2$  ou  $3$ , signifiant une localisation 2D ou 3D. La distance  $d_i$  estimée, habituellement notée  $d(\cdot, \cdot)$  et considérée comme la distance euclidienne, s'écrit :

$$d_i \equiv d(\mathbf{r}, \mathbf{r}_i) = \|\mathbf{r} - \mathbf{r}_i\|_2 \equiv \sqrt{\sum_{m=1}^p (\mathbf{r}(m) - \mathbf{r}_i(m))^2},$$

avec  $\|\cdot\|_2$  est l'opérateur de norme  $\ell_2$  et  $\mathbf{r}(m)$  dénote la  $m^{\text{e}}$  composante du vecteur  $\mathbf{r}$ .

Plus formellement, l'idée de base est de trouver  $\mathbf{r}$  par intersection des sphères de centre  $\mathbf{r}_i$  et de rayon  $d_i$ , étant donné  $n$  mesures de distances  $d_i \equiv d(\mathbf{r}, \mathbf{r}_i)$  associées à des points références  $\mathbf{r}_i$  distincts et connus. Pour un minimum de  $n = 3$  points référence en système à deux dimensions, on parle également de *trilatération* dont le principe est montré dans la Figure 1.6. Dans le cas particulier à trois dimensions, avec  $\mathbf{r} = (x, y, z)^\top$  et  $\mathbf{r}_i = (x_i, y_i, z_i)^\top$  par convention, cette idée conduit à considérer le système

$$(S) = \{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2 = d_i^2 : i = 1, \dots, n\}. \quad (1.8)$$

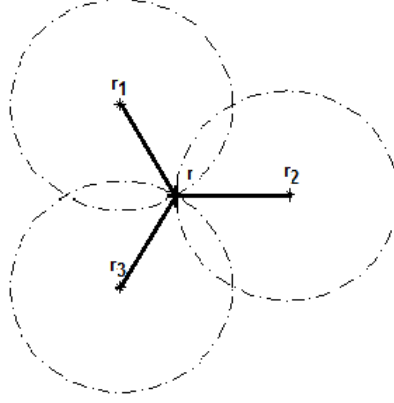


FIGURE 1.6 – Principe de la multilatération dans un espace 2D

Le système obtenu est composé d'équations non linéaires, difficilement soluble par des méthodes directes. D'un autre côté, les valeurs  $d_i$  utilisées sont souvent corrompues par des bruits, rendant en général une solution exacte inexistante. Une approche vise à considérer une version *linéarisée*, de forme générale :

$$A\theta \approx b, \quad (1.9)$$

avec la matrice  $A$  et le vecteur  $b$  exprimés en fonction de  $r_i$  et  $d_i$  et le vecteur  $\theta$  exprimé à partir du vecteur  $r$ . Cette version linéarisée permet d'appliquer des algorithmes classiques de régression, comme CLS (Constrained Least Square) que nous verrons dans le paragraphe 3.2.3. Plusieurs techniques de linéarisation ont été appliquées pour résoudre (1.8). Dans [63], l'opération consiste à soustraire une équation de  $(S)$  des autres, ayant pour effet de faire disparaître le terme quadratique  $\|r\|^2$ . Dans [64], des variables pivots  $r_j(1), r_j(2), \dots$  sont introduites dans les équations  $i, i \neq j$  avant de procéder à une réorganisation pour exhiber un système linéaire de  $n - 1$  équations. Nous employons l'approche de Cheung et al. [65] avec l'algorithme ULS (*Unconstrained Least-Square*) dont les détails seront présentés dans le Chapitre 3.

#### 1.3.4.2 Multilatération Hyperbolique

Dans la multilatération hyperbolique, la position de la cible est déterminée en utilisant les différences de distance  $d_{ij} = d_i - d_j$  au lieu des distances absolues  $d_i$ . Une hyperbole est définie par l'ensemble des points pour lesquels la distance entre deux points fixes est constante. Comme pour le cas de multilatération circulaire, l'intersection des hyperboles permet de trouver  $r$ , position de la cible. Dans le cas particulier à trois dimensions, avec  $r = (x, y, z)^\top$  et  $r_i = (x_i, y_i, z_i)^\top$  par convention, cette idée conduit à considérer le système :

$$(S_h) = \{ \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2} - \sqrt{(x_j - x)^2 + (y_j - y)^2 + (z_j - z)^2} = d_{ij} : i, j = 1, \dots, n \text{ avec } i \neq j \}. \quad (1.10)$$

Le système obtenu est composé d'équations non linéaires, difficilement soluble par des méthodes directes. L'auteur intéressé peut trouver des approches de résolution non-linéaire dans ces références [66, 67]. Les algorithmes employés par la multilatération hyperbolique sont plus complexes et gourmands en temps de calcul que ceux employés par la multilatération circulaire.

### 1.3.5 Localisation par Fingerprinting

L'idée de la méthode fingerprinting est de créer une base de données dites "signatures" (ou carte) associées à des positions références connues, puis d'estimer la position d'un nœud mobile en comparant l'acquisition d'une nouvelle signature avec celles de la base de données créée. La base de données est appelée *base d'apprentissage*. La phase de collecte correspond à l'étape *offline*, et le processus de comparaison/décision l'étape *online*. Plusieurs algorithmes peuvent être utilisés : k-PPV, réseaux de neurones [68], machines à vecteurs supports (SVM) [69], etc. La principale limite du fingerprinting réside dans la phase *offline* qui requiert un effort significatif pour construire la

base de données. De plus, ce processus doit être répété dans certaines circonstances comme l'ajout, la suppression ou la ré-allocation des AP par exemple.

Nous expliquons dans la suite le fonctionnement de l'algorithme  $k$ -PPV, très simple à implémenter.

### $k$ -Plus-Proches-Voisins

L'algorithme des  $k$  Plus-Proches-Voisins repose sur une recherche des  $k$  candidats les plus proches de la mesure. La notion de proximité dépend de l'objectif de l'algorithme. Lorsqu'elle s'applique dans l'espace des signaux, on parle également d'algorithme  $k$ -NNSS, de l'anglais *Nearest Neighbor in Signal Space*. La métrique utilisée est souvent la distance euclidienne. D'autres distances sont possibles, comme la somme des différences absolues. Le résultat de l'algorithme est en général déterminé par la moyenne des  $k$  candidats sélectionnés.

### 1.3.6 Localisation par Navigation à l'estime

La navigation à l'estime consiste à déduire la position d'un mobile à partir du trajet effectué depuis sa dernière position connue. Plus formellement, l'estimation de la position par la navigation à l'estime est (en 2D) basée sur un modèle récursif de forme générale :

$$\mathbf{p}_k = \begin{bmatrix} x[k] \\ y[k] \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} x[k-1] \\ y[k-1] \end{bmatrix}}_{\mathbf{p}_{k-1}} + d[k] \begin{bmatrix} \sin(\psi_u[k]) \\ \cos(\psi_u[k]) \end{bmatrix}, \quad (1.11)$$

où  $(x[k], y[k])^T$  représente la position estimée du mobile,  $d[k]$  la distance parcourue et  $\psi_u[k]$  l'orientation de déplacement de l'utilisateur par rapport au nord terrestre pour l'itération  $k$ . En pratique, les quantités  $d[k]$  et  $\psi_u[k]$  sont estimées à partir de capteurs inertiels embarqués sur le terminal mobile. Les capteurs utilisés sont généralement des accéléromètres mesurant l'accélération, des gyroscopes pour la vitesse angulaire, des magnétomètres pour la direction par rapport au nord magnétique. Néanmoins, les terminaux mobiles existants ne sont pas tous équipés d'un gyroscope [70]. Ceci limite l'emploi de ce capteur au sein d'un système de navigation à l'estime commun pour des terminaux mobiles à l'intérieur des bâtiments. La Figure 1.7 illustre le principe de fonctionnement de

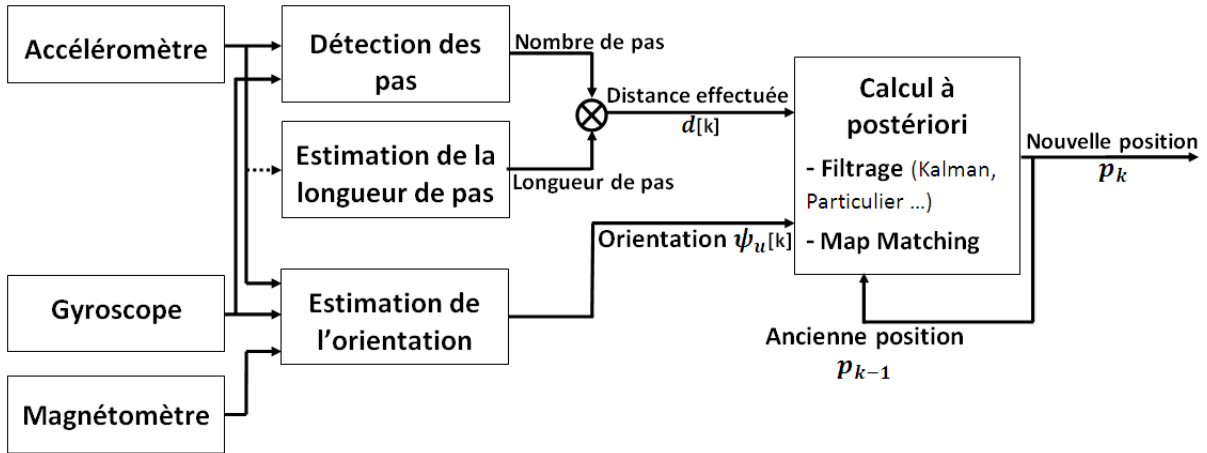


FIGURE 1.7 – Principe de la Navigation à l'Estime

cette technique. Dans le Chapitre 4, nous nous intéressons aux mesures fournies par l'accéléromètre et le magnétomètre ainsi que le gyroscope. Les blocs de détection des pas, d'estimation de la longueur de pas et d'estimation de l'orientation seront détaillés dans le Chapitre 5. Les approches de calcul *a posteriori*, comme le filtre de Kalman (Étendu), le filtre particulaire ou le Map Matching sont employées afin d'améliorer le résultat d'estimation [23, 71, 72].

Appliquée à la localisation d'êtres humains, cette technique est souvent appelée navigation pedestre à l'estime (NPE), de l'anglais *Pedestrian Dead Reckoning*. La problématique majeure dans cette approche réside dans l'accumulation au cours du temps des erreurs d'estimation.

## Conclusion

Ce chapitre donne un aperçu général sur les technologies, les mesures et les méthodes de localisation existantes. Nous avons vu les avantages et les contraintes attachés à chacune en contexte de localisation. Cette taxonomie permet de mettre en lumière les pistes de recherche dans ce domaine. En raison des contraintes attachées aux technologies - indépendantes de la ou les méthode(s) et la ou les mesure(s) employées, des systèmes de localisation favorisent l'hybridation de leurs solutions afin de combler les limites d'une technologie par une autre. Nous présentons dans le chapitre suivant les détails de fonctionnement de systèmes de localisation *indoor* existants avec des solutions simples et d'autres hybrides.



# Chapitre 2

## Détails de fonctionnement de systèmes existants

### Introduction

Le chapitre précédent présente une description des méthodes généralement exploitées par les systèmes de localisation *indoor*. La taxonomie montrée permet de les classer selon les technologies, les mesures et les algorithmes employés.

Ce chapitre est axé sur la description des systèmes existants. Nous commençons par les systèmes infrarouges, ultrasons et magnétiques avant d'aborder des systèmes RF, NPE et hybrides, en soulignant leurs avantages/inconvénients. Finalement, nous terminerons par une classification des systèmes étudiés, ainsi qu'un résumé de leurs précisions.

### 2.1 Infrarouges

#### Active Badge

Active Badge [73] est l'un des premiers systèmes de localisation basé sur la technologie IR. Chaque utilisateur à localiser est équipé d'un badge actif qui émet un UID (Unique IDentifier) IR d'un dixième de seconde toutes les 15 secondes. Ces signaux sont reçus par un réseau de capteurs qui couvre la zone d'étude. Les capteurs, positionnés au niveau des entrées / sorties de pièces, sont reliés par liaison Ethernet à un serveur central chargé de fournir une information de position symbolique de tous les badges. Dans [74], un horodatage, se traduisant par un entier incrémenté à chaque émission, est transmis en complément de l'UID pour permettre de filtrer les doublons au niveau du serveur et ainsi améliorer les performances en cas de réseau dense. Une autre extension, appelée *Authenticated Badge* [75], emploi des badges capables de recevoir de l'information par IR pour implémenter une méthode d'authentification par challenge-réponse et sécuriser le système contre les attaques. Ce type de badge contient également deux boutons, deux LED indicatrices d'état et un buzzer comme moyen d'interaction avec l'utilisateur.

#### Firefly

Firefly (<http://www.gesturecentral.com/firefly/>) est un dispositif commercial développé par Cybernet Systems Corporation qui utilise la technologie IR pour suivre les gestes d'une personne dans l'espace. La personne est équipée de plusieurs tags, appelés également *marqueurs*, qui émettent des signaux IR. Les marqueurs, petits et légers, sont reliés entre eux par liaisons filaires à un contrôleur qui gère leur alimentation et leur émission. Ils sont portés au niveau des poignées, avant-bras, et jambes par exemple. Trois caméras espacées d'un mètre sur une barre fixe reçoivent les signaux IR. L'estimation de la position 3D des marqueurs est réalisée en temps réel à l'aide d'un algorithme propriétaire. D'après les fiches techniques, la précision du système Firefly est élevée (3mm environ). Toutefois, le système ne peut opérer qu'à courte portée des caméras (<7m) et selon un angle de vue limité de 40° x 40°.

## OPTOTRAK

OPTOTRAK (<http://www.ndigital.com>) est un autre système de capture de mouvement similaire à Firefly. La position des marqueurs IR est obtenue par triangulation. Le système se distingue par une meilleure précision, de l'ordre de quelques centaines de microns seulement [14, 15].

## IRIS

IRIS (*InfraRed Indoor Scout*) [76] utilise un tag actif attaché au mobile qui émet un UID par IR. Le récepteur est une caméra stéréo fixe, composé de deux caméras USB avec angle de vue de 120° chacune, espacées horizontalement de 20 cm l'une de l'autre et montées à 3 m de hauteur. Les caméras, équipées d'un filtre optique IR, sont reliées à un ordinateur pour la phase d'acquisition et de traitement. Les signaux IR se traduisent dans les images vidéos sous forme de tâches lumineuses. Les images sont tout d'abord converties en niveaux de gris, puis en images binaires afin de supprimer le bruit. Un opérateur algébrique est ensuite appliqué. Celui-ci consiste à supprimer toutes les zones atypiques représentées par un nombre de pixels supérieur à un seuil donné (ayant pour origine des lampes ou une ouverture vers l'extérieur comme une fenêtre par exemple). Le centre des tâches lumineuses restantes est ensuite déterminé par la moyenne arithmétique des pixels appartenant à chaque tâche lumineuse. Les distances aux sources sont estimées selon le nombre de pixels associés aux tâches. L'estimation de la position d'une source est obtenue par triangulation, en combinant l'information de distance avec une mesure d'angle d'arrivée obtenue selon les distorsions observables par les caméras gauche et droite.

Les systèmes basés IR peuvent localiser un utilisateur dans une zone spécifique avec visibilité directe entre émetteurs/récepteurs. Par contre, ils souffrent d'erreurs en cas d'obstructions, et leurs performances sont affectées par les sources ambiantes de lumière.

## 2.2 Son et Ultrasons

### Active Bat

Le système Active Bat [77] est basé sur la mesure du temps de vol des signaux ultrasons. L'infrastructure est composée d'un réseau de capteurs ultrasons, reliés entre eux par lien Ethernet et installés dans les plafonds selon une répartition uniforme tous les 1 m<sup>2</sup> environ. Les objets à localiser sont équipés d'un dispositif portable appelé *Bat*. Un Bat dispose d'un transmetteur RF 433 MHz et de plusieurs émetteurs ultrasons disposés sur la surface d'une demi-sphère. Cette disposition a pour but de diffuser les signaux dans différentes directions pour couvrir une zone plus grande. Toutes les 200 ms, un contrôleur connecté à un PC transmet aux récepteurs, en broadcast et par le réseau Ethernet, une commande de synchronisation. Dans le même temps, une commande unicast est adressée à un Bat selon son UID pour que celui-ci passe en émission d'ultrasons<sup>4</sup>. Les impulsions, de fréquence 40 KHz et de durée 50 ms, sont générées simultanément par les différents transducteurs du Bat. Les récepteurs au plafond détectent l'arrivée des signaux par détection du premier maximum, dans une fenêtre de temps limitée à 20 ms suivant le signal de synchronisation afin de réduire les interférences et les multitrajets. Les TOA sont transmis au contrôleur qui calcule les distances entre l'émetteur et les récepteurs en tenant compte de la vitesse de propagation selon la température ambiante. Les distances aberrantes causées par le phénomène de réflexion sont éliminées à l'aide d'un test statistique, appelé *Student*, sur les résidus ainsi qu'une heuristique qui tient compte du caractère dense du réseau de capteurs. Finalement, la position du Bat est obtenue par multilatération, pour 3 distances restantes ou plus.

### Sonitor

Le système Sonitor (<http://www.sonitor.com>) a été développé essentiellement pour le secteur hospitalier afin de permettre une surveillance continue des patients sans interférer avec les signaux présents dans l'environnement. Pour cela, un tag attaché au mobile émet un UID par ultrasons, dans la bande 35-45 KHz. Différents types de tags existent, selon une utilisation sur un patient (Patient-tag), un membre du personnel (Staff-tag) ou un équipement

4. Voir [78] pour le suivi de plusieurs Bats et l'optimisation de l'ordonnancement des commandes selon un critère Qualité de Service.

(E-tag). Les tags peuvent intégrer un détecteur de mouvement, qui permet de stopper les émissions d'ultrasons en cas d'immobilité et ainsi économiser l'énergie de la batterie. Les détecteurs sont des microphones qui retransmettent les UID décodés à un serveur central par lien Ethernet ou WiFi. Dans l'architecture de base, dite *Basic Sonitor IPS*, un seul microphone par pièce permet de localiser un tag dans la pièce correcte. Dans la version *Sonitor 3DPos*, plusieurs détecteurs permettent d'obtenir - à l'aide d'un algorithme non documenté - une localisation absolue avec une précision de 2-3 cm pour une densité de couverture de 0.5 microphone par m<sup>2</sup> [79].

Les systèmes US, incluant Active Bat [77] et Sonitor [79], permettent de localiser avec une précision très élevée en utilisant le temps de vol des signaux. Malheureusement, ils requièrent une attention particulière au niveau de l'orientation des récepteurs. Leurs performances sont dégradées en présence d'obstacles et multi-trajets.

## 2.3 Magnétique

### MILPS

Le système de MILPS (*Magnetic Indoor Local Positioning System*) [18, 80] est basé sur le déploiement de bobines électriques générant localement un champ magnétique artificiel. Les bobines sont constituées de  $N = 140$  tours de fils électrique autour d'un noyau de rayon  $r_0 = 25$  cm. Elles sont alimentées séquentiellement par courant continu  $I$  de 15A. Le sens du courant est changé périodiquement afin de compenser en partie l'effet du champ magnétique terrestre par soustraction de la valeur moyenne obtenue. La fréquence d'alternance ainsi que la durée d'une période sont utilisées comme UID d'une bobine. L'objet à localiser est équipé d'un magnétomètre 3 axes. La distance  $d$  entre une bobine et le détecteur est estimée en utilisant la puissance du champ magnétique  $B$  détectée, grâce à la relation :

$$d = \sqrt[3]{\frac{\mu_0 N I r_0^2}{4B}}, \quad (2.1)$$

avec  $\mu_0 = 4\pi \times 10^{-7}$  [Vs / Am] la perméabilité magnétique du vide. La position est ensuite déterminée par trilatération.

## 2.4 RFID

### SpotON

Le principe de fonctionnement de SpotON [81] est le suivant. L'objet à localiser est équipé d'un tag RFID actif et la zone d'étude est balisée de lecteurs RFID. Ces derniers procèdent à des lectures à intervalles pseudo-aléatoires, pour limiter les collisions de paquets dans les zones couvertes par plusieurs lecteurs. Lorsque le lecteur  $i$  détecte la présence d'un tag à proximité, il transmet à un serveur central par liaison Ethernet un indicateur de la force du signal<sup>5</sup>, noté ci-après  $SS_i$ . La position du tag est obtenue par agrégation des informations provenant des différents lecteurs, à l'aide d'une méta-heuristique de type *hill-climbing* [82]. Cet algorithme, basé sur la méthode *Pattern Search* [83], vise à minimiser l'erreur au carré entre les valeurs  $SS_i$  mesurées, et les valeurs obtenues par le modèle de régression suivant<sup>6</sup>

$$SS(d) = 0.0236d^2 - 0.629d + 4.781. \quad (2.2)$$

### LANDMARC

LANDMARC [84] se distingue de SpotON par l'utilisation de lecteurs RFID avec une puissance d'émission réglable, ainsi que plusieurs *tags de références* fixes déployés régulièrement à des positions connues. Les lecteurs fonctionnent à la fréquence non standard de 308 MHz. Ils sont configurés pour balayer cycliquement leurs niveaux

5. Cet indicateur est relatif à l'amplitude crête-crête du signal RFID démodulé.

6. Ce modèle est obtenu par des moyens empiriques lors d'une étape préalable de calibration. Nous ne discuterons pas de sa précision, qui dépend du matériel spécifique utilisé par les auteurs.

de puissance<sup>7</sup>. L'estimation de position est basée sur l'algorithme  $k$ -NNSS. L'approche consiste à sélectionner les  $k$  plus proches tags de référence, selon l'indicateur

$$E_j = \sum_{i=1}^n (\theta_{j,i} - S_i)^2, \quad (2.3)$$

pour  $j = 1, \dots, m$  et où  $m$  est le nombre total de tags de référence,  $n$  le nombre de lecteurs RFID, et  $\theta_{j,i}$  (respectivement  $S_i$ ) le niveau de puissance perçue par lecteur  $i$  pour le tag de référence  $j$  (respectivement le tag mobile). Les coordonnées des  $k$  plus proches références sont ensuite utilisées pour estimer la position du mobile par la méthode barycentre (c.f. éqn. (1.5)) avec un facteur de poids qui privilégie le tag de référence le plus proche dont l'indicateur  $E_j$  est la plus faible :

$$w_j = \frac{1/E_j^2}{\sum_{i \in k\text{NNSS}} 1/E_j^2}. \quad (2.4)$$

## VIRE

VIRE (*Virtual Reference Elimination*) [85] est une extension de LANDMARC basée sur la notion de tags *virtuels*. L'idée est la suivante. Etant donné quatre tags (réels) de référence, adjacents et placés aux extrémités d'un carré du plan, des tags virtuels sont générés à l'intérieur du carré selon une grille régulière. On obtient ainsi des *régions* dont les centres sont les tags virtuels. Les valeurs de RSS pour les tags virtuels sont obtenues par interpolation linéaire par lignes et colonnes selon les valeurs de puissance des tags de référence situés aux quatre coins de la pièce. La position et les mesures de puissance des tags virtuels constituent des "cartes" RSS dynamiques, appelées *cartes de proximité*. Les cartes de proximité sont re-calculées par lecteur en cas de changement d'une des valeurs de RSS réelles associées à la grille. Lorsqu'une nouvelle valeur de RSS est obtenue pour le tag mobile, les lecteurs marquent les régions de leurs cartes de proximité par '1' si la différence de RSS pour la région et le mobile est inférieure à un seuil, '0' sinon. Ce seuil est déterminé par un algorithme adaptatif : une valeur élevée est choisie initialement pour couvrir une région et la valeur décroît pas à pas (la valeur de pas choisi est non spécifiée) jusqu'à obtenir la valeur minimale permettant de conserver la même région employée dans le test. Les cartes de proximité des différents lecteurs sont ensuite fusionnées à l'aide d'un opérateur ET binaire. Ce processus de fusion par élimination permet d'obtenir une carte de proximité *globale* pour le tag mobile ; voir Figure 2.1. La position de

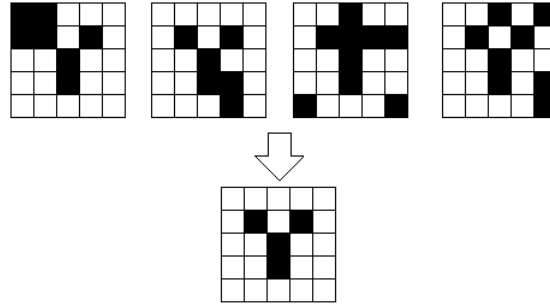


FIGURE 2.1 – Principe de fusion des cartes de proximité dans VIRE

Dans cet exemple, il y a 4 cartes de proximité (en haut). Les régions marquées '1' apparaissent en noir sur la figure. La carte globale (en bas) résulte d'un ET binaire entre chaque régions cartes de proximité.

ce dernier est calculée en utilisant l'éqn. (1.5) pour l'ensemble des tags virtuels marqués '1' dans la carte globale et une contribution  $w_i = w_{1i} \times w_{2i}$ . Le poids  $w_{1i}$  est une fonction qui dépend de la différence des valeurs de RSS. Son expression est :

$$w_{1i} = \sum_{j=1}^n \frac{|\theta_{j,i} - S_i|}{n \times \theta_{j,i}} \quad (2.5)$$

où  $n$  est le nombre de lecteurs,  $S_i$  la valeur de RSS du signal provenant du tag mobile mesurée par le lecteur  $i$  et  $\theta_{j,i}$  la valeur virtuelle de RSS du signal provenant du tag virtuel  $j$  mesurée par le lecteur  $i$ . Le facteur  $w_{2i}$  est quant

7. Le matériel choisi dans [84] dispose de 8 niveaux de puissance ; le balayage réalisé avec un taux de 30 secondes.

à lui relatif à la densité des tags de référence sélectionnées, avec le poids le plus important accordé à la zone la plus dense, via :

$$w_{2i} = \frac{n_i}{\sum_{i=1}^{n_D} n_i} \quad (2.6)$$

où  $n_D$  est le nombre total de *zones* marquées '1', et  $n_i$  le nombre de *régions* connectées entre elles dans la zone  $i$  parmi  $n_D$ .

Le système SpotON est adapté aux applications de *zonage*, où la connaissance d'un état de transition d'une zone à une autre est suffisante, comme c'est le cas par exemple pour la détection de l'entrée/sortie d'un colis dans un entrepôt. Plusieurs contraintes freinent son déploiement à grande échelle, comme la variabilité des mesures qui nécessite une étape de calibration fastidieuse [86]. Une des limites de LANDMARC et VIRE est le temps passé pour scanner les différents niveaux de puissance. Cet inconvénient introduit naturellement des erreurs de mesures au cours des déplacements, ainsi qu'un temps de latence important pouvant dépasser la minute selon le nombre de niveaux et la durée de chaque pallier. Ces systèmes RFID ont pour défauts communs une couverture de service limitée par la densité du réseau déployé. Ils souffrent d'un coût élevé d'installation et de maintenance à cause du grand nombre de tags à employer.

## 2.5 Radio

### RADAR

RADAR [53, 87] utilise un nombre  $N_{AP}$  d'AP fonctionnant dans la bande ISM 2.4 GHz. La localisation est basée sur la méthode fingerprinting avec des données d'apprentissage issues de mesures réelles et virtuelles. La phase online emploie un algorithme  $k$ -NNSS.

**Phase offline** Au cours de la phase d'apprentissage, le terminal mobile et les AP sont synchronisés à l'aide d'un signal RF afin d'avoir la même référence temporelle pour toute les AP. Cette synchronisation permet de configurer les AP en mode *collecte*. Dans ce mode, chaque AP enregistre des triplets de la forme  $\{t, i, RSS(t, i)\}$  avec  $RSS(t, i)$  la puissance du signal reçu à l'instant  $t$  par l'AP n°  $i$ . Un utilisateur se déplace ensuite dans le bâtiment et enregistre ses coordonnées  $(x, y)$  pour  $n$  positions, ainsi que sa direction  $d$  parmi quatre valeurs possibles Nord / Sud / Est / Ouest. Pour chaque position choisie  $(x, y)$  et pour chaque direction, un nombre  $N$  de mesures est collecté par AP. En fin de collecte, les données sont fusionnées dans une table de la forme  $\{x, y, d, i, \overline{RSS}\}$  où  $\overline{RSS}$  représente la valeur moyenne des mesures  $RSS(t, i)$  pour les coordonnées  $(x, y)$  et la direction  $d$ .

Pour soulager l'opération de collecte, Bahl et Padmanabhan proposent d'utiliser un ensemble de données virtuelles. Les coordonnées des points virtuels sont espacées uniformément dans la zone d'étude. Les valeurs théoriques de RSS sont calculées en soustrayant du modèle (1.4) une contribution qui dépend du nombre de murs sur le trajet direct. Le modèle proposé s'écrit [53] :

$$P_R(d) = P_R(d_0) - 10\alpha_{RSS} \log \left( \frac{d}{d_0} \right) - \min(n_W, C) \times WAF, \quad (2.7)$$

avec  $P_R(d_0)$  la puissance reçue à une distance référence  $d_0$ ,  $\alpha_{RSS}$  le coefficient de propagation,  $n_W$  le nombre de murs entre le point virtuel et l'AP,  $WAF$  un facteur d'atténuation (en dBm) associé à un mur et  $C$  le nombre maximum de murs pour lequel le facteur d'atténuation crée une différence (aucune valeur typique est donnée). Les paramètres  $\alpha_{RSS}$  et  $P_R(d_0)$  sont obtenus par régression linéaire pour des configurations sans murs. La valeur  $n_W$ , qui dépend du point virtuel et de l'AP considéré, est déterminée par l'algorithme de traitement d'image de Cohen-Sutherland sur une version numérisée des plans du bâtiment.

**Phase online** En phase online, le système RADAR commence par calculer les distances euclidiennes dans l'espace des signaux entre le vecteur des puissances  $\mathbf{SS} = (SS_1, \dots, SS_{N_{AP}})$  observé à la position  $P$  inconnue, et les puissances collectées  $\mathbf{SS}' = (SS'_1, \dots, SS'_M)$  aux positions  $P'$  connues. L'algorithme cherche ensuite les  $k$  vecteurs  $\mathbf{SS}'$  qui minimisent cette distance. Les coordonnées  $P'$  associées forment les  $k$ -PPV dans l'espace cartésien, et la moyenne des  $k$ -PPV donne les coordonnées recherchées  $P$  dans la version de base de RADAR [53].

Dans la version améliorée [87], un algorithme de type Viterbi-like est employé pour résoudre le problème de suivi du trajet effectué par restriction de la trajectoire au voisinage des dernières positions estimées. Le principe de fonctionnement est le suivant. Un historique de taille  $h$  est maintenu pour les  $k$ -PPV<sup>8</sup>. Le but est de conserver au cours des itérations une liste  $k$ -PPV(1),  $\dots$ ,  $k$ -PPV( $h$ ) avec l'argument (1) associé ici à la liste la plus récente et ( $h$ ) à la liste la plus ancienne. Pour deux listes successives, la distance euclidienne entre chaque position candidate est calculée. La position estimée de la cible est le candidat dans  $k$ -PPV(1) qui minimise le chemin le plus court parmi les chemins de  $k$ -PPV( $h$ ) à  $k$ -PPV(1).

Pour pallier aux variations des signaux selon la densité des personnes présentes dans le bâtiment, Bahl et al. proposent de mettre en place un *profil* de jour, adapté aux fortes fréquentations, et un autre de nuit. Les AP sélectionnent le profil adapté selon l'heure.

## Répéteurs GPS et pseudolites GPS

Afin de combler les insuffisances du système GPS pour une application de localisation *indoor*, deux solutions sont suggérées [88, 89] : les pseudolites GPS et les répéteurs GPS. Les pseudolites, ou "pseudo-satellites", sont des générateurs de signaux GPS déployés dans les coins du plafond des bâtiments afin de créer une configuration similaire à celle des satellites GPS. Par exemple, cette solution est commercialisée par Locata (<http://www.locata.com/>). De l'autre côté, les répéteurs GPS emploient une antenne extérieure (e.g. mise sur le toit d'un bâtiment) qui reçoit les signaux GPS. Ces derniers sont amplifiés et transmis vers un répéteur se trouvant à l'intérieur du bâtiment. La position estimée du mobile est relative et obtenue à partir des coordonnées GPS de l'antenne extérieur. Cette solution est commercialisée par FalTech GPS (<http://www.gps-repeaters.com/>). Dans [90], une autre proposition consiste à employer plusieurs répéteurs à l'intérieur du bâtiment afin de déterminer la localisation par des mesures TDOA.

Les systèmes de localisation *indoor* utilisant les ondes RF sont affectées par les *multi-trajets* et les atténuations importantes à l'intérieur des bâtiments.

## 2.6 Zigbee

### Motetrack

MoteTrack [91] est un système de localisation qui utilise une approche décentralisée du fingerprinting. Des balises ZigBee émettent périodiquement en broadcast des trames de forme {sourceUID, powerLevel}, où *sourceUID* est l'identifiant unique de la balise et *powerLevel* la puissance d'émission du message. Ce dernier paramètre varie linéairement avec un pas fixe<sup>9</sup>.

La carte radio est formée des signatures {sourceUID, powerLevel, meanRSSI} associées aux positions  $(x, y, z)$  connues, avec *meanRSSI* la valeur du RSSI moyenne mesurée sur une durée temporelle d'une minute pour la balise identifiée par le paramètre sourceUID. Au cours de la collecte, les signatures sont retransmises du terminal mobile - ou collecteur, vers les balises afin de permettre la sauvegarde de la base d'apprentissage au niveau des balises. L'ensemble des signatures créées représente un ensemble de signatures références stockées dans les balises.

Dans la phase *online*, le terminal mobile commence par procéder à une prise d'empreinte  $s$  en écoutant les messages broadcast émis des balises. Le terminal mobile détermine les  $k$  sourceUID dont les puissances moyennes sont les plus élevées. Une requête est envoyée par le terminal mobile vers les balises afin de récupérer les signatures de références associées  $k$  sourceUID. L'ensemble des  $k$  signatures références reçues est noté  $R$  et, pour chaque signature  $r \in R$ , le mobile calcule la distance :

$$M(r, s) = \sum_{t \in T} |\text{meanRSSI}(t)_r - \text{meanRSSI}(t)_s|, \quad (2.8)$$

où  $T$  représente l'ensemble des trames communes - ayant le même paramètre sourceUID, aux signatures  $r$  et  $s$ . La position du mobile est estimée en prenant le centroïde des positions références, associées aux signatures  $r$ ,

8. Les valeurs suggérées par [87] sont  $k = 3$  et  $h = 6$ .

9. Lorincz et Welsh proposent une variation de -20 dBm à 10 dBm par pas de 5 dB. Ils remarquent que cette diversité des niveaux de puissance améliore considérablement les performances. Nous n'avons pas réussi à expliquer cette amélioration.

satisfaisant :

$$\frac{M(r, s)}{M(r^*, s)} < c. \quad (2.9)$$

pour une constante donnée<sup>10</sup>  $c$  et  $r^*$  le signature de référence qui minimise la distance (2.8), c-à-d  $r^* = \arg \min_{r \in R} M(r, s)$ . Prendre l'intersection de l'ensemble des balises de  $r$  et  $s$  comme dans (2.8) n'est pas toujours approprié, notamment en cas de défaillance d'une balise ou en cours de déplacement. Pour pallier à ce problème, LORINCZ et al. proposent deux nouvelles métriques,  $M_{bidirectionnelle}$  et  $M_{unidirectionnelle}$ , basées sur l'ajout à (2.8) d'un terme pénalisant prenant en compte les valeurs de RSSI dont les balises ne sont pas communes à  $r$  et  $s$ . Le choix de la métrique utilisée suit un schéma adaptatif selon la taille de l'ensemble  $T$  [91].

## ZPS

ZPS (*Zigbee Positioning system*) [92] est un système de localisation par zone, qui se base sur des mesures LQI (*Link Quality Indicator*). Chaque zone est couverte par un ensemble de balises ZigBee et une seule passerelle connectée à un serveur dédié pour la localisation. Un tag envoie son identifiant aux balises couvrant la zone à localiser. Les balises adressent les valeurs LQI calculées au serveur par l'intermédiaire d'une passerelle. Le serveur applique un algorithme basé sur la théorie des réseaux de neurones en utilisant les valeurs reçues de LQI. La sortie de l'algorithme de réseaux de neurones est une probabilité qui est comparée à un seuil afin de savoir l'état du tag ; une probabilité supérieure (respectivement inférieure) au seuil signifie un tag proche (respectivement loin) de la balise.

## 2.7 WiFi

### COMPASS

COMPASS [93] est un système de localisation basé sur le WiFi qui utilise un compas numérique commercialisé pour déterminer l'orientation et une méthode de fingerprinting probabiliste tenant compte de l'orientation de l'utilisateur.

En phase *offline*, la base d'apprentissage est construite en collectant les histogrammes de la distribution de la puissance du signal reçu pour  $q$  positions de référence  $R = \{r_1, \dots, r_q\}$  et huit orientations  $\theta = \{0^\circ, 45^\circ, \dots, 315^\circ\}$ .

En phase *online*, le positionnement utilise un vecteur  $\vec{\pi} = (\pi_i)$  représentant la probabilité du mobile d'être à la position de référence  $r_i$ ,  $i \in \{1, \dots, q\}$ . Au démarrage, ce vecteur est initialisé avec une distribution uniforme en assignant  $\pi_i = 1/q$ . Dans une première étape, deux angles  $\theta_a$  et  $\theta_b$  sont considérés comme similaires ssi

$$|\theta_a - \theta_b| \leq \alpha_\theta, \quad (2.10)$$

pour  $\alpha_\theta$  un angle constant positif donné ; (voir Figure 2.2). En utilisant cette notion de similarité, l'algorithme de

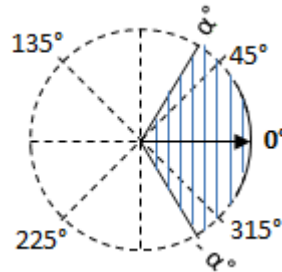


FIGURE 2.2 – Représentation de la notion de similarité d'angles pour une orientation de référence de  $0^\circ$   
La zone hachurée représente les valeurs d'angles similaires à  $0^\circ$ .

localisation fusionne les histogrammes de la base d'apprentissage pour lesquels l'angle est similaire à la mesure de l'orientation de l'utilisateur ; voir Figure 2.3. Pour chaque une position de référence  $r_i$  et point d'accès  $AP_j$ ,

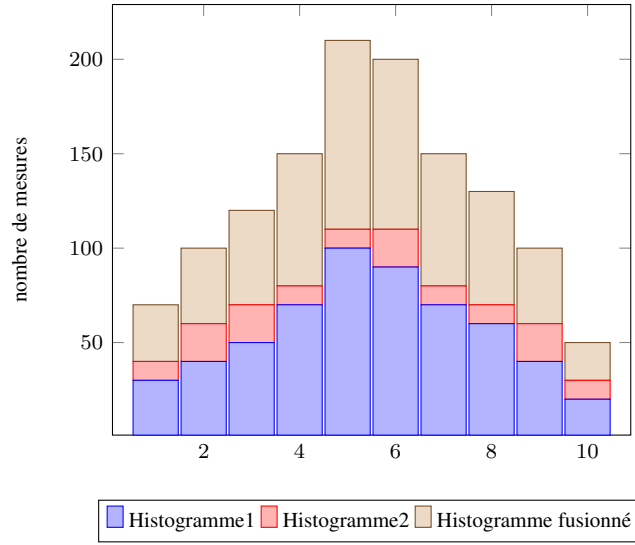


FIGURE 2.3 – Principe de fusion de deux histogrammes

L'histogramme fusionné est obtenu en prenant la somme par intervalles des histogrammes 1 et 2.

l'histogramme normalisé obtenu est ensuite modélisé par une distribution Gaussienne de moyenne  $\mu_{i,j}$  et d'écart type  $\sigma_{i,j}$ . Dans une seconde étape, le vecteur des probabilités  $\vec{\pi}$  est mis à jour par la règle récursive :

$$\pi'_i = \frac{\pi_i \times P(M|r_i)}{\sum_{j=1}^{N_{AP}} \pi_j \times P(M|r_j)} \quad (2.11)$$

avec  $P(M|r_i)$  la probabilité d'obtenir la mesure  $M$  à la position  $r_i$ . Cette probabilité s'exprime en fonction des probabilités conditionnelles

$$P(M|r_i) = \prod_{j=1}^{N_{AP}} P((RSS_j, AP_j)|r_i) \quad (2.12)$$

avec  $P((RSS_j, AP_j)|r_i)$  la probabilité de mesurer la puissance  $RSS_j$  pour le point d'accès  $AP_j$  à la position  $r_i$ . Cette probabilité est calculée en paramétrant selon les estimateurs  $\mu_{i,j}$  et  $\sigma_{i,j}$  l'expression des distributions Gaussiennes de forme générale

$$G_{\mu_{i,a}, \sigma_{i,a}}(RSS_a) = \int_{RSS_a + \frac{1}{2}}^{RSS_a - \frac{1}{2}} \frac{e^{-(x - \mu_{i,a})^2 / (2\sigma_{i,a}^2)}}{\sigma_{i,a} \sqrt{2\pi}} dx \quad (2.13)$$

Enfin, la position estimée  $r^*$  de l'utilisateur est obtenue en prenant la moyenne géométrique des  $k$  candidats les plus probables en calculant

$$r^* = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k r_{\max(i, \vec{\pi})} \quad (2.14)$$

où  $\max(i, \vec{\pi})$  désigne l'index de la  $i^{\text{ème}}$  valeur la plus grande dans  $\vec{\pi}$ .

## 2.8 Bluetooth

Nous décrivons, à présent, quelques systèmes de localisation existants basés sur la technologie BT. Ces systèmes se basent sur deux procédures, expliquées dans le Chapitre 3. Il s'agit de la procédure d'interrogation - de l'anglais *Inquiry* et celle de recherche dans une liste connue de périphériques BT - de l'anglais *Page*. Nous présentons dans la suite les systèmes BLN [94], BIPS [95], BluePass [96], Gimbal™ [97], et Zonith™ [98], représentant des systèmes de zonage. Nous voyons ensuite BlueWhere[99], qui est un système de localisation par positionnement.

## BLN

Le système BLN (*Bluetooth Location Networks*) [94, 100] est composé de badges mobiles et d'unités statiques - ou balises BT de classe 2 (voir table 1.2). Les balises sont réparties physiquement dans le bâtiment selon un pavage hexagonal. D'un point de vue réseau, elles coexistent au sein de piconets multi-couches<sup>11</sup>. Le système définit un ensemble de maîtres qui ont le rôle de passerelle pour la transmission des données de localisation, obtenues par les balises, vers le serveur de localisation. Le routage des données vers un maître suit un algorithme de type *split horizon* [101] basé sur le nombre de sauts requis pour atteindre le maître. Les maîtres sont connectés, par Ethernet ou WiFi par exemple, à un serveur central chargé de fournir le service de localisation. Les balises sondent leur voisinage en procédant à des recherches *inquiry* toutes les 30 secondes. Les badges BT se contentent de répondre aux requêtes reçues sans établir une connexion avec les balises. En fin de sondage, chaque balise transmet au serveur central via son maître les résultats au format {*BD\_ADDR de la balise*, *BD\_ADDR du badge*, *état*}, avec la variable *état* pouvant prendre deux valeurs possibles, selon qu'il s'agit d'un badge qui vient d'entrer ou de sortir de la zone de couverture de la balise émettrice du sondage. Le serveur localise un badge dans la zone formée de l'intersection des zones de couvertures de chaque balise ayant détecté le badge, et de l'exclusion des zones de couverture des balises n'ayant pas détectées le badge ; voir Figure 2.4.

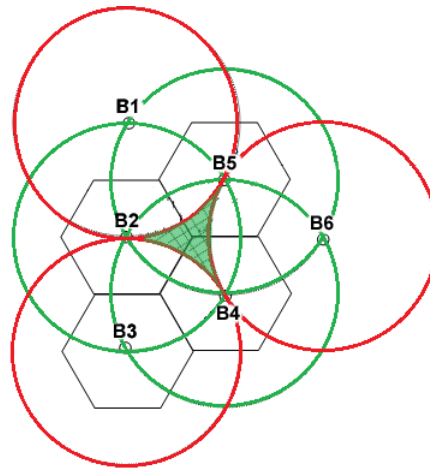


FIGURE 2.4 – Exemple de zonage BLN

Dans cet exemple, le mobile est détecté par les stations de base B2, B4 et B5, dont les zones de couverture sont indiquées par des cercles verts. B1, B3 et B6, en rouge, n'ont pas détecté le mobile. La localisation estimée est la zone en couleur pleine. Celle-ci est obtenue en soustrayant la surface des disques rouges à la surface des disques verts.

En comparaison avec des systèmes contraints à 7 connexions BT actives maximum par balise, le système BLN ne possède pas un nombre limite de badges parce que ces derniers n'établissent pas une connexion avec les balises. Par contre, le pavage hexagonal n'est pas simple à mettre en place à l'intérieur d'un bâtiment à cause des contraintes topologiques. DE plus, le système BLN reste propice uniquement pour des systèmes avec des temps de rafraîchissement de quelques dizaines de secondes à cause du délai de 30 secondes entre deux sondages consécutifs.

## BluePass

Dans le système BluePass (*BLUEtooth comPASS*) [96], les balises appartiennent à la classe 1 (voir table 1.2). Chaque balise est connectée à un ordinateur différent, appelé serveur local. Les balises alternent entre périodes de veille et périodes de recherche *inquiry* au cours desquelles le RSS des utilisateurs mobiles est acquis. Les serveurs locaux transmettent au serveur central les informations de RSS associées à l'adresse *BD\_ADDR* des utilisateurs.

11. Un piconet multi-couches est un réseau en étoile, avec une unité maître placée au centre du réseau et des esclaves appartenant à différentes couches qui dépendent de la distance qui les séparent du maître. Dans le cas d'un pavage hexagonal, la couche de niveau  $L + 1$  est constituée des pavés, ou *cellules*, qui forment un cercle autour de la couche directement inférieure, avec la base  $L = 0$  correspondant au pavé du maître.

Le serveur central estime la distance entre un utilisateur et une BS en utilisant le modèle pathloss log-distance, défini dans [102]. L'estimation de position est obtenue par l'algorithme SCDM (*Signal Coverage Density Method*). Dans cet algorithme, l'environnement est décomposé sous la forme d'une matrice dont les cellules<sup>12</sup> sont initialisées à 0. Contrairement à la méthode BLN, qui considère l'intersection des zones de couverture, l'algorithme SCDM considère des carrés de côté égal à deux fois les distances estimées et centrés sur les différentes stations de base associées. Pour des valeurs de distance estimée  $d$  inférieure à un seuil  $d_{lim}$ , toutes les cellules à l'intérieur du carré d'arête  $2d$  sont incrémentées ; voir Figure 2.5-a. Pour des valeurs  $d > d_{lim}$ , seules les cellules dans l'intervalle  $[d, 2d]$  sont incrémentées ; voir Figure 2.5-b. Ainsi, l'intersection des différents carrés engendre des zones à

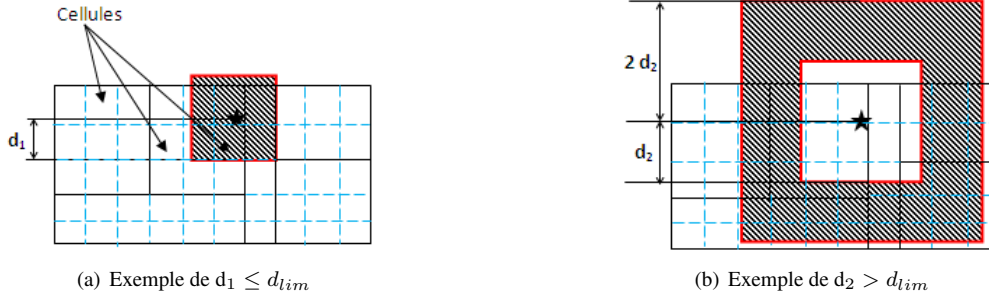


FIGURE 2.5 – Fonctionnement de l'incrémentation des cellules par l'algorithme SCDM  
la zone hachurée représente la zone dont les cellules sont incrémentées et le symbole ★ représente la position de la balise

densité élevée de cellules incrémentées. L'algorithme fournit finalement pour position estimée la pièce présentant la densité la plus importante<sup>13</sup>.

En comparaison du système BLN, BluePass évoque un autre type de localisation par zone qui s'intéresse à déterminer la pièce dans laquelle se trouve l'utilisateur. Sa performance reste contrainte à la précision du modèle RSS ainsi qu'au nombre de balises employées par pièce. Le système BluePass nécessite également des pièces de formes géométriques similaires afin de trouver un choix commun de  $d_{lim}$ .

## Zonith™

Le système Zonith™ [98], commercialisé par Teldio, est constitué de balises BT (voir Figure 2.6) reliées à un serveur central par Ethernet. Les balises procèdent périodiquement à des recherches de périphériques selon une zone de couverture paramétrable par logiciel de 1 à 25 mètres environ. Les utilisateurs à localiser sont équipés d'un dispositif BT en mode découvrable, comme un tag ou un dongle. Leur position est estimée en fonction de la position de la dernière station de base ayant détecté le tag/dongle.



FIGURE 2.6 – Photographie d'une balise Bluetooth Zonith™.

Zonith™ représente un système simple de localisation par zone. Sa performance est dépendante de la capacité de couverture des balises employées.

12. Le système BluePass divise la zone sous forme de cellules et chaque cellule modélise un carré de 1 m<sup>2</sup>.

13. La durée des états recherche/veille est contrôlée par les différents serveurs locaux. Les valeurs utilisées dans [96] ne sont pas précisées. L'article ne précise pas non plus la valeur du paramètre  $d_{lim}$ .

## Gimbal™

Le système Gimbal™ [97], commercialisé par Qualcomm, utilise les stations de base iBeacon récemment développées par Apple pour un système de localisation par zone. Ces balises, qui utilisent le standard Bluetooth 4.0, détectent la proximité d'un utilisateur équipé d'un iPhone. Le système permet par exemple de transmettre en temps réel des informations spécifiques (annonces, offres promotionnels, etc.) à un client selon sa position dans les galeries/rayons d'un centre commercial.

## BIPS

BIPS (*Bluetooth Indoor Positioning System*) [95] a pour but d'accélérer la localisation, en utilisant une procédure plus rapide que la procédure de découverte inquiry. L'infrastructure est composée de balises BT fixes et inter-connectées à un serveur, appelé serveur BIPS, par un réseau dédié (LAN par exemple). Les balises suivent le déplacement des utilisateurs par procédure *page*. L'idée consiste à informer le serveur BIPS en cas de perte de connexion avec un utilisateur. Le serveur BIPS "diffuse" alors un message d'alarme aux balises à proximité qui entrent ensuite en phase *page* en tentant d'établir un lien avec l'utilisateur sur une durée  $W$  avec une période  $T_{rep}$ <sup>14</sup>. La notion de proximité peut être implémentée de différentes façons. Il peut s'agir des balises les plus proches physiquement de celle ayant émis l'alarme, des balises les plus visitées, des balises sur une estimation de la trajectoire, etc. Lorsque l'utilisateur est "retrouvé" par une balise, il informe le serveur BIPS qui à son tour peut arrêter les tentatives de connexion des autres balises.

Grâce à la procédure *page*, le système BIPS possède un temps de latence plus court, de l'ordre de la seconde, pour connaître la zone de placement. Néanmoins, la contrainte de 7 équipements BT maximum par balise limite l'emploi d'un grand nombre de périphériques par zone.

## BlueWhere

BlueWhere [99] est un système de localisation par BT se basant sur le taux de réponse d'un dispositif aux requêtes inquiry. Des balises BT procèdent à la découverte des périphériques dans leur voisinage. L'IRR (*Inquiry Response Rate*) d'une cible, mesuré par une balise, est défini comme le nombre de réponses reçues sur le nombre total d'inquiry. Les inquiry ont une durée fixe de  $TI = 5.12$  s, et sont répétés toutes les  $TS = 10$  s, pour une durée totale supérieure à 3 mn typique par cycle. Après obtention de l'IRR d'une cible, BlueWhere détermine la pièce, où se trouve le mobile, par fingerprinting sur les valeurs d'IRR. Les empreintes sont les vecteurs composés des valeurs d'IRR mesurées par les différentes balises. L'algorithme de matching est, quant à lui, basé sur une mesure d'entropie relative (fonction Kullback-Leibler [103]) et son extension pseudo-distance Jensen-Shannon [104]. Le délai de rafraîchissement, qui est supérieur à 10 s, pénalise un emploi du système BlueWhere pour des applications nécessitant un délai inférieur à la seconde. La performance de ce système est également dépendante de l'erreur engendrée par une variation de la mesure d'IRR et des problématiques lesquelles reliées à la méthodologie fingerprinting.

## 2.9 Capteurs inertiels

L'emploi des capteurs inertiels lève la dépendance du système de localisation aux points références. Les systèmes basés sur ces capteurs inertiels - et récemment développés, exploitent les signaux de sorties des capteurs afin de déterminer le trajet effectué par l'utilisateur depuis sa dernière position connue. Nous présentons dans la suite le système Padati [105].

### Padati

Le système Padati [105] emploie la localisation par NPE. Pour la détection des pas, il extrait une fenêtre glissante d'un  $\frac{1}{3}$  seconde de largeur appliquée au signal représentant la norme du signal d'accélération. La détection

14. Le ratio  $\tau = W/T_{rep}$  représente le taux d'occupation du canal dédié à la tâche de paging. Les valeurs proposées par les auteurs sont  $\tau$  entre 5 et 10%, avec  $W = 100$  ms et  $T_{rep}$  entre 1 et 2 secondes.

de pas est obtenue par la détection d'un maximum global sur cette fenêtre. La détection est confirmée si et seulement si (ssi) trois contraintes temporelles du signal d'accélération sont satisfaites sur l'écart type du signal, qui doit être supérieure à un seuil empirique, et sur l'amplitude du point maximale. Soit  $A_p$  l'amplitude du point maximum détecté et  $A_{ws}$  et  $A_{we}$  les amplitudes du premier et du dernier échantillon de la fenêtre glissante, respectivement. Le pas n'est pas confirmé pour une valeur de  $\frac{A_p - A_{ws}}{A_{we} - A_p}$  ou de  $\frac{A_{we} - A_p}{A_p - A_{ws}}$  supérieure à un autre seuil empirique. La longueur de pas est estimée en fonction d'un modèle, dépendant de la fréquence de marche, de la forme :  $l_s = a + b \cdot f_s$  avec  $l_s$  la longueur de pas estimée,  $f_s$  la fréquence de marche et  $a$  et  $b$  deux paramètres obtenus lors d'une phase d'apprentissage. L'estimation de l'orientation est obtenue par l'application de l'algorithme de Map Matching sur les données issues d'un filtre particulaire utilisant les données provenant des capteurs accéléromètre/gyroscope/magnétomètre.

Bien que le système Padati souligne une bonne précision en localisation - d'erreur moyenne de 0.94% du trajet effectué, le fonctionnement des algorithmes employés n'est pas assez expliqué, comme l'estimation de l'orientation par les données provenant des capteurs accéléromètre/gyroscope/magnétomètre. De plus, le modèle défini pour l'estimation de la longueur de pas est obtenu à partir des données manuelles - complexes à réaliser, dont la précision affecte les paramètres du modèle.

Les systèmes de localisation par NPE sont contraints au fonctionnement des capteurs inertiels employés et leurs sensibilités. De plus, leur performance est affectée par les erreurs d'estimations dans les algorithmes de détection des pas et d'estimation de longueur de pas et d'estimation de l'orientation.

## 2.10 Systèmes hybrides

L'hybridation du système de localisation permet de bénéficier des avantages de chacune des technologies et d'améliorer ses performances. Plusieurs systèmes suggèrent des combinaisons de technologies, comme une combinaison US et capteurs inertiels pour le système ASSIST [106], une combinaison RF et US pour les systèmes Cricket [107], WALRUS [108] et TELIAMADE [109] et une combinaison RF et capteurs inertiels pour le système Cortina [110].

Nous présentons dans la suite le fonctionnement de ces systèmes.

### ASSIST

Dans le système ASSIST (*Acoustic Self-calibrating System for Indoor Smartphone Tracking*) [106], les mobiles à localiser sont des smartphones, connectés par réseau cellulaire à un serveur Apache/PHP/MySQL. Ce serveur attribue à chaque mobile un UID qui permet à l'utilisateur d'accéder aux services de localisation et cartographie. Des "ancres" sont installées dans le bâtiment. Une ancre est composée d'un récepteur avec microphone et d'un notebook relié au serveur. Selon la valeur de l'UID attribué par le serveur, les smartphones génèrent régulièrement un chirp linéaire<sup>15</sup> d'une durée de 50 ms, croissant ou décroissant, dans un des trois canaux acoustiques 18-19 KHz, 19-20 KHz ou 20-21 KHz. Les six signaux possibles - deux signaux pour chaque canal, représentent les signaux de référence possible pour le notebook. Les signaux captés par le microphone d'une ancre sont filtrés<sup>16</sup>, numérisés et transmis en temps réel au notebook par lien USB. Les notebooks détectent l'arrivée d'un chirp en corrélant le signal digitalisé avec les différents signaux de référence possible. En cas de détection, les instants d'arrivées sont envoyés au serveur qui peut ainsi calculer les différences (TDOA). En phase de calibration, l'algorithme ICA (*Iterative Cone Alignment*) [111] est utilisé pour l'obtention automatique de la position des ancres (avec un minimum de 6 signaux et 4 récepteurs). En phase de localisation, le mobile est localisé par multilatération (avec un minimum de 3 récepteurs en 2D). Dans les zones où le nombre d'ancres à portée est insuffisant, la localisation est obtenue par l'approche NPE à l'aide des capteurs inertiels intégrés au smartphone. L'information de distance parcourue est obtenue en détectant le nombre de pas par seuillage à hystérésis du signal d'accélération sur l'axe  $z$ . L'algorithme de seuillage hystérésis emploie deux seuils constants qui sont déterminés empiriquement. La longueur de pas est fixée à 70 cm. L'information d'orientation est quant à elle obtenue par le filtre de Kalman complémentaire [112] en fusionnant les données accéléromètre/gyroscope/magnétomètre.

15. Un chirp linéaire est un signal pour lequel la fréquence augmente ou diminue linéairement avec le temps.

16. Hoflinger et. al utilisent dans [106] un filtre de Butterworth (passe-bas) d'ordre 8 avec fréquence de coupure à 17.5KHz, suivi d'une amplification d'un facteur 414 et d'une digitalisation avec résolution de 15 bits et fréquence d'échantillonnage de 88.15KHz

## Cricket

Le système *Cricket* [107] utilise des balises actives fixes. Chaque balise émet un signal RF et un signal ultrason qui lui est propre. Les signaux RF, émis à la fréquence 418 MHz, sont des paquets de données comprenant l'UID de la balise ainsi que des informations complémentaires comme sa position. Un signal ultrason ne contient pas de donnée. Il s'agit d'un signal sinusoïdal émis à 40 KHz pour une durée de 10 périodes. Les couples de signaux RF-ultrasons sont envoyés simultanément, avec un intervalle de répétition aléatoire, compris entre 150 et 350 ms, pour permettre la cohabitation de plusieurs balises dans la même zone en évitant les collisions permanentes de paquets. Pour se localiser, la cible est équipée d'un récepteur RF-ultrason, appelé *Cricket listener*, qui reçoit les signaux émis par les balises. À réception des premiers bits du signal RF, le listener active son capteur ultrasonique dans l'attente de réception du signal ultrason couplé. Le premier signal US détecté est associé au paquet RF en cours de réception<sup>17</sup>. Le listener calcule la distance qui le sépare de la balise détectée en examinant la durée du retard du signal US par rapport au signal RF. La position est ensuite obtenue par multilatération pour un nombre suffisant de balises observées, ou par un algorithme de proximité en cas d'insuffisance. Dans [113], l'estimation de position est améliorée à l'aide d'un filtre de Kalman.

## Cortina

Cortina [110] est un système de localisation qui fusionne les données de NPE, de la multilatération et du *fingerprinting*. Chaque utilisateur est équipé d'un tag possédant un compas numérique, un accéléromètre à 3 axes, et une antenne sans fils IEEE 802.15.4. Ce système exploite les balises, qui effectuent des mesures de RSS et de RTT (*Round Trip Time*). Les mesures de RSS sont employées dans la suite pour estimer la position par multilatération et *fingerprinting* alors que les mesures RTT sont employées uniquement avec la multilatération pour estimer la position. Pour la phase *hors-ligne* du *fingerprinting*, une carte 2D de mesures de RSS est créée pour chaque balise à l'aide d'un algorithme d'interpolation linéaire appliqué aux mesures de RSS enregistrées. Ces cartes sont enregistrées dans un serveur dédié pour appliquer l'estimation de la position.

Les données du compas numérique et de l'accéléromètre sont employées pour l'estimation de la position de l'utilisateur. Cette position est affinée par l'emploi d'un filtre particulière en utilisant le résultat des algorithmes de multilatération et de *fingerprinting*.

## TELIAMADE

L'infrastructure du système TELIAMADE [109] est composée de nœuds fixes de positions connues, équipés d'un transmetteur ZigBee et d'un générateur ultrason à 40 KHz. L'accès au canal ultrason a la particularité de suivre un schéma TDMA (time-division multiple Access) avec un nœud "coordinateur" qui émet régulièrement des commandes appropriées sur la voie radio pour la (re)synchronisation de la voie ultrason. Dans le schéma TDMA proposé, le canal de propagation est divisé en des slots temporels et la taille d'un slot temporel correspond à la durée maximale de propagation d'un signal ultrason entre deux nœuds. Les processus de transmission et d'attente de réception démarrent en même temps avec le début du slot temporel. Ce schéma permet d'éviter les collisions de paquets. Les émetteurs peuvent également basculer en mode économie d'énergie au cours des périodes ne nécessitant pas l'émission d'un ultrason de leur part, ayant pour effet bénéfique d'augmenter l'autonomie des batteries. L'estimation du temps de vol est améliorée en utilisant un filtre d'interpolation parabolique, appliqué au maximum de l'enveloppe du signal d'ultrason. Une autre amélioration de l'estimation du temps de vol est basée sur une information de phase en supposant que le retard du signal ultrason est un multiple de la longueur d'onde. La position du récepteur est obtenue par multilatération en utilisant les distances estimées à partir des temps de vol obtenus.

## WALRUS

WALRUS [108] combine l'usage de signaux WiFi et ultrasons. L'idée ici est de tirer parti du faible pouvoir de pénétration des signaux ultrasons pour pouvoir discriminer différents signaux radio capables, eux, de traverser les murs sur une longue distance. Le principe de fonctionnement est le suivant. L'infrastructure est composée

17. Dans [107], la taille d'un paquet de données RF est de 7 octets. Les paquets sont transmis au débit faible de 1200 bits/s pour assurer le chevauchement temporel d'un couple de signaux RF-ultrason dans la zone d'étude.

d'ordinateurs de bureau, équipés d'une carte réseau, d'une carte son et de haut-parleurs. Ces ordinateurs, appelés *balises serveur*, sont localisés dans les bureaux du bâtiment. Chaque balise serveur émet simultanément à intervalle aléatoire<sup>18</sup> un signal ultrason depuis ses haut-parleurs, ainsi qu'un signal radio WiFi. Le signal ultrason est une impulsion de durée 10 ms et de fréquence 21 KHz, générée par les haut-parleurs de la balise. Le signal radio est quant à lui un datagramme UDP (*User Datagram protocol*) émis en broadcast et contenant des attributs liés à la salle d'où il est émis, comme son label, ses dimensions, le nom du bâtiment, etc. Les terminaux mobiles, ou *clients WALRUS*, sont équipés d'un microphone et d'une carte WLAN pour la réception des signaux. Lorsqu'un client WALRUS reçoit un datagramme, il lance l'enregistrement de l'audio captée par son microphone pour un temps maximal de détection qui dépend typiquement des dimensions de la pièce. Le client applique ensuite l'algorithme de Goertzel [114], permettant l'analyse de l'énergie du signal sur une bande de fréquence courte autour d'une fréquence particulière, la fréquence 21 KHz dans son application, et les deux autres fréquences adjacentes supérieure et inférieure. La première instance est comparée aux deux autres dans le but de distinguer le signal utile du bruit de fond. En cas de détection, le datagramme est stocké. Le client détermine sa position selon l'historique des datagrammes, en choisissant la salle associée au plus grand nombre de datagramme.

Une des limites de WALRUS est imposée par le mode de fonctionnement des cartes WLAN, qui ne permettent pas la connexion simultanée à différents points d'accès. Cette contrainte implique que les clients WALRUS ne peuvent pas être à l'écoute des messages broadcast (et donc assurer le service de localisation) en cas de transfert de données à travers le réseau (ex : navigation web). Plusieurs autres éléments affectent les performances du système. Parmi eux, citons le volume audio de sortie des ordinateurs de bureau, le nombre de balises serveurs qui sont connectées au même point d'accès ainsi que le nombre et la durée entre les différents messages UDP reçus par les terminaux mobiles [108].

## 2.11 Classification des systèmes existants

Notre classification des systèmes présentés est donnée Table 2.1. Les performances rapportées par les différents auteurs sont résumées Table 2.2.

---

18. L'émission est randomisée pour éviter les collisions/interférences avec les balises avoisinantes.

Nom du système		Technologies(s)								Métriques(s)								Méthodologie(s)							
		Infrarouge	Ultrason	Magnétique	RFID	Bluetooth	ZigBee	WiFi	Radio (Autre)	Capteurs inertiels	TOA	TDOA	RTT	AOA	POA	RSS	LQI	IRR	CID	Zonage	Barycentre	Multilatération	NPE	Fingerprinting	Pattern Search
	Active Bat [77, 78]	•							•		•										•				
	Active Badge [73, 75, 74]		•									•										•			
	ASSIST [106]									•															
	BIPS [95]					•																			
	BLN [94, 100]					•																			
	BluePass [96]					•																			
	BlueWhere [99]					•																			
	COMPASS [93]							•		•															
	Cortina [110]								•	•															
	Cricket [107]								•	•															
	Firefly	•																							
	Gimbal[97]					•																			
	IRIS [76]	•																							
	LANDMARC [84]																								
	MILPS [18, 80]				•																				
	MoteTrack [91]																								
	OPTOTRAK									•															
	Padati [105]	•																							
	RADAR [53, 87]																								
	Sonitor								•																
	SpotON [81, 86]																								
	TELIAMADE [109]				•																				
	VIRE [85]																								
	WALRUS [108]																								
	Zonith [98]																								
	ZPS [92]																								

TABLE 2.1 – Classification des systèmes existants

NOTE : Le caractère '-' indique une incertitude sur un système partiellement documenté (et donc non classifiable précisément).

Nom du système	Erreur de localisation	Portée
Active Bat [77, 78]	8 cm pour 95% d'un espace de 75 m <sup>2</sup> contenant 16 balises	N.D.
Active Badge [73, 75]	Position de la balise	~10 m
BIPS [95]	Localisation niveau pièce	10 m
BLN [94, 100]	Localisation par zone avec 3 superficies (16.12m <sup>2</sup> , 18.12m <sup>2</sup> , 34.24m <sup>2</sup> )	10 m
BluePass [96]	80% de réussite de détection de la pièce	100 m
BlueWhere [99]	98% des positions trouvées à la même empreinte dans la base de données	N.D.
COMPASS [93]	1.65 m pour zone de test de 312 m <sup>2</sup>	N.D.
Cricket [107]	Majorité des positions avec une erreur inférieure à 10 cm	N.D.
Firefly	2.1 mm sur les axes <i>x</i> , <i>y</i> et 3 mm sur l'axe <i>z</i>	6 m
Gimbal[97]	Localisation niveau pièce	N.D.
IRIS [76]	16.67 cm sur une pice 15.1 m x 9 m x 3 m	10 m*
LANDMARC [84]	< 2 m, 50e centile à 1 m environ	45 m
MILPS [18, 80]	10 cm /1.5 m	12.6 m/16.6 m*
MoteTrack [91]	50e percentile à 2 m, 80e percentile à 3 m	N.D.
OPTOTRAK	0.1 mm à 0.5 mm	4.75 m*
RADAR [53, 87]	2-3 m	N.D.
Sonitor	Position de balise	N.D.
SpotON [81, 86]	Un voxel (un pixel en 3 D) de 3 m d'arrêt	N.D.
TELIAMADE [109]	2 mm +/- 0.3 mm	2-6 m
VIRE [85]	Amélioration de la précision de 17 à 73% comparée à LANDMARC	50 m
WALRUS [108]	Localisation niveau pièce avec taux de réussite supérieur à 90%	10 m
Zonith [98]	Localisation niveau pièce	1 m à 25 m
ZPS [92]	Localisation niveau pièce	N.D.

TABLE 2.2 – Performances des systèmes existants

NOTE : • l'acronyme N.D. indique une information non définie dans un système partiellement documenté (et donc non classifiable précisément) ;

• le symbole \* concerne les systèmes infrarouge/magnétique où la notion de portée est remplacée par la distance maximale de test mentionnée par le système.

## Conclusions

La majorité des systèmes de localisation existants utilise les technologies infrarouges (IR), ultrasons (US), radio-fréquences (RF) et capteurs inertiels. Les systèmes basés IR se limite à une localisation dans une zone spécifique mais ils souffrent d'erreurs en cas d'obstructions, et leurs performances sont affectées par les sources ambiantes de lumière. Les systèmes US fournissent une précision très élevée en utilisant le temps de vol des signaux. Malheureusement, ils requièrent une attention particulière au niveau de l'orientation des récepteurs. Une alternative aux technologies IR et US est portée par les technologies RF. Les systèmes RFID possèdent une faible portée mais ils nécessitent un grand nombre de tags à employer. Quant aux systèmes utilisant la technologie Zigbee, Bluetooth ou WiFi, sont dégradées en présence d'obstacles et multi-trajets. Une autre possibilité est donnée avec les capteurs inertiels disponibles sur la plupart des terminaux mobiles actuels afin de mettre en place un système de navigation pédestre à l'estime (NPE). Les systèmes NPE souffrent de l'accumulation des erreurs d'estimations. D'autres systèmes combinent plusieurs technologies permettant de bénéficier des avantages de chacune des technologies et d'améliorer les performances du système.

Nous nous intéressons dans le chapitre suivant à la technologie Bluetooth. Nous discutons également la problématique d'optimisation d'emplacement des points références RF d'une façon générale. Nous présentons également notre approche d'optimisation basée sur la technique de *recuit simulé*.



# Chapitre 3

## Localisation par technologie Bluetooth

### Introduction

Le chapitre précédent a fourni le fonctionnement de quelques systèmes existants pour différentes technologies possibles. Le standard de communications Bluetooth (BT) figure parmi les choix couramment retenus grâce à ses avantages tels que la faible complexité de son architecture et la consommation modeste d'énergie. Le résultat de localisation par les systèmes BT peut être divisé en deux types de localisation : par zonage, tel que BLN [94], et par positionnement, comme BlueWhere [99]. Bien que différentes mesures soient employées par les systèmes de localisation par BT, la puissance du signal reçu lors de la procédure de recherche présente la meilleure corrélation à la distance émetteur/récepteur [115]. Toutefois, la valeur de la puissance mesurée est fortement influencée par le canal de propagation qui est naturellement variable du fait des sauts de fréquence porteuse, utilisée par le schéma modulation, et des multi-trajets. Ce genre de verrous et un certain nombre d'autres [116] freinent l'implémentation des systèmes de localisation par BT dans des terminaux mobiles.

Pour pallier ces variations du canal de propagation, une approche intuitive consiste à utiliser un placement dense de balises BT afin de fournir un plus grand nombre de mesures au système de localisation. Le placement des balises doit prendre en compte des contraintes topologiques ; l'obligation pour une balise d'être installée sur un mur, au plafond, etc. Néanmoins, la géométrie de l'infrastructure affecte la précision en localisation. Une comparaison de performance en localisation est élaborée entre différents choix des plans de placement des balises (sur un sol, au plafond, etc.) [117] et une autre étude s'intéresse à l'effet de leur répartition dans un même plan [118]. Dans ce cadre, la question de l'emplacement optimal de balises est posée. Le critère d'optimisation appliqué est basé sur le concept de *dilution de précision* (DOP), introduit initialement pour le système GPS avec les mesures de temps de vol TOA/TDOA [119]. Afin de déterminer les configurations optimales, des stratégies d'optimisation ont été proposées, dont un essaim particulaire, un recuit simulé, une recherche tabou, un algorithme génétique, un algorithme de colonies de fourmis [120, 121, 122, 123, 124].

Dans ce chapitre, nous décrivons le fonctionnement général de la technologie BT (les caractéristiques du front end radiofréquence pour la norme BT, les étapes d'établissement de connexion BT et les topologies existantes) ainsi que des systèmes de localisation en BT. Nous détaillons ensuite les challenges associés à cette technologie dans le cadre de la localisation. Dans la deuxième partie de chapitre (Section 3.3), nous nous intéressons à la problématique d'emplacement des balises radio d'une manière générale. Nous proposons, premièrement, une amélioration du critère DOP appliquée aux systèmes basés sur les mesures de puissance et, puis, développons un processus d'optimisation, basé sur la technique de *recuit simulé* [125], avec le critère DOP amélioré tout en prenant en compte les contraintes topologiques. La Section 3.4 représente notre étude par simulation pour évaluer les performances de localisation en utilisant les placements de balise obtenus avec l'algorithme d'optimisation développé.

### 3.1 Technologie Bluetooth et la localisation

Inventé par *Ericsson* en 1994 le standard Bluetooth (BT) est aujourd'hui une des technologies sans fils les plus répandues. Bon marché, de faible complexité et peu gourmand en énergie, le standard BT permet de faire commu-

niquer entre eux et à courte portée une vaste gamme d'équipements (ex : ordinateurs, imprimantes, claviers, souris, téléphones portables, etc.). Dans cette section, nous présentons dans un premier temps les principes fondamentaux de la technologie BT et nous terminons par une liste des contraintes pour l'application de cette technologie à la localisation *indoor* pour des terminaux mobiles.

### 3.1.1 Présentation de la technologie Bluetooth

Cette section présente les éléments fondamentaux de BT, basée sur la norme IEEE 802.15 [126].

#### 3.1.1.1 Principales caractéristiques du front end radio-fréquence Bluetooth

BT utilise la modulation GFSK supportant un débit binaire jusqu'à 3 Mbits/s pour la version 2.0+EDR (Enhanced Data Rate), ainsi que l'étalement de spectre par saut de fréquence (FHSS). Cette technique immunise les communications contre différents types d'interférences et améliore la coexistence avec d'autres signaux utilisant la même bande de fréquence ISM 2.4 GHz, comme les standards WiFi ou ZigBee [127]. Le spectre fréquentiel est divisé en 79 canaux de 1 MHz couvrant la bande de fréquence  $2402 + k$  MHz avec  $k = 0, \dots, 78$ . La puissance d'émission dépend de la classe du dispositif, avec la possibilité d'avoir un contrôle de puissance, il y a trois classe disponibles ; voir Table 1.2.

L'asservissement de puissance est réalisé via le protocole LMP (*Link Management Protocol*) pouvant être mis en œuvre après établissement d'une connexion. Dans ce cas, le récepteur mesure la puissance du signal reçu et transmet en retour une demande d'augmentation ou de diminution. L'émetteur qui supporte le LMP procède à l'ajustement indépendamment des autres liens BT en augmentant (ou diminuant selon la commande) sa puissance. En cas de dépassement de limites, un message est envoyé au récepteur pour indiquer l'arrêt de l'ajustement [128].

#### 3.1.1.2 Canaux Bluetooth

Un canal BT est caractérisé par une séquence pseudo-aléatoire de sauts de fréquence parmi 79. La séquence dépend de l'adresse du périphérique Bluetooth BD\_ADDR<sup>19</sup> (48 bits), qui est le maître du réseau. Les sauts s'effectuent au rythme de 1600 par seconde. Chaque canal est divisé en des intervalles de temps, que l'on nommera « *slots* temporels », de durée nominale  $625 \mu\text{s}$  (1600/s). Les communications suivent un schéma de duplexage temporel (TDD). Le maître transmet au cours des slots pairs et le ou les esclaves au cours des slots impairs. Un paquet de données à transmettre peut être étalé sur 1 et jusqu'à 5 slots ; voir Figure 3.1.

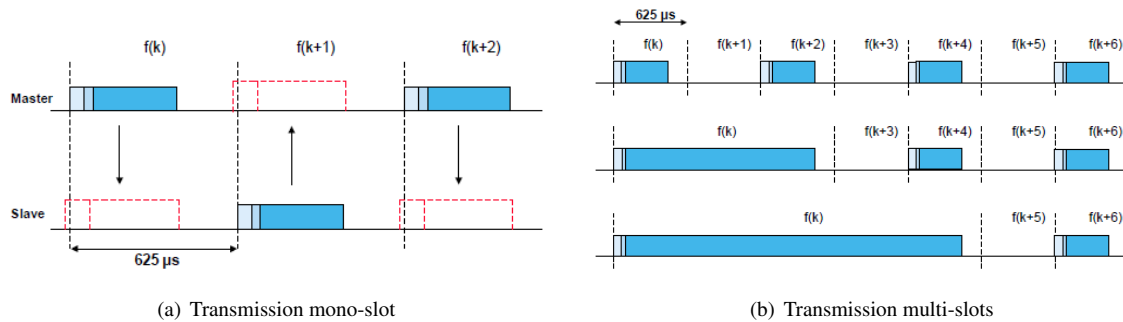


FIGURE 3.1 – Principe de transmission Bluetooth  
extrait de la norme IEEE 802.15

19. BD\_ADDR : Bluetooth Device ADDRESS

### 3.1.1.3 Établissement d'une connexion Bluetooth

Une connexion BT est établie entre un premier terminal, qui souhaite créer la connexion BT, et un deuxième terminal. Elle pourrait être réalisée, si la contrainte de topologie était respectée ; voir Section 3.1.2. On distingue deux situations pour pouvoir communiquer par BT, selon qu'un terminal BT connaît ou non l'adresse BD\_ADDR de l'autre terminal BT. Ces situations amènent à considérer les procédures d'interrogation - de l'anglais *Inquiry*, pour connaître l'adresse, ou de recherche dans une liste, en mode page - de l'anglais *Page*, afin de rechercher dans une liste connue d'adresse. Elles sont régies par une machine à états finis donné Figure 3.2 qui a pour point d'entrée l'état *StandBy*.

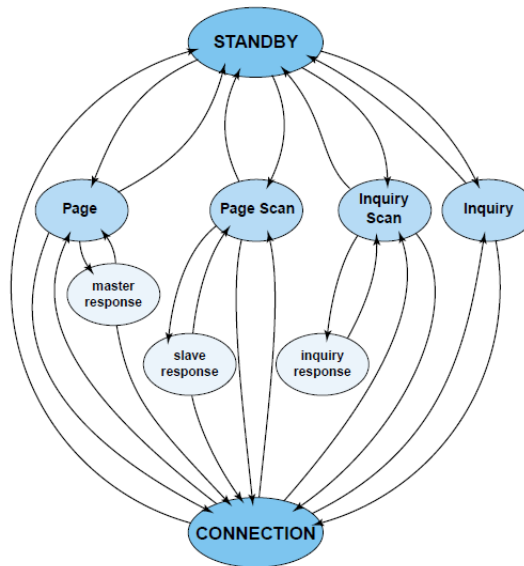


FIGURE 3.2 – Diagramme des états pour Bluetooth  
extrait de la norme IEEE 802.15

#### ■ Procédure Inquiry

La procédure *Inquiry* est utilisée par un terminal BT pour découvrir les périphériques présents dans sa zone de portée et pour connaître leurs adresses BD\_ADDR. Le terminal BT qui initie la procédure de recherche est appelé un *interrogeur*. L'autre terminal qui s'autorise à être découvert est appelé un terminal *découvrable*.

• **Etat Inquiry :** Un *interrogeur* émet une signalisation sur le canal radio sous forme d'un paquet, appelé paquet *dinquiry*. Cette signalisation est transmise successivement sur 32 fréquences, divisées en deux groupes A et B appelés *trains*. Conformément aux spécifications BT, une signalisation sur une fréquence est transmise dans un slot de durée  $625\mu s$  et la durée totale d'un train est ainsi de  $16 \times 625\mu s = 10$  ms. Chaque train est répété 256 fois avant de passer au suivant. Ces répétitions constituent une *série*. Pour pouvoir collecter toutes les réponses possibles, l'état Inquiry contient au minimum 4 séries A et B parcourues alternativement. Il en résulte un temps total requis pour cette opération de

$$2 \text{ trains} \times 2 \text{ séries} \times 256 \text{ répétitions} \times \text{durée d'un train (0.01s)} = 10.24 \text{ secondes.}$$

Le périphérique *interrogeur* peut continuer cette procédure autant de temps qu'il le souhaite. Il peut également l'interrompre à tout moment, si un nombre de réponses suffisant est collecté par exemple.

• **Etat Inquiry Scan :** Conformément aux spécifications BT, un périphérique *découvrable* bascule, toutes les 1.28 s, dans l'état *Inquiry Scan* au cours duquel il est à l'écoute d'une requête d'*inquiry* pendant 10 ms. La fréquence d'écoute dépend de sa propre adresse BD\_ADDR. Cette fréquence fait partie de la liste des fréquences réservées à la procédure d'*inquiry*. Le temps d'attente de 10 ms est suffisant pour les 16 sauts de fréquences dans un train, après quoi le périphérique *découvrable* retourne à l'état *StandBy* ou *Connected*, selon son état d'origine.

• **Sous-état *Inquiry Response*** : Le périphérique *découvrable* qui reçoit une requête d'*inquiry* transmet en retour un paquet contenant son adresse BD\_ADDR, son horloge ainsi que des informations sur la manière dont il accède à l'état *Page Scan*. Ce paquet est appelé un paquet FHS (Frequency Hopping Synchronization) qui a pour objectif de synchroniser le périphérique *découvrable* et l'interrogateur. Pour éviter les collisions entre son paquet FHS et les paquets d'*inquiry* envoyés en permanence par l'interrogateur, la réponse s'effectue après un nombre aléatoire de slots appelé *backoff time*. Le périphérique *découvrable* retourne ensuite dans l'état *Inquiry Scan*.

### ■ Procédure Page

La procédure de *paging* permet à un terminal BT de se connecter à un autre périphérique, appelé périphérique connectable, dont l'adresse BD\_ADDR est connue. L'initiateur du paging deviendra le maître du réseau établi après connexion ; le périphérique *connectable* sera un esclave.

La procédure Page se déroule comme suit. A l'étape initiale (1), le maître adresse un paquet d'identité, noté paquet ID, contenant le code d'accès du périphérique connectable, noté DAC (Device Access Code), avec lequel il souhaite établir une connexion. Les deux unités n'étant pas encore synchronisées, plusieurs paquets ID, sous forme d'un train de paquets, sont émis à différentes fréquences. Le maître utilise l'adresse BD\_ADDR ainsi que les informations recueillies au cours de la réponse *inquiry* pour estimer la séquence de saut de fréquence de la cible. Le train de paquets ID est envoyé au rythme de 3200 sauts de fréquence par seconde (FH/s) pour se synchroniser plus rapidement avec la séquence de saut de fréquence de la cible<sup>20</sup>. Dans l'état *Page Scan*, un périphérique *connectable* est à l'écoute d'un paquet adressé à son DAC. En cas de réception (étape 2), l'unité bascule dans le sous-état *Slave Response* et transmet au cours du slot temporel suivant un paquet ID contenant son DAC. Lors de la réception de la réponse du périphérique *connectable* (étape 3), le maître renvoie, à la fréquence d'écoute suivante, un paquet FHS avec son adresse BD\_ADDR et son horloge pour permettre à la cible de synchroniser sa séquence de saut de fréquence. La cible reçoit ce paquet FHS (étape 4) puis confirme sa réception par un nouvel envoi DAC. Lors de la réception de l'acquittement (étape 5), le maître vérifie la synchronisation de la cible en procédant à une interrogation par un paquet, dit POLL. La cible répond par un paquet, dit NULL, (étape 6), ce qui finalise l'état de connexion (étape 7) ; voir Figure 3.3. Nous mentionnerons, dans le Paragraphe 3.1.2, les impacts des procédures *inquiry* et *page* sur un système de la localisation par BT.

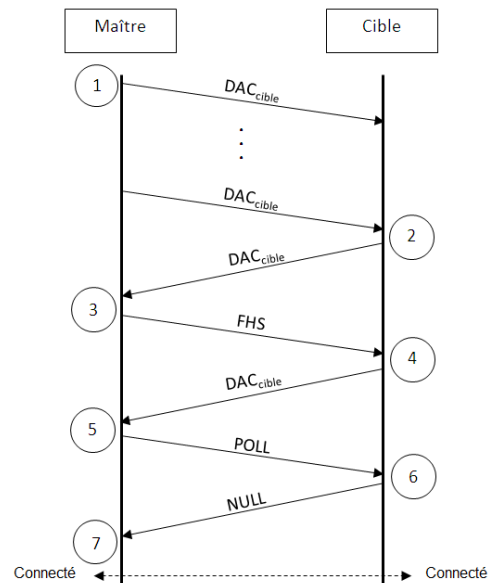


FIGURE 3.3 – Déroulement de la procédure Page

#### 3.1.1.4 Les principales topologies d'un réseau Bluetooth

Un *piconet* BT est un réseau en étoile, avec le maître du réseau pour nœud central administrant au maximum 7 esclaves. La séquence de saut de fréquences au sein d'un *piconet* est basée sur l'adresse BD\_ADDR du maître. Un *scatternet* BT est constitué de plusieurs *piconets* reliés entre eux par un membre commun qui peut être le maître ou un esclave d'une des *piconets* ; voir Figure 3.4. En plus, un périphérique BT ne peut pas être un maître pour deux *piconets* ou plus dans un même *scatternet*.

La topologie d'un *scatternet* BT favorise la coexistence de plusieurs périphériques BT au sein d'une même zone géographique en partageant la bande passante. Toutefois, un *scatternet* BT trop dense augmente la durée des procédures *inquiry* et la probabilité de collision des paquets échangés.

Nous avons expliqué les états possibles (*inquiry*, *page* et connecté) pour un périphérique BT. Nous nous sommes intéressés également au fonctionnement de la procédure de recherche périphérique ainsi que d'établissement de connexion. De plus, les systèmes de localisation par BT, décrits dans le Chapitre 3, ne fonctionnent

<sup>20</sup>. Contrairement à un paquet FHS, un paquet ID est suffisamment court pour pouvoir être envoyé deux fois à deux fréquences différentes par slot temporel, d'où 3200 sauts de fréquence/s.

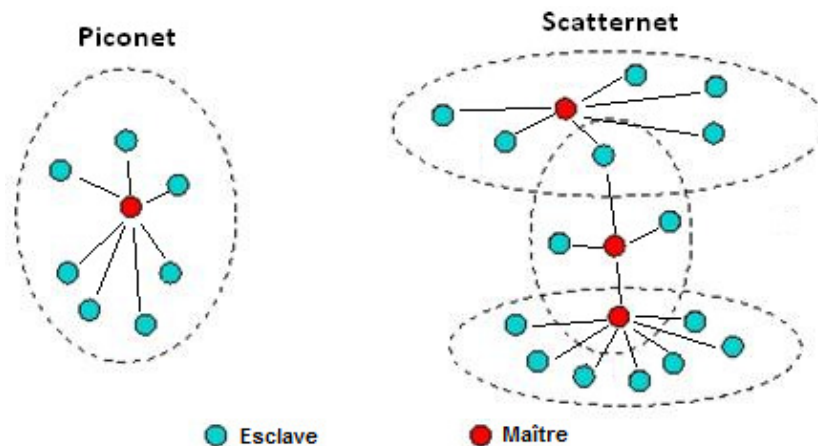


FIGURE 3.4 – Représentation des topologies piconet et scatternet

qu’avec une procédure parmi les deux.

Bien que les systèmes de localisation par BT décrits dans le Chapitre 3 soient d’ores et déjà proposés, voire commercialisés, ils possèdent des contraintes qui limitent un emploi répandu de cette technologie. Au delà des contraintes d’application propres à la méthodologie choisie par le système de localisation, nous remarquons la présence de plusieurs challenges reliés à l’emploi de la technologie BT en localisation. D’après les explications présentées dans le Paragraphe 3.1.1.4, on constate la présence de contraintes comme la limite de 7 esclaves actifs en état connecté avec un maître ou de la connaissance de l’adresse BD\_ADDR de l’esclave en procédure *page* (voir Paragraphe 3.1.1.3). Nous recenserons dans la suite les principaux verrous d’application de cette technologie à la localisation *indoor*.

### 3.1.2 Challenges d’application du standard Bluetooth à la localisation en intérieur

Après avoir présenté le fonctionnement de la technologie BT et des exemples de système de localisation par BT, nous présentons ici plusieurs contraintes qui freinent le déploiement de cette technologie pour la localisation *indoor* par des terminaux mobiles. Ces challenges dépendent principalement de :

- la procédure de recherche de périphériques ;
- la procédure d’établissement de connexion ;
- le saut de fréquence
- l’asservissement de la puissance d’émission ;
- la politique de sécurité du système Android
- la portée des équipements

#### ■ Procédure de recherche de périphériques :

Selon la norme BT (voir Paragraphe 3.1.1.3), la durée prise par la procédure de recherche de périphériques BT, ou procédure *inquiry*, peut atteindre 10.24 secondes ou plus s’il y a plusieurs périphériques bluetooth. Ce délai est trop long pour de nombreuses applications mobiles et/ou nécessitant des connexions courtes et rapides [129]. Plusieurs autres éléments contribuent également à cette problématique, comme par exemple le risque, de ne pas trouver un périphérique, qui croît pour une interruption prématurée de la procédure de recherche [130], ou encore le délai moyen de réponse qui augmente avec le nombre de périphérique BT réalisant simultanément une procédure *inquiry* [131].

#### ■ Procédure d’établissement de connexion :

Pour pallier aux délais élevés de l’*inquiry*, une méthode pourrait être utilisée en alternative : la procédure d’établissement de connexion ou la procédure *page*. Elle est plus rapide car elle est orientée pour une connexion directe en impliquant des périphériques qui se connaissent déjà. Toutefois, cette solution requiert une infrastructure plus lourde, car elle nécessite l’interconnexion des périphériques pour la transmission des adresses BT. En outre, les

contraintes de topologie (piconet) fixent à 7 au maximum le nombre de connexions actives par maître, ce qui limite le nombre des périphériques *connectables* pouvant être suivis.

#### ■ Asservissement de la puissance d'émission :

La norme BT prévoit la possibilité d'ajuster la puissance d'émission d'un lien BT après avoir établi une connexion. L'ajustement de la puissance émise avec BT vise à optimiser la consommation d'énergie en limitant la puissance reçue sur une plage de valeurs acceptables indépendamment de la distance. Le faible niveau de puissance réduit aussi les interférences avec les autres systèmes BT. Toutefois, la norme BT n'indique que les limites de la puissance émise selon la classe du périphérique (voir Table 1.2). Cet asservissement altère ainsi la relation qui pourrait lier la puissance du signal reçu à la distance de l'émetteur [132]. Nous en déduisons que cet asservissement limite la pertinence des systèmes de localisation utilisant cette propriété.

#### ■ Saut de fréquence :

La technologie BT emploie la technique de saut de fréquence afin d'immuniser les signaux BT contre d'autres technologies exploitant la même bande ISM. Cependant, la réponse impulsionnelle du canal de propagation n'est guère constante sur cette bande. La puissance du signal reçu change donc à chaque saut de fréquence. Des études soulignent la variation de la moyenne des mesures de puissance reçue à cause du changement des canaux fréquentiels dans la bande ISM pour des signaux en WiFi [133] ainsi qu'en Bluetooth Low Energy [134] où l'écart peut atteindre des valeurs supérieures à  $20dB$ . Ce résultat reste valable pour toute technologie utilisant la bande ISM, y inclus le BT. Le saut de fréquence en BT engendre ainsi des atténuations différentes, qui complexifient l'analyse de la qualité des mesures de puissance reçue, et restreint l'efficacité des systèmes de localisation basés sur les mesures RSS BT.

#### ■ Politique de sécurité du système Android :

Une application sous Android ne dialogue pas directement avec le HCI (Host Controller Interface), mais au travers d'API (Application Program Interface). Les API proposées aux programmeurs ne fournissent pas toutes les fonctionnalités offertes par la norme BT. Parmi les opérations non réalisables avec un terminal Android figurent la lecture du RSS(I) BT en mode connecté. Pour des raisons de sécurité et d'économie d'énergie, le système d'exploitation Android place également le terminal dans un état *non-découvrable* après un délai limité, fixé à 300 secondes en général. Android interdit à une application de rendre le terminal *découvrable* sans l'intervention/accord de l'utilisateur, ce qui limite les possibilités d'automatisation [135].

#### ■ Portée des équipements :

Un périphérique BT ne peut que communiquer avec un autre périphérique de la même classe ou une classe inférieure. Sachant que la plupart des mobiles sont équipés d'un BT classe 2 (voir la Table 1.2), un environnement idéal avec la localisation par BT aura une portée maximale de 10 m. Cette faible portée des équipements les plus répandus nécessite un balisage dense de la zone à couvrir si l'on souhaite une bonne précision de localisation. Cet inconvénient engendre naturellement des coûts élevés d'installation et maintenance du système.

En conclusion, malgré les contraintes du standard BT à la localisation *indoor*, nous estimons que le capteur BT peut être un des capteurs permettant d'apporter une donnée de localisation qui sera affinée avec les données des autres capteurs. Nous souhaitons évaluer la performance d'un système de localisation, basé sur une communication par le standard BT, à l'intérieur d'un bâtiment par des smartphones. Nous choisissons la mesure RSS-inquiry, obtenue lors de la procédure de recherche de périphérique, grâce à sa meilleure corrélation avec la distance que celle obtenue avec d'autres métriques [115]. Nous décrivons, dans la suite, le cadre général ainsi que les objectifs avec le système à concevoir.

### 3.1.3 Cahier des charges d'un système de localisation en intérieur par multilatération en utilisant la technologie Bluetooth

Dans le cadre de cette thèse, l'objectif est de réaliser la localisation des terminaux mobiles à l'intérieur d'un bâtiment avec une précision en dessous d'un mètre. Un ensemble de balises BT, de type lecteur RFID BT MS87D [136], de classe 2 (voir Table 1.2) sont disposées avec des coordonnées connues. Nous nous intéressons à l'estimation des mesures de puissance RSS obtenues lors de la procédure de recherche de périphérique, appelées

également RSS-inquiry. Nous utilisons un terminal mobile de type Samsung S4 comme *interrogeur* et les balises BT joueront le rôle des périphériques *découvrables*. Nous cherchons à calculer la corrélation entre les mesures RSS-inquiry et la distance entre le terminal et les balises BT afin d'étudier la possibilité d'un système de localisation par multilatération.

■ **Estimation de la position par l'algorithme CLS (*Constrained Least-Square*) :** Nous considérons ici l'approche de Cheung et *al.* [65]. Rappelons les définitions employées dans la méthode de multilatération et expliquées dans le Paragraphe 1.3.4,  $\mathbf{r}$  et  $\mathbf{r}_i$  représentent, respectivement, la position (inconnue) de la cible et celle de la balise et  $d_i$  est la distance estimée. Pour le cas particulier à trois dimensions, avec  $\mathbf{r} = (x, y, z)^\top$  et  $\mathbf{r}_i = (x_i, y_i, z_i)^\top$ , nous avons obtenus un ensemble d'équations (1.8) qui relient  $\mathbf{r}$  avec  $\mathbf{r}_i$  et  $d_i$ . En développant les équations (1.8) puis en isolant le terme quadratique  $\|\mathbf{r}\|^2$  dans une variable additionnelle  $\gamma^2$ , appelée variable auxiliaire, on obtient [65] :

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{r}_1^\top & -0.5 \\ \vdots & \vdots \\ \mathbf{r}_n^\top & -0.5 \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{\theta} = \begin{pmatrix} \mathbf{r} \\ \gamma^2 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} \|\mathbf{r}_1\|^2 - d_1^2 \\ \vdots \\ \|\mathbf{r}_n\|^2 - d_n^2 \end{pmatrix}. \quad (3.1)$$

La méthode des moindres carrés vise à minimiser la somme des résidus au carré,

$$F_1(\boldsymbol{\theta}) = \|\mathbf{A}\boldsymbol{\theta} - \mathbf{b}\|^2 = (\mathbf{A}\boldsymbol{\theta} - \mathbf{b})^\top (\mathbf{A}\boldsymbol{\theta} - \mathbf{b}), \quad (3.2)$$

ce qui conduit à l'équation normale bien connue [137]

$$\mathbf{A}^\top \mathbf{A} \boldsymbol{\theta} = \mathbf{A}^\top \mathbf{b} \quad (3.3)$$

pour  $\boldsymbol{\theta}$ . En supposant  $\mathbf{A}^\top \mathbf{A}$  non singulière et bien conditionnée<sup>21</sup>, on trouve immédiatement :

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\mathbf{A}^\top \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^\top \mathbf{b}. \quad (3.4)$$

Appliqué aux définitions (3.1), il faut encore extraire du vecteur  $\hat{\boldsymbol{\theta}}$  la dernière composante pour retrouver l'estimateur pour  $\mathbf{r}$ . Cette solution est appelée la solution de l'algorithme (*Unconstrained Least-Square*) puisqu'elle ne tient pas compte du couplage qu'il existe entre  $\mathbf{r}$  et la variable auxiliaire  $\gamma^2$ , ce qui implique une perte d'optimalité au sens du Maximum de Vraisemblance [138]. Pour pallier à ce défaut, une approche plus sophistiquée considère la minimisation de  $F_1(\boldsymbol{\theta})$  sous la contrainte

$$\boldsymbol{\theta}^\top \mathbf{D} \boldsymbol{\theta} + 2\mathbf{f}^\top \boldsymbol{\theta} = 0, \quad \text{avec} \quad \mathbf{D} = \begin{pmatrix} \mathbf{I}_{n,n} & \mathbf{0}_{n,1} \\ \mathbf{0}_{1,n} & 0 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad \mathbf{f} = \begin{pmatrix} \mathbf{0}_{n,1} \\ -0.5 \end{pmatrix} \quad (3.5)$$

qui traduit  $\gamma^2 = \|\mathbf{r}\|^2$ . Dans [139], Beck et *al.* démontrent que la solution optimale à ce problème est donnée par la racine de l'équation

$$\varphi(\lambda) \equiv \boldsymbol{\theta}(\lambda)^\top \mathbf{D} \boldsymbol{\theta}(\lambda) + 2\mathbf{f}^\top \boldsymbol{\theta}(\lambda), \quad (3.6)$$

où  $\boldsymbol{\theta}(\lambda)$  est le vecteur défini par

$$\boldsymbol{\theta}(\lambda) \equiv (\mathbf{A}^\top \mathbf{A} + \lambda \mathbf{D})^{-1} (\mathbf{A}^\top \mathbf{b} - \lambda \mathbf{f}) \quad (3.7)$$

pour  $\lambda \in ] -\frac{1}{\alpha_1}, \infty[$ ,  $\alpha_1$  la plus grande valeur propre de la matrice  $(\mathbf{A}^\top \mathbf{A})^{-\frac{1}{2}} \mathbf{D} (\mathbf{A}^\top \mathbf{A})^{-\frac{1}{2}}$ . La fonction  $\varphi$  étant connue pour être strictement décroissante, l'algorithme CLS [139] utilise une recherche de racine par bisection. L'algorithme CLS sera employé dans notre étude présentée à la Section 3.4.

Nous présentons, dans la section suivante, notre étude expérimentale sur la variation du RSS-inquiry selon les caractéristiques de l'environnement de propagation.

21. Le calcul de la matrice inverse est stable *numériquement*.

### 3.2 Étude expérimentale sur RSS Bluetooth en phase *inquiry*

Cette section a pour but de caractériser les valeurs de RSS-inquiry BT. Nous procéderons à quatre expériences : la variation du RSS-inquiry en fonction de la distance, l'analyse de la stationnarité du RSS-inquiry, la comparaison du RSS-inquiry pour différentes pièces et l'effet de l'orientation du terminal mobile sur RSS-inquiry. Nous supposons que le terminal est en position favorable, voire idéale, c'est-à-dire qu'il est en visibilité directe avec les balises. Les expériences sont réalisées avec l'application *Android Fingerprint Logger* développée dans le cadre de nos travaux. Cette application est installée sur un smartphone Samsung Galaxy S4. Elle permet la collecte des données RSS-inquiry de tous les périphériques voisins en lançant  $N$  exécutions de la procédure inquiry, d'une durée maximale fixée à 15 secondes chacune. Les valeurs de RSS-inquiry obtenues sont sauvegardées dans un fichier avec l'adresse BD\_ADDR du périphérique trouvé ainsi que l'instant de détection du périphérique lors d'une procédure d'inquiry.

#### 3.2.1 Variation du RSS-inquiry Bluetooth en fonction de la distance

Nous avons procédé à une collecte de mesures de RSS dans un couloir de 2 m de large et 15 m de long environ. Le lecteur RFID BT MS87D, est disposé au centre du couloir. La distance entre le lecteur et le smartphone varie sur une plage de 0.5 m à 10 m par pas de 50 cm. Pour chaque distance considérée, un nombre  $N$  mesures sont recueillies ( $N = 100$  dans notre expérience). Nous appliquons le modèle général en milieu intérieur pour les mesures  $RSS(d)$  à la distance  $d$ , voir éqn (1.4), dans le contexte BT. Nous expliquons ensuite la méthode d'estimation des paramètres du modèle (1.4) à travers les mesures collectées.

##### 3.2.1.1 Modèle path-loss

Le modèle (1.4) caractérise, d'une part, la propagation en espace libre. D'un autre côté, les mesures de puissance, et en occurrence RSS-inquiry, sont affectées par plusieurs phénomènes, tel que l'effet de masque, l'évanouissement, le multi-trajet, etc. Une proposition traduisait ces perturbations par l'ajout d'un bruit additif, considéré en général log-normale de moyenne nulle et d'écart type  $\sigma_{BT}$  [140] :

$$RSS(d) = RSS(d_0) - 10\alpha_{BT} \log_{10} \left( \frac{d}{d_0} \right) + X_{\sigma_{BT}}, \quad (3.8)$$

où  $\alpha_{BT}$  est le coefficient de propagation et  $X_{\sigma_{BT}}$  représente un bruit blanc gaussien d'écart type  $\sigma_{BT}$ . Du modèle décrit par l'éqn (3.8), il existe trois paramètres à déterminer :  $d_0$ ,  $RSS(d_0)$  et  $\alpha_{BT}$ . Pour la suite, nous avons choisi la valeur couramment utilisée  $d_0 = 1$  m. L'éqn (3.8) se transforme en un système à deux inconnues, qui s'écrit en moyenne sous la forme :

$$\left\{ \overline{RSS}(d_i) = RSS(d_0) - 10\alpha_{BT} \log_{10} \left( \frac{d_i}{d_0} \right) : i = 1, \dots, n \right\},$$

avec  $\overline{RSS}$  la moyenne des  $N$  mesures de puissance enregistrées à la distance  $d_i$  et  $n$  le nombre total des distances

considérées. Notons  $\beta_{BT} \equiv RSS(d_0)$ ,  $a_i \equiv -10 \log_{10}(d_i/d_0)$  et  $y_i \equiv \overline{RSS}(d_i)$  pour  $i = 1, \dots, n$ . Le système obtenu peut s'écrire sous la forme matricielle :

$$\underbrace{\begin{bmatrix} a_1 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ a_n & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}} \underbrace{\begin{pmatrix} \alpha_{BT} \\ \beta_{BT} \end{pmatrix}}_{\mathbf{x}_{BT}} = \underbrace{\begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}}_{\mathbf{y}} \quad (3.9)$$

En appliquant la méthode des moindres carrés linéaires pour déterminer  $x_{BT}$ , on trouve (voir Annexe B) :

$$\alpha_{BT} = \frac{\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a})^2} \quad \text{et} \quad \beta_{BT} = \bar{y} - \alpha \bar{a}, \quad (3.10)$$

où  $\bar{a}$  et  $\bar{y}$  correspondent respectivement aux moyennes des vecteurs  $(a_1, \dots, a_n)^t$  et  $\mathbf{y}$ .

Les valeurs  $\alpha_{BT}$  et  $\beta_{BT}$  obtenues pour nos données sont respectivement 1.22 et  $-57.9$  dBm. Les courbes dans Figure 3.5 permettent de comparer le modèle avec les échantillons du RSS collectés. On remarque que les données suivent le modèle, avec néanmoins une tendance sinusoïdale superposée. Cette dernière est due au saut de fréquence entre deux requêtes. Cette expérience montre la nécessité d'acquisition du RSS-inquiry sur une longue durée afin de trouver une valeur proche du modèle défini. Nous calculons à chaque distance l'écart type des

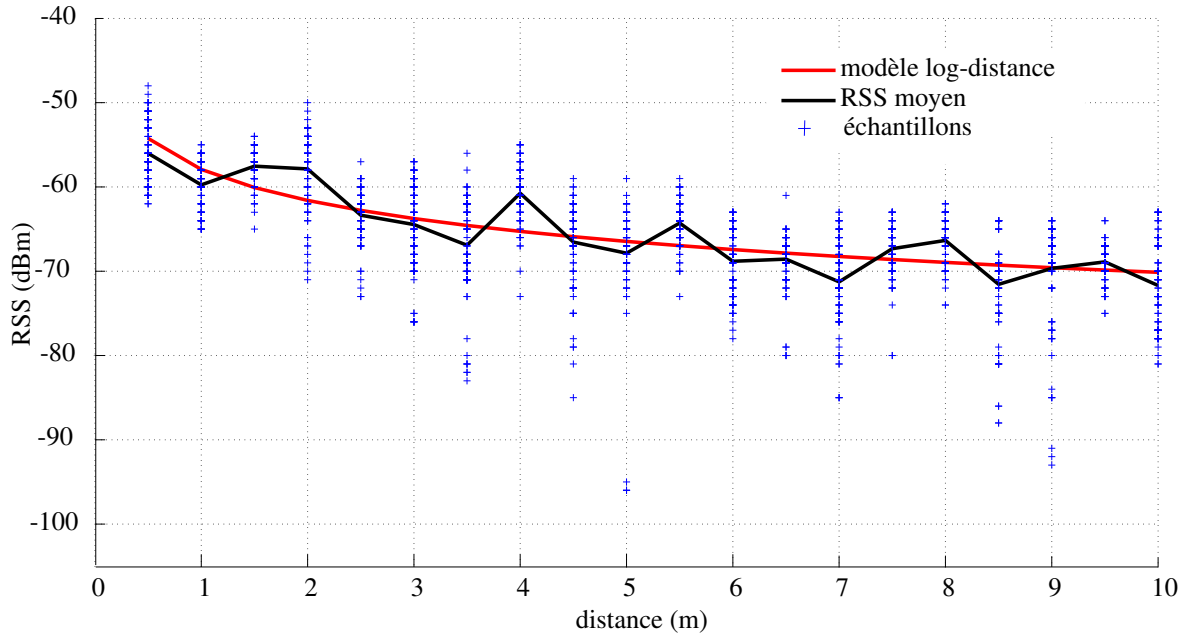


FIGURE 3.5 – Evolution du RSS Bluetooth en fonction de la distance

mesures enregistrées. La Figure 3.6 montre l'évolution de l'écart type de nos mesures. On constate une forte variation qui ne semble pas être corrélée avec la distance.

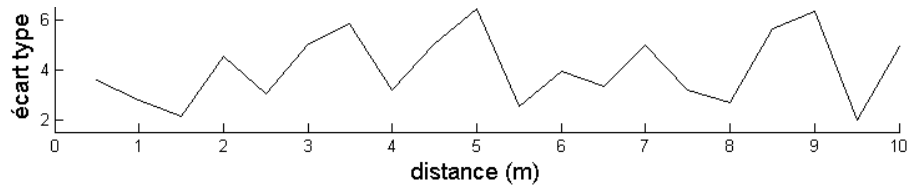


FIGURE 3.6 – Evolution de l'écart type des mesures RSS Bluetooth en fonction de la distance

Face à ce constat, nous nous intéresserons à quantifier l'erreur de modélisation entre les mesures enregistrées et le modèle estimé.

### 3.2.1.2 Erreur de modélisation

La Figure 3.7 représente l'histogramme normalisé des résidus  $X_{\sigma_{BT}} = \mathcal{N}(\mu_{BT}, \sigma_{BT})$ , obtenus par soustraction des valeurs du modèle avec celles mesurées. On trouve une distribution très proche d'une loi normale. Ses paramètres ont été estimés à  $\mu_{BT} = 7.9756e^{-13} \approx 0$  et  $\sigma_{BT} = 8.101$  dB. La valeur de  $\sigma_{BT}$  est comparable à la plage des valeurs  $[4dB, 12dB]$ , trouvée dans des travaux existants [141]. La plage de normalité obtenue au niveau de confiance 95% est de  $\pm 2\sigma_{BT} \approx \pm 16$  dB, soit une erreur engendrée en terme de distance supérieure à 10 m. Une telle valeur d'erreur est inacceptable pour notre système de localisation *indoor*. Ce résultat confirme l'inefficacité d'une mesure instantanée de RSS-inquiry et il est nécessaire d'enregistrer des mesures sur une durée assez longue pour que leur valeur moyenne s'approche du modèle.

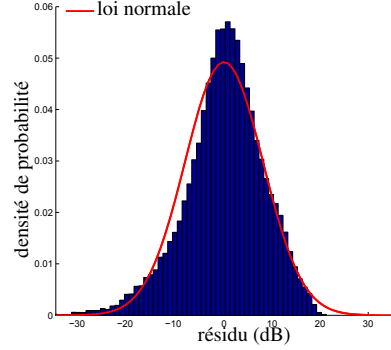


FIGURE 3.7 – Histogramme normalisé des résidus  $X_{\sigma_{BT}}$

Ces deux expériences illustrent l'inefficacité d'une mesure RSS-inquiry sur un court délai pour déterminer la distance entre deux périphériques BT. La valeur RSS-inquiry est, certes, proche du modèle en effectuant des acquisitions sur une longue durée, mais une acquisition sur une longue durée, avec 10s en moyenne par échantillon, n'est pas convenable à notre système de localisation envisagé où le temps de rafraîchissement ne doit pas dépasser quelques secondes. Cependant, nous constatons que la plage de variation de RSS-inquiry (i.e. différence entre la valeur maximale et celle minimale de RSS-inquiry) est différente selon la distance. Nous explorons cette idée dans l'expérience suivante.

### 3.2.2 Analyse de la stationnarité du RSS Bluetooth

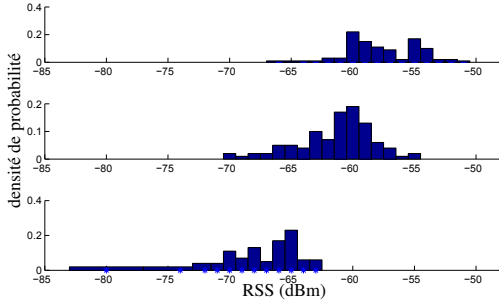


FIGURE 3.8 – Histogrammes normalisés des valeurs RSS Bluetooth pour  $N = 100$  échantillons à 1.5 m (en haut), 3.75 m (au milieu) et 7.5 m (en bas).

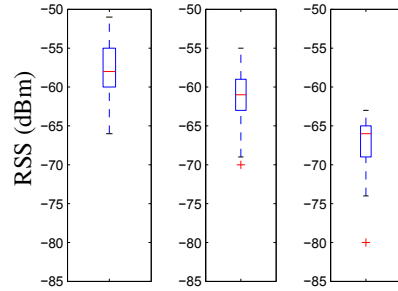


FIGURE 3.9 – Box-plots des valeurs RSS Bluetooth à 1.25 m (gauche), 3.75 m (milieu), 7.5 m (droite)

Pour cette étude, nous définissons trois notions de zones, "proches", "intermédiaires" et "lointaines", que nous relierons, respectivement, avec trois plages de distances  $[0.5m, 2.5m[$ ,  $[2.5m, 5m[$  et  $[5m, 10m[$ . La Figure 3.8 présente l'histogramme des valeurs RSS obtenues au milieu de chaque plage. On remarque, pour les histogrammes "proches" et "lointains" en particulier, des distributions multi-modales. Sur la Figure 3.9, la moyenne des mesures RSS-inquiry se distinguent facilement sur chacun de ces deux plages. Par contre, l'histogramme "intermédiaire" montre un fort étalement des valeurs RSS.

Ces dernières expériences ont été effectuées dans un même environnement de propagation. Toutefois, les bâtiments sont souvent hétérogènes en structure et matériau. Nous nous intéressons dans le paragraphe suivant à l'impact de la nature d'une pièce (couloir, hall, bureau, ...) sur la variation des mesures RSS-inquiry ainsi que les coefficients du modèle log-distance.

### 3.2.3 Comparaison de la modélisation pathloss pour différentes pièces

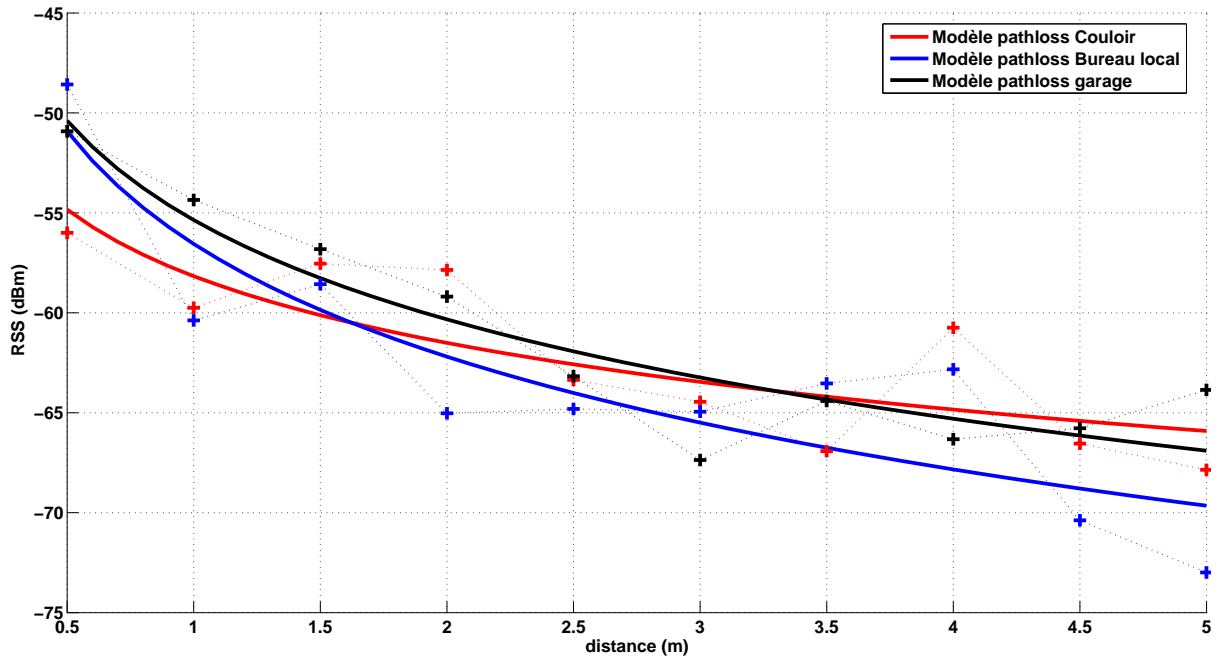


FIGURE 3.10 – Evolution du RSS Bluetooth en fonction de la distance pour trois pièces différentes  
Chaque symbole '+' exprime la moyenne des valeurs RSS-inquiry enregistrées à une distance

Nous cherchons à présent à comparer les modèles pathloss log-distance obtenus pour différentes pièces. Nous avons effectué pour cela des mesures RSS-inquiry dans un couloir, un bureau et un garage. La Figure 3.10 illustre la variation des valeurs moyennes des mesures RSS-inquiry BT obtenues dans chaque pièce et le modèle pathloss estimé par moindre carré, décrite en Paragraphe 3.2.1.1.

À partir de la relation (éqn. (3.8)) décrivant le modèle de base utilisé, nous représentons dans le tableau 3.1 les valeurs des paramètres  $\alpha_{BT}$  et  $RSS(d_0)$  obtenus pour nos trois environnements tests. On constate que  $RSS(d_0)$  est sensiblement identique pour nos deux environnements tests "bureau" et "garage", tandis que  $\alpha_{BT}$  diffère de façon significative pour les trois environnements. La valeur du coefficient de propagation  $\alpha_{BT}$  est la plus faible pour l'environnement "couloir", pour lequel le phénomène de guide d'ondes, ou *street canyon*, est le plus important. Un système de localisation multilatération doit prendre en compte la nature de la pièce qui affecte la valeur du coefficient de propagation.

Environnement	Coefficient de propagation $\alpha_{BT}$	$RSS(d_0)$ (dBm)
Couloir (2 m x 5 m)	1.1	-58
Garage vide 50m <sup>2</sup>	1.6	-55
Bureau	1.9	-56

TABLE 3.1 – Variation des paramètres du modèle pathloss avec trois types de pièce

### 3.2.4 Effet de l'orientation de l'antenne de la balise

Pour montrer l'effet de l'orientation de la balise par rapport au terminal mobile, Le périphérique BT est placé à une position fixe, et le smartphone Galaxy S4 à 1 mètre de distance. Les valeurs RSS sont collectées pour un angle émetteur/récepteur de 0° à 360° par pas de 30° sachant que les expériences précédentes ont été effectuées avec une valeur de 0°. Pour chaque valeur d'angle, la face avant du téléphone est toujours orientée vers le centre

du cercle du smartphone (voir Figure 3.11-a). On considère le rapport  $r(\theta)$ , défini par :

$$r(\theta) = \frac{RSS(\theta)}{\max_{\phi} RSS(\phi)}$$

avec  $RSS(\theta)$  la puissance reçue pour l'angle  $\theta$ . La Figure 3.11-b obtenue a l'allure d'un diagramme de rayonnement d'une antenne avec ici un lobe maximale pour l'orientation  $0^\circ$ . On remarque également la présence de lobes secondaires (ayant un rapport  $r$  entre 0.25 et 0.75), ainsi que des rayonnements presque nuls pour un positionnement orthogonal. Ces constations montrent que le rayonnement de l'antenne du périphérique ainsi que l'angle entre émetteur/récepteur a un impact très important sur les valeurs RSS et devrait donc être pris en compte lors de la mise en œuvre d'une méthode de localisation par multilatération ou fingerprinting.

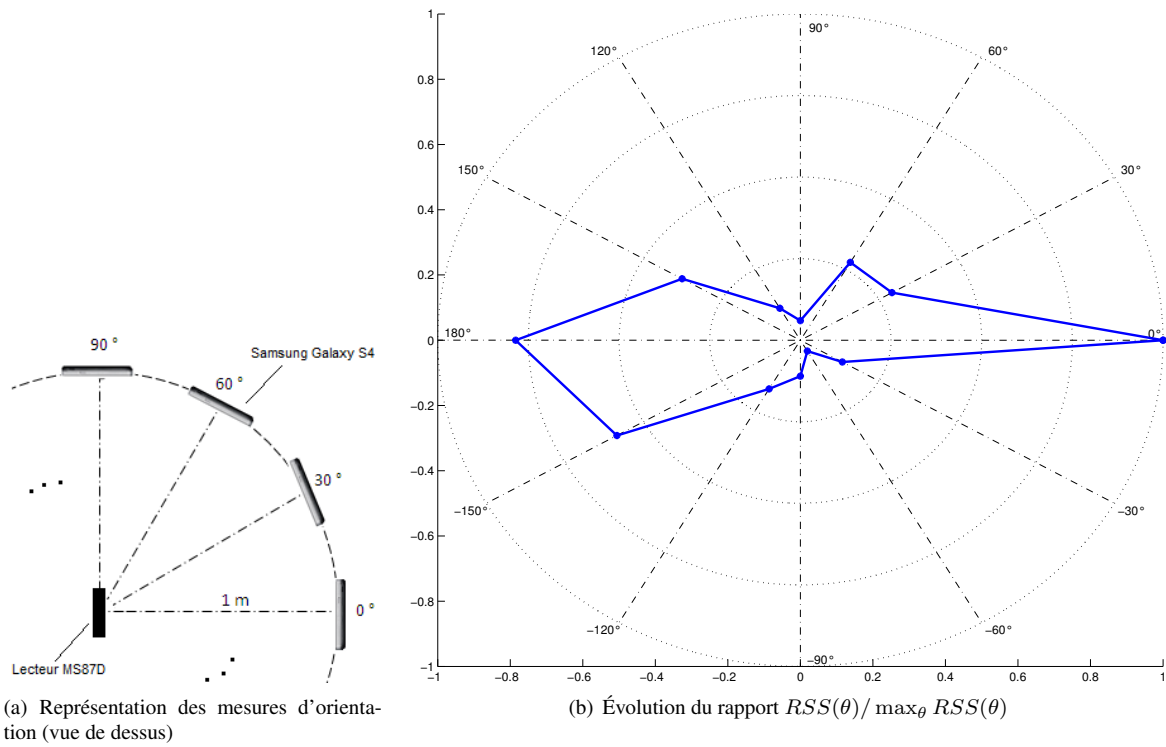


FIGURE 3.11 – Effet de l'orientation des antennes émetteur/récepteur

En conclusion, les premières expériences réalisées montrent la sensibilité de la métrique RSS-inquiry au changement de la fréquence lors de la période de recherche d'équipement alors qu'elles étaient effectuées dans la même pièce. La faible portée des périphériques et la dépendance de cette métrique à l'orientation du terminal vis à vis de l'antenne du périphérique complexifient, en plus, la création d'un système de localisation basé sur la métrique RSS-inquiry.

Pour pallier aux limites de la métrique RSS, un système de localisation emploie un placement dense des balises qui entraîne d'ailleurs une sur-couverture de la zone ainsi qu'une augmentation de la durée de la procédure inquiry, avec un grand nombre de périphériques à balayer. Le système de localisation se retrouve alors avec un temps de latence plus long. Nous étudions dans la section suivante le concept d'optimisation de placement des balises pour des systèmes de localisation basés sur les mesures RSS dans le cadre de l'utilisation du standard BT.

### 3.3 Optimisation de l'emplacement de balises radio

Le choix de l'emplacement des balises pour un système de localisation possède un impact direct sur sa performance [117, 118]. Il est d'ailleurs soumis à des problématiques topologiques, comme l'obligation pour une balise d'être installée sur un mur ou au plafond, et de coût budgétaire. Dans la Section 3.1.2, un emploi dense de balises semble souhaitable afin de pallier aux contraintes reliées à l'application de la technologie BT pour la localisation *indoor*. La famille des algorithmes d'optimisation par méta-heuristiques a montré, pour la prise en compte des problématiques topologiques et budgétaires lors du choix de placement des balises, une bonne performance avec différentes stratégies d'optimisation proposées, dont une recherche tabou, un algorithme génétique, un algorithme de colonies de fourmis [122, 123, 124]. Une configuration est obtenue par un algorithme d'optimisation à travers un ou plusieurs critères d'optimisation. Les premiers critères peuvent être le taux de couverture ou la consommation d'énergie [142], mais le critère d'optimisation le plus utilisé pour les systèmes de localisation, est souvent inspiré du critère de *dilution de précision* (DOP), introduit initialement pour le système GPS avec les mesures de temps de vol TOA/TDOA [119]. Ce critère cherche à *prédire* l'effet qu'une erreur de mesure engendre sur l'erreur de positionnement en fonction de la géométrie de position des balises.

Nous fournissons une vision générale sur la problématique de placement de balises en localisation. Nous proposons une amélioration du critère DOP en introduisant la notion de pondération pour des systèmes de localisation par RSS afin de raffiner l'emplacement optimal des balises. Nous présentons ensuite notre processus d'optimisation sous contraintes, basé sur le recuit simulé, en utilisant ce critère proposé.

#### 3.3.1 Problématique d'optimisation de l'emplacement des balises et solutions existantes

L'emplacement des balises radio pour un système de localisation affecte la performance en localisation. Un premier exemple, dans [117], pointe la variation de la performance en localisation par multilatération selon le choix du plan de placement des balises entre deux situations : sur un sol et au plafond. En outre, la performance d'un système en localisation 2D est affectée par le choix de la répartition des balises [118]. Afin de maximiser la performance en localisation, il est nécessaire de trouver la configuration optimale pour l'emplacement de balises radio dans une zone à localiser. Les approches méta-heuristiques montraient un avantage, dans ce contexte d'optimisation, en comparaison avec d'autres approches [122]. En conclusion, nous allons tenter de résoudre ce problème d'optimisation sous contrainte physique (mur, plafond, proximité de prises électriques, coût, ...) et de précision en utilisant le critère DOP. Nous décrivons dans la suite notre amélioration du critère DOP pour des systèmes de localisation par RSS. Puis, nous expliquons notre algorithme d'optimisation d'emplacement des balises basé sur ce critère.

#### 3.3.2 Critère DOP pour des mesures RSS

Le critère DOP a été introduit initialement pour le système GPS qui s'appuie sur des mesures de temps de vol TOA/TDOA [119] et a été étendu depuis aux mesures d'angles d'arrivées AOA [143]. Une extension pour les mesures de puissance reçue (RSS) a été proposée par [144] mais en se limitant à la localisation en deux dimensions et avec des erreurs de mesure identiques ou dites *régulières*. Dans le cas présenté, les erreurs de mesure des différentes balises suivent la même loi normale avec un écart type constant. Nous proposons dans ce paragraphe une formulation du critère DOP adoptée aux systèmes basés sur les mesures RSS.

La mesure de puissance d'un signal reçu (RSS), voir la Section 1.2.3.1, notée ici  $P_i(d)$  (en dBm), se caractérise par un modèle de propagation et celui le plus utilisé en milieu intérieur est présenté dans l'éqn (1.4). Sous l'hypothèse de présence d'un bruit gaussien additif, les mesures de puissance corrompues par ce bruit, que nous noterons  $\hat{P}_i(d)$ , s'écrivent :

$$\hat{P}_i(d) = P_i(d) + X_{\sigma_i}, \quad (3.11)$$

avec  $X_{\sigma_i}$  une variable aléatoire, considérée en général log-normale de moyenne nulle et d'écart type  $\sigma_i$ .

Pour la formulation du critère DOP adoptée aux systèmes basés sur les mesures RSS, nous appliquons l'approche décrite dans [145]. Soit  $\mathbf{x} \triangleq (x, y, z)^\top$  la position de la cible à déterminer et  $\mathbf{x}_i \triangleq (x_i, y_i, z_i)^\top$  la position de la balise  $i$ , avec  $\mathbf{x} \neq \mathbf{x}_i$  et  $\mathbf{x}_i \neq \mathbf{x}_j$  pour tout  $i \neq j$ ,  $i, j = 1, \dots, n$ . La déduction du critère DOP s'obtient en

considérant l'approximation par série de Taylor d'ordre 1, pour l'éqn. (3.11), qui donne :

$$\begin{aligned}
 \hat{P}_i(d) - P_i(d) &= \frac{\partial P_i(x, y, z)}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial P_i(x, y, z)}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial P_i(x, y, z)}{\partial z} \Delta z \\
 &= \frac{10\alpha_i}{\ln(10)} \left( \frac{(x_i - x)\Delta x + (y_i - y)\Delta y + (z_i - z)\Delta z}{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|^2} \right)
 \end{aligned} \tag{3.12}$$

pour  $i = 1, \dots, n$  avec  $n$  le nombre balises distinctes utilisées et  $\Delta\xi$  la variations sur l'axe  $\xi = X, Y$ , ou,  $Z$ . Soit, sous forme matricielle :

$$\underbrace{\begin{pmatrix} \hat{P}_1 - P_1 \\ \vdots \\ \hat{P}_n - P_n \end{pmatrix}}_{\Delta P} = \underbrace{\frac{10}{\ln(10)} \begin{bmatrix} \alpha_1 & & \mathbf{0} \\ & \ddots & \\ \mathbf{0} & & \alpha_n \end{bmatrix}}_{\mathbf{H}} \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{(\mathbf{x}_1 - \mathbf{x})^\top}{\|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}\|^2} \\ \vdots \\ \frac{(\mathbf{x}_n - \mathbf{x})^\top}{\|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}\|^2} \end{pmatrix}}_{\Delta \mathbf{x}} \underbrace{\begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{pmatrix}}_{\Delta \mathbf{x}}.$$

En supposant  $\mathbf{H}^\top \mathbf{H}$  inversible, on obtient :

$$\Delta \mathbf{x} = (\mathbf{H}^\top \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^\top \Delta P.$$

En utilisant la propriété  $\text{cov}(\mathbf{YX}) = \mathbf{Y} \text{cov}(\mathbf{X}) \mathbf{Y}^\top$  pour une matrice  $\mathbf{Y}$  déterministe de dimension  $q \times p$  et  $\mathbf{X}$  un vecteur aléatoire de taille  $p \times 1$ , la matrice de covariance pour l'erreur de position vaut :

$$\begin{aligned}
 \text{cov}(\Delta \vec{x}) &= (\mathbf{H}^\top \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^\top \Sigma \mathbf{H} (\mathbf{H}^\top \mathbf{H})^{-1} \\
 &= \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy}^2 & \sigma_{xz}^2 \\ \sigma_{yx}^2 & \sigma_y^2 & \sigma_{yz}^2 \\ \sigma_{zx}^2 & \sigma_{zy}^2 & \sigma_z^2 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{3.13}$$

où  $\Sigma$  est la matrice de covariance des bruits de mesures. Sous l'hypothèse d'indépendance des bruits de mesure, cette matrice a pour forme :

$$\Sigma = \text{cov}(\Delta P) = \left( \text{cov}(\Delta P_i, \Delta P_j) \right)_{i,j} = \begin{cases} \sigma_i^2 & \text{for } i = j \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

où  $\text{cov}(\cdot)$  signifie l'opérateur de covariance. Nous proposons, et cela constitue un apport original de ce travail de thèse, une amélioration du critère PDOP (Positional DOP) appelée EPDOP (*Enhanced PDOP*). Le critère EPDOP s'obtient - par analogie avec la définition du critère PDOP (voir annexe C), en calculant la racine carrée de la somme des termes de dilution se trouvant sur la diagonale principale de la matrice (3.13). Plus formellement :

$$EPDOP = \sqrt{\text{Tr}((\mathbf{H}^\top \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^\top \Sigma \mathbf{H} (\mathbf{H}^\top \mathbf{H})^{-1})} \tag{3.14}$$

où  $\text{Tr}(\cdot)$  représente l'opérateur trace d'une matrice. Ce résultat est obtenu en supposant que l'erreur de mesure sur un axe n'affecte que le positionnement sur le même axe. Par exemple, les erreurs des mesures sur les axes Y et Z ne peuvent pas influencer l'erreur d'estimation de la position sur l'axe X.

L'éqn (3.14) est obtenue sous l'hypothèse d'une erreur de modélisation faible sans tenir en compte la distance entre la balise et le terminal mobile. Cependant, la Figure 3.5 montre que l'erreur en position générée par une erreur de mesure, par exemple de 2dB, varie selon la valeur distance : il ne s'agit pas de la même erreur générée en position entre une distance de 1m et une autre de 10m. D'une manière générale, plus la distance entre une balise et un terminal est faible, plus l'erreur générée en position est faible. Dans ce sens, nous proposons d'attribuer plus de poids aux positions loin des balises grâce à la version pondérée (Weighted EPDOP) suivante :

$$WEPDOP = \left( \min_{i=1, \dots, n} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\| \right) \times EPDOP.$$

### 3.3.3 Optimisation de l'emplacement de balises par recuit simulé

Grâce à l'élaboration d'une amélioration du critère DOP pour des systèmes de localisation en 3D basés sur la mesure de puissance, nous l'exploitons pour l'optimisation de l'emplacement de balises. Dans cette section nous décrivons un algorithme d'optimisation qui prend en considération critères EPDOP et WEPDOP et les contraintes topologiques. Nous proposons d'appliquer la stratégie de l'algorithme de recuit simulé pour l'optimisation de l'emplacement de balises. Le recuit simulé est un algorithme stochastique [125] pour l'optimisation d'une fonction. Le principe de base consiste à explorer aléatoirement l'espace des paramètres avec une amplitude (appelée également *température*) qui décroît par paliers au cours du processus. Les paramètres qui dégradent la fonction objectif sont acceptés ou non selon une règle probabiliste qui dépend du niveau (appelé également *énergie*) de dégradation.

#### 3.3.3.1 Fonction objectif proposé

Notons  $\mathcal{M}$  un ensemble fini de positions admissibles pour le mobile et  $\mathcal{B}_i$  l'ensemble des positions admissibles pour la balise  $i$ ; par exemple pour le cas d'un d'une balise  $i$  à placer au plafond  $\mathcal{B}_i$  représente les coordonnées de ce plafond dans le repère utilisé. On définit  $\Omega_n$ , une solution admissible pour l'emplacement de  $n$  balises distinctes, par :

$$\Omega_n = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n : \mathbf{x}_i \in \mathcal{B}_i\}.$$

L'objectif du processus d'optimisation est de minimiser, par rapport  $\Omega_n$ , une fonction objectif. Avant de définir notre fonction objectif, nous introduisons des paramètres qui seront utilisés pour cette fonction.

Soit  $\Gamma(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$  une fonction qui vaut 1 si le mobile  $\mathbf{x}$  est couvert par la balise  $\mathbf{x}_i$ . Dans le cas d'une couverture isotropique, on obtient :

$$\Gamma(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \begin{cases} 1 & \text{si } \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\| < \delta_i \\ 0 & \text{sinon,} \end{cases}$$

où  $\delta_i$  est le rayon de couverture pour  $\mathbf{x}_i$ . Ainsi, pour une position  $\mathbf{x}$  du mobile, ce dernier est détecté par un nombre total de  $\beta$  balises parmi l'ensemble  $\Omega_n$ , donné par :

$$\beta(\mathbf{x}, \Omega_n) = \sum_{i=1}^n \Gamma(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i).$$

Considérant maintenant le besoin d'un minimum de  $N_1$  et un maximum de  $N_2$  balises afin de rendre le mobile localisable (avec  $N_1 \leq N_2 \leq n$ ). On définit le deux fonctions de pénalité suivantes :

$$\xi(\mathbf{x}, \Omega_n) = \begin{cases} 1 - \frac{\beta(\mathbf{x}, \Omega_n)}{N_1} & \text{si } \beta(\mathbf{x}, \Omega_n) < N_1 \\ 0 & \text{sinon,} \end{cases}$$

et

$$\xi'(\mathbf{x}, \Omega_n) = \begin{cases} \frac{\beta(\mathbf{x}, \Omega_n) - N_2}{n - N_2} & \text{si } \beta(\mathbf{x}, \Omega_n) > N_2 \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Nous proposons maintenant une fonction objectif à minimiser, par rapport  $\Omega_n$ , de la forme :

$$f(\Omega_n) = \frac{1}{\text{card}(\mathcal{M})} \left( \sum_{\mathbf{x} \in \mathcal{M}} g(\mathbf{x}, \Omega_n) + C \sum_{\mathbf{x} \in \mathcal{M}} [\gamma \xi_{\mathbf{x}} + (1 - \gamma) \xi'_{\mathbf{x}}] \right) \quad (3.15)$$

avec  $\text{card}(\mathcal{M})$  désigne le cardinal de l'ensemble  $\mathcal{M}$ . Ici,  $g$  représente un critère de dilution (i.e. PDOP, EPDOP, WEPDOP) et, pour notre étude dans la Section 3.4, nous présenterons des configurations de balises obtenues avec chaque critère de dilution afin de comparer l'impact du choix de critère sur les résultats de localisation. Les variables  $\xi$  et  $\xi'$  sont les deux fonctions de pénalité qui traduisent le pourcentage de non-couverture et de sur-couverture du système. Le paramètre  $C \geq 0$  est une constante de pénalisation, qui permet de contrôler la contribution relative des termes  $g$  et  $\xi(\cdot)$ . Le paramètre  $0 \leq \gamma \leq 1$  représente quant à lui un compromis entre les zones non-couvertes et celles sur-couvertes.

### 3.3.3.2 Choix des nombres $N_1$ et $N_2$

Nous expliquons, dans ce paragraphe, l'impact du système de localisation à appliquer sur les valeurs des nombres  $N_1$  et  $N_2$ . En effet, la contrainte  $N_1 \leq N_2 \leq n$  doit être prise en compte afin de respecter les définitions des termes  $N_1$  et  $N_2$ . À titre d'exemple, le cas de système de localisation par zone correspond aux valeurs suivantes :  $N_1 = N_2 = 1$ . Par contre, dans un contexte de trilatération, le système de localisation nécessite un minimum de  $N_1 = 3$  balises en 2D (respectivement  $N_1 = 4$  en 3D). De la même manière, il est recommandé, pour  $N_2$ , de le fixer à 3 balises en 2D (respectivement 4 en 3D) afin d'éviter des sources d'erreurs, dans l'estimation de la position du terminal, dues aux balises non pertinentes [146]. Avec la méthodologie de prise d'empreinte ou *fingerprinting*, plus le nombre de balises détectant le mobile est élevé, plus la performance en localisation est améliorée [147]. Cependant, la suppression d'une balise ou la non prise en compte de ses empreintes pour une carte radio peut conserver, voire améliorer, la performance en localisation [148]. Ainsi, dans le contexte de *fingerprinting*, la valeur de  $N_2$  ne doit pas être trop élevée.

### 3.3.3.3 Algorithme d'optimisation par recuit simulé

Après l'explication de la fonction objectif, nous détaillons le fonctionnement de notre algorithme BPSA (*Beacon Placement using Simulated Annealing*). Dans cet algorithme, nous définissons les paramètres suivants :

- $T \leq T_0$  : le rayon d'exploration autorisé sur tous les axes X, Y et Z avec  $T_0$  la valeur initiale ;
- $\rho$  : un paramètre de contrôle, avec  $0 < \rho < 1$ , de la loi de décroissance de  $T$  qui s'écrit sous la forme  $T \leftarrow \rho T$  ;
- $t$  : le pas de déplacement instantané de la position de la balise. Cette variable est générée à chaque itération dans l'intervalle  $[-T, T]$  ;
- $p_{\max}(i)$  et  $p_{\min}(i)$  : sont, respectivement, les valeurs maximale et minimale de  $\mathcal{B}_i$  sur l'axe  $p = x, y$ , ou,  $z$  et, plus formellement, on a pour  $p = x$  :

$$x_{\max}(i) = \max(\mathcal{B}_i(x)) \quad \text{et} \quad x_{\min}(i) = \min(\mathcal{B}_i(x)) \quad (3.16)$$

avec  $\mathcal{B}_i(x)$  l'ensemble des valeurs admissibles sur l'axe X pour la balise  $i$

- $\Delta_i$  est le vecteur d'incrément maximal pour la balise  $i$  sur les trois axes, avec :

$$\Delta_i = \begin{pmatrix} x_{\max}(i) - x_{\min}(i) \\ y_{\max}(i) - y_{\min}(i) \\ z_{\max}(i) - z_{\min}(i) \end{pmatrix} \quad (3.17)$$

- l'opérateur  $\lfloor \cdot \rfloor$  : il réalise une projection des coordonnées d'une balise  $x_i$  sur la plage admissible ;
- $k_{\max}$  : un entier positif du nombre maximal d'itérations
- $\epsilon$  : un critère d'arrêt de l'algorithme avec  $\epsilon > 0$ .

Étant donné une solution initiale  $\Omega_n$ , l'algorithme BPSA que nous proposons procède comme décrit dans la Table 3.2. Il choisit aléatoirement un entier  $i \in \{1, \dots, n\}$ . Le vecteur  $x_i$  de la position de la  $i^{\text{ème}}$  balise choisie est traité de la manière suivante :  $x_i \leftarrow x_i + t \Delta_i$ . La nouvelle position  $x_i$  de la balise  $i$  doit satisfaire des contraintes topologiques dont la prise en compte est réalisée, étape (3), à l'aide de l'opérateur  $\lfloor \cdot \rfloor$ . Pour notre partie expérimentale dans les sections 3.4.1 et 3.4.2, l'opérateur  $\lfloor \cdot \rfloor$  de l'étape (3) réalise une troncature des coordonnées des balises. Des opérateurs plus sophistiqués peuvent être mis en œuvre, comme une projection dans l'ensemble  $\mathcal{B}_i$  selon un critère de distance euclidienne minimale par exemple. Cet algorithme utilise, étape (4), la règle d'acceptation de Métropolis<sup>22</sup>. Ce processus sera répété jusqu'à atteindre un nombre  $k_{\max}$  d'opérations consécutifs sans amélioration, étape (5). Notre algorithme applique, étape (6), une loi de décroissance géométrique sur le rayon d'exploration  $T$  à travers le paramètre  $\rho$ . Avec une nouvelle valeur de rayon d'exploration, l'algorithme reprend le même déroulement jusqu'à la satisfaction du critère d'arrêt final, étape (7), géré par le paramètre  $\epsilon$ .

<sup>22</sup>. Cette règle est proposée par [149]. Elle consiste à accepter une nouvelle configuration à condition qu'elle soit bénéfique par rapport à l'ancienne configuration. Dans le cas contraire, on accepte la modification avec une probabilité qui est inversement proportionnelle à la variable  $T$ .

TABLE 3.2 – Algorithme BPSA

<b>Entrées :</b> Emplacement réalisable $\Omega_n$ , contraintes sur $\mathcal{B}_{i=1,\dots,n}$ et $\mathcal{M}$ .	
<b>Sortie :</b> Meilleur emplacement trouvé $\Omega_n^*$ .	
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Inits : <math>f_{min} = f(\Omega_n)</math>, <math>\Omega_n^* = \Omega_n</math>, <math>k = 0</math> et <math>T = T_0</math>.</li> <li>2. Incrémenter <math>k</math>.</li> <li>3. Choisir aléatoirement <math>i \in \{1, \dots, n\}</math>, générer <math>t \sim [-T; T]</math> et remplacer <math>x_i</math> dans <math>\Omega_n</math> avec <math display="block">x_i \leftarrow \lfloor x_i + t \Delta_i \rfloor.</math> </li> <li>4. Si <math>(f(\Omega_n) &lt; f_{min})</math>  Faire <math>f_{min} \leftarrow f(\Omega_n)</math>, <math>\Omega_n^* = \Omega_n</math> et remettre <math>k = 0</math>.  Sinon  Annuler le remplacement de <math>x_i</math> dans <math>\Omega_n</math> avec la probabilité <math display="block">1 - \exp\left(-\frac{f(\Omega_n) - f_{min}}{T}\right).</math> </li> <li>5. Retourner en (2) tant que <math>(k &lt; k_{max})</math>.</li> <li>6. Réinitialiser <math>k = 0</math> et décrémenter <math>T</math> par la règle <math>T \leftarrow \rho T</math>.</li> <li>7. Retourner en (2) tant que <math>(T &gt; \epsilon)</math>.</li> </ol>	

#### ■ Validation du fonctionnement de l'algorithme BPSA avec le critère PDOP :

Notre objectif est de s'assurer du bon fonctionnement de l'algorithme BPSA proposé et de sa convergence. Nous utilisons le critère PDOP et les valeurs indiquant une disposition idéale sont connues (voir Table C.1), pour la fonction objectif ( $C = 0$ , voir éqn (3.15)).

Dans ce contexte, nous considérons une zone, à localiser, qui représente un hall de volume  $[-10, 10] \times [-10, 10] \times [0, 3]$  ( $m \times m \times m$ ) où nous disposons de 3 balises. Ces dernières possèdent un même rayon de couverture  $\delta_i = \delta = 10m$ , pour  $i = 1, \dots, 3$ , et sont placées sur un même plan  $(\mathcal{B}_i)_{i=1,2,3} = \mathcal{B} = [-10, 10] \times [-10, 10] \times [1, 1]$ , où la hauteur  $z = 1m$  correspond à la hauteur typique d'un dispositif de localisation porté à la ceinture. L'ensemble  $\mathcal{M}$  correspond au plan  $\mathcal{B}$  échantillonné uniformément au pas de  $0.1m$ . Nous supposons que l'écart type des bruits de mesures, provenant de toutes les balises, est identique  $\sigma_i = \sigma = 2dB$ . Nous avons choisi empiriquement des valeurs pour les paramètres suivants :  $k_{max} = 20$ ,  $\rho = 0.8$  et  $\epsilon = 0.1$ .

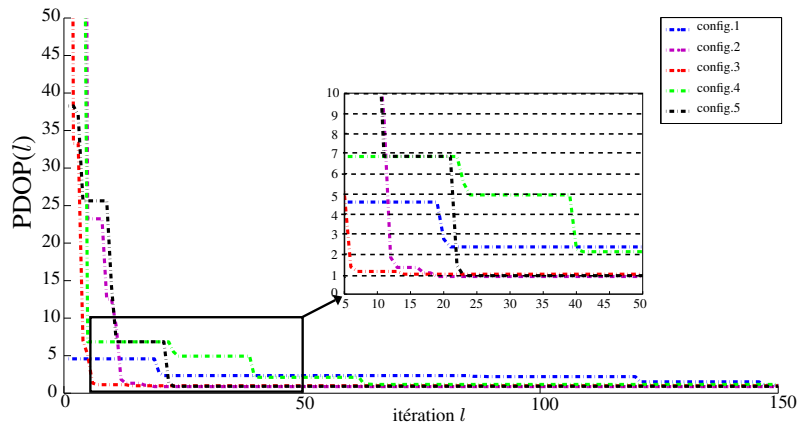


FIGURE 3.12 – évolution du critère PDOP pour cinq placements initiaux choisis aléatoirement

La fig. 3.12 montre l'évolution de la fonction  $f(\Omega_{n=3})$  dans le cas PDOP ( $C = 0$ , voir éqn (3.15)) pour cinq solutions initiales  $\Omega_3$  choisies aléatoirement. Nous avons limité l'affichage des courbes jusqu'à  $l = 150$  car les

valeurs PDOP devenaient quasi-invariantes à partir de ce nombre d'itérations. Pour ces différents points de départ dans la fig. 3.12, l'algorithme BPSA proposé converge rapidement, en 50 itérations, vers des valeurs du critère PDOP quasi-identiques représentant une configuration idéale à la localisation au sens DOP (valeurs proches de 1). Avec certaines configurations, l'algorithme a convergé en 20, voire 10, itérations. Cette expérience nous permet de valider le fonctionnement global de notre algorithme BPSA.

Nous procédons dans la section suivante à l'application de l'algorithme BPSA avec plusieurs contextes en localisation. Nous comparons également la performance des configurations obtenues avec les différents critères DOP ainsi qu'avec les deux fonctions de pénalité.

### 3.4 Étude de l'optimisation de l'emplacement des balises avec l'algorithme BPSA

Nous étudions, dans cette section, la problématique d'emplacement optimal d'un ensemble de balises radio dans un environnement intérieur. Nous considérons deux types de zone à localiser : une seule pièce dont la disposition des balises est connue en amont et un ensemble de pièces représentant un étage d'un bâtiment. En effet, il est montré [150, 151] que la disposition optimale au sens de la borne de Cramér-Rao est, en 2D, un polygone régulier centré sur la cible. En 3D, il s'agit d'un solide de Platon avec les balises aux extrémités [151]. Nous avons développé dans un premier temps l'algorithme BPSA (voir Table 3.2) sous Matlab. Nous reprenons les mêmes paramètres initiaux utilisés précédemment ; le nombre maximal de tentatives  $k_{\max} = 20$ , la pente de descente  $\rho = 0.8$  et la valeur du critère d'arrêt  $\epsilon = 0.1$ . Nous expliquons dans la suite les paramètres d'évaluation d'une configuration obtenue pour un emplacement de balises.

#### ■ Paramètres d'évaluation :

Selon la définition des critères DOP, plus la valeur est faible, meilleure est la précision de la configuration choisie pour les balises. Puisque les valeurs numériques des critères PDOP EPDOP ne sont pas comparables, la comparaison doit être effectuée selon l'erreur en positionnement sur la zone de localiser. Dans l'optique de comparer entre les configurations optimales obtenues avec des critères DOP, nous désignons  $\mathbf{x}$  une position du terminal mobile (appelée *cible* pour la suite) et nous calculons l'erreur quadratique moyenne de positionnement RMSE qui est définie pour  $L$  réalisations par :

$$RMSE(\Omega_n) = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{y}}_i\|^2},$$

avec  $\Omega_n$  la configuration des balises trouvée par BPSA sous un critère DOP ( $C = 0 \Rightarrow$  la fonction objectif ne dépend que de  $g$ , éqn (3.15)),  $\mathbf{x}$  une cible (supposée ici connue), et  $\hat{\mathbf{y}}_i$  l'estimation de position obtenue par trilatération avec l'algorithme CLS (voir Section 3.1.3) à partir des positions des balises dans  $\Omega_n$  et des distances extraites à partir des mesures RSS corrompues par  $X_\sigma$ . Nous supposons que l'extraction des distances est faite avec le même modèle *path-loss* pour les balises dans une même pièce.

Un autre moyen d'évaluation et de comparaison des résultats d'optimisation se base sur le calcul du pourcentage de couverture (CR), de l'anglais *Coverage Rate*, et celui de sur-couverture (OCR), de l'anglais *Over Coverage Rate*, de la zone par l'ensemble des balises. Ces deux critères sont définis comme suit :

$$CR = 1 - \frac{\sum_{\mathbf{x} \in \mathcal{M}} H(\xi_{\mathbf{x}})}{\text{card}(\mathcal{M})}, \quad (3.18)$$

et

$$OCR = \frac{\sum_{\mathbf{x} \in \mathcal{M}} H(\xi'_{\mathbf{x}})}{\text{card}(\mathcal{M})}, \quad (3.19)$$

où  $H$  est la fonction échelon, de l'anglais *Heaviside*, définie pour  $x \in \mathbb{R}$  par :

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x > 0 \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Dans la suite, nous commençons par la comparaison des configurations optimales dans une seule pièce, avec le cas de système en 2D et en 3D, selon le critère RMSE. Nous évaluons, ensuite, les configurations obtenues, dans le cadre d'un système de localisation BT par zonage d'un ensemble cinq pièces avec une balise par pièce, à travers les critères  $CR$  et  $OCR$ .

### 3.4.1 Résolution du problème de l'emplacement de balises dans une seule pièce

Dans cette sous-section, nous nous restreignons sur l'application de l'algorithme BPSA adapté au critère DOP ( $C = 0$ , voir éqn (3.15)). Nous prenons les mêmes caractéristiques de la pièce décrite dans la Section 3.3.3.3 en volume. L'ensemble  $\mathcal{M}$  correspond au plan de hauteur  $z = 1$  m échantillonné uniformément au pas de 0.1. D'un autre côté, nous supposons que les écarts types des bruits de mesures provenant de toutes les balises sont identiques,  $\sigma_i = \sigma$ , dont la valeur sera choisie ultérieurement et que le rayon de couverture est à la fois fixe pour les différentes balises,  $\delta_i = \delta$ , et suffisamment grand pour couvrir toute la zone de localisation. De plus, nous considérons avec toutes les balises un même modèle pathloss, celui de la pièce de type bureau, indiqué dans la Table 3.1 avec  $\alpha_{BT} = 1.9$  et  $RSS(d_0) = -56dB$  pour estimer les distances à partir des mesures RSS. Dans cette partie expérimentale, nous appellerons PDOP' l'indicateur obtenu en multipliant PDOP éqn. (C.1) par le même terme de pondération que celui introduit dans WEPDOP (voir éqn. (3.3.2)).

#### 3.4.1.1 Localisation dans un plan

Considérons dans un premier temps les balises placées sur un même plan  $(\mathcal{B}_i)_{i=1,2,3} = \mathcal{B} = [-10, 10] \times [-10, 10] \times [1, 1]$ , où la hauteur  $z = 1$  m correspond à la hauteur typique d'un dispositif de localisation porté à la ceinture. Nous choisissons une valeur de l'écart type des bruits de mesures des balises  $\sigma = 2dB$ .

#### ■ Exemple de résultat d'optimisation :

La Figure 3.13 illustre une solution trouvée par BPSA sous critère PDOP (a) et WEPDOP (b). Nous avons opté à une normalisation des valeurs du critère sur la zone par sa valeur maximale pour que nous obtenions une échelle identique sur les deux figures. D'où, contrairement à la signification de la plage  $[0, 1]$  du critère DOP (voir Table C.1), la valeur 1, respectivement 0, sur cet échelle représente la pire, respectivement meilleure, valeur du critère (PDOP ou WEPODP) sur toute la zone pour la configuration obtenue. Ces configurations forment, comme attendu, un triangle proche du triangle équilatéral [150]. Dans le cas PDOP, il tend à atteindre les bords du plan alors que, pour WEPDOP, celui-ci est "contenu" à l'intérieur. Nous concluons que cette différence est bénéfique dans la mesure où placer les balises à l'intérieur du plan favorise les mesures RSS en réduisant en moyenne les distances du mobile aux balises.

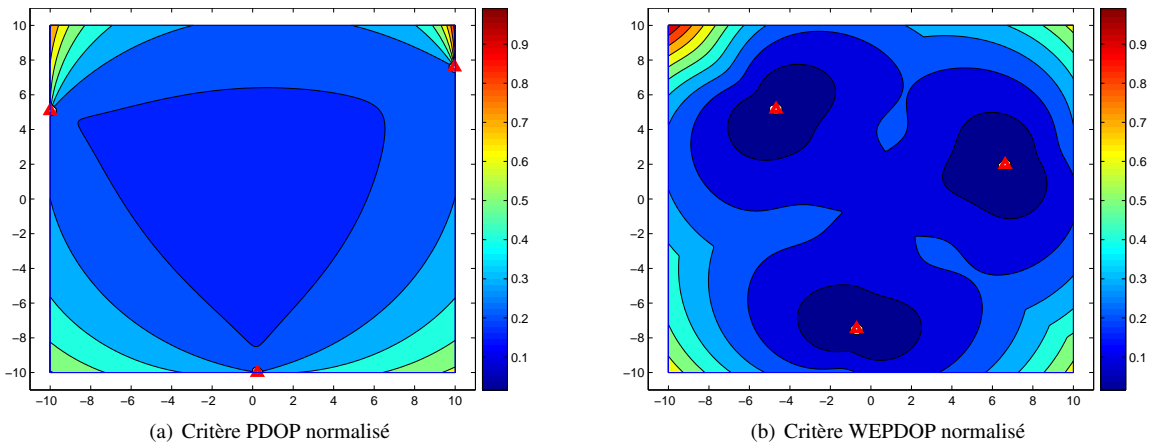


FIGURE 3.13 – Représentation des solutions trouvées par BPSA en un plan avec 3 balises  
Les balises sont représentées par des triangles rouges

### ■ Localisation au centre de la pièce :

Le centre d'une pièce et son entourage représentent le lieu le plus visité pour une pièce quelconque et le calcul de l'erreur RMSE dans cette zone reflète la performance d'un critère dans le contexte d'optimisation d'emplacement. Nous avons réalisé 100 réalisations ( $L = 100$ ) pour le calcul du RMSE avec la position  $\mathbf{x}$  placée au centre de la pièce. La Table 3.3 résume les différentes valeurs obtenues pour les quatre critères. On note ici que les performances de la localisation sont améliorées d'environ 25% pour EPDOP et 50% pour WEPDOP, comparativement à PDOP. Le critère PDOP' fournit quant à lui les moins bons résultats. Nous notons également que la précision en positionnement est faible, avec une valeur de 2.25m (minimale parmi les quatre critères) sur une pièce de  $10m \times 10m$ . Dans [152], des résultats similaires sont trouvés avec la même pièce considérée.

Nous étudions, pour la suite, la variation de l'erreur moyenne RMSE sur toute la zone avec un système en 3D. Nous verrons également l'effet de la variation de l'écart type des mesures RSS ( $\sigma$ ) sur l'erreur moyenne RMSE avec les différents critères DOP.

Critère DOP	RMSE( $\Omega_3$ )
<i>PDOP</i>	3.92 m
<i>PDOP'</i>	4.34 m
<i>EPDOP</i>	2.65 m
<i>WEPDOP</i>	2.25 m

TABLE 3.3 – Comparaison de l'erreur moyenne empirique de positionnement, RMSE( $\Omega_3$ )

#### 3.4.1.2 Localisation dans un volume

Dans ce deuxième scénario, les balises sont installées sur un plafond à une hauteur de 3 m,  $(\mathcal{B}_i)_{i=1,2,3,4} = \mathcal{B} = [10, 10] \times [-10, 10] \times [3, 3]$ . La fig. 3.14 montre que les solutions trouvées par PDOP et WEPDOP avec les coordonnées des 4 balises sont respectivement  $[-1.05 \ 0.29 \ 3]$ ;  $[-8.4 \ -9.3 \ 3]$ ;  $[-1 \ 8.5 \ 3]$ ;  $[7.48 \ -6.8 \ 3]$  et  $[-6.88 \ 7.31 \ 3]$ ;  $[6.42 \ 3.72 \ 3]$ ;  $[5.94 \ -7.52 \ 3]$ ;  $[-7.58 \ -5.89 \ 3]$ . La Table 3.4 considère différentes valeurs  $\sigma$  et

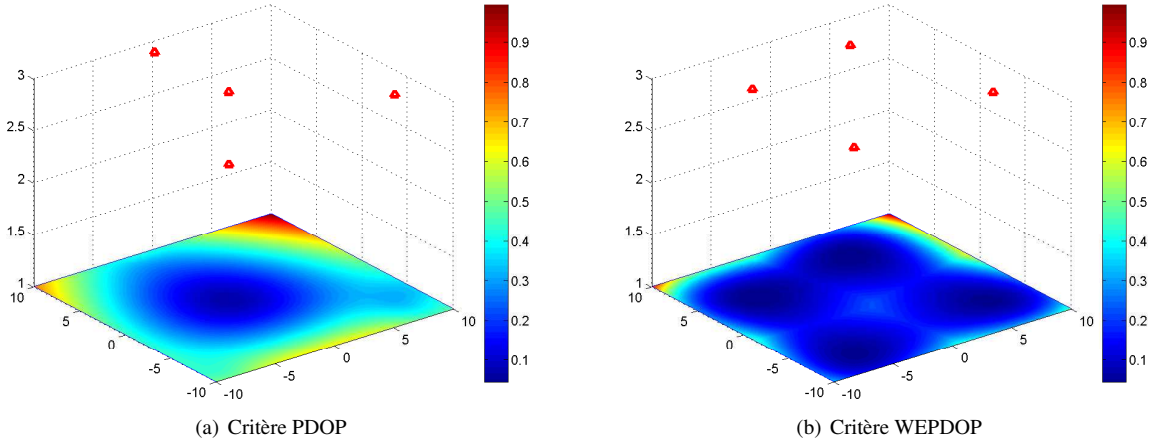


FIGURE 3.14 – Représentation des solutions trouvées par BPSA en un volume avec 4 balises  
Les balises sont représentées par des triangles rouges

des statistiques obtenues en prenant la moyenne empirique du critère  $RMSE$ , obtenues pour  $L = 10$ , avec 1000 positions des terminaux mobiles choisies aléatoirement dans la zone. Pour une valeur de  $\sigma$ , on constate les mêmes tendances que pour le scénario précédent, c-à-d des performances en localisation croissantes selon l'ordre PDOP', PDOP, EPDOP et WEPDOP. On trouve également une réduction de l'erreur de 10% environ pour WEPDOP comparativement à PDOP. Par contre, l'erreur moyenne empirique possède, avec la meilleure disposition obtenue par le critère WEPDOP, une valeur élevée, par exemple 9.65 m pour  $\sigma = 4dB$ , qui est inacceptable pour un système de localisation *indoor*.

Critère DOP	Écart type des mesures RSS ( $\sigma$ ) en dB															
	0.25	0.5	0.75	1	1.25	1.5	1.75	2	2.25	2.5	2.75	3	3.25	3.5	3.75	4
<i>PDOP</i>	2.98	3.34	3.79	4.13	4.59	5.21	5.68	6.08	6.65	7.20	7.69	8.30	8.88	9.49	9.93	10.76
<i>PDOP'</i>	3.01	3.49	3.95	4.36	4.80	5.35	6.00	6.21	6.88	7.43	7.81	8.44	8.97	9.66	10.09	10.79
<i>EPDOP</i>	2.89	3.22	3.60	4.04	4.49	5.00	5.38	5.90	6.48	6.98	7.60	8.06	8.66	9.25	9.81	10.66
<i>WEPDOP</i>	<b>2.88</b>	<b>3.11</b>	<b>3.39</b>	<b>3.59</b>	<b>4.22</b>	<b>4.73</b>	<b>5.11</b>	<b>5.53</b>	<b>6.06</b>	<b>6.49</b>	<b>7.04</b>	<b>7.49</b>	<b>7.98</b>	<b>8.74</b>	<b>9.04</b>	<b>9.65</b>

TABLE 3.4 – Comparaison des valeurs moyennes RMSE pour différentes solutions  $\Omega_4$   
Les meilleurs résultats sont indiqués en gras

Les tests effectués confirment le bon fonctionnement de notre algorithme proposé avec l'approche de *recuit simulé* ainsi que l'apport des critères EPDOP et WEPDOP par rapport au critère PDOP. Bien que la zone d'intérêt représente une salle vide avec un ajout d'un bruit gaussien sur les mesures RSS, l'erreur moyenne empirique reste supérieure à la barre d'un mètre. Ce résultat met en cause la pertinence des systèmes de localisation *indoor* par multilatération avec des mesures RSS-inquiry. Nous nous contentons, dans la section suivante, d'évaluer uniquement la performance d'un système de localisation par zone avec des balises BT.

### 3.4.2 Optimisation d'emplacement d'un ensemble de balises Bluetooth pour un système de localisation par zone

Notre étude expérimentale précédente a illustré la faible précision d'un système de localisation par multilatération dans un cas d'une seule pièce vide. Puisque l'erreur moyenne RMSE est supérieure à 9m pour la meilleure disposition avec le critère WEPDOP et un écart type de  $\sigma = 4dB$ , cette erreur sera plus grande dans le cas de RSS-inquiry avec  $\sigma_{BT} = 8.1dB$ ; voir Section 3.2.1.2. Nous nous contentons d'appliquer uniquement une localisation par zone avec des balises BT afin de couvrir une zone de localisation composée de plusieurs pièces. Avec un système de zonage, la notion de distance entre le smartphone et la balise n'a pas d'importance vis à vis du résultat de localisation. L'application du critère EPDOP est suffisante puisque l'apport du critère WEPDOP par rapport au critère EPDOP concerne la prise en compte de la distance entre le smartphone et la balise. Nous étudions dans cette section la performance des dispositions obtenues avec les différents critères DOP (PDOP et EPDOP) et les fonctions de pénalité  $\xi'$  en utilisant les critères d'évaluation CR et OCR.

#### 3.4.2.1 Présentation du contexte d'optimisation

À cause d'une faible précision des systèmes de localisation par multilatération, nous cherchons à mettre en place un système de localisation par zone avec BT dans un étage d'un bâtiment. Cet étage, pour lequel cinq balises BT doivent être installées, est composé de quatre pièces et un couloir avec une balise par pièce, ce qui revient à fixer  $N_1 = N_2 = 1$ . Pour simplifier le processus d'optimisation, nous négligeons l'effet des murs. Nous supposons également, comme dans la section précédente, que les écarts types des bruits de mesures provenant de toutes les balises sont identiques,  $\sigma_i = \sigma$  pour  $i = 1, 2, 3, 4, 5$ . Pour la valeur de  $\sigma$  dans cette application, nous prenons la valeur de 8.1dB, déterminée dans la Section 3.2.1.2, comme étant la valeur moyenne de l'écart type des bruits de mesures RSS dans une des pièces de test. Nous fixons également le rayon de couverture des balises BT à 10 m,  $\delta_i = 10m, i = 1, 2, 3, 4, 5$ . Les plans des balises  $\mathcal{B}_i$ , pour  $i = 1, \dots, 5$ , représentent les plans de chaque pièce se trouvant sur la même hauteur  $z = 1$  m et l'ensemble  $\mathcal{M}$  est égale à l'union des cinq plans  $\mathcal{B}_{i=1, \dots, 5}$ , échantillonnés au pas 0.1m.

#### 3.4.2.2 Application de l'algorithme BPSA

Nous exécutons l'algorithme BPSA pour le scénario de localisation par zone, décrit précédemment, avec le logiciel Matlab. Puisque l'algorithme BPSA nécessite une configuration initiale au début de son exécution, nous choisissons arbitrairement une position à la  $i^{\text{ème}}$  balise dans l'ensemble des positions admissibles  $\mathcal{B}_i$ . Le système de localisation par zone a besoin de couvrir le maximum de la zone totale en évitant les zones couvertes par plus qu'une seule balise, appelé phénomène de *bagotage*. Nous étudions alors l'optimisation de l'emplacement des balises avec un système de localisation par zone ( $N_1 = N_2 = 1$ ) avec les critères DOP (PDOP et EPDOP) ainsi que les fonctions de pénalité  $\xi'$ . Nous comparons ensuite les dispositions obtenues à travers les paramètres d'évaluation CR et OCR.

### ■ Optimisation par critères DOP :

Pour ce premier cas, nous prenons le paramètre  $C = 0$  qui permet de réduire la fonction objectif (éqn. 3.15) à  $f(\Omega_n) = \sum_{x \in \mathcal{M}} g(x, \Omega_n)$ . La Figure 3.15 illustre l'évolution des critères (E)PDOP à la fin d'exécution de

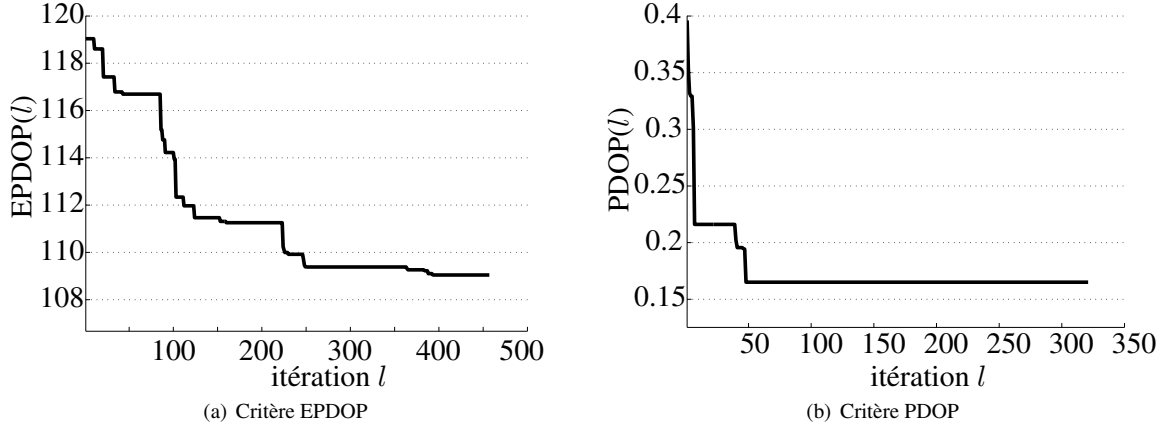


FIGURE 3.15 – Exemple d'évolution des critères DOP avec l'algorithme BPSA ; cas à 5 balises

l'algorithme BPSA avec une même configuration initiale. Le résultat d'optimisation d'emplacement des balises basé sur ces critères est illustré en Figure 3.16, où l'emplacement de chaque balise est représenté par un triangle et le cercle en pointillé représente sa zone de couverture. Avec le critère EPDOP ; voir Figure 3.16-a, les balises ont tendance à chercher les emplacements qui permettent une meilleure couverture des positions dans l'ensemble  $\mathcal{M}$ . Par contre, avec une optimisation par critère PDOP (voir Figure 3.16-b), les balises restent attachées aux contours des pièces et ce que nous jugeons non pertinent pour la localisation par zone.

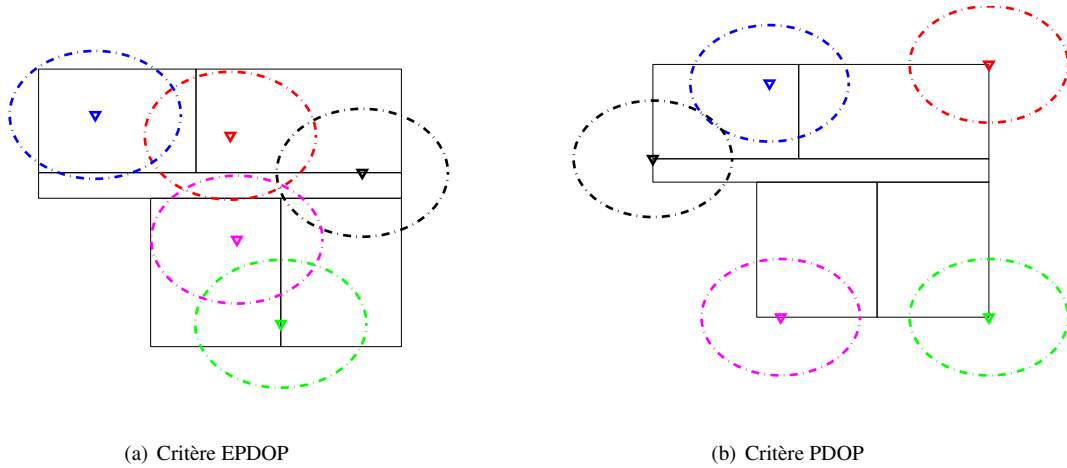


FIGURE 3.16 – Exemple de placement par algorithme BPSA/critère DOP ; cas à 5 balises

### ■ Optimisation par les fonctions de pénalité :

Pour le deuxième test, nous procédons à l'optimisation de l'emplacement des balises en se basant uniquement sur les deux fonctions de pénalité  $\xi'$  afin de visualiser leurs effets sur le processus d'optimisation ainsi que leurs contributions à la performance en localisation. Nous prenons le paramètre  $C \gg 1$  pour que la fonction objectif (voir éqn. (3.15)) devienne  $f(\Omega_n) \sim \sum_{x \in \mathcal{M}} [\gamma \xi_x + (1 - \gamma) \xi'_x]$ . Un exemple d'évolution des critères  $\xi'$  à la fin d'une exécution de l'algorithme d'optimisation est montré dans la Figure 3.17, où nous avons divisé la fonction objectif par la valeur de  $C$  pour que les valeurs soient dans l'intervalle  $[0, 1]$ . Le résultat d'optimisation par la fonction de pénalité  $\xi$  ( $\gamma = 1$ ) à la fin de cette exécution est affiché dans la Figure 3.18-a. Avec cette

configuration, les balises sont éparpillées au centre des pièces en cherchant à maximiser la zone de couverture. Quant à l'optimisation par la fonction de pénalité  $\xi'$  ( $\gamma = 0$ ), le processus a abouti à une configuration illustrée

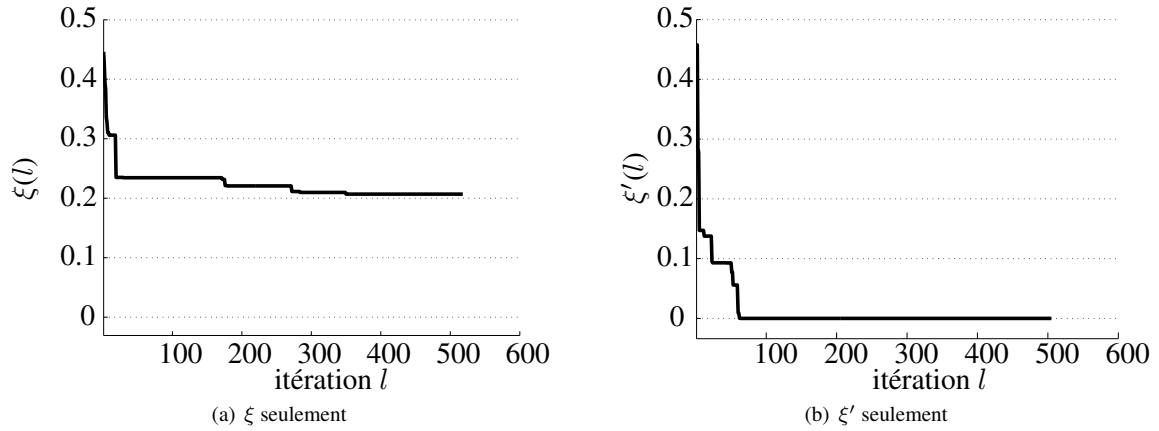


FIGURE 3.17 – Exemple d'évolution des fonctions de pénalité avec l'algorithme BPSA ; cas à 5 balises

dans la Figure 3.18-b. On remarque que, pour cette configuration, l'emplacement des balises a été choisi en essayant de minimiser les zones de sur-couverture.

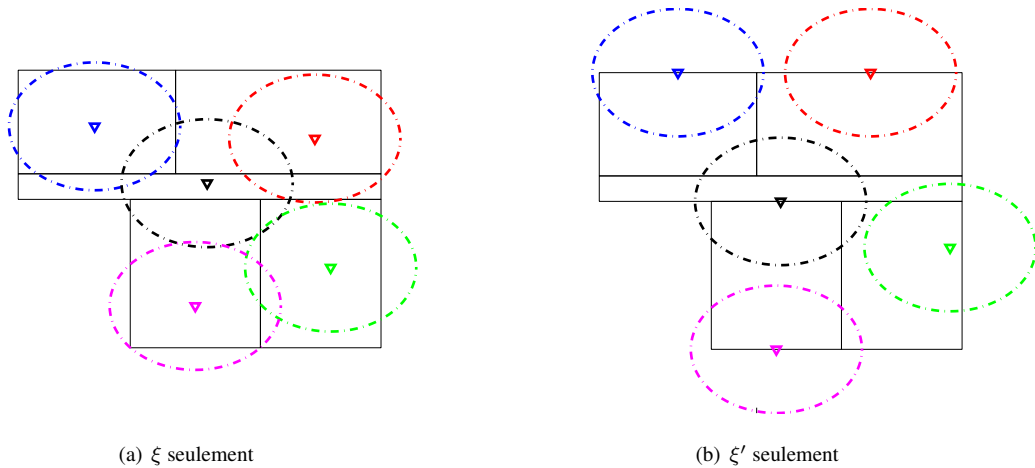


FIGURE 3.18 – Exemple de placement par algorithme BPSA/fonction de pénalité ; cas à 5 balises

#### ■ Statistiques de couverture :

Nous cherchons à évaluer les performances des configurations obtenues pour les critères DOP et les fonctions de pénalité en localisation pour le système de zonage planifié. Nous calculons pour 100 exécutions du processus d'optimisation, avec une nouvelle configuration initiale à chaque exécution, la moyenne empirique des pourcentages  $CR$  (voir éqn.3.18) et  $OCR$  (voir éqn.3.19), que nous noterons respectivement  $\overline{CR}$  et  $\overline{OCR}$ . La Table 3.5 résume les pourcentages obtenus. Nous notons que l'optimisation par critère PDOP a abouti au pire résultat pour un système de zonage, notamment avec le pourcentage de couverture ( $\overline{CR}$ ) le plus faible. Nous remarquons également que l'optimisation par la fonction de pénalité  $\xi$  permet d'atteindre le maximum de pourcentage de couverture certes, mais fournit aussi un maximum de pourcentage de sur-couverture ( $\overline{OCR}$ ). D'un autre côté, l'optimisation par la fonction de pénalité  $\xi'$  affiche le plus faible pourcentage de sur-couverture en assurant le minimum de bagotage possible. Finalement, quant à l'optimisation par critère EPDOP, le résultat affiche un compromis entre les deux pourcentages de (sur)couverture avec un pourcentage  $\overline{CR}$  proche à celui obtenu par la fonction de pénalité

ξ. Nous concluons que notre amélioration proposée est la mieux adaptée, en comparaison avec le critère PDOP, à l'optimisation des placements de balises pour des systèmes de localisation basés sur les mesures de puissance.

Paramètres de la fonction objectif	$\overline{CR}$	$\overline{OCR}$
$g = PDOP \ \& \ C = 0$	43.63 %	2.74 %
$g = EPDOP \ \& \ C = 0$	79.07 %	6.59 %
$\xi \ \& \ C \gg 1$	80.51 %	9.31 %
$\xi' \ \& \ C \gg 1$	56.29 %	0.48 %

TABLE 3.5 – Moyenne des pourcentages de couverture et sur-couverture

## Conclusion

Nous avons rappelé, dans ce chapitre, le fonctionnement général de la technologie Bluetooth (BT) ; les caractéristiques de la couche physique, les étapes d'établissement de connexion BT et les topologies existantes. Nous avons recensé des exemples de systèmes de localisation, avec la technologie BT, par zonage, ainsi que par positionnement. Nous avons également listé les contraintes majeures d'application de cette technologie à la localisation *indoor*, comme la lenteur de la procédure inquiry, la nécessité d'interconnexion entre deux équipements avec la procédure page et l'obligation d'intervention de l'utilisateur de terminaux mobiles de type Android afin de le maintenir en mode *découvrable*. Bien que la mesure RSS-inquiry représente une meilleure corrélation avec la distance émetteur/récepteur parmi les métriques BT existantes [115], des challenges d'application de cette métrique à la localisation, comme l'emploi des sauts de fréquences, complexifient son emploi à la localisation et réduit son efficacité.

Dans la deuxième partie, nous avons abordé la problématique d'optimisation d'emplacement de balises radio. Puisque le critère DOP appliqué aux mesures TOA/TDOA est souvent utilisé dans ce contexte, nous avons introduit une amélioration à ce critère appliquée aux mesures RSS, sous le nom EPDOP (Enhanced PDOP). Avec notre étude expérimentale sur RSS-inquiry, nous avons constaté que l'erreur en position introduite par une erreur en mesure est différente selon la position entre le terminal et la balise. Nous avons ajouté ainsi une version pondérée, WEPDOP (*Weighted EPDOP*), de notre amélioration qui pénalise les positions les plus éloignées de la balise. Puis, nous avons développé un processus d'optimisation d'emplacement de balises radio en intégrant deux fonctions de pénalité selon le nombre maximal dépassé, ou minimal absent, des balises dans une zone. Nous avons proposé et implémenté un algorithme BPSA (*Beacon Placement using Simulated Annealing*) d'optimisation d'emplacement de balises radio basé sur la technique de recuit simulé avec la prise en compte des contraintes structurelles du bâtiment. Nous avons procédé premièrement à la confirmation de convergence de notre algorithme et, puis, nous avons comparé, pour les configurations obtenues par le critère PDOP et EPDOP, l'erreur moyenne empirique entre la position du terminal et celle estimée par la méthodologie de trilatération sur une salle vide en forme de parallélépipède. La configuration des balises, obtenue par WEPDOP, a permis de réduire l'erreur en localisation dans un plan ou un volume de 25% et 10%, respectivement, par rapport à celle obtenue avec le critère PDOP. Toutefois, puisque l'écart type des mesures  $\sigma$  RSS en intérieur est souvent dans l'intervalle  $[4dB, 12dB]$  [141], nous avons signalé, pour le meilleur critère WEPDOP, une précision médiocre avec une erreur moyenne empirique de 9.65m pour un écart type de mesure RSS  $\sigma = 4dB$ . Ce résultat met en question l'efficacité de la localisation par le standard BT en employant la méthodologie de multilatération et souligne sa forte dépendance du nombre de balises utilisées. Finalement, puisque notre étude expérimentale sur RSS BT a donné un écart type de 8.1dB pour les mesures RSS-inquiry, nous avons appliqué uniquement le processus d'optimisation de placement de balises à un système de localisation par zone. La configuration obtenue pour chaque critère a montré l'intérêt de cet algorithme et l'efficacité du choix de notre critère EPDOP permettant d'aboutir à un meilleur compromis entre les pourcentages de (sur)couverture.

Bien que l'emplacement des balises soit optimal au sens du critère DOP, la performance en localisation reste médiocre avec la méthodologie de trilatération. Afin de se détacher de la dépendance à l'emplacement des balises, nous étudierons par la suite une autre méthodologie, la navigation pédestre à l'estime, qui fonctionne sans avoir recours à une infrastructure. Cette méthodologie exploite les capteurs inertiels, embarqués dans le terminal mobile.

# Chapitre 4

## Exploitation et utilisation des capteurs inertiels

### Introduction

Les systèmes de localisation existants (radio, sonore ou infrarouge), qui fonctionnent avec une méthodologie comme le barycentre, la multilatération ou le fingerprinting, requièrent le déploiement d'une infrastructure dédiée ou l'utilisation opportuniste d'une infrastructure déjà existante. Les performances de ces systèmes restent dépendantes de la précision des métriques employées et du pourcentage de couverture de la zone à localiser par cette infrastructure, mis à part les coûts budgétaires et de maintenance pour cette infrastructure. Contrairement à ces systèmes de localisation, la méthodologie de navigation à l'estime est souvent proposée comme une autre alternative sans avoir recours à une infrastructure. Cette méthodologie ne cesse de gagner en popularité grâce à l'emploi des smartphones. L'idée de base consiste à déduire la position d'un mobile en fonction du trajet réalisé depuis sa dernière position connue. Nous nous intéressons à la navigation pédestre à l'estime (NPE) qui exploite les capteurs inertiels embarqués dans un terminal mobile porté par un utilisateur. Ces capteurs inertiels sont l'accéléromètre, le magnétomètre et le gyroscope. Par exemple, l'accélération mesurée sur 3 axes peut être exploitée pour l'estimation du nombre de pas effectués et de la longueur de chaque pas [153].

Chaque capteur dans un terminal mobile fournit un signal de sortie, appelé mesure, sur trois axes orthogonaux fixés vis-à-vis du terminal mobile afin de faciliter l'analyse des quantités mesurées. Néanmoins, les mesures du capteur sont dépendantes des paramètres intrinsèques et elles sont corrompues par un bruit. Les paramètres intrinsèques du capteur sont : les facteurs d'échelle, les coefficients de défaut d'alignement et les biais. Pour un capteur commercialisé, les paramètres intrinsèques sont fournis par le constructeur. Par contre, le constructeur de smartphone ou de tablette ne fournit pas ces paramètres. De plus, ils, les paramètres intrinsèques, sont assujettis aux dérives temporelles [30]. Face à ce constat, une calibration est alors indispensable afin d'estimer les paramètres intrinsèques.

Ce chapitre s'intéresse à la modélisation des mesures de chaque capteur inertiel (accéléromètre, magnétomètre et gyroscope). Nous détaillons les méthodes de calibration existantes qui permettent d'estimer les paramètres intrinsèques. Nous présentons notre étude expérimentale afin d'évaluer quelques algorithmes de calibration applicables au contexte des smartphones et des tablettes et d'étudier le phénomène de dérives temporelles des paramètres intrinsèques estimés.

### 4.1 Accéléromètre

Le système NPE exploite les mesures d'accélération afin d'estimer le trajet effectué. Chaque mesure est un vecteur à trois composantes selon les trois axes orthogonaux, notés  $X^s$ ,  $Y^s$  et  $Z^s$ , propres au terminal ; voir Figure 4.1. Ces axes constituent le repère du terminal, que nous noterons  $S$ . Ce repère est commun pour tous les mesures ;

d'accélération, de champ magnétique ou de vitesse angulaire, et d'autres détails sur ce repère sont fournis dans l'annexe A.3. Nous utilisons l'exposant  $\{.\}^s$  pour indiquer que c'est une donnée écrite dans le repère  $\mathcal{S}$ .



FIGURE 4.1 – Repère smartphone ( $\mathcal{S}$ )

Les mesures effectuées d'accélération représentent l'accélération du capteur qui est due aux mouvements de l'utilisateur. Néanmoins, la mesure de l'accélération par le terminal mobile est affectée par des paramètres intrinsèques, dont les coefficients sont multiplicatifs et/ou additifs. Le système NPE nécessite donc de calibrer le capteur et d'extraire l'accélération propre au terminal mobile où le capteur est embarqué.

Nous présentons, dans cette section, une modélisation de la mesure de l'accélération. Nous donnons ensuite un aperçu sur les méthodes existantes de calibration des accéléromètres.

#### 4.1.1 Modèle de la mesure d'accélération

La mesure d'accélération est un vecteur, noté  $\mathbf{a}^s = \begin{pmatrix} a^s[x], a^s[y], a^s[z] \end{pmatrix}^\top$ , fourni par l'accéléromètre du terminal mobile. Ses composantes représentent les accélérations mesurées sur chaque axe du repère  $\mathcal{S}$ . Ce vecteur peut se décomposer sous la forme générale [154] :

$$\mathbf{a}^s = \mathbf{K}(\mathbf{a}_{\text{true}}^s - \mathbf{g}^s) + \mathbf{b}_{\text{acc}}^s + \boldsymbol{\eta}_{\text{acc}}^s, \quad (4.1)$$

où  $\mathbf{a}_{\text{true}}^s$  est l'accélération propre au mobile due à la force spécifique,  $\mathbf{g}^s$  la contribution de la force de pesanteur appelée également *vecteur de gravité*,  $\mathbf{K}$  une matrice carrée qui prend en compte les paramètres intrinsèques de *facteurs d'échelle* et de *défauts d'alignement* des axes<sup>23</sup> de l'accéléromètre,  $\mathbf{b}_{\text{acc}}^s$  le vecteur représentant les paramètres intrinsèques de biais et  $\boldsymbol{\eta}_{\text{acc}}^s$  un bruit affectant la mesure d'accélération. Nous expliquons dans la suite la caractérisation du bruit pour le signal issu d'un capteur inertiel.

##### ■ Caractérisation du bruit :

Le bruit  $\boldsymbol{\eta}_{\text{acc}}^s$  affecte la mesure d'accélération et des travaux existants s'intéressent à la caractérisation de ce bruit [155, 156]. La norme IEEE recommande d'utiliser la Variance d'Allan pour l'estimation de la caractérisation du bruit pour un capteur [155]. Cet outil statistique permet non seulement de quantifier l'erreur sur les mesures mais aussi de différencier tous les types de bruits (bruit de marche aléatoire de fréquence, bruit de scintillation de fréquence, bruit blanc de fréquence, bruit de scintillation de phase et bruit blanc de phase) affectant les mesures [155]. On trouve quatre modèles souvent utilisé pour le bruit [156] : modèle aléatoire constant, modèle de marche aléatoire, modèle Gauss-Markov et modèle auto-régressif. Pour ce travail de thèse, nous supposons - sans calculer la Variance d'Allan - que le bruit est représenté par le modèle de marche aléatoire où le bruit est considéré gaussien de moyenne nulle et d'écart type  $\sigma_{\eta_{\text{acc}}}$ .

L'expression vectorielle du vecteur de gravité est connue dans le repère de navigation  $\mathcal{N}$  (voir l'annexe A.1 pour la différence avec le repère  $\mathcal{S}$ ). En utilisant l'exposant  $\{.\}^n$  pour indiquer une écriture dans le repère  $\mathcal{N}$ , le

23. Les défauts d'alignement peuvent être exprimés de deux manières : en degré ou en pourcentage. Une valeur en degré signifie l'angle d'alignement de l'axe par rapport à sa position idéale. La valeur en pourcentage ou un réel dans l'intervalle  $[0, 1]$  représente le sinus d'angle entre l'axe et sa position idéale.

vecteur de gravité s'écrit :

$$\mathbf{g}^n = [0 \quad 0 \quad -g]^\top \quad (4.2)$$

où  $g$  représente la force de pesanteur qui varie entre 9.78 et 9.83  $m/s^2$  selon l'altitude et a pour valeur conventionnelle  $g = 9.80665 m/s^2$ . En utilisant ce modèle de la mesure d'accéléromètre, l'objectif de la phase de calibration de l'accéléromètre est de déterminer des estimateurs de la matrice  $\mathbf{K}$  et du vecteur  $\mathbf{b}_{acc}^s$ . Dans la suite nous utilisons l'exposant  $\{\hat{\cdot}\}$  pour désigner un paramètre intrinsèque estimé à partir d'une phase de calibration. Par exemple, la matrice  $\hat{\mathbf{K}}$  et le vecteur  $\hat{\mathbf{b}}_{acc}^s$  représente, respectivement, les estimations de la matrice  $\mathbf{K}$  et du vecteur  $\mathbf{b}_{acc}^s$  à partir d'une phase de calibration. La mesure d'accélération calibrée, que nous noterons  $\mathbf{a}_{calib}^s$ , s'écrit :

$$\mathbf{a}_{calib}^s = \hat{\mathbf{K}}^{-1}(\mathbf{a}^s - \hat{\mathbf{b}}_{acc}^s) \quad (4.3)$$

En injectant l'éqn. (4.1) dans (4.3), on trouve :

$$\mathbf{a}_{calib}^s = \mathbf{a}_{true}^s - \mathbf{g}^s + \boldsymbol{\eta}_{acc}^s \quad (4.4)$$

En utilisant l'accélération calibrée, le système NPE nécessite l'estimation du vecteur de gravité lors de l'estimation de l'orientation de déplacement (voir Paragraphe 5.3.2.2). Nous expliquons dans la suite l'approche d'estimation du vecteur  $\mathbf{g}^s$ .

#### ■ Estimation du vecteur de gravité $\mathbf{g}^s$ :

Selon le modèle de la mesure d'accélération, le vecteur  $\mathbf{g}^s$  s'écrit :

$$\mathbf{g}^s = \mathbf{K}^{-1}(\mathbf{b}_{acc}^s + \boldsymbol{\eta}_{acc}^s - \mathbf{a}^s) + \mathbf{a}_{true}^s \quad (4.5)$$

Nous supposons que l'effet de bruit  $\boldsymbol{\eta}_{acc}^s$  est négligeable en présence de la composante d'accélération  $\mathbf{a}^s$ . L'éqn (4.5) devient :

$$\mathbf{g}^s = \mathbf{K}^{-1}(\mathbf{b}_{acc}^s - \mathbf{a}^s) + \mathbf{a}_{true}^s \quad (4.6)$$

En combinant les eqn. (4.6) et (4.4), on trouve :

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_{calib}^s &= \mathbf{a}_{true}^s - \mathbf{g}^s \\ \Leftrightarrow \mathbf{g}^s &= \mathbf{a}_{true}^s - \mathbf{a}_{calib}^s \end{aligned} \quad (4.7)$$

Puisque l'accélération de l'utilisateur,  $\mathbf{a}_{true}^s$ , varie selon la nature de mouvement, nous définissons l'accélération statique,  $\mathbf{a}_{static}^s$ , avec :

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_{static}^s &= \mathbf{a}_{calib}^s - \mathbf{a}_{true}^s \\ \stackrel{(4.7)}{\Leftrightarrow} \mathbf{g}^s &= -\mathbf{a}_{static}^s \end{aligned} \quad (4.8)$$

Dans la suite, nous considérons deux configurations : période sans mouvement ( $\mathbf{a}_{true}^s = \mathbf{0}$ ) et avec mouvement ( $\mathbf{a}_{true}^s \neq \mathbf{0}$ ). En période statique (i.e. sans mouvement), l'accélération due à la force spécifique est nulle ( $\mathbf{a}_{true}^s = \mathbf{0}$ ) et l'éqn (4.7) donne :

$$\mathbf{g}^s = -\mathbf{a}_{calib}^s \quad (4.9)$$

En période de mouvement, l'accélération due à la force spécifique est variable selon les mouvements du corps et l'extraction du vecteur de gravité devient plus difficile. Sachant que la quantité  $\mathbf{g}^s$  est présente en permanence dans l'accélération calibrée, nous proposons d'appliquer un filtre exponentiel passe-bas à la  $k^{\text{ème}}$  itération, avec :

$$\mathbf{g}^s[k] = \alpha_1 \mathbf{g}^s[k-1] - (1 - \alpha_1) \mathbf{a}_{calib}^s[k], \quad (4.10)$$

où le facteur empirique  $\alpha_1$  possède une valeur comprise entre 0 et 1.

En résumé, le vecteur de gravité  $\mathbf{g}^s$  s'écrit :

$$\mathbf{g}^s[k] = \alpha_g \mathbf{g}^s[k-1] + (1 - \alpha_g) \mathbf{a}_{calib}^s, \quad (4.11)$$

avec  $\alpha_g = \begin{cases} 0 & \text{terminal est statique} \\ \alpha_1 & \text{sinon} \end{cases}$

Le fonctionnement d'un capteur inertiel est affecté par des effets environnementaux, comme l'effet thermique, mécanique ou électrique [157], ce qui impacte la mesure fournie par le capteur inertiel. Cet impact se traduit par des changements dans les paramètres intrinsèques et le bruit [158]. Nous nous intéressons dans la suite à l'effet thermique, que nous jugeons le plus important dans le contexte des capteurs inertiels d'un smartphone ou d'une tablette.

#### ■ Effet de l'environnement sur les mesures d'un capteur inertiel :

Dans [158], une étude d'évaluation de changement de température de  $-30^\circ\text{C}$  à  $70^\circ\text{C}$  avec un pas de  $5^\circ\text{C}$  pour deux accéléromètre 3D - commercialisés par deux constructeurs différents, supportant cette plage de variation de température. En mettant les capteurs en position statique, cette expérience a montré que les valeurs estimées des paramètres intrinsèques sur chaque axe du capteur sont corrélées avec le changement de la température. De plus, les variations des valeurs estimées sont plus accrues sur les paramètres intrinsèques de biais et elle sont différentes sur les trois axes et d'un capteur à l'autre sur chaque axe. La variation la plus élevée obtenue sur le paramètre intrinsèque de biais atteint une valeur de  $0.3 \text{ m.s}^{-2}$  avec le premier le capteur industriel et  $0.05 \text{ m.s}^{-2}$  avec l'autre capteur industriel. Des observations similaires sont également retrouvées dans d'autres travaux comme [159, 160]. Dans [30], cette problématique est évoquée pour les capteurs inertiels embarqués dans un smartphone. Sous l'hypothèse que l'impact principal sur les mesures des capteurs inertiels se trouve sur les paramètres intrinsèques de biais, KOS et al. [30] effectue un changement brusque de la température, à laquelle un smartphone est soumis, de  $8^\circ\text{C}$  à  $21^\circ\text{C}$ . Il note une fluctuation aléatoire sur les valeurs estimées des paramètres intrinsèques de biais sur une durée d'enregistrement de 30 minutes après le changement de température. De plus, il a fallu une heure à température constante pour retrouver des valeurs estimées stables pour les paramètres intrinsèques de biais [30].

Nous expliquons dans le paragraphe suivant les méthodes existantes de calibration des accéléromètres.

### 4.1.2 Calibration de l'accéléromètre

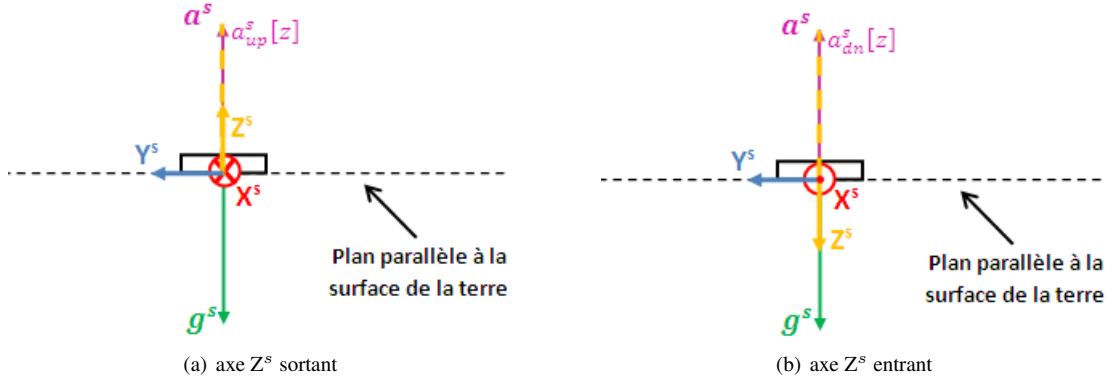
L'objectif de la procédure de calibration est d'estimer les paramètres intrinsèques du capteur : la matrice  $\mathbf{K}$  et le vecteur  $\mathbf{b}_{\text{acc}}^s$ . Bien que ces paramètres puissent être fournis par le constructeur, ces valeurs produisent des fausses estimations du vecteur de gravité pour des configurations où l'expression du vecteur de gravité est connue [161]. Dans ce cas là, la calibration du capteur est nécessaire. Cette procédure exploite des configurations pour lesquelles la sortie du capteur est connue. Dans le cas des accéléromètres, l'accélération due à la force spécifique est nulle ( $\mathbf{a}_{\text{true}}^s = \mathbf{0}$ ) en statique et la sortie de l'accéléromètre doit être égale à  $-\mathbf{g}^s$ . Il existe deux approches distinctes qui exploitent cette propriété. La première utilise six mesures d'accélération pour lesquelles les expressions vectorielles de  $-\mathbf{g}^s$  sont connues en amont [156]. La seconde se base sur l'invariance de la norme des mesures d'accélération, qui doit valoir la norme de gravité après la calibration, prises aléatoirement en statique pour des orientations différentes. Nous détaillerons dans la suite le fonctionnement de chaque approche pour la calibration de l'accéléromètre.

#### 4.1.2.1 Méthode directe par six-positions

Cette méthode consiste à effectuer six mesures d'accélération différentes dont les expressions analytiques, sur chaque axe, sont connues. Elle fonctionne sous l'hypothèse de matrice  $\mathbf{K}$  diagonale ; c'est-à-dire  $\mathbf{K} = \text{diag}(K_x, K_y, K_z)$  où  $\text{diag}$  désigne l'opérateur de diagonalisation. Dans ce cas, la composante  $p = x, y, \text{ ou } z$  de l'accélération mesurée (voir éqn. (4.1)) sur l'axe  $P = X^s, Y^s, \text{ ou } Z^s$  s'écrit en moyenne :

$$a^s[p] = K_p(a_{\text{true}}^s[p] - g^s[p]) + b_{\text{acc}}^s[p]. \quad (4.12)$$

Pour déterminer les paramètres intrinsèques  $K_p$  et  $b_{\text{acc}}^s[p]$ , cette procédure de calibration nécessite deux mesures en statique ( $\mathbf{a}_{\text{true}}^s = \mathbf{0}$ ) pour lesquelles le terminal est mis à plat sur un plan parallèle à la surface de la terre avec l'axe  $P$  orthogonal à ce plan. Ces deux mesures permettent d'enregistrer deux vecteurs d'accélération  $\mathbf{a}_{\text{up}}^s$  et  $\mathbf{a}_{\text{dn}}^s$  qui représentent deux configurations ; l'axe  $P$  est, respectivement, sortant et entrant au plan de calibration. La Figure 4.2 illustre un exemple pour les deux configurations où l'axe  $Z^s$  représente l'axe  $P$ . Nous exploitons ces

FIGURE 4.2 – Les deux configurations pour calibrer l’axe  $Z^s$  avec la méthode directe par six-positions

Les symboles  $\odot$  et  $\otimes$  indiquent, respectivement, des vecteurs sortant du plan et entrant au plan.

conditions pour déterminer les expressions analytiques des composantes  $p$  des vecteurs  $\mathbf{a}_{up}^s$  et de  $\mathbf{a}_{dn}^s$ , notés  $a_{up}^s[p]$  et de  $a_{dn}^s[p]$  respectivement. Dans un premier temps, nous déterminons l’expression de la composante  $p$  du vecteur  $\mathbf{g}^s$  pour ces deux configurations. Puisque l’axe  $P$  est colinéaire à la direction de gravité, la composante  $|g^s[p]| = g$ . La composante  $p$  du vecteur  $\mathbf{g}^s$  possède une valeur à chaque configuration que nous résumons comme suit :

— si l’axe  $P$  est orienté à la direction opposée au vecteur de gravité :

$$g^s[p] = -g, \quad (4.13)$$

— si l’axe  $P$  est orienté à la même direction du vecteur de gravité :

$$g^s[p] = g. \quad (4.14)$$

En injectant  $a_{true}^s[p] = 0$  dans (4.12), les expressions de  $a_{up}^s[p]$  et de  $a_{dn}^s[p]$  s’écrivent, respectivement, en utilisant (4.13) et (4.14) :

$$\begin{aligned} a_{up}^s[p] &= K_p(0 - (-g)) + b_{acc}^s[p] \quad \text{et} \quad a_{dn}^s[p] = K_p(0 - g) + b_{acc}^s[p] \\ \Leftrightarrow \quad a_{up}^s[p] &= K_pg + b_{acc}^s[p] \quad \text{et} \quad a_{dn}^s[p] = -K_pg + b_{acc}^s[p] \end{aligned} \quad (4.15)$$

En combinant les expressions des deux vecteurs dans (4.15), les paramètres intrinsèques de biais  $b_{acc}^s[p]$  et de facteur d’échelle  $K_p$  s’obtiennent en calculant [154] :

$$b_{acc}^s[p] = \frac{a_{up}^s[p] + a_{dn}^s[p]}{2} \quad \text{et} \quad K_p = \frac{a_{up}^s[p] - a_{dn}^s[p]}{2g}. \quad (4.16)$$

Ces deux configurations ont abouti à deux vecteurs d’accélération qui permettaient d’estimer les paramètres intrinsèques de biais et de facteur d’échelle sur un seul axe. En appliquant ces deux configurations pour chaque axe du capteur (i.e.  $X^s$ ,  $Y^s$  et  $Z^s$ ), les six vecteurs obtenus permettent de calibrer ces trois axes du capteur. Cette approche est ainsi connue sous le nom de calibration directe par six-positions.

Cette méthode de calibration est fonctionnelle pour l’hypothèse d’une surface parfaitement parallèle à la celle de la terre. Or, cette condition demeure difficile à garantir pour notre utilisateur car les plans de calibration employés peuvent être affectés de légères inclinaisons. Voyons à présent l’effet d’une telle inclinaison sur le résultat de calibration avec la méthode directe par six-positions.

#### ■ Effet d’inclinaison de la surface :

Pour cette étude, nous considérons que l’inclinaison n’affecte pas la condition d’immobilité du terminal en phase de calibration. Autrement dit, nous supposons que le terminal réussit à rester statique malgré l’inclinaison du plan de calibration. La Figure 4.3-a illustre une vue de dessus d’un exemple de configuration du terminal mobile lorsque l’axe  $Z^s$  est colinéaire avec le vecteur de gravité et est sortant par rapport au plan de calibration. La Figure 4.3-b

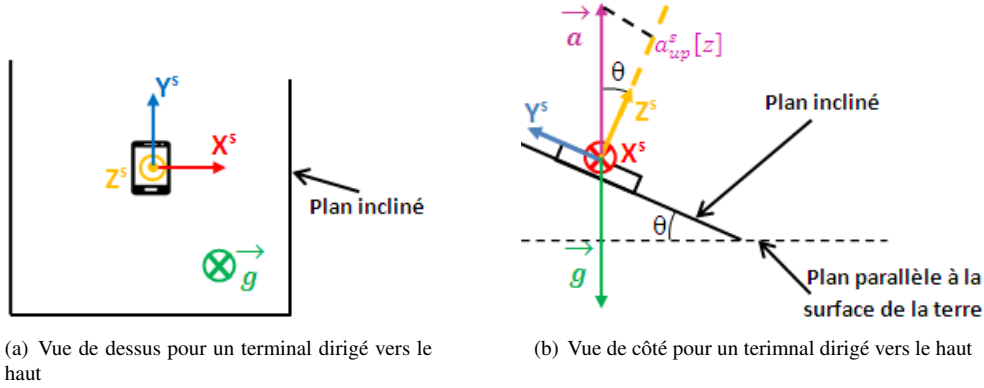


FIGURE 4.3 – Effet d'inclinaison de plan de calibration sur les mesures d'accélération

Les symboles  $\odot$  et  $\otimes$  indiquent, respectivement, des vecteurs sortant du plan et entrant au plan.

est une vue de côté pour la même situation précédente et montre l'effet de présence d'un angle d'inclinaison  $\theta$  sur l'estimation de  $a_{up}^s[z]$ . L'expression  $a_{up}^s[z]$  s'écrit donc :

$$a_{up}^s[z] = K_z g \cos(\theta) + b_{acc}^s[z], \quad (4.17)$$

Par analogie, l'expression de  $a_{dn}^s[z]$  s'écrit pour le même exemple de plan d'inclinaison dans la Figure 4.3 :

$$a_{dn}^s[z] = -K_z g \cos(\theta) + b_{acc}^s[z]. \quad (4.18)$$

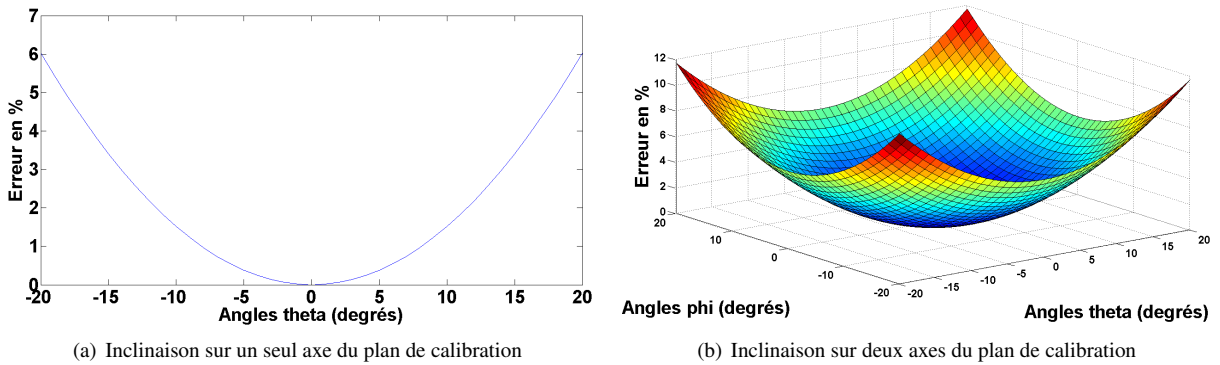
Les estimations des paramètres intrinsèques de facteur d'échelle et de biais sur l'axe Z s'obtiennent, respectivement, par :

$$\hat{K}_z = \frac{K_z g \cos(\theta) + b_{acc}^s[z] - (-K_z g \cos(\theta) + b_{acc}^s[z])}{2g} \Leftrightarrow \hat{K}_z = K_z \cos(\theta) \quad (4.19)$$

et

$$\hat{b}_{acc}^s[z] = \frac{K_z g \cos(\theta) + b_{acc}^s[z] + (-K_z g \cos(\theta) + b_{acc}^s[z])}{2} \Leftrightarrow \hat{b}_{acc}^s[z] = b_{acc}^s[z] \quad (4.20)$$

En conclusion, l'estimation du paramètre intrinsèque de biais est indépendante de la valeur d'inclinaison, par contre, le paramètre intrinsèque estimé de facteur d'échelle est pondéré par le facteur angulaire  $\cos(\theta)$ . Le pourcentage de l'erreur sur l'estimation du facteur d'échelle est obtenu par  $|\frac{K_z - \hat{K}_z}{K_z}| \times 100$ . En présence d'une inclinaison par rapport à un seul axe, cette erreur atteint une valeur de 6 % avec  $\theta = 20^\circ$  ; voir Figure 4.4-a. La Figure 4.4-b

FIGURE 4.4 – Évolution de l'erreur en pourcentage du facteur d'échelle selon les valeurs d'angles d'inclinaison  $\theta$  et  $\phi$  sur les axes du plan de calibration

illustre l'évolution de cette erreur en présence d'une inclinaison sur chacun des deux axes du plan de calibration. L'erreur maximale, qui vaut 12 %, correspond aux valeurs maximales d'inclinaison, 20° en valeur absolue, avec les deux angles. Cette erreur ne pourra être corrigée qu'à travers la connaissance des angles d'inclinaison du plan de calibration.

Nous nous intéressons dans la suite à l'autre méthode de calibration qui exploite l'invariance de la norme des mesures.

#### 4.1.2.2 Méthode d'invariance de la norme des mesures

La seconde méthode de calibration exploite l'invariance des mesures d'accélération en statique à des orientations différentes du terminal. Plus précisément, les mesures employées par cette méthode de calibration sont obtenues en conservant le terminal statique sur une seule position et, à chaque mesure, une orientation est choisie aléatoirement pour enregistrer l'accélération. La Figure 4.5 illustre trois exemples d'orientations différentes du smartphone. Sous la condition de terminal statique, on a  $\mathbf{a}_{\text{true}} = \mathbf{0}$  et, en injectant ce résultat dans (4.1), on trouve



FIGURE 4.5 – Exemple de trois orientations différentes du smartphone

en moyenne :

$$\mathbf{a}^s = -\mathbf{K}\mathbf{g}^s + \mathbf{b}_{\text{acc}}^s$$

Supposons que  $\mathbf{K}$  est inversible, la dernière équation donne :

$$\mathbf{K}^{-1}(\mathbf{a}^s - \mathbf{b}_{\text{acc}}^s) = -\mathbf{g}^s. \quad (4.21)$$

Calculons la norme de (4.21) :

$$\begin{aligned} \|\mathbf{K}^{-1}(\mathbf{a}^s - \mathbf{b}_{\text{acc}}^s)\|^2 &= \|\mathbf{g}^s\|^2 = g^2 \\ \Leftrightarrow \|\mathbf{K}^{-1}(\mathbf{a}^s - \mathbf{b}_{\text{acc}}^s)\|^2 - g^2 &= 0 \end{aligned} \quad (4.22)$$

Posons  $f_i(\boldsymbol{\theta})$  une fonction objectif, avec un paramètre d'entrée  $\boldsymbol{\theta} = (\mathbf{K}, \mathbf{b}_{\text{acc}}^s)$ , et évaluée en  $\mathbf{a}_i^s$  :

$$f_i(\boldsymbol{\theta}) = \|\mathbf{K}^{-1}(\mathbf{a}_i^s - \mathbf{b}_{\text{acc}}^s)\|^2 - g^2, i = 1 \dots n \quad (4.23)$$

Selon l'éqn. (4.22), les paramètres intrinsèques du capteur avec la matrice  $\mathbf{K}$  et le vecteur  $\mathbf{b}_{\text{acc}}^s$  permettent d'avoir  $f_i(\boldsymbol{\theta}) = 0 \ \forall i$  et, ainsi, l'objectif de la calibration par invariance de la norme des mesures est de trouver les paramètres  $\hat{\mathbf{K}}$  et  $\hat{\mathbf{b}}_{\text{acc}}^s$  qui minimisent la fonction objectif  $f_i(\boldsymbol{\theta})$ ,  $i = 1 \dots n$ , pour les  $n$  mesures d'accélération en statique. Le problème de minimisation s'écrit :

$$\begin{aligned} (\hat{\mathbf{K}}, \hat{\mathbf{b}}_{\text{acc}}^s) &= \arg \min_{\mathbf{K}, \mathbf{b}_{\text{acc}}^s} \|\mathbf{K}^{-1}(\mathbf{a}_i^s - \mathbf{b}_{\text{acc}}^s)\|^2 - g^2, \quad i = 1, \dots, n \\ (\hat{\mathbf{K}}, \hat{\mathbf{b}}_{\text{acc}}^s) &= \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} f(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{a}_i^s), \quad i = 1, \dots, n. \end{aligned} \quad (4.24)$$

#### ■ Méthodologies existantes pour la calibration des accéléromètres par invariance de la norme des mesures :

Plusieurs méthodologies de résolution du problème (4.24) ont été proposées, comme une méthode des moindres carrés linéaires [162], des moindres carrés non-linéaires [163, 164], d'apprentissage [165] ou heuristique [166]. Dans [167], une étude comparative est effectuée sur des algorithmes d'optimisation avec différentes méthodologies de résolution. Cette étude indique des résultats de calibration similaires en cas de convergence des algorithmes d'optimisation. Mais elle souligne une différence de temps de convergence et de nombre  $n$  nécessaire de vecteurs différents. La performance de chaque méthodologie de résolution dépend du nombre  $n$  de vecteurs d'accélération en statique, de leurs orientations ainsi que du choix de la forme de la matrice  $\mathbf{K}$  ; pleine, symétrique, diagonale ou  $c * \mathbf{I}_{3 \times 3}$  (avec  $\mathbf{I}_{3 \times 3}$  la matrice identité ( $3 \times 3$ )) avec  $c \in \mathbb{R}^*$ . Nous nous intéresserons dans les paragraphes suivants au choix de ces paramètres.

• **Choix de la forme de la matrice  $K$  :** Pour l'opération de calibration, chaque application d'un algorithme d'optimisation choisit une forme spécifique de la matrice  $K$  selon les caractéristiques du capteur. Nous jugeons que le choix de la forme doit être pris empiriquement. Dans [161], la calibration d'un accéléromètre, pour lequel le constructeur fournit les paramètres intrinsèques (un vecteur  $b_{acc}^s$  et une matrice  $K$  non-diagonale avec des paramètres intrinsèques de facteur de défaut d'alignement valant  $\pm 2\%$ ), est effectuée par un algorithme de résolution des moindres carrés non-linéaires. De plus, FROSIO et al. [161] compare les résultats de calibration avec trois choix pour la forme de la matrice  $K$  ; pleine, symétrique et diagonale. L'auteur signale que la forme pleine réduit la performance du capteur. La calibration avec la forme symétrique et diagonale de  $K$  exhibe non seulement des valeurs de vecteur  $b_{acc}^s$  très proches, mais elle permet de trouver les vecteurs de gravité, en utilisant des configurations pour les quelles ces vecteurs sont connus, avec la norme  $\ell_2$  du vecteur d'erreur inférieur à  $0.05m.s^{-2}$ . Nous en déduisons que le choix de la forme de la matrice  $K$  doit être entre la forme symétrique et diagonale ; le choix de la forme diagonale est un cas particulier de la forme symétrique avec des coefficients nuls hors la diagonale et en conséquence il y aura moins de termes à déterminer. En outre, puisque les facteurs de défaut d'alignement des capteurs utilisés sont très faibles (i.e ils valent zéro pour une forme diagonale ou sont inférieur à  $\pm 5\%$  avec la forme symétrique ou pleine), l'effet de ce choix lors de la phase de calibration est négligeable sur l'estimation des paramètres intrinsèques de biais et de facteurs d'échelle ainsi que du vecteur de gravité  $g^s$ .

• **Choix du nombre  $n$  des vecteurs d'accélération en statique et leurs orientations :** D'après l'éqn. (4.24), les vecteurs d'accélération doivent représenter des mesures d'accélération en statique. Avec la présence du terme du bruit dans le modèle (4.1), l'emploi des mesures d'accélération brutes, sans une méthode de filtrage du bruit, réduit la performance d'estimation de  $K$  et  $b_{acc}^s$  [168]. Pour cette raison, une méthode de filtrage du bruit est recommandée. La moyenne temporelle des mesures d'accélération en statique pour la même orientation est une des méthodes assez répandues grâce à sa simplicité. Cette moyenne donne une seule mesure d'accélération qui est considérée par l'algorithme d'optimisation comme une mesure d'accélération en statique à une orientation fixe. De plus, l'algorithme d'optimisation utilise un nombre de  $n$  mesures d'accélération en statique à des orientations différentes qui représente le nombre des équations intégrées dans l'approche d'optimisation. Le nombre des paramètres à estimer par l'algorithme d'optimisation est égal à la somme des paramètres de la matrice  $K$ , qui dépend de la forme de la matrice  $K$ , et du vecteur  $b_{acc}^s$ . Étant donné 3 paramètres du vecteur  $b_{acc}^s$ , le nombre total des paramètres à estimer vaut 6, respectivement 9, pour une forme diagonale, respectivement symétrique, de la matrice  $K$ . La valeur  $n$  doit être alors supérieure ou égale à 6 ou 9 avec le choix d'une matrice  $K$  diagonale ou symétrique, respectivement. Une valeur élevée de  $n$  fournit, certes, plus d'information, mais elle inclut dans le système d'optimisation plus de bruit. Dans [169], une étude par simulation s'intéresse au choix de la valeur  $n$  et son influence sur la performance d'estimation des paramètres intrinsèques de biais et de facteurs d'échelle. Elle montre que la valeur  $n = 6$  permet d'avoir le minimum d'erreur en norme  $\ell_2$  sur les paramètres intrinsèques de biais et de facteurs d'échelle. De l'autre côté, le choix des orientations des vecteurs d'accélération en statique affecte le résultat de calibration et une mauvaise distribution des mesures n'aboutit pas à une bonne estimation des paramètres intrinsèques. Dans [169], une comparaison par simulation souligne l'effet du choix de la direction des  $n = 6$  vecteurs d'accélération : les six vecteurs utilisés dans la calibration directe pour six-positions produisent une erreur plus faible, sur l'estimation des paramètres intrinsèques de biais et de facteurs d'échelle, en comparaison avec des vecteurs légèrement déviés, au maximum de  $\pm 10^\circ$ , par rapport à eux-mêmes.

Dans l'annexe D.2, nous détaillons le fonctionnement de l'algorithme Gauss-Newton, qui est simple à implémenter, utilisant  $n = 6$  mesures avec une matrice  $K$  diagonale. Le choix de la forme diagonale nous permet, dans notre étude expérimentale, de comparer les résultats de calibration par les deux méthodes ; directe pour six-positions (c.f. Paragraphe 4.1.2.1) et invariance de la norme des mesures (c.f. Paragraphe 4.1.2.2). Cette comparaison sera faite ultérieurement dans la Section 4.4 dédiée aux études expérimentales et, en occurrence, la Sous-section 4.4.2 expose l'évaluation des approches de calibration de l'accéléromètre.

## Conclusion

Cette section a expliqué le modèle d'une mesure d'accélération. Elle a permis, ensuite, de présenter les méthodes de calibration existantes qui se basent sur des mesures d'accélération en statique suivant deux méthodes : directe par six positions et invariance de la norme des mesures. Nous avons expliqué le fonctionnement de la pre-

mière méthode en soulignant l'effet d'inclinaison du plan de calibration sur les résultats d'estimation. La seconde méthode a été détaillée en évoquant la problématique de choix de la forme de  $\mathbf{K}$  et le nombre de mesures à utiliser ainsi que le choix des orientations. Nous continuons par la suite avec l'explication des modélisations des mesure des autres capteurs, magnétomètre et gyroscope, ainsi que leurs méthodes de calibration.

## 4.2 Magnétomètre

Dans le contexte NPE, le magnétomètre, appelé également compas magnétique, est exploité afin d'estimer la direction du vecteur de champ magnétique terrestre. Ce vecteur directionnel est ensuite utilisé dans l'estimation de l'orientation du terminal mobile par rapport au nord magnétique. Néanmoins, le magnétomètre fournit la quantité de champ magnétique vrai qui est une résultante de la somme des champs magnétiques terrestre et local ; voir Figure 4.6. Le champ magnétique local est le champ magnétique ayant une norme constante et une orientation

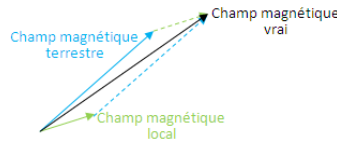


FIGURE 4.6 – Représentation vectoriel des champs magnétiques vrai, terrestre et local

fixe sur la zone de mesure ; par exemple le vecteur de champ magnétique local est un vecteur nul en milieu extérieur mais il est présent en milieu intérieur et dépendant de la zone de mesure. Le magnétomètre ne peut donc qu'extraire la direction du vecteur champ magnétique vrai. Comme le cas des accéléromètres, la quantité mesurée par le magnétomètre est affectée par des paramètres intrinsèques.

Nous expliquons dans cette section la modélisation de la mesure de champ magnétique et nous détaillons, ensuite, les procédures de calibration existantes.

### 4.2.1 Modèle de mesure d'un magnétomètre

Notons  $\mathbf{m}^s$  la mesure de champ magnétique avec  $\mathbf{m}^s = (m[x], m[y], m[z])^\top$  où  $m[x]$ ,  $m[y]$  et  $m[z]$  représentent les quantités mesurées sur les axes  $X^s$ ,  $Y^s$  et  $Z^s$ , respectivement, du terminal mobile ; voir Figure 4.1. Le modèle d'une mesure de champ magnétique est donné par [170] :

$$\mathbf{m}^s = \mathbf{H}\mathbf{m}_{true}^s + \mathbf{b}_m^s + \boldsymbol{\eta}_m^s \quad (4.25)$$

avec  $\mathbf{m}_{true}^s$  le vrai champ magnétique,  $\mathbf{H}$  une matrice carrée qui prend en compte les paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle et de défauts d'alignement des axes du magnétomètre,  $\mathbf{b}_m^s$  un vecteur représentant les paramètres intrinsèques de biais du magnétomètre et  $\boldsymbol{\eta}_m^s$  un bruit qu'on considère - comme le cas de l'accéléromètre - gaussien de moyenne nulle et d'écart type  $\sigma_{\eta_m}$ . Pour la suite, nous supposons que la matrice  $\mathbf{H}$  est inversible.

Selon (4.25), le vecteur  $\mathbf{m}_{true}^s$  s'écrit en moyenne :

$$\mathbf{m}_{true}^s = \mathbf{H}^{-1}(\mathbf{m}^s - \mathbf{b}_m^s) \quad (4.26)$$

Nous avons vu dans le Paragraphe 4.1.1 que les mesures des capteurs inertiels sont affectées par des effets environnementaux. Ce constat s'applique également pour le magnétomètre. En outre, la mesure de champ magnétique est sensible à la présence des éléments perturbateurs du champ magnétique, passifs ou actifs, à proximité, comme une perceuse mécanique ou un radiateur électrique [171]. Ces perturbations magnétiques sont dues à la présence de deux phénomènes qui sont connus sous les noms de "fer dur", de l'anglais *Hard Iron*, et de "fer doux", de l'anglais *Soft Iron*. Les mesures issues d'un magnétomètre, dans le cas idéal, pour une position statique, présente une norme constante de champ magnétique. L'opération qui consiste à tourner le terminal de 360° autour de son centre de gravité sur plan fournit un cercle représentant la norme constante de champ magnétique ; voir Figure 4.7-a. Les

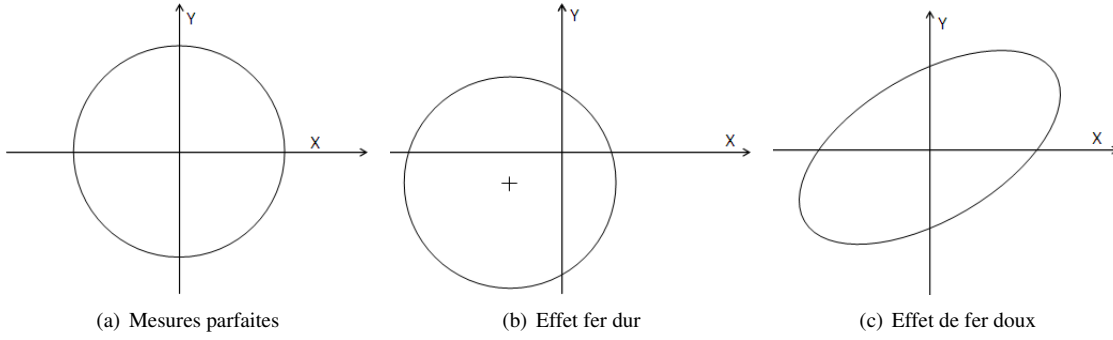


FIGURE 4.7 – Impact de présence des effets de fer dur et doux sur des mesures de la norme de champ magnétique

figures 4.7-b et 4.7-c montrent l'effet de présence des fers dur et doux, respectivement, sur les mesures idéales de la norme du champ magnétique. Nous expliquons en dessous chaque phénomène et l'auteur intéressé peut trouver d'autres détails sur ces phénomènes dans ces références [172, 173, 170].

#### ■ Fer dur :

Le phénomène de *fer dur* provient de la présence des composantes électromagnétiques fixes au voisinage du capteur. Par exemple, les vis ou les écrous constitués de matériaux ferromagnétiques ou les composants électroniques présents sur le circuit imprimé du capteur inertielle. Ces composants affectent le vrai champ magnétique d'une manière constante indépendamment de la direction de vecteur. Il se traduit ainsi sous forme d'un biais supplémentaire additif sur les mesures de champ magnétique.

#### ■ Fer doux :

Le phénomène de *fer doux* est dû à la présence de sources magnétiques ou électromagnétiques dans l'environnement où le capteur se trouve. Plus précisément, il est généré par les matériaux de forte perméabilité, comme le Nickel ou le Fer, qui sont largement présents dans des objets ou des structures, comme les portes, ameublement métallique ou les radiateurs électriques. Son impact est d'ailleurs variable selon l'orientation du capteur par rapport à ces sources et il n'est pas additif comme le cas du fer dur [174]. En effet, le champ magnétique passe à travers l'air et la présence de ces matériaux, qui représentent un meilleur conducteur de champ magnétique par rapport à l'air, dévie le sens de propagation du champ magnétique [175]. Ce phénomène altère la contribution du champ magnétique existant sur les axes du capteur [173].

Nous nous intéressons dans la suite à la phase de calibration du magnétomètre.

### 4.2.2 Calibration du magnétomètre

L'approche d'estimation du vecteur  $b_m^s$  et de la matrice  $H$  résulte d'une opération de calibration à travers un ensemble de mesures de champ magnétique effectuées pour la même position, sous l'hypothèse que l'amplitude de champ magnétique demeure constante et que l'effet de fer doux est négligeable sur les mesures de champ magnétique. Il existe deux méthodes de calibration des magnétomètres : par rotation sur un plan, appelée également *swinging* [176], et par rotation dans un volume, appelée *ellipsoïde fitting* [177, 178, 179, 180]. En NPE, nous remarquons que les estimations de la matrice  $H$  sont affectées par des facteurs multiplicatifs qui sont différents d'un capteur à un autre ou d'une méthode de calibration à une autre. En effet, le système NPE requiert la direction du vecteur  $m_{true}^s$ , notée  $e_{m_{true}}^s = \frac{m_{true}^s}{\|m_{true}^s\|}$ , lors de l'estimation de l'orientation du terminal mobile. En conséquence (la propriété 1), une version pondérée de la matrice  $H$  par un coefficient strictement positif  $c \in \mathbb{R}_+^*$  permet toujours de retrouver le vecteur  $e_{m_{true}}^s$ . Nous en déduisons que le résultat d'une version pondérée, par un coefficient strictement positif, de la matrice  $H$  ne perturbe pas le fonctionnement de NPE.

**Propriété 1.** Une version pondérée de la matrice  $\mathbf{H}$  par un coefficient strictement positif  $c \in \mathbb{R}_+^*$  permet toujours de retrouver le vecteur  $\mathbf{e}_{m_{true}}$ .

**Preuve.** Soit  $c$  un coefficient avec  $c \in \mathbb{R}_+^*$  et posons  $\mathbf{H}_1 = c\mathbf{H}$ . le vecteur directionnel  $\mathbf{e}_{m_{true}}$  s'écrit :

$$\begin{aligned}
 \mathbf{e}_{m_{true}} &= \frac{\mathbf{m}_{true}^s}{\|\mathbf{m}_{true}^s\|} \\
 (4.26) \quad &\Leftrightarrow = \frac{\mathbf{H}^{-1}(\mathbf{m}^s - \mathbf{b}_m^s)}{\|\mathbf{H}^{-1}(\mathbf{m}^s - \mathbf{b}_m^s)\|} \\
 &\Leftrightarrow = \frac{\frac{1}{c}\mathbf{H}^{-1}(\mathbf{m}^s - \mathbf{b}_m^s)}{\frac{1}{c}\|\mathbf{H}^{-1}(\mathbf{m}^s - \mathbf{b}_m^s)\|} \\
 &\stackrel{c>0}{\Leftrightarrow} = \frac{(c\mathbf{H})^{-1}(\mathbf{m}^s - \mathbf{b}_m^s)}{\|(c\mathbf{H})^{-1}(\mathbf{m}^s - \mathbf{b}_m^s)\|} \\
 \mathbf{e}_{m_{true}} &= \frac{\mathbf{H}_1^{-1}(\mathbf{m}^s - \mathbf{b}_m^s)}{\|\mathbf{H}_1^{-1}(\mathbf{m}^s - \mathbf{b}_m^s)\|} \quad (4.27)
 \end{aligned}$$

L'éqn. (4.27) montre le vecteur  $\mathbf{e}_{m_{true}}$  peut être obtenu en remplaçant  $\mathbf{H}$  dans (4.26) par une version pondérée avec un coefficient strictement positif. Nous retrouvons ainsi le résultat de la proposition

De plus, les mesures de champ magnétique pour la calibration peuvent être affectées par les effets fer dur et fer doux. Selon la définition de l'effet de fer dur, il s'agit d'un effet similaire à une présence d'un autre biais sur les mesures. Une calibration du magnétomètre ne peut pas ainsi distinguer entre les deux effets et accumule leurs contributions en un seul paramètre intrinsèque de biais. Par contre, l'effet de fer doux déforme la matrice  $\mathbf{H}$  [173] et doit être compensé à part. Nous expliquons le comportement de chaque méthode de calibration face à la présence de l'effet fer doux. Dans la suite de cette sous-section, toutes les vecteurs utilisés sont exprimés dans le repère  $\mathcal{S}$ , mais nous faisons abstraction de l'exposant  $\{.\}^s$  afin d'alléger les écritures.

#### 4.2.2.1 Méthode swinging

Durant l'approche *swinging*, le terminal est mis à plat sur un plan parallèle à la surface de la terre et il est tourné par rapport à l'axe du orthogonal au plan utilisé ; voir Figure 4.8. Cette approche détermine les paramètres

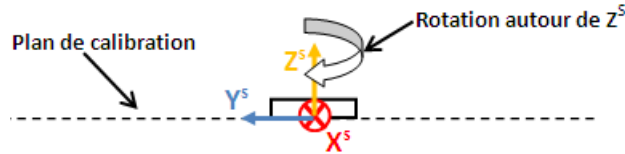


FIGURE 4.8 – Application de la calibration swinging pour le plan  $(X^s, Y^s)$

intrinsèques de facteurs d'échelle et de biais des deux axes, auxquels, du capteur, le plan de calibration est parallèle. Soit  $X^s$  et  $Y^s$  les deux axes du capteur concernés par la calibration, la variation du champ magnétique sur la composante  $Z$  doit être nulle et les mesures de champ magnétique forment ainsi une ellipse dans le plan  $(X^s Y^s)$ . Cette méthode a été proposée initialement par CARUSO [176] pour des magnétomètres en absence de source de fers dur et doux et, ainsi, la norme de champ magnétique mesuré sur les axes  $X^s$  et  $Y^s$  reste constante.

Il existe deux méthodologies d'application selon la connaissance ou non des valeurs d'azimut pour les mesures enregistrées. Avec la connaissance des valeurs d'azimut, la méthode *swinging* enregistre un ensemble de mesures et compare l'azimut de chaque mesure avec sa valeur connue afin d'estimer les paramètres intrinsèques du capteur [172]. Par contre, sans connaître l'azimut, on exécute une rotation de  $360^\circ$  du terminal sur un plan parallèle à la surface de la terre et les mesures de champ magnétique forment une ellipse [176]. Nous expliquons dans la suite les détails du calcul par *swinging* sans connaissance de valeurs d'azimut lors des mesures.

Cette méthode suppose que les axes du capteur sont parfaitement orthogonaux. Autrement dit, la matrice de facteur d'échelle vaut  $\mathbf{H} = \text{diag}(H_x, H_y, H_z)$ . La valeur vraie de champ magnétique  $m_{true}$ , dans (4.26), sur l'axe  $X^s$  s'écrit :

$$m_{true}[x] = \frac{m[x] - b_m[x]}{H_x}$$

Les paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle et de biais estimés par l'approche de calibration *swinging* valent (voir Annexe E.1) :

$$\hat{H}_x = \min(1, \frac{\delta x}{\delta y}) \quad \& \quad \hat{H}_y = \min(1, \frac{\delta y}{\delta x}). \quad (4.28)$$

et

$$\hat{b}_m(x) = \frac{\max_{mx} + \min_{mx}}{2} \quad \& \quad \hat{b}_m(y) = \frac{\max_{my} + \min_{my}}{2}, \quad (4.29)$$

où  $\delta x = \max_{mx} - \min_{mx}$  et  $\delta y = \max_{my} - \min_{my}$  sont, respectivement, les plages de variation de champ magnétique mesuré sur les axes  $X^s$  et  $Y^s$  et  $\max_{mx}$ ,  $\min_{mx}$ ,  $\max_{my}$  et  $\min_{my}$  sont les valeurs extrêmes de champ magnétique mesuré sur chaque axe du plan de rotation.

À l'intérieur des bâtiments, les mesures de champ magnétique pour la calibration peuvent être affectées par l'effet de fer doux. Nous discutons, dans la suite, l'impact de cet effet sur la procédure de calibration avec la méthode *swinging*.

#### ■ Présence de sources de perturbation magnétique à proximité :

L'approche précédente de calibration par la méthode *swinging* ne tient pas compte de la présence des effets de fer doux. Puisque l'effet de fer doux, causé par la présence de sources de perturbation magnétique, déforme la matrice  $\mathbf{H}$ , la Figure 4.9-a illustre un exemple de cette déformation sur les mesures de champ magnétique enregistrées

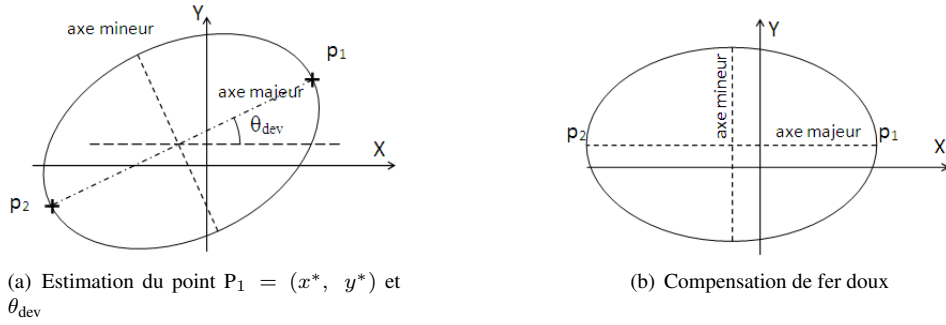


FIGURE 4.9 – Compensation de l'effet de présence de sources locales (fer doux) avec calibration par la méthode *swinging*

par rotation sur un plan de calibration. Comme solution, KONAVALIN [173] propose de trouver le point  $P_1$  de coordonnées  $(x^*, y^*)$  ayant la plus grande amplitude de champ magnétique et déterminer l'angle de déviation  $\theta_{dev} = \arctan(\frac{y^*}{x^*})$ ; voir fig 4.9-a. Ensuite, toutes les mesures de calibration sont multipliées par une matrice de rotation avec l'angle  $\theta_{dev}$  afin d'aboutir à une ellipse dont les axes majeur et mineur sont alignés avec les axes  $X$  et  $Y$ ; voir fig 4.9-b. Finalement, l'éqn. (4.28) peut être appliquée aux mesures de champ magnétique compensées afin d'estimer la matrice  $\mathbf{H}$ .

Nous expliquons dans la suite une autre méthode existante de calibration des magnétomètres. Cette méthode ne se limite pas à des mesures sur plan. Elle extrait les paramètres intrinsèques du capteur à partir d'un ensemble de mesures réparties dans l'espace.

#### 4.2.2.2 Ellipsoïde fitting

La méthode *ellipsoïde fitting* suppose que les mesures de champ magnétique possèdent la même norme, dont la valeur est  $\|\mathbf{m}_{true}\|$ , après calibration et qu'elles se trouvent sur la surface d'un ellipsoïde [170, 177, 174]. La méthode *ellipsoïde fitting* cherche à déterminer les paramètres de cette ellipsoïde, corrélés aux paramètres intrinsèques du capteur, qui minimisent l'écart entre l'ensemble des mesures et l'ellipsoïde. L'objectif est donc de vérifier cette propriété pour toutes les mesures enregistrées :

$$\|\mathbf{m}_{true}\|^2 - H_m^2 = 0 \quad (4.30)$$

avec  $H_m$  la norme du vecteur de champ magnétique vrai, supposée connue (vers la fin de ce paragraphe nous traiterons le cas où la valeur  $H_m$  est inconnue).

En réinjectant l'éqn. (4.26) dans l'éqn. (4.30), on obtient :

$$\begin{aligned}
 & \|H^{-1}(\mathbf{m} - \mathbf{b}_m)\|^2 - H_m^2 = 0 \quad (4.31) \\
 \Leftrightarrow & [H^{-1}(\mathbf{m} - \mathbf{b}_m)]^\top H^{-1}(\mathbf{m} - \mathbf{b}_m) - H_m^2 = 0 \\
 \Leftrightarrow & (\mathbf{m}^\top - \mathbf{b}_m^\top) H^{-\top} H^{-1}(\mathbf{m} - \mathbf{b}_m) - H_m^2 = 0 \\
 \Leftrightarrow & \mathbf{m}^\top H^{-\top} H^{-1} \mathbf{m} - \mathbf{b}_m^\top H^{-\top} H^{-1} \mathbf{m} - \mathbf{m}^\top H^{-\top} H^{-1} \mathbf{b}_m + \mathbf{b}_m^\top H^{-\top} H^{-1} \mathbf{b}_m - H_m^2 = 0 \\
 \Leftrightarrow & \mathbf{m}^\top H^{-\top} H^{-1} \mathbf{m} - 2\mathbf{m}^\top H^{-\top} H^{-1} \mathbf{b}_m + \mathbf{b}_m^\top H^{-\top} H^{-1} \mathbf{b}_m - H_m^2 = 0 \quad (4.32)
 \end{aligned}$$

En utilisant l'éqn (4.32), le problème de minimisation s'écrit :

$$(\hat{\mathbf{H}}, \hat{\mathbf{b}}_m) = \arg \min_{\mathbf{H}, \mathbf{b}_m} \mathbf{m}^\top H^{-\top} H^{-1} \mathbf{m} - 2\mathbf{m}^\top H^{-\top} H^{-1} \mathbf{b}_m + \mathbf{b}_m^\top H^{-\top} H^{-1} \mathbf{b}_m - H_m^2 \quad (4.33)$$

La résolution du problème de minimisation (4.33) est effectuée avec une approche de résolution de type : maximum vraisemblance [178], moindres carrés linéaires [177], moindres carrés non-linéaires [163], et heuristiques [180]. Nous détaillons dans l'Annexe E.2 une méthodologie de résolution, simple à implémenter, par moindres carrés linéaires, proposées dans [177]. En effet, cette méthodologie de résolution propose un changement de variable suivant :  $\mathbf{Q} = H^{-\top} H^{-1}$  et  $\mathbf{u} = -2H^{-\top} H^{-1} \mathbf{b}_m = -2\mathbf{Q}\mathbf{b}_m$ . La résolution par moindres carrés linéaires ; voir l'Annexe E.2, détermine des estimateurs de  $\mathbf{Q}$  et  $\mathbf{b}_m$ , notés  $\hat{\mathbf{Q}}$  et  $\hat{\mathbf{b}}_m$ . Un estimateur du vecteur  $\mathbf{b}_m$  s'écrit :

$$\hat{\mathbf{b}}_m = -\frac{1}{2}\hat{\mathbf{Q}}^{-1}\hat{\mathbf{u}}. \quad (4.34)$$

Afin de déterminer un estimateur de la matrice  $\mathbf{H}$ , il faut résoudre  $\mathbf{Q} = H^{-\top} H^{-1}$  en utilisant  $\mathbf{Q} = \hat{\mathbf{Q}}$ . Une approche courante est d'utiliser la décomposition en valeurs propres de la matrice  $\hat{\mathbf{Q}}$  :

$$\hat{\mathbf{Q}} = \mathbf{L}^\top \mathbf{D} \mathbf{L} \quad (4.35)$$

avec  $\mathbf{L}$  est une matrice orthogonale ( $\mathbf{L}^\top = \mathbf{L}^{-1}$ ), dont les colonnes sont les vecteurs propres de  $\hat{\mathbf{Q}}$ , et  $\mathbf{D}$  une matrice diagonale composée des valeurs propres de  $\hat{\mathbf{Q}}$ . Un estimateur de la matrice  $\mathbf{H}$  vaut :

$$\hat{\mathbf{H}} = (\mathbf{L}^\top \sqrt{\mathbf{D}} \mathbf{L})^{-1}. \quad (4.36)$$

#### ■ Cas de valeur $H_m$ inconnue :

La valeur de  $H_m$  est variable à cause de la quantité inconnue de champ magnétique local et de la variabilité de champ magnétique terrestre sur la surface du globe. Pour remédier à cette contrainte, nous cherchons à estimer une version pondérée de la matrice de facteur d'échelle par un coefficient  $c$  strictement positif et ceci ne change pas l'estimation du vecteur directionnel  $\mathbf{e}_{m_{true}}$  ; voir la propriété 1. Sachant que  $H_m > 0$ , nous récrivons l'éqn. (4.31) :

$$\begin{aligned}
 \|H^{-1}(\mathbf{m} - \mathbf{b}_m)\|^2 - H_m^2 = 0 & \Leftrightarrow \frac{1}{H_m^2} \|H^{-1}(\mathbf{m} - \mathbf{b}_m)\|^2 - \frac{1}{H_m^2} H_m^2 = 0 \\
 & \xLeftrightarrow{H_m^2 > 0} \left\| \frac{1}{H_m} H^{-1}(\mathbf{m} - \mathbf{b}_m) \right\|^2 - 1 = 0 \\
 & \Leftrightarrow \underbrace{\|(H_m \mathbf{H})^{-1}(\mathbf{m} - \mathbf{b}_m)\|^2}_{H^*} - H_m^{*2} = 0
 \end{aligned}$$

avec  $H^*$  est une version pondérée de la matrice  $\mathbf{H}$  par  $\frac{1}{H_m}$  et  $H_m^* = 1$ . On retrouve la même forme que dans l'éqn. (4.31) en remplaçant  $\mathbf{H}$  par  $\mathbf{H}^*$  et  $H_m$  par  $H_m^*$  avec  $H_m^* = 1$ . Nous pouvons donc appliquer les calculs (de l'éqn. (4.31) jusqu'à l'écriture du problème de minimisation (4.33)) afin d'obtenir le même vecteur  $\hat{\mathbf{b}}_m$  et une version pondérée de  $\hat{\mathbf{H}}$  qui vaut  $\hat{\mathbf{H}}^* = H_m \hat{\mathbf{H}}$ .

### ■ Présence de sources de perturbation magnétique à proximité :

La méthode précédente ne prend pas en compte la présence de l'effet de fer doux lors de la phase de calibration. Les travaux existants, qui prennent en compte l'effet de fer doux, modifient le modèle 4.25 en remplaçant  $\mathbf{H}$  par  $\mathbf{H}_{si}\mathbf{H}$  avec  $\mathbf{H}_{si}$  une matrice exprimant l'effet de fer doux [170]. Cependant, l'approche de résolution considère un changement de variable  $\mathbf{A} = \mathbf{H}_{si}\mathbf{H}$  et détermine un estimateur de  $\mathbf{A}$  [170]. Ce raisonnement permet d'estimer une matrice qui combine l'effet de fer doux et les paramètres intrinsèques estimés de facteurs d'échelle et de défauts d'alignement.

Dans notre étude expérimentale (c.f. Section 4.4), nous appliquerons la méthode de calibration *ellipsoïde fitting* dans des endroits où on suppose que l'effet fer doux est absent. Nous comparons également, dans la Sous-section 4.4.3 dédiée aux études expérimentales, les résultats de calibration par les deux méthodes *swinging* et *ellipsoïde fitting*.

## Conclusion

Dans cette section, nous avons expliqué le modèle d'une mesure de champ magnétique. Nous avons évoqué, ensuite, les méthodes de calibration existantes qui se basent sur l'hypothèse de norme constante du champ magnétique vrai pour les mesures enregistrées lors de la phase de calibration. Nous avons remarqué que chaque méthode estime une version pondérée de la matrice  $\mathbf{K}$ . Ce résultat n'affecte pas l'extraction du vecteur directionnel  $\mathbf{e}_{m_{true}}$  qui est employé par NPE afin d'estimer l'orientation de déplacement. Nous continuons par la suite avec l'explication de la modélisation de la mesure du capteur gyroscope ainsi que ses méthodes de calibration.

## 4.3 Gyroscope

### 4.3.1 Modèle de mesure d'un gyroscope

Le gyroscope fournit une mesure de vitesse angulaire pour les axes du terminal mobile. Notons  $\omega^s$  la mesure de vitesse angulaire avec  $\omega^s = (\omega[x], \omega[y], \omega[z])^\top$  où  $\omega[x]$ ,  $\omega[y]$  et  $\omega[z]$  sont les vitesses angulaires mesurées sur les axes  $X^s$ ,  $Y^s$  et  $Z^s$ , respectivement, du terminal mobile. Le modèle de la mesure de vitesse angulaire donnée par un gyroscope s'écrit :

$$\omega^s = \mathbf{S}\omega_{true}^s + \mathbf{b}_{gyro}^s + \eta_{gyro}^s \quad (4.37)$$

avec  $\omega_{true}^s$  la vraie vitesse angulaire,  $\mathbf{S}$  une matrice carrée qui prend en compte les paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle et de défauts d'alignement des axes de gyroscope,  $\mathbf{b}_{gyro}^s$  le vecteur représentant le paramètre intrinsèque de biais du gyroscope et  $\eta_{gyro}^s$  un bruit qu'on considère - comme le cas de l'accéléromètre - gaussien de moyenne nulle et d'écart type  $\sigma_{\eta_{gyro}}$ .

Selon (4.37), un estimateur de la vraie vitesse angulaire, notée  $\hat{\omega}_{true}^s$ , s'écrit :

$$\hat{\omega}_{true}^s = \hat{\mathbf{S}}^{-1}(\omega^s - \hat{\mathbf{b}}_{gyro}^s) \quad (4.38)$$

avec  $\hat{\mathbf{S}}$  et  $\hat{\mathbf{b}}_{gyro}^s$  désignent, respectivement, des estimateurs de  $\mathbf{S}$  et de  $\mathbf{b}_{gyro}^s$  calculés lors de la phase de calibration.

Nous avons vu dans le Paragraphe 4.1.1 que les mesures des capteurs inertiels sont affectées par des effets environnementaux. Ce constat s'applique également pour le gyroscope. L'étude de l'effet thermique dans [158], expliquée dans le Paragraphe 4.1.1, a montré des résultats de variations des paramètres intrinsèques estimés du gyroscope similaires au cas d'accéléromètre. Elle montre une variation moyenne sur les paramètres intrinsèques de biais de  $0.5^\circ.s^{-1}$  avec un capteur capacitif.

Nous expliquons dans la suite les méthodes de calibration du gyroscope.

### 4.3.2 Calibration du gyroscope

L'opération de calibration des gyroscopes ressemble à celle effectuée pour les accéléromètres. En effet, la calibration des accéléromètres exploite la présence de la force gravité, dont on connaît son expression vectorielle, dans les mesures d'accélération. Par analogie, la calibration des gyroscopes cherche à mesurer une vitesse angulaire, dont l'expression vectorielle est connue, appliquée au terminal durant la phase de calibration. La terre possède certes une vitesse angulaire de l'ordre de  $15^\circ/h$ , mais cette vitesse n'est pas exploitable pour une calibration des capteurs inertiels des mobiles qui sont généralement réalisés en technologie MEMS ; cette mesure de vitesse sera noyée avec le bruit du capteur [156, 164]. Il est donc nécessaire de procéder à la calibration des gyroscopes par d'autres moyens générant une vitesse angulaire constante et connue. Il existe deux principales méthodes adaptées à ces capteurs : celles qui se basent sur un support externe de génération de vitesse angulaire et celles qui effectuent des rotations manuelles en supposant des vitesses angulaires constantes pour les mesures enregistrées. Nous expliquons dans la suite les méthodes existantes au sein de chaque branche.

#### 4.3.2.1 Présence d'un support externe

Un support externe, qui est souvent une table tournante, est employé lors de la calibration du gyroscope afin d'appliquer des rotations du capteur avec une vitesse angulaire figée et connue. Puisque le modèle de la vitesse angulaire est similaire à celui de l'accélération, les mêmes équations peuvent être employées en utilisant des mesures de vitesse angulaire au lieu des mesures d'accélération et en remplaçant la composante de gravité par la vitesse angulaire appliquée. On retrouve les deux méthodes d'exécution de la calibration du gyroscope : directe par six-positions ou invariance de la norme des mesures. En plus, nous remarquons que la calibration du gyroscope et de l'accéléromètre est souvent effectuée simultanément. Soit  $\omega_c$  la vitesse angulaire positive utilisée durant la calibration du gyroscope. Avec la méthode directe par six-positions, les paramètres intrinsèques de biais et de facteurs d'échelle sont estimés à travers l'éqn. 4.16 en remplaçant  $g$  par  $\omega_c$  [156]. Pour la méthode d'invariance de la norme des mesures [164, 162, 181], les mêmes approches de résolution sont appliquées en remplaçant la norme de gravité  $\|g\|$  par la vitesse angulaire  $\omega_c$ .

Puisque l'emploi d'un support externe pour la calibration nécessite un praticien, ces méthodes ne sont pas acceptables pour notre cas d'application. Nous nous intéresserons dans le paragraphe suivant à d'autres méthodes qui proposent de procéder à la calibration sans l'emploi d'un support externe.

#### 4.3.2.2 Sans un support externe

L'objectif des méthodes de calibration existantes est de calibrer le capteur sans avoir recours à un matériel supplémentaire qui génère une vitesse de rotation au terminal. Ces méthodes exploitent deux configurations pour lesquelles la vitesse angulaire est *a priori* connue : le smartphone en statique et une rotation manuelle du terminal à vitesse constante. La première configuration suppose que le maintien du terminal en position statique permet d'avoir  $\omega_{true}^s = \mathbf{0}$ . Sous cette hypothèse, un ensemble de mesures est enregistrées pour une position statique du terminal et la moyenne des mesures donne une estimation du vecteur  $\hat{b}_{gyro}^s$  représentant les paramètres intrinsèques de biais [182] :

$$\hat{b}_{gyro}^s = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \omega_{static}^s(i) = \left( \hat{b}_{gyro}[x], \hat{b}_{gyro}[y], \hat{b}_{gyro}[z] \right)^\top$$

La deuxième configuration est utilisée pour l'estimation de la matrice  $\mathbf{S}$  représentant les paramètres intrinsèques de facteur d'échelle et de défaut d'alignement. Une première approche effectue trois mesures de vitesse angulaire où chacune correspond à une rotation manuelle autour d'un seul axe ( $X^s$ ,  $Y^s$  ou  $Z^s$ ) du capteur [183]. Elle calcule la moyenne de l'ensemble des mesures de vitesse angulaire lors de chaque rotation, notés  $\omega_1^s$ ,  $\omega_2^s$  et  $\omega_3^s$ . Elle suppose que la vitesse de rotation reste constante durant chaque mesure. Cette vitesse constante est calculée sur l'axe  $p$ , pour  $p = x, y$  ou  $z$ , avec la formule suivante :  $\omega_c(p) = Nb_T \times 2\pi \times \frac{f_e}{N_s}$  où  $Nb_T$  est le nombre de rotations complètes effectuées,  $f_e$  la fréquence d'échantillonnage du signal et  $N_s$  nombre total d'échantillons enregistrés pour les  $Nb_T$  tours. Une estimation de la matrice  $\mathbf{S}$  est obtenue par :

$$\hat{\mathbf{S}} = \text{diag}\left(\omega_c(x), \omega_c(y), \omega_c(z)\right)^{-1} (\mathbf{\Omega} - \hat{b}_{gyro}^s [1, 1, 1])$$

où la matrice  $\Omega = \begin{bmatrix} \omega_1^s, \omega_2^s, \omega_3^s \end{bmatrix}$ .

Dans [166], une autre méthode de détermination de la matrice  $S$  est proposée. Elle repose sur la comparaison du vecteur de gravité obtenu à partir des mesures d'accélération et de vitesse angulaire, noté respectivement  $\mathbf{g}_a$  et  $\mathbf{g}_v$ . Ces deux vecteurs sont intégrés dans un algorithme d'optimisation non-linéaire afin de déterminer la matrice  $S$ . Le vecteur  $\mathbf{g}_a$  est extrait à partir des mesures d'accélération calibrées lorsque le terminal est immobile. Le vecteur  $\mathbf{g}_v$  est exprimé en fonction des mesures de vitesse angulaire à condition que la vitesse angulaire soit constante entre deux instants temporels. Les deux approches proposés supposent que les mesures de vitesses angulaires sont effectuées avec des vitesses angulaires quasi-constantes ; cette condition est difficilement réalisables en pratique avec un utilisateur inexpérimenté.

Une autre alternative, pour les approches sans l'emploi de support externe, combine entre les mesures de vitesse angulaire et celles d'accélération au sein d'un même filtre de Kalman [184] afin d'estimer les paramètres intrinsèques de biais et de facteurs d'échelle pour le gyroscope et l'accéléromètre. Cette approche se base sur des mesures, dites *pseudo-observation*, pour lesquelles la position du capteur ne change pas et sa vitesse linéaire est nulle. En effet, les mesures d'accélération et de gyroscope sont effectuées en faisant des rotations autour de l'origine du repère de capteur afin d'obtenir des *pseudo-observations*. Par contre, cette condition est irréalisable dans notre cas d'application, car la position du capteur est inconnue par rapport au terminal.

Bien que ces méthodes de calibration du gyroscope n'utilisent aucun support externe, leurs performances restent faibles par rapport aux autres algorithmes de calibration qui utilisent un support générant des rotations au terminal mobile avec une vitesse angulaire constante [184].

Nous nous intéressons dans la suite à la mise en place des méthodes de calibration présentées qui sont applicables aux capteurs inertiels embarqués des terminaux mobiles de type smartphone et tablette. Nous expliquons à chaque capteur évalué la ou les méthode(s) employée(s) pour la calibration.

## 4.4 Étude expérimentale

Ici nous évaluons les performances de l'accéléromètre et du magnétomètre pour le terminal Samsung GT S5839i. Par contre, le terminal Samsung GT S5839i ne possède pas un gyroscope. Les mesures issues de chaque capteur sont indépendantes dans le temps ; chaque capteur possède sa propre dynamique. La  $i^{\text{ème}}$  mesure est ainsi caractérisée par la quantité mesurée sur chaque axe du repère  $S$  et l'instant temporel  $t_i$  propre à cette mesure. Nous étudions la distribution des fréquences d'échantillonnage des capteurs utilisés. Pour la calibration, nous supposons que les paramètres intrinsèques de défauts d'alignement sont nuls. En pratique, nous considérons que les axes de chaque capteur sont parfaitement alignés avec les axes du repère  $S$ . Sous cette hypothèse, les matrices  $H$  et  $K$  sont considérées diagonales. Dans ce contexte, nous présentons des résultats des méthodes de calibration de l'accéléromètre et du magnétomètre. Pour la calibration du magnétomètre, nous effectuons les phases de calibration dans une condition favorable où l'effet de fer doux est supposé négligeable sur les mesures de champ magnétique. Nous examinons, ensuite, les dérives temporelles - observées sur une semaine, des paramètres intrinsèques estimés de facteurs d'échelle et de biais.

### 4.4.1 Fréquence d'échantillonnage

Sous le système d'exploitation Android, il existe une notion de *profile* qui définit la dynamique du capteur. Cette variable possède 4 propositions : *Normal*, *User Interface*, *Gaming* et *Fastest*. Nous commençons ici par évaluer l'accéléromètre du smartphone Samsung GT S5839i. Nous avons enregistré les données d'accélération pendant une minute pour chaque *profile*. Nous avons obtenu la fréquence d'échantillonnage par l'inversion de l'écart temporel entre 2 acquisitions :  $F_e(i) = \frac{1}{t_i - t_{i-1}}$ . Nous illustrons dans la Figure 4.10 la distribution de la fréquence d'échantillonnage selon le choix du *profile*. Nous constatons que ces *profile* peuvent être classés en ordre croissant selon la fréquence d'échantillonnage : *Normal*, *User Interface*, *Gaming* et *Fastest*. Le *profile Normal* correspond à la plus faible fréquence d'échantillonnage avec une valeur de  $5Hz$  qui est insuffisante pour

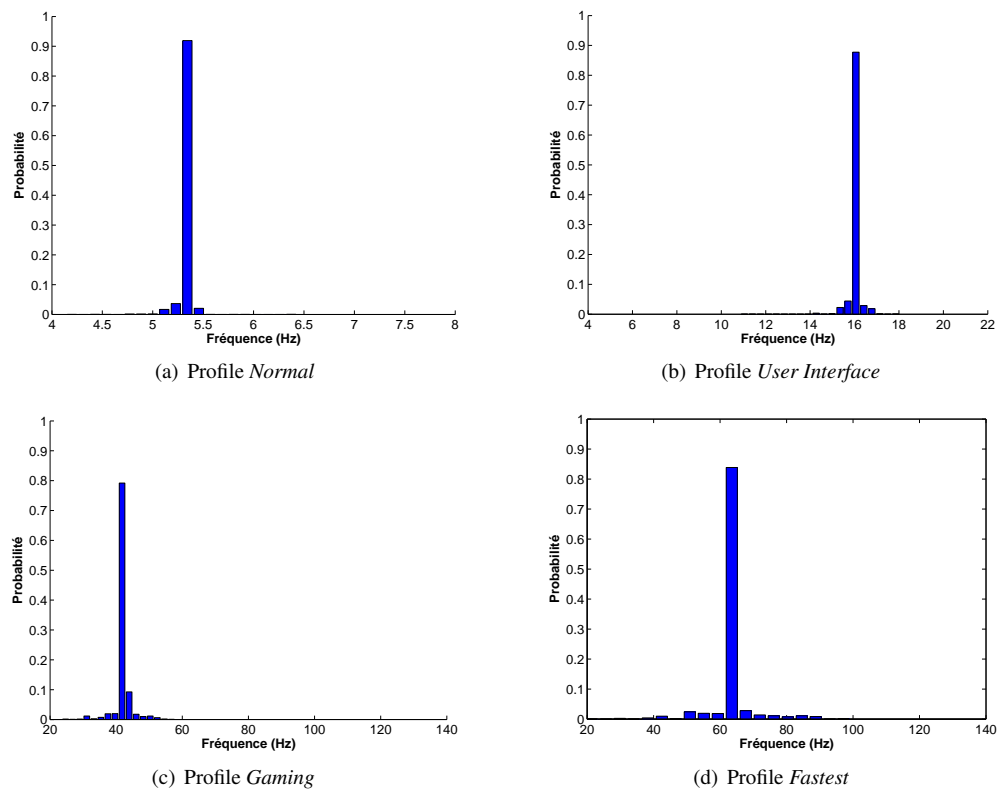


FIGURE 4.10 – Histogrammes de la fréquence d'échantillonnage de l'accéléromètre du terminal Samsung GT S5839i

des applications de NPE. Le *profile Fastest* affiche la plus grande fréquence d'échantillonnage, de  $63\text{Hz}$ , que nous jugeons suffisante car les fréquences des mouvements humains et des réactions musculaires sont en dessous de  $16\text{Hz}$  [185]. Nous utilisons alors ce *profile* lors de l'acquisition de la sortie de l'accéléromètre et du magnétomètre.

#### 4.4.1.1 Comparaison de la fréquence d'échantillonnage avec un autre terminal mobile

Nous avons appliqué la même expérience avec un autre terminal mobile ; une tablette Motorola ET1. La Table 4.1 résume les statistiques, en moyenne et en écart type, de la fréquence d'échantillonnage pour la tablette ET1 ainsi que le Samsung GT S5839i, avec les 4 *profile*. Nous constatons que le *profile Fastest*, respectivement *Normal*, entraîne la plus grande, respectivement la plus petite, moyenne de fréquence d'échantillonnage pour les deux terminaux. Alors que la fréquence échantillonnage avec le Samsung GT S5839i est croissante, en moyenne, du *profile Normal* au *profile Fastest*, on trouve qu'elle possède avec la tablette ET1 en moyenne deux valeurs ; une valeur pour les *profile Normal* et *User Interface* et une autre pour les *profile Gaming* et *Fastest*. Nous remarquons que la fréquence d'échantillonnage avec un même *profile* est différente pour ces deux terminaux.

Terminal Mobile	Profile							
	Fastest		Gaming		User Interface		Normal	
	Moy.	Écart type	Moy.	Écart type	Moy.	Écart type	Moy.	Écart type
Samsung GT S5839i	63.9	5.76	45.2	2.52	16.0	0.25	5.3	0.06
Tablette ET1	51.0	9.76	51	10.56	14.3	0.45	14.3	0.49

TABLE 4.1 – Statistiques des fréquences d'échantillonnage en Hz pour deux terminaux mobiles avec les quatre *profile*

#### 4.4.1.2 Application au magnétomètre

Nous comparons dans cette expérience la distribution de la fréquence d'échantillonnage des capteurs, le magnétomètre et l'accéléromètre, du terminal Samsung GT S5839i. Cette expérience a été réalisée uniquement pour le *profile Fastest* que nous utiliserons lors de l'application de NPE. Les Figures 4.11-a et 4.11-b illustrent, respectivement, les histogrammes de la fréquence d'échantillonnage pour l'accéléromètre et le magnétomètre du terminal Samsung GT S5839i avec la même moyenne de 63 Hz. En comparant les deux histogrammes, nous constatons une valeur moyenne similaire de fréquence d'échantillonnage. Par contre, un capteur peut avoir une plus large distribution par rapport à un autre. Il faut ainsi prendre en compte le fonctionnement asynchrone des capteurs embarqués dans les terminaux mobiles.

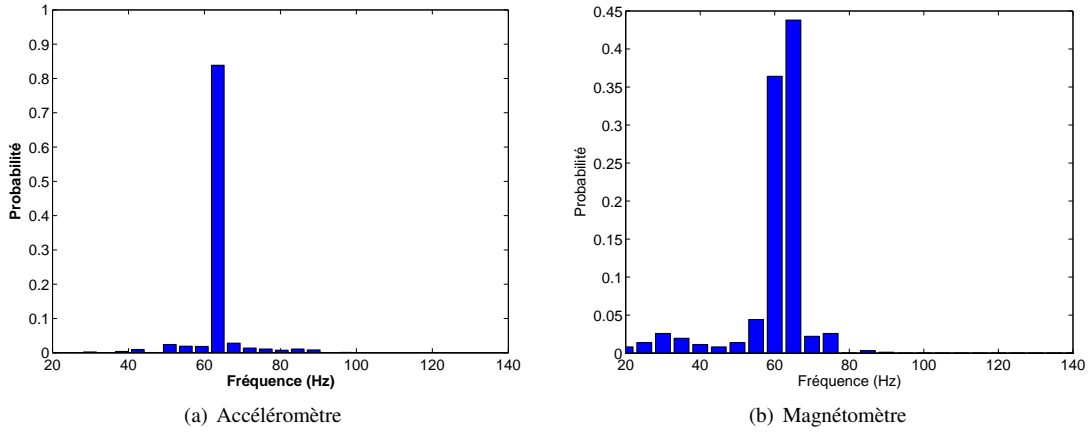


FIGURE 4.11 – Histogrammes de la fréquence d'échantillonnage avec le *profile Fastest* du terminal Samsung GT S5839i

#### 4.4.2 Évaluation de l'accéléromètre

Nous cherchons à évaluer la performance de l'accéléromètre. Nous comparons d'abord les résultats de calibration de ce capteur par la méthode directe par six-positions et par celle d'invariance de la norme des mesures ; décrites et détaillées dans la Section 4.1.2, que nous noterons, respectivement, *six-pos* et *inv-norm*. Nous considérons que les axes de l'accéléromètre sont parfaitement alignés avec les axes du repère  $\mathcal{S}$ . Sous cette hypothèse, la matrice  $\mathbf{K} = \text{diag}(K_x, K_y, K_z)$  est considérée diagonale. Nous observons ensuite le phénomène de dérives temporelles, sur une semaine, des estimations des paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle et de biais, pour chaque méthode de calibration.

##### 4.4.2.1 Résultat de calibration de l'accéléromètre

Dans la Section 4.1.2, les mesures d'accélération relevées pour la calibration sont effectuées en situation statique. Pour toutes les expériences, nous supposons que le terminal est maintenu statique à chaque mesure. Nous présentons dans les deux prochains paragraphes le résultat de calibration de l'accéléromètre du Samsung GT S5839i obtenu par chaque méthode.

##### ■ Calibration de l'accéléromètre par la méthode directe par six-positions :

Nous avons mis le terminal sur un plan orthogonal à la gravité naturelle (cette situation implique que l'axe  $Z^s$  est colinéaire à la direction de gravité). Nous avons enregistré la sortie du capteur d'accélération pendant 10 secondes pour les deux configurations (l'écran dirigé vers le haut et vers le bas) afin de déterminer les paramètres intrinsèques de facteur d'échelle  $K_z$  et de biais  $b_{acc}[z]$  sur l'axe  $Z^s$ . Nous notons que le lancement de l'enregistrement par l'appui sur un bouton dans l'écran pourrait générer une variation du signal d'accélération. En plus, la deuxième configuration de la méthode directe par six-positions génère une grande variation du signal d'accélération au début

de l'acquisition car elle nécessite de lancer l'acquisition des échantillons et, puis, de tourner le terminal à l'envers. Pour les données d'accélération utilisées lors de la calibration, nous considérons uniquement les données enregistrées après 5 secondes du début de l'acquisition. Les Figures 4.12-a et 4.12-b illustrent le signal d'accélération enregistré pour chaque configuration sur la durée entre 5 secondes et 10 secondes depuis le début de l'acquisition. Nous calculons la moyenne du signal d'accélération pour l'axe  $Z^s$  sur cette portion de durée de 5 secondes. Nous

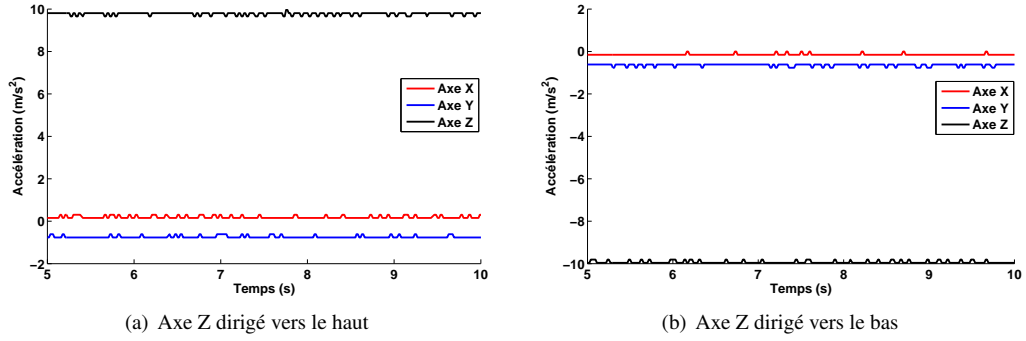


FIGURE 4.12 – Signal d'accélération enregistré sur les 3 axes de l'accéléromètre pour la calibration *six-pos*

avons également effectué le même processus pour les axes  $X^s$  et  $Y^s$ , en les mettant colinéaire avec la direction de gravité naturelle à travers d'autres plans de calibration. En effet, on peut trouver facilement un plan pour lequel l'axe  $Z^s$  est linéaire avec la gravité naturelle en conservant le terminal en statique ; par exemple en posant le mobile sur une table ou sur le sol. Cependant, ce n'est pas le même cas avec les axes  $X^s$  et  $Y^s$ . Dans notre cas, nous étions obligés d'utiliser des cales afin de maintenir l'immobilité du terminal pour que l'axe à calibrer soit dans la direction du vecteur de gravité naturelle. Ce mode opératoire n'est donc pas aisé. Nous utilisons l'exposant  $\{.\}^{sp}$  pour désigner un paramètre intrinsèque estimé par la méthode *six-pos*. La Table 4.2 montre les résultats obtenus pour l'estimation des paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle et de biais sur les axes  $X^s$ ,  $Y^s$  et  $Z^s$  de l'accéléromètre du Samsung GT S5839i avec la méthode *six-pos*. Nous constatons que les paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle sont proches de la valeur idéale 1. Par contre, les paramètres intrinsèques de biais possèdent des valeurs non-négligeables.

Paramètre intrinsèque	$K_x^{sp}$	$K_y^{sp}$	$K_z^{sp}$	$b_{acc}^{sp}[x]$	$b_{acc}^{sp}[y]$	$b_{acc}^{sp}[z]$
Valeur estimée	1.00	0.98	1.00	0.005	-0.79	0.11

TABLE 4.2 – Résultats de calibrations des trois axes de l'accéléromètre par la méthode *six-pos*

#### ■ Invariance de la norme des mesures :

Nous utilisons l'algorithme de Gauss-Newton (GN), décrit dans l'annexe D, pour la calibration de l'accéléromètre par la méthode *inv-norm*. Nous utilisons l'exposant  $\{.\}^{gn}$  pour désigner un paramètre intrinsèque estimé par la méthode *inv-norm* en utilisant l'algorithme Gauss-Newton. Puisque nous considérons une matrice diagonale  $\mathbf{K}$ , nous avons six paramètres intrinsèques à estimer :  $K_x$ ,  $K_y$ ,  $K_z$ ,  $b_{acc}[x]$ ,  $b_{acc}[y]$  et  $b_{acc}[z]$ . Cet algorithme considère un vecteur  $\boldsymbol{\theta}$  composé des ces six paramètres à estimer ;  $\boldsymbol{\theta} = (K_x, K_y, K_z, b_{acc}[x], b_{acc}[y], b_{acc}[z])$ . Il nécessite six vecteurs d'accélération pour estimer le vecteur  $\boldsymbol{\theta}$ . Il représente un algorithme itératif : il détermine à chaque itération un vecteur de correction, noté  $\delta\boldsymbol{\theta}_k$ , et il ajoute la correction  $\delta\boldsymbol{\theta}_k$  au vecteur  $\boldsymbol{\theta}_{k-1}$  obtenus à l'itération  $k-1$  afin d'obtenir le vecteur  $\boldsymbol{\theta}_k$  de l'itération  $k$  ; voir l'annexe D. Le critère d'arrêt de cet algorithme concerne une variation inférieure à un seuil, noté  $\epsilon$ , de la norme de vecteur de correction  $\delta\boldsymbol{\theta}_k$ . Nous illustrons à chaque exécution de cet algorithme l'évolution de la variable  $\|\delta\boldsymbol{\theta}_k\|$ . Nous vérifions dans la suite la convergence de l'algorithme avec des mesures non bruitées. Nous présentons ensuite la problématique de distribution, en trois dimensions, des mesures d'accélération bruitées et nous exposons au final un résultat de calibration par l'algorithme de Gauss-Newton pour le terminal Samsung GT S5839i.

• **Convergence de l'algorithme :** Dans un premier temps, nous avons développé l'algorithme de Gauss-Newton sous Matlab. Afin de vérifier le bon fonctionnement, nous l'avons exécuté avec six mesures d'accélération,

générées aléatoirement sous Matlab sous forme d'un vecteur de norme  $g$  multiplié par  $\mathbf{K} = \text{diag}(1.2, 1.05, 0.98)$  et additionné avec le vecteur  $\mathbf{b}_{acc}^s = [0.450 \ - .280 \ .115]^\top$ . Nous exécutons, à partir des six mesures d'accélération générées, l'algorithme GN développé avec le vecteur initial suivant :  $\boldsymbol{\theta}_0 = [1, 1, 1, 0, 0, 0]^\top$  et un critère d'arrêt  $\epsilon = 10^{-2}$ . La Table 4.3 montre l'évolution des paramètres intrinsèques estimés de facteurs d'échelle et de biais et du paramètre  $\|\delta\boldsymbol{\theta}_k\|$  pour un exemple d'exécution de l'algorithme GN avec des mesures sans bruit.

Itération	$K_x$	$K_y$	$K_z$	$b_{acc}[x]$	$b_{acc}[y]$	$b_{acc}[z]$	$\ \delta\boldsymbol{\theta}_k\ $
0	1.0	1.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
1	1.152	1.046	0.978	0.313	-0.254	0.120	0.450
2	1.197	1.050	0.980	0.439	-0.279	0.115	0.137
3	1.200	1.050	0.980	0.449	-0.280	0.115	0.011
4	1.200	1.050	0.980	0.450	-0.280	0.115	$0.001 < \epsilon$

TABLE 4.3 – Évolution des paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle et de biais et du paramètre  $\|\delta\boldsymbol{\theta}\|$  lors de la convergence algorithme Gauss-Newton avec des mesures sans bruits

Nous remarquons que l'algorithme converge rapidement dans 4 itérations vers les valeurs correctes de facteurs d'échelle et de biais, utilisées lors de la génération des mesures.

• **Distribution des mesures d'accélération avec bruit :** Nous ajoutons maintenant un bruit sur les mesures d'accélération pour étudier un cas plus proche de la réalité. Nous avons choisi un bruit blanc gaussien de moyenne nulle et d'un écart type  $\sigma = 0.01m \cdot s^{-2}$ . Dans le Paragraphe 4.1.2.2, le filtrage des mesures d'accélération bruitées améliore l'estimation des paramètres intrinsèques du capteur. Nous avons moyenné ces mesures d'accélération pendant 3 secondes avec une fréquence d'échantillonnage de  $63Hz$ . Afin d'empêcher l'emploi d'une mauvaise distribution des mesures (par exemple des mesures coplanaires), nous ajoutons une condition pour le processus d'acquisition : il doit y avoir un angle minimum entre toutes les mesures d'accélération. Bien que le calcul des angles nécessite des vecteurs centrés, nous supposons que la présence du vecteur  $\mathbf{b}_{acc}^s$  n'affecte pas le calcul de l'angle entre deux mesures d'accélération. Pour déterminer un angle minimum assurant un bon fonctionnement de la procédure de calibration, nous avons effectué l'expérience suivante. Soit  $\alpha_c$  une valeur d'angle donnée. Nous générons aléatoirement et d'une manière itérative six vecteurs d'accélération, noté  $\mathbf{ac}_1, \mathbf{ac}_2, \dots$  et  $\mathbf{ac}_6$ , comme suit :

- 1- Définir un ensemble de vecteurs d'accélération pour la calibration, noté  $I_c$  ;
- 2- Générer aléatoirement les deux vecteurs,  $\mathbf{ac}_1$  et  $\mathbf{ac}_2$ , avec un angle entre eux dans la plage  $[\alpha_c, \alpha_c + 5^\circ]$  et initialiser  $I_c$  par  $I_c = \{\mathbf{ac}_1, \mathbf{ac}_2\}$  ;
- 3- Générer aléatoirement un vecteur d'accélération  $\mathbf{v}_{ac}$  et calculer l'angle entre  $\mathbf{v}_{ac}$  et les vecteurs existants dans  $I_c$  ;
- 4 SI l'angle minimum parmi les angles calculés est dans la plage  $[\alpha_c, \alpha_c + 5^\circ]$  ALORS le vecteur  $\mathbf{v}_{ac}$  est ajouté à  $I_c$   
SINON retourner vers l'étape (3) ;
- 5- Retourner vers l'étape (3) jusqu'à  $I_c$  contient six vecteurs.

Dans cette expérience, nous avons varié  $\alpha_c$  avec les valeurs suivantes :  $0^\circ, 10^\circ, 20^\circ, 30^\circ$  et  $40^\circ$ . Pour évaluer les résultats obtenus avec chaque angle, nous avons calculé l'erreur sur l'estimation de l'accélération due à la force spécifique dont la norme vaut  $g$  pour un terminal statique. L'ensemble des vecteurs se trouvant sur une sphère de rayon  $g$  représente un ensemble des accélérations vraies. À partir de cette sphère, nous utilisons les coordonnées sphériques en variant la longitude et la latitude d'un 1 degré afin de définir les différents vecteurs utilisés pour l'évaluation. Pour une matrice  $\hat{\mathbf{K}}$  et un vecteur  $\hat{\mathbf{b}}_{acc}^s$  estimés pour une valeur d'angle  $\alpha_c$ , l'erreur s'obtient pour un vecteur d'accélération due à la force spécifique :

$$eg_a(i) = \|\hat{\mathbf{K}}^{-1}(\mathbf{ac}_i - \hat{\mathbf{b}}_{acc}^s) - \mathbf{ag}_i\|^2$$

23. Soit  $\alpha$  l'angle entre deux vecteurs  $\mathbf{v}_1$  et  $\mathbf{v}_2$  du même origine  $\mathbf{o}$ . L'angle est obtenu par :  $\alpha = \arccos\left(\frac{\langle (\mathbf{v}_1 - \mathbf{o}), (\mathbf{v}_2 - \mathbf{o}) \rangle}{\|\mathbf{v}_1 - \mathbf{o}\| \cdot \|\mathbf{v}_2 - \mathbf{o}\|}\right)$  où  $\langle, \rangle$  désigne le produit scalaire des deux vecteurs et  $\arccos$  est l'opérateur inverse de la fonction cosinus sur l'intervalle  $[-\pi, \pi]$ .

avec  $\mathbf{ag}_i$  le  $i^{me}$  vecteur généré de norme  $g$  et représentant l'accélération due à la force spécifique pour le vecteur  $\mathbf{ac}_i$ . La Table 4.4 illustre la moyenne et l'écart type de l'erreur  $eg_a$ . Nous trouvons une erreur élevée avec les angles  $0^\circ$  et  $10^\circ$ . L'erreur s'est réduite à partir de l'angle  $20^\circ$ . Nous remarquons que les résultats avec les angles  $30^\circ$  et  $40^\circ$  sont similaires.

Angle $\alpha_c$	$0^\circ$	$10^\circ$	$20^\circ$	$30^\circ$	$40^\circ$
moyenne ( $m.s^{-2}$ )	16.735	4.119	1.271	0.945	0.944
écart type ( $m.s^{-2}$ )	7.257	0.854	1.015	0.970	0.972

TABLE 4.4 – Statistique de l'erreur sur l'estimation de l'accélération due à la force spécifique en fonction des angles  $\alpha_c$

Nous avons choisi pour la suite un angle minimum de  $30^\circ$  entre toutes les mesures d'accélération, employées pour la calibration de l'accéléromètre.

• **Résultats pour des mesures avec bruit :** Nous avons généré cinq ensembles différents de mesures d'accélération vérifiant un angle minimum sur chaque ensemble supérieur à  $30^\circ$ . Nous avons exécuté l'algorithme GN pour chaque ensemble enregistré et nous trouvons la même tendance de convergence rapide. Nous montrons, en exemple sur les Figures 4.13-a et 4.13-b, les résultats obtenus lors de l'exécution de l'algorithme de calibration

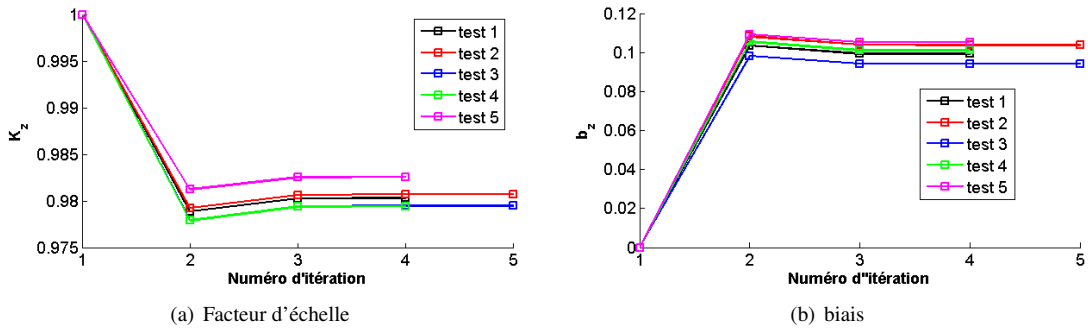


FIGURE 4.13 – Évolution des facteurs d'échelle et des biais pour l'exécution de la calibration de l'accéléromètre par l'algorithme GN avec cinq tests et  $\sigma = 0.01 m \cdot s^{-2}$

pour estimer les paramètres intrinsèques de facteur d'échelle et de biais appliqués sur l'axe  $Z^s$ .

Nous remarquons que l'algorithme GN converge rapidement dans 4 itérations, comme dans le cas sans présence de bruit, vers des valeurs très proches aux valeurs de facteur d'échelle et de biais, utilisées lors de la génération des mesures. Nous constatons une évolution inférieure à 0.5 % et 10 % pour le facteur d'échelle et le biais, respectivement, entre les valeurs initiales et celles obtenues après la mise en œuvre de l'algorithme GN. Nous concluons que l'erreur due au bruit - appelée erreur stochastique - est faible en raison de la compensation du bruit par la moyenne calculée sur les mesures d'accélération à la même orientation.

• **Résultats pour des mesures par smartphone :** Nous appliquons maintenant l'algorithme GN pour la calibration de l'accéléromètre du smartphone Samsung GT S5839i. La Table 4.5 présente l'évolution des paramètres

Itération	$K_x$	$K_y$	$K_z$	$b_{acc}[x]$	$b_{acc}[y]$	$b_{acc}[z]$	$\ \delta\theta_k\ $
0	1.0	1.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
1	0.966	0.947	1.014	0.241	-0.762	0.1263	0.812
2	0.971	0.954	1.018	0.226	-0.691	0.130	0.074
3	0.971	0.954	1.018	0.226	-0.690	0.130	$0.001 < \epsilon$

TABLE 4.5 – Évolution des paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle et de biais et du paramètre  $\|\delta\theta_k\|$  lors de la convergence algorithme Gauss-Newton avec l'accéléromètre du Samsung GT S5839i

intrinsèques de facteurs d'échelle et de biais lors de cette phase de calibration. Nous trouvons des valeurs de facteur d'échelle et de biais proches des valeurs idéales (valeur 1 pour les facteurs d'échelle et valeur 0 pour les biais) mais elles sont différentes au cas de la calibration directe par six-positions. L'expérience précédente a montré que l'erreur stochastique est négligeable sur l'estimation des paramètres intrinsèques, cette différence s'explique plutôt par le phénomène de consistance des estimations des paramètres intrinsèques. Nous nous intéressons dans l'expérience suivante à ce phénomène pour les paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle et de biais, estimés par chaque méthode de calibration.

#### 4.4.2.2 Dérives temporelles des paramètres intrinsèques de l'accéléromètre

Nous avons enregistré des mesures d'accélération durant une semaine avec une moyenne de dix ensembles de mesures par jour afin de comparer le résultat de calibration par la méthode *six-pos* à celui obtenu par l'algorithme GN de la méthode *inv-norm*. Chaque ensemble de mesures est composé de six vecteurs d'accélération à des orientations différentes. Un vecteur d'accélération est obtenu par une moyenne sur 3 secondes du signal d'accélération enregistré en statique. Les deux premiers vecteurs correspondent aux deux vecteurs d'accélération employés par l'approche *six-pos* afin de calibrer l'axe  $Z^s$ . Les quatre autres sont choisis progressivement comme suit : l'utilisateur choisit une orientation aléatoire en restant statique et, ensuite, nous acceptons le vecteur d'accélération ssi son orientation possède un angle minimum de  $30^\circ$  par rapport à tous les vecteurs existants dans l'ensemble de mesures employées à la calibration. Les Figures 4.14 et 4.15 montrent, respectivement, l'évolution temporelle, selon

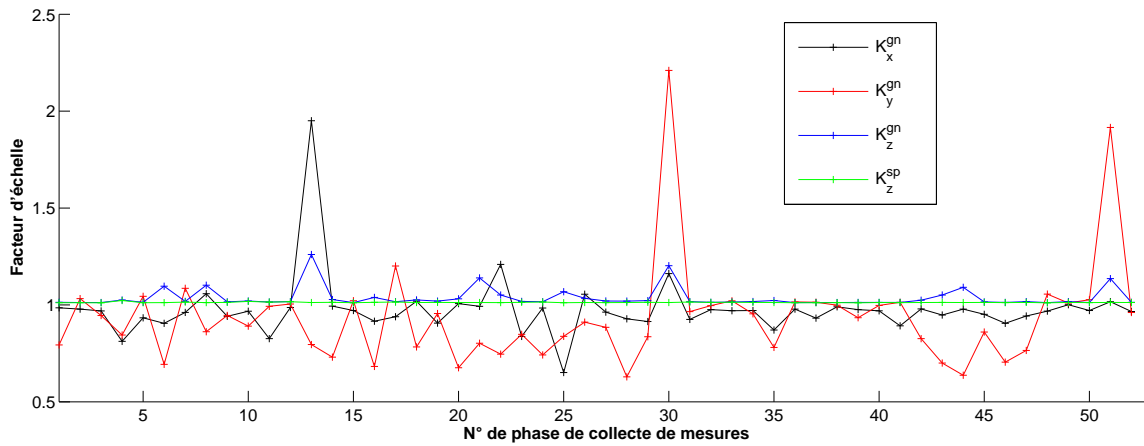


FIGURE 4.14 – Evolution temporelle des paramètres intrinsèques de facteurs d'échelles estimés par la méthode *six-pos* et l'algorithme GN avec le terminal Samsung GT S5839i

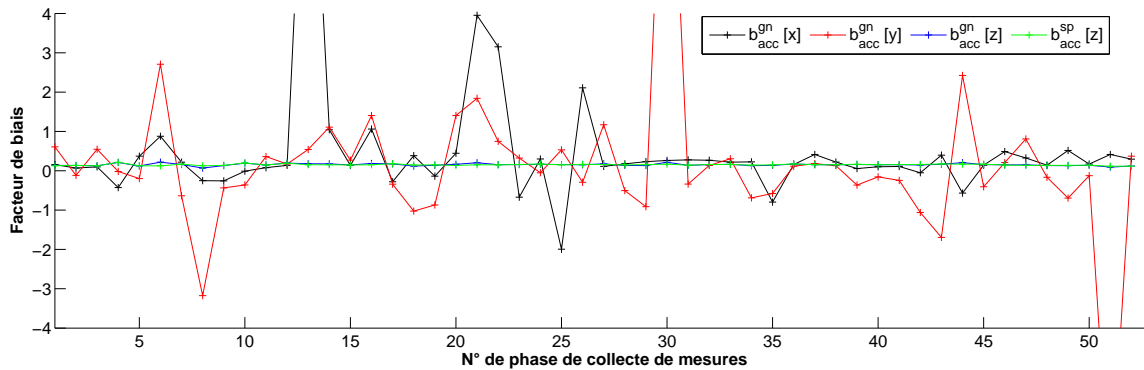


FIGURE 4.15 – Evolution temporelle des paramètres intrinsèques de biais estimés par la méthode *six-pos* et l'algorithme GN avec le terminal Samsung GT S5839i

l'ordre chronologique des enregistrements des ensembles de mesures sur une semaine, des paramètres intrinsèques estimés de facteurs d'échelle et de biais. Nous constatons qu'il s'agit d'une fluctuation aléatoire des paramètres

intrinsèques estimés. Ce constat est similaire à celui obtenu avec l'étude effectuée par KOS et al. dans [31]. Dans notre cas, nous remarquons la présence d'une faible fluctuation des paramètres intrinsèques estimés sur l'axe  $Z^s$  pour les deux approches de calibration. Par contre, les paramètres intrinsèques estimés sur les axes  $X^s$  et  $Y^s$  par l'algorithme GN possèdent quelques valeurs aberrantes où un paramètre intrinsèque de facteur d'échelle atteint des valeurs supérieures à 1.5 ou un paramètre intrinsèque de biais dépasse la valeur  $2m \cdot s^{-2}$ . La Table 4.6 fournit

Méthode	Invariance de la norme des mesures						Directe par six-positions	
Paramètre intrinsèque	$K_x$	$K_y$	$K_z$	$b_{acc}[x]$	$b_{acc}[y]$	$b_{acc}[z]$	$K_z$	$b_{acc}[z]$
Moyenne	0.98	0.93	1.037	0.51	0.12	0.16	1.013	0.15
Médiane	0.97	0.92	1.017	0.20	-0.03	0.15	1.013	0.11
Écart type	0.16	0.27	0.050	1.76	2.24	0.03	0.002	0.02

TABLE 4.6 – Statistiques des paramètres intrinsèques pour la calibration de l'accéléromètre sur l'ensemble total des mesures

les facteurs d'échelle sont des coefficients sans unité et les biais sont exprimés en  $(m \cdot s^{-2})$

les statistiques, en moyenne, en écart type et en médiane, sur les paramètres intrinsèques estimés à partir des deux méthodes de calibration de l'accéléromètre. Ces statistiques sont calculées pour l'ensemble total des mesures enregistrées sur toute la semaine. En moyenne et en médiane, les paramètres intrinsèques estimés de facteurs d'échelle possèdent des valeurs proches de la valeur idéale pour les deux méthodes de calibration mais les paramètres intrinsèques estimés de biais ne sont pas négligeables. En écart type, les résultats des paramètres intrinsèques estimés sur l'axe  $Z^s$  sont faibles alors qu'ils sont assez élevés sur les axes  $X^s$  et  $Y^s$ . Nous constatons que cette variation est due à la présence de valeurs aberrantes, obtenues pour des mauvaises distributions des mesures, bien que un angle minimum de  $30^\circ$  ait été exigé entre les vecteurs d'accélération. Nous considérons toute valeur estimée d'un paramètre intrinsèque de facteur d'échelle ou de biais en dehors des plages  $[1.3, 0.7]$  ou  $[-1 m \cdot s^{-2}, 1 m \cdot s^{-2}]$  comme valeur aberrante.

En réduisant l'ensemble des valeurs acceptables des paramètres intrinsèques aux plages définies, les nouvelles statistiques sont fournies dans la Table 4.7. Elles montrent la réduction de l'écart type des paramètres intrinsèques

Méthode	Invariance de la norme des mesures						Directe par six-positions	
Paramètre intrinsèque	$K_x$	$K_y$	$K_z$	$b_{acc}[x]$	$b_{acc}[y]$	$b_{acc}[z]$	$K_z$	$b_{acc}[z]$
Moyenne	0.94	0.95	1.016	0.10	-0.09	0.15	1.013	0.15
Médiane	0.97	0.98	1.015	0.15	-0.12	0.15	1.013	0.11
Écart type	0.05	0.11	0.003	0.29	0.43	0.02	0.002	0.02

TABLE 4.7 – Statistiques des facteurs d'échelle et des biais pour la calibration de l'accéléromètre après l'élimination des valeurs aberrantes

les facteurs d'échelle sont des coefficients sans unité et les biais sont exprimés en  $(m \cdot s^{-2})$

$K_x$ ,  $K_y$ ,  $b_{acc}[x]$  et  $b_{acc}[y]$ . Puisque les valeurs moyennes et médianes des paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle ont conservées quasiment les mêmes valeurs et leurs écarts types sont faibles, nous déduisons que les fluctuations des paramètres intrinsèques de facteur d'échelle n'affectent pas le signal d'accélération. Par contre, les paramètres intrinsèques de biais changent d'une estimation à une autre et leurs fluctuations restent non-négligeables. Ces fluctuations introduisent un biais différent dans le signal d'accélération et nous verrons dans le Chapitre 5 l'effet de présence d'un biais variable sur le signal d'accélération qui sera utilisé pour l'estimation du trajet effectué.

Nous nous intéresserons pour la suite à l'évaluation du deuxième capteur à utiliser lors du système NPE ; le magnétomètre.

#### 4.4.3 Évaluation du magnétomètre

Nous examinons la performance de calibration du magnétomètre en comparant les deux méthodes *swinging* et *ellipsoid fitting*, détaillées dans le Paragraphe 4.2.2, pour le terminal Samsung GT S5839i. Nous considérons que les axes du magnétomètre sont parfaitement alignés avec les axes du repère  $\mathcal{S}$ . Sous cette hypothèse, la matrice  $\mathbf{H} = \text{diag}(H_x, H_y, H_z)$  est considérée diagonale. Les phases de calibration sont effectuées dans une condition favorable où l'effet de fer doux est supposé négligeable sur les mesures de champ magnétique. Nous nous intéressons, ensuite, au phénomène de dérives temporelles des paramètres intrinsèques estimés pour le magnétomètre.

#### 4.4.3.1 Résultat de calibration du magnétomètre

Nous évaluons d'abord la méthode de calibration *swinging* avec les deux approches, avec et sans prise en compte de l'effet de fer doux. Nous nous intéressons ensuite à la calibration par *ellipsoid fitting* en expliquant la méthode choisie pour l'acquisition des données de champ magnétique.

##### ■ Calibration par la méthode *swinging* :

Nous avons effectué une rotation sur  $360^\circ$  du terminal Samsung GT S5839i sur un carton se trouvant au milieu d'un local en se mettant loin des sources de perturbations magnétiques dues au phénomène fer doux. La Figure 4.16-a illustre un exemple de l'acquisition des mesures de champ magnétique sur une rotation de  $360^\circ$ , dont la forme est

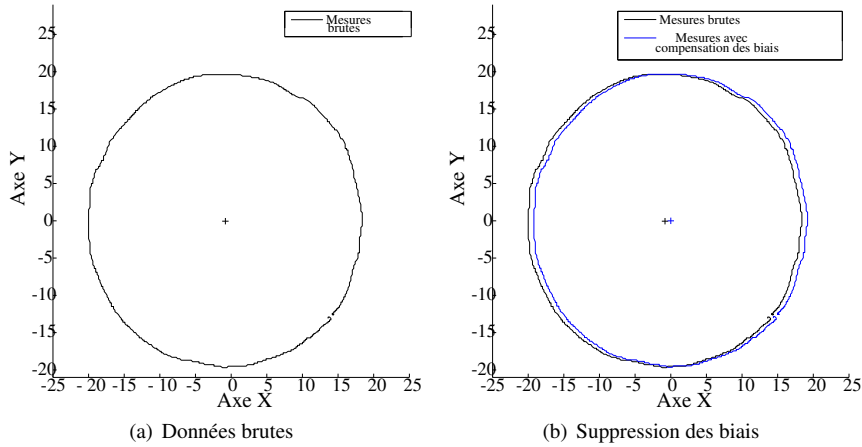


FIGURE 4.16 – Procédure de suppression du biais par *swinging*

une ellipse, pour cette expérience. Il existe deux approches, expliquées dans le Paragraphe 4.2.2.1, de la méthode *swinging* qui se différencient par la méthodologie d'estimation du facteur d'échelle. Nous commençons donc par la compensation de l'effet des biais par l'éqn (4.29). La Figure 4.16-b illustre le résultat de compensation des biais pour les mesures collectées. Les valeurs obtenues sont :  $\hat{b}_m[x] = -0.80\mu T$  et  $\hat{b}_m[y] = -0.05\mu T$ . Nous comparons par la suite les deux méthodologies d'estimation du paramètre intrinsèque de facteur d'échelle. L'approche proposée par CARUSO [176] ne considère pas la présence de l'effet du fer doux à proximité. Elle commence par déterminer les plages de variation  $\delta_x$  et  $\delta_y$  ; voir fig. 4.17-a. Ensuite, elle estime des valeurs pondérées des para-

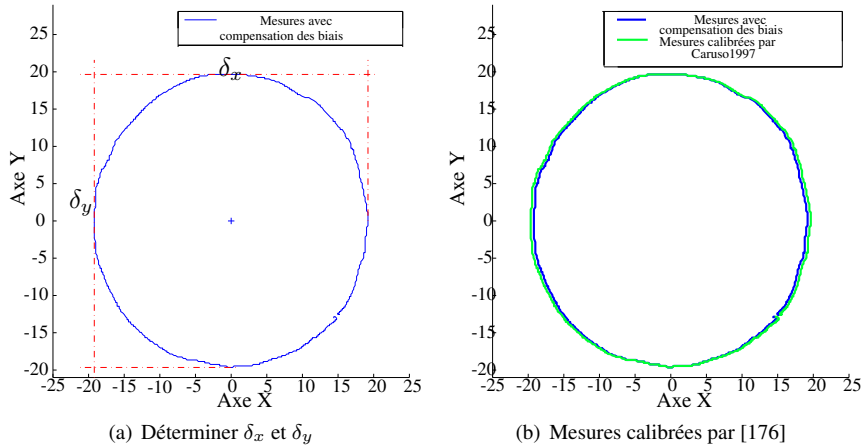


FIGURE 4.17 – Processus de compensation des facteurs d'échelle par la méthode *swinging* sans prise en compte des effets fer doux

mètres intrinsèques de facteurs d'échelle (c.f. l'éqn. (4.28)). Le résultat final de la calibration avec la méthodologie proposée par [176] est illustré dans la Figure 4.17-b. Nous considérons maintenant la présence de sources de fer doux à proximité et nous suivons ainsi l'approche décrite par [173]. Nous déterminons le point  $P_1$ , ayant l'amplitude maximale en champ magnétique mesuré, et le point  $P_2$ , la symétrie de  $P_1$  par rapport au point  $(0, 0)$ ; voir fig 4.18-a. Nous détectons graphiquement la présence d'un angle de déviation,  $\theta_{dev}$ , de l'axe majeur qui se traduit

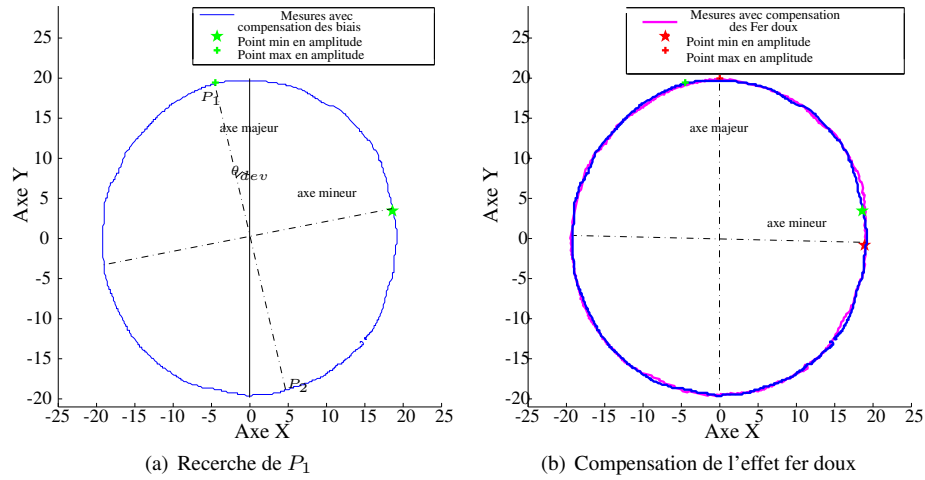


FIGURE 4.18 – Processus de compensation de l'effet de fer doux sur les mesures de champ magnétique par la méthode *swinging*

par la présence d'un effet de fer doux sur les mesures enregistrées. Nous calculons la valeur de cet angle à travers les coordonnées du point  $P_1$  et, en occurrence, la valeur obtenue vaut  $\theta_{dev} = 13^\circ$ . Puis, nous appliquons une rotation à l'ellipse de  $-\theta_{dev}$  dont le résultat de rotation est illustré dans la Figure 4.18-b. Les plages de variations  $\delta x$  et  $\delta y$  sont extraites et les paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle sont déterminés par l'éqn (4.28). Le résultat final de la calibration transforme l'ellipse centrée en un cercle centré dont le rayon vaut  $\max(\frac{\delta x}{2}, \frac{\delta y}{2})$ . Les valeurs obtenues de facteurs d'échelle avec la méthode proposée :

- par [176] sont  $\hat{H}_x = 0.98$  et  $\hat{H}_y = 1.0$  ;
- par [173] sont  $\hat{H}_x = 0.97$  et  $\hat{H}_y = 1.0$ .

Nous trouvons la même valeur sur l'axe  $Y^s$  et deux valeurs très proches sur l'axe  $X^s$ . Nous présentons dans la Figure 4.19 les mesures de champ magnétique transformées à travers les deux approches de calibration par *swinging*. Nous constatons que la différence finale entre les mesures transformées par chaque approche est minimale.

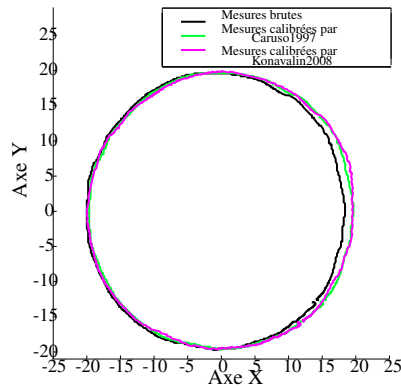


FIGURE 4.19 – Résultat de calibration par les deux approches de méthode *swinging*

Ce résultat confirme, comme indiqué lors de la description de cette expérience, l'absence d'une source de fer doux

à proximité du terminal. Dans la suite, nous présentons un exemple de résultat de calibration par la méthode *ellipsoïde fitting*. Puis, nous comparons les résultats de calibration par *swinging*, avec les deux approches, et par *ellipsoïde fitting*.

#### ■ calibration par la méthode *ellipsoïde fitting* :

La méthode *ellipsoïde fitting* suppose que les mesures de champ magnétique du capteur se répartissent sur un ellipsoïde. Elle extrait les paramètres intrinsèques du capteur à partir des caractéristiques de l'ellipsoïde estimée, comme le centre et les longueurs de ses demi-axes. Elle nécessite dans ce cas des mesures uniformément réparties sur l'ellipsoïde afin de fournir une bonne estimation. Pour l'acquisition des mesures, nous faisons tourner le terminal autour de lui même dans plusieurs orientations afin de couvrir le maximum de l'ellipsoïde. Nous expliquons les méthodes possibles pour l'acquisition de données permettant un fonctionnement propice de l'*ellipsoïde fitting*. Nous présentons ensuite le résultat de calibration par cette méthode.

• **Acquisition des données de calibration pour l'*ellipsoïde fitting* :** On trouve trois modes d'acquisition : aléatoire, en figure-huit ou infinie, et en coordination. Le premier laisse la liberté à l'utilisateur de choisir ses mouvements lors de l'acquisition. Le deuxième exige de suivre un tracé de la figure-huit "∞" par le capteur. Le dernier limite l'acquisition à des rotations précises autour de directions pré-déterminées. Dans [186], une étude expérimentale compare le résultat des trois modes et montre l'efficacité du troisième mode par rapport aux deux premiers.

Dans le cas des terminaux mobiles, l'emplacement du magnétomètre n'est pas fourni et l'acquisition est faite manuellement par l'utilisateur. Dans ces conditions, le mode d'acquisition coordonnée devient difficile à exécuter, voire impossible. Nous comparons donc les deux modes d'acquisition, aléatoire et en figure-huit, pour un terminal mobile. Le temps de l'acquisition a duré une minute pour les deux modes. Les figures 4.20-a, 4.20-b et 4.20-c montrent la distribution des mesures, projetées respectivement dans les plans XY, XZ et YZ, pour les deux modes.

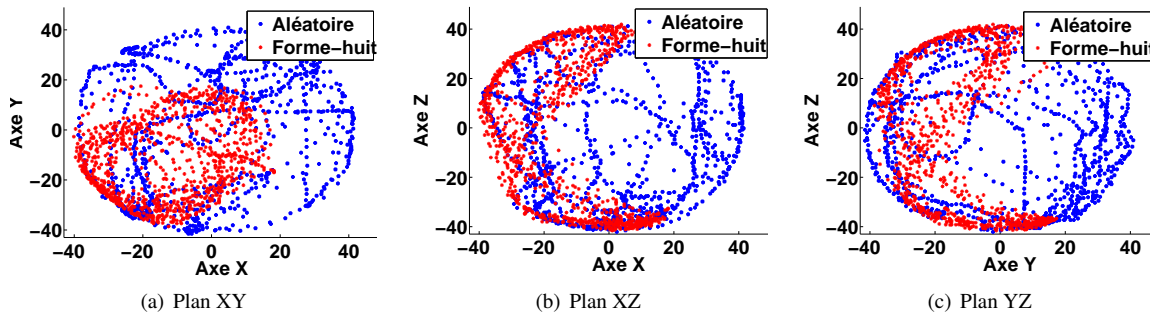


FIGURE 4.20 – Distribution des mesures de champ magnétique lors de la calibration avec les modes d'acquisition aléatoire et en figure-huit

On remarque que le mode aléatoire a permis de tracer une ellipse quasi-entière sur chaque plan grâce à la rotation dans plusieurs directions du terminal mobile. Certes, ce résultat représente une méthode d'acquisition favorable pour exécuter la méthode *ellipsoïde fitting*, mais il nécessite un utilisateur expérimenté avec ce genre de calibration. De l'autre côté, on constate que l'acquisition en figure-huit fournit des mesures qui occupent seulement une zone limitée et leur distribution est inefficace à l'estimation des paramètres de l'ellipsoïde. La configuration idéale est d'avoir des échantillons se trouvant sur les extrémités de chaque axe de l'ellipsoïde. Il serait judicieux de mettre en place une acquisition dynamique où l'utilisateur est guidé à effectuer des rotations pour enregistrer des échantillons aux extrémités de chaque axe.

Dans la suite, nous ne considérons que le mode d'acquisition aléatoire des mesures de champ magnétique. Nous avons fixé une durée de 20 secondes durant la phase de collecte de ces mesures. La Figure 4.21 montre la distribution de toutes les mesures de champ magnétique enregistrées. Nous avons choisi une matrice  $\mathbf{H}$  diagonale pour que nous puissions comparer les résultats de cette méthode avec ceux obtenus par la méthode de calibration *swinging*. Les valeurs estimées pour les mesures enregistrées sont :  $\hat{\mathbf{H}}^* = \text{diag}(42.58, 42.59, 42.28)$  et

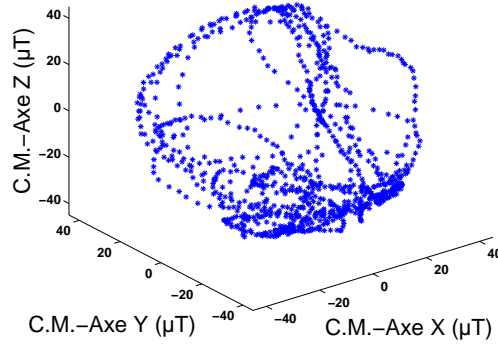


FIGURE 4.21 – Exemple de disposition des mesures champ magnétique e 3D enregistrées sur 20 secondes pour *ellipsoïde fitting*

$\mathbf{b}_m^s = [0.23, 0.16, 0.18]^\top$ . Pour effectuer une comparaison des paramètres intrinsèques estimés de facteurs d'échelle avec les deux méthodes de calibrations, nous proposons de procéder à la normalisation des paramètres intrinsèques estimés de facteurs d'échelle avec l'*ellipsoïde fitting* par la valeur du paramètre intrinsèque de facteur d'échelle sur l'axe ayant la valeur 1 dans la méthode *swinging*. Dans le résultat de la calibration *swinging*, on a  $\hat{H}_y = 1$  et, ainsi, on divise  $\hat{\mathbf{H}}^*$  par  $\hat{H}_y^*$ . La matrice normalisée vaut :  $\text{diag}(1.0, 1.0, 0.99)$ . En comparant les paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle obtenus sur les  $X^s$  et  $Y^s$  pour les deux méthodes de calibration, nous trouvons que les valeurs sont très proches. Par contre, nous remarquons que les paramètres intrinsèques de biais sont différents sur les axes  $X^s$  et  $Y^s$ . Afin de mieux comprendre cette différence, nous nous intéressons au phénomène de dérives temporelles des paramètres intrinsèques estimés par chaque méthode de calibration.

#### 4.4.3.2 Dérives temporelles des paramètres intrinsèques du magnétomètre

Nous avons enregistré des mesures de champ magnétique durant une semaine avec une moyenne de dix ensembles de mesures par jour afin de comparer le résultat de calibration par les méthodes *swinging* et *ellipsoïde fitting*. Pour chaque ensemble de mesures, deux fichiers, contenant les mesures de champ magnétique enregistrées, sont générés : le premier correspond au mode d'acquisition décrit par la méthode *swinging* et le deuxième est obtenu lors d'une acquisition aléatoire pendant 20 secondes.

Avant de comparer les résultats des deux méthodes, nous comparons ceux obtenus par les deux approches au sein de la méthode *swinging*. Puisque la seule différence entre ces deux approches est la méthodologie d'estimation du paramètre intrinsèque de facteur d'échelle, notre comparaison se limite aux valeurs estimées de ce paramètre intrinsèque. La Figure 4.22 illustre la variation des paramètres intrinsèques  $H_x$  et  $H_y$  à partir des deux approches

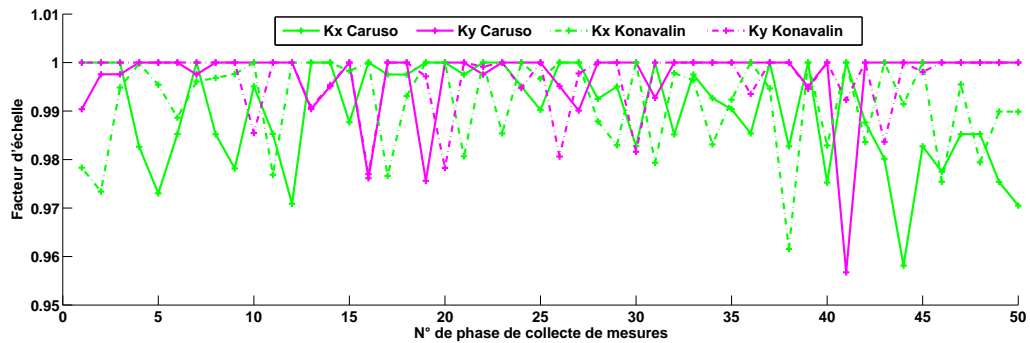


FIGURE 4.22 – Evolution temporelle des facteurs d'échelle estimés par la méthode *swinging* avec le terminal Samsung GT S5839i

de la méthode *swinging*. Nous constatons que les valeurs varient sur une très faible plage  $[0.96, 1.0]$  et leurs statistiques en moyenne et en écart type sont identiques. Ce résultat confirme l'absence de sources de fer doux à

forte influence sur les mesures enregistrées. Pour la comparaison avec la méthode *ellipsoïde fitting*, nous tenons en compte que les résultats de l'approche ne prenant pas en compte l'effet fer doux.

Nous notons, dans la suite,  $\{\cdot\}^{sg}$ , respectivement  $\{\cdot\}^{ef}$ , les paramètres intrinsèques estimés à travers la méthode *swinging*, respectivement *ellipsoïde fitting*. Selon les résultats de la calibration par *swinging*, nous remarquons qu'un paramètre intrinsèque estimé de facteur d'échelle, parmi  $H_x$  et  $H_y$ , est égal à 1. Pour effectuer la comparaison entre les résultats de calibration des deux méthodes, la matrice  $\hat{H}^{ef}$  doit être pondérée par un coefficient afin d'avoir des ordres de grandeurs comparables pour les paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle. Par exemple, pour le cas de  $H_x^{sg} = 1$ , la matrice  $\hat{H}^{ef}$  est modifiée comme suit :  $\hat{H}^{ef} = \frac{\hat{H}^{ef}}{H_x^{sg}}$ .

Les Figures 4.23 et 4.24 montrent l'évolution temporelle, selon l'ordre chronologique des enregistrements des en-

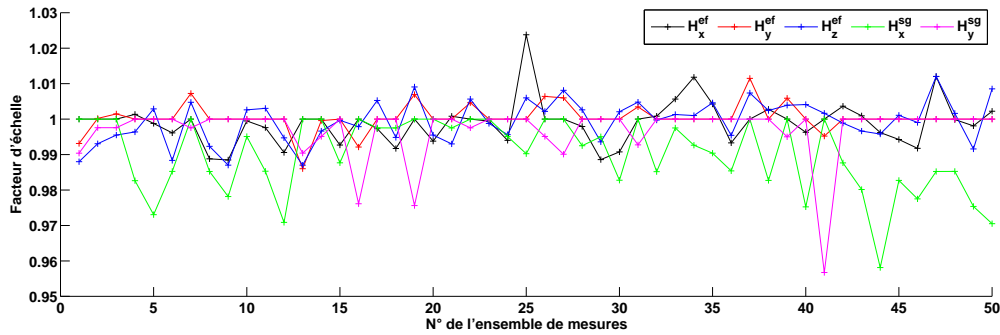


FIGURE 4.23 – Évolution temporelle des paramètres intrinsèques estimés de facteurs d'échelle du magnétomètre du terminal Samsung GT S5839i

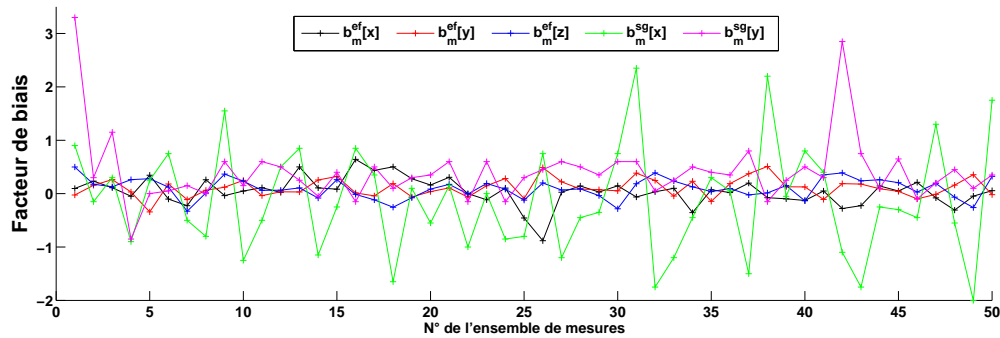


FIGURE 4.24 – Évolution temporelle des paramètres intrinsèques estimés de biais pour le magnétomètre du terminal Samsung GT S5839i

sembles de mesures sur une semaine, des paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle et de biais, respectivement, avec le terminal Samsung GT S5839i. Nous constatons qu'il s'agit d'une fluctuation aléatoire, comme le cas de l'accéléromètre, dans les deux figures. La Table 4.8 fournit les statistiques, en moyenne et en écart type, des para-

Méthode	<i>Ellipsoïde fitting</i>						<i>Swinging</i>			
Paramètre intrinsèque	$H_x^{ef}$	$H_y^{ef}$	$H_z^{ef}$	$b_x^{ef}$	$b_y^{ef}$	$b_z^{ef}$	$H_x^{sg}$	$H_y^{sg}$	$b_x^{sg}$	$b_y^{sg}$
Moyenne	1.0	1.0	1.0	0.04	0.11	0.01	0.999	0.99	-0.13	0.41
Écart type	0.01	0.00	0.01	0.25	0.17	0.18	0.006	0.01	1.01	0.64

TABLE 4.8 – Statistiques des facteurs d'échelle et des biais pour la calibration du magnétomètre du terminal Samsung GT S5839i

les facteurs d'échelle sont des coefficients sans unité et les biais sont exprimés en ( $\mu T$ )

mètres intrinsèques de facteurs d'échelle et des biais estimés à travers les deux méthodes de calibration. Nous trouvons que les paramètres intrinsèques estimés, par les deux méthodes, de facteurs d'échelle varient dans l'intervalle

[0.95, 1.03]. Cette plage de valeurs reste proche de la valeur idéale - égale à 1 - du paramètre intrinsèque de facteur d'échelle. Des fluctuations des paramètres intrinsèques dans cette plage ne peuvent pas influencer le vecteur directionnel  $e_{m_{true}}$ . Puisque les mesures ont été effectuées sur une courte durée temporelle, on s'attend à avoir un minimum de variation possible. La méthode avec la plus faible variation est, alors, la plus adéquate, en occurrence l'*ellipsoïde fitting*, à l'estimation des facteurs d'échelle.

De l'autre côté, les paramètres intrinsèques estimés de biais avec l'*ellipsoïde fitting* varient sur une plage de valeurs communes  $[-0.8\mu T, 0.8\mu T]$ . Par contre, les valeurs estimées des paramètres intrinsèques de biais par la méthode *swinging* affichent un écart type plus élevé, notamment sur l'axe  $X^s$ . Puisque l'approche *ellipsoïde fitting* a réussi à fournir des valeurs ayant un écart type plus faible avec les mêmes conditions de tests, l'hypothèse de présence d'un phénomène influant les résultats de calibration est rejetée. D'où, l'écart type élevé des valeurs estimées des paramètres intrinsèques de biais avec l'approche *swinging* est du à une mauvaise rotation du terminal ; l'approche *swinging* nécessite une rotation au tour du centre du capteur qui est inconnu dans notre cas d'application. L'écart le plus élevé des valeurs estimées des paramètres intrinsèques de biais vaut  $0.8\mu T$  et  $3\mu T$  avec la méthode *ellipsoïde fitting* et *swinging*, respectivement. Nous cherchons à comprendre l'impact d'une telle valeur sur l'estimation du vecteur directionnel  $e_{m_{true}}$ . Selon les expériences précédentes, la norme de mesures est supérieure à  $40\mu T$  (voir Paragraphe 4.4.3.1). Puisque le vecteur directionnel  $e_{m_{true}}$  est obtenu suite à une division de la mesure de champ magnétique par sa norme, nous trouvons que la contribution de l'écart le plus élevé sur un axe du vecteur  $e_{m_{true}}$  est quatre fois moins élevée avec la méthode *ellipsoïde fitting* en comparaison avec la méthode *swinging*. Ces valeurs, tant qu'elles restent avec cet ordre de grandeur, n'influeront jamais sur la direction du vecteur  $e_{m_{true}}$ . Nous déduisons que la méthode *ellipsoïde fitting* est meilleure que *swinging* pour la calibration du magnétomètre du terminal Samsung GT S5839i.

#### ■ Comparaison entre deux terminaux mobiles différents :

Nous avons effectué la même expérience précédente avec un autre terminal mobile, la tablette Motorola ET1, afin de comparer les résultats de deux terminaux différents. Nous illustrons un exemple de données enregistrées avec la tablette pour appliquer les méthodes de calibration *swinging* et *ellipsoid fitting* ; voir figures 4.25-a et 4.25-b. Nous

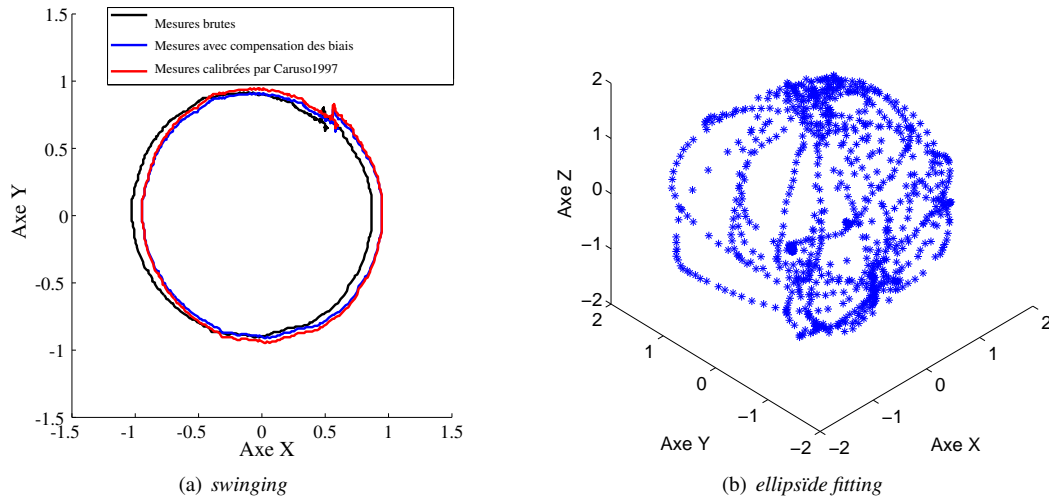


FIGURE 4.25 – Exemple de distribution des mesures de champ magnétique avec la tablette ET1

constatons que la norme des mesures est différente entre le terminal Samsung GT et la tablette Motorola ET1 avec une division de la norme par un coefficient de  $\sim 20$ .

Nous avons effectué une expérience similaire au magnétomètre du smartphone Samsung afin d'étudier le phé-

nomène de dérives temporelles. Les Figures 4.26 et 4.27 illustrent les paramètres intrinsèques estimés de facteurs

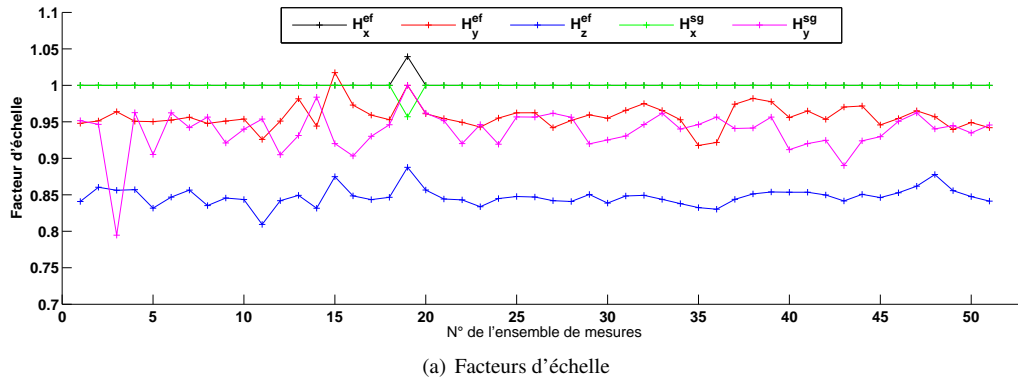


FIGURE 4.26 – Évolution temporelle des paramètres intrinsèques estimés du magnétomètre de la tablette Motorola ET1

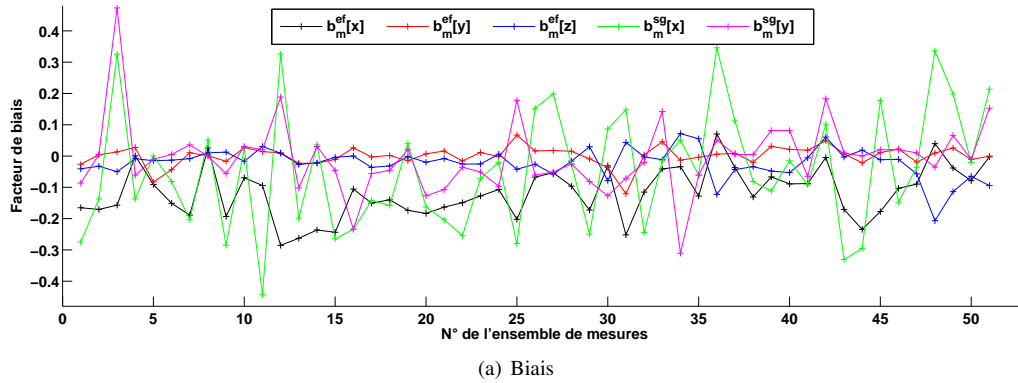


FIGURE 4.27 – Évolution temporelle des paramètres intrinsèques estimés du magnétomètre de la tablette Motorola ET1

d'échelle et de biais, respectivement, avec la tablette Motorola ET1. On retrouve le même constat de fluctuation aléatoire des paramètres intrinsèques estimés. La Table 4.9 montre les statistiques des estimations des paramètres intrinsèques avec la tablette ET1. Les valeurs estimées de  $H_x$  sont toujours égales 1 à l'exception d'une seule occurrence. Pour les valeurs estimées de  $H_y$ ,  $b_m(x)$  et  $b_m(y)$ , les deux méthodes de calibration fournissent des plages de valeurs similaires et des moyennes assez proches. Néanmoins, nous notons un écart type élevé des paramètres intrinsèques estimés par l'approche *swinging*. Nous déduisons que la méthode *ellipsoïde fitting* est aussi meilleure quant à la calibration du magnétomètre de la tablette.

Méthode	Ellipsoïde fitting						Swinging			
Paramètre intrinsèque	$H_x^{ef}$	$H_y^{ef}$	$H_z^{ef}$	$b_x^{ef}$	$b_y^{ef}$	$b_z^{ef}$	$H_x^{sg}$	$H_y^{sg}$	$b_x^{sg}$	$b_y^{sg}$
Moyenne	1.0	0.96	0.85	-0.117	-0.01	-0.022	0.99	0.94	-0.05	0.00
Écart type	0.01	0.03	0.02	0.09	0.05	0.03	0.01	0.03	0.19	0.12

TABLE 4.9 – Statistiques des facteurs d'échelle et des biais pour la calibration du magnétomètre de la tablette Motorola ET1

les facteurs d'échelle sont des coefficients sans unité et les biais sont exprimés en ( $\mu T$ )

La comparaison des résultats de calibration avec l'expérience de dérives temporelles pour le magnétomètre des deux terminaux (Samsung GT et Motorola ET1) montre que chaque capteur possède ses propres valeurs. Nous déduisons que le capteur de chaque terminal doit être calibré séparément. Les paramètres intrinsèques de facteurs

d'échelles pour le terminal Samsung GT ont un écart type plus faible par rapport aux résultats avec la tablette et ils sont plus proches de la valeur idéale "1". Les estimations des paramètres intrinsèques de biais possèdent des fluctuations aléatoires avec une plage de variation limitée à  $\pm 0.8\mu T$  et à  $\pm 0.5\mu T$  pour le terminal Samsung GT et la tablette ET1, respectivement. De l'autre côté, les normes des mesures de champ magnétique pour le terminal Samsung GT et la tablette valent, respectivement,  $40\mu T$  et  $2\mu T$ . L'impact de la plage maximale de variation des paramètres intrinsèques de biais sur l'estimation du vecteur directionnel  $e_{m_{true}}$  est alors plus élevé avec la tablette ET1 qu'avec le terminal Samsung GT.

## Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés aux capteurs inertiels ; accéléromètre, magnétomètre et gyroscope, embarqués dans des terminaux mobiles. Chaque capteur inertiel fournit une mesure, par exemple l'accélération ou la vitesse angulaire, qui caractérise la position instantanée de l'utilisateur utilisant le terminal mobile. Cependant, cette mesure est affectée par des paramètres intrinsèques et elle est corrompue par un bruit. Dans un premier temps, nous avons détaillé la modélisation d'une mesure fournie par chaque capteur. Puis, nous avons vu le fonctionnement des méthodes existantes de calibration de chaque capteur avec les conditions nécessaires, comme l'immobilité du terminal pour l'accéléromètre et l'absence de sources de perturbation de champ magnétique à proximité pour le magnétomètre.

Nous avons sélectionné, pour notre étude expérimentale, deux méthodes de calibration de l'accéléromètre qui utilisent un minimum de mesures, simples à implémenter et rapides en exécution : ceux sont les méthodes dites : directe par six positions et invariance de la norme des mesures. Nous avons présenté le résultat d'estimation des paramètres intrinsèques de biais et de facteur d'échelle par chaque méthode. Nous avons souligné les contraintes d'exécution pour ces deux méthodes, comme le choix du plan de calibration et la bonne dispersion des mesures. D'une manière similaire pour la calibration du magnétomètre, nous avons choisi deux méthodes applicables dans le contexte des terminaux mobiles. Nous avons montré également les résultats de calibration à travers l'estimation des facteurs d'échelle et des biais. Il existe plusieurs sources d'erreur sur l'estimation des paramètres intrinsèques, comme la présence de bruit sur les mesures, le choix du modèle (par exemple le choix de la forme de la matrice contenant les paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle et de défauts d'alignement), la répartition des mesures, etc. Nous avons supposé que les mesures d'accélération sont affectées par le bruit et que l'effet de bruit est négligeable sur les données de champ magnétique. Puisque les valeurs réelles des paramètres intrinsèques ne sont pas fournies, nous avons comparé seulement les résultats de calibration par les méthodes de calibration étudiées avec chaque capteur. Pour deux méthodes de calibration appliquées au même capteur, nous avons signalé des différences dans les valeurs numériques obtenues pour un même paramètre intrinsèque. Face à ce constat, nous avons mené une étude sur la consistance des estimations des paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle et de biais avec chaque capteur. Nous avons constaté qu'il y a des fluctuations aléatoires des estimations de ces paramètres avec les deux capteurs. Les fluctuations des estimations des paramètres intrinsèques de biais avec les deux capteurs sont accrues en comparaison avec celles des paramètres intrinsèques de facteurs d'échelle. Pour l'accéléromètre, nous étudierons dans le chapitre suivant l'effet des paramètres intrinsèques de biais variables sur le signal d'accélération, qui est employé pour l'estimation du parcours effectué. Pour le magnétomètre, nous avons constaté que l'ordre de fluctuation des estimations des paramètres intrinsèques de biais possède un effet négligeable sur l'estimation du vecteur directionnel  $e_{m_{true}}$ , employé par la navigation pédestre à l'estime (NPE) pour l'estimation de l'orientation de déplacement.

Grâce aux procédures de calibration de chaque capteur, l'extraction des données caractérisant la position de l'utilisateur est possible. Nous expliquons, dans le Chapitre 5, l'emploi des signaux calibrés au sein de NPE et, en occurrence, à l'estimation de nombre de pas effectués, de la longueur du pas et l'orientation de déplacement.



# Chapitre 5

## Estimation du trajet effectué par navigation pédestre à l'estime

### Introduction

La navigation pédestre à l'estime (NPE) utilise les mesures instantanées issues des capteurs inertiels. La phase de calibration, présentée dans le Chapitre 4, est impérative à chaque capteur afin d'éliminer des éventuelles sources d'erreur. Lorsque ces capteurs sont calibrés, les signaux obtenus expriment la manière dont le terminal mobile est porté par l'utilisateur ou fournissent une indication sur l'endroit du placement. Ils permettent au système de NPE de reconstituer le trajet effectué à partir du nombre de pas effectués, de la longueur de chaque pas et de l'orientation de déplacement. Nous nous intéressons dans ce chapitre à ces trois blocs.

Les détecteurs de pas opèrent en deux étapes : la détection d'un pas et la validation d'un pas effectué. Pendant que l'utilisateur est en marche - appelée dans la suite période marche, plusieurs solutions sont expliquées pour la détection d'un pas à travers l'analyse du signal, obtenu par l'accéléromètre [185] ou par le gyroscope [187]. Cependant, pour un détecteur de pas, la période de marche exacte est inconnue et l'emploi d'une procédure de validation d'un pas est nécessaire. Il existe des solutions pour déterminer les périodes de mouvements du terminal [188], mais toute période de mouvement n'est pas due à la marche. Bien que la validation des pas ait été appliquée par des algorithmes afin d'éliminer des fausses détections [153], nous avons constaté que les algorithmes employés sont inefficaces en de nombreuses situations "pratiques", comme par exemple le changement de position du smartphone dans la main, ou encore la saisie de texte sur l'écran.

Bien qu'il existe des travaux utilisant une valeur constante pour un pas [153, 189], la nature humaine introduit des différences entre les longueurs des pas, selon la vitesse, l'âge ou le sexe. La longueur d'un pas est estimée à chaque pas effectué en phase de mouvement à partir des sorties des capteurs inertiels [190, 191, 192] ou d'une combinaison de plusieurs données [193, 194]. Le troisième bloc de NPE concerne l'estimation de l'orientation de déplacement. Il existe deux méthodes d'estimation, soit en utilisant les données gyroscopiques, soit la fusion des données d'accélération et de champ magnétique. Par contre, puisque les mesures sont écrites dans le repère  $\mathcal{S}$  (c.f. le Paragraphe 4.1), l'orientation estimée par la fusion des données d'accélération et de champ magnétique représente celle du terminal. On introduit le biais d'orientation entre l'orientation de l'utilisateur et celle du terminal. L'estimation du biais d'orientation n'est effectuée qu'en période de déplacement avec une analyse des sorties de capteurs [195, 196, 197, 198, 199]. Les estimateurs souffrent de la problématique d'ambiguïté de phase où l'approche ne différencie pas entre une orientation et son opposé.

Ce chapitre décrit le fonctionnement des trois parties, à savoir le nombre de pas effectués, la longueur de chaque pas et l'estimation de l'orientation de déplacement, permettant la reconstitution du trajet effectué. Pour chaque partie, nous présentons un état de l'art critique avec les verrous correspondants. Nous présentons notre détecteur de pas effectués ayant un bon fonctionnement dans des cas pratiques où les détecteurs existants ont échoué. Nous évaluons la performance des estimateurs de la longueur de pas par validation croisée. Nous nous intéressons à l'estimation de l'orientation du terminal avec les contraintes d'application à l'intérieur des bâtiments. Nous évaluons l'estimation du biais d'orientation avec le signal d'accélération en présentant notre approche de correction de l'ambiguïté de phase.

## 5.1 Détection du nombre de pas effectués

Un détecteur de pas peut exploiter les sorties de l'accéléromètre ou celle du gyroscope afin de déterminer le nombre exacte des pas effectués [187]. Puisque la marche est représentée par une répétition de pas, plusieurs travaux considèrent la présence d'une *signature* dans le signal d'entrée en phase de marche [185, 153, 200, 201, 187, 202]. Le nombre d'occurrence de cette signature dans le signal d'entrée représente le nombre de pas effectués. Plusieurs détecteurs sont appliqués uniquement en période de marche alors que ils doivent être en pratique appliqués sur des durées temporelles plus longues avec ou sans mouvement. Afin d'assurer une application en permanence du détecteur, une idée consiste à employer un classifieur qui permet de détecter ces périodes de mouvements ; une étude récente [203] recense les approches existantes de classification avec les capteurs inertiels. Dans [201], le détecteur de pas applique un algorithme de détection différents selon le résultat de classification des mouvements (symétriques ou asymétriques), qui est obtenu par une analyse des données d'accélération et gyroscopiques. Par contre, l'utilisation d'un algorithme de classification nécessite un enregistrement des signaux sur une durée temporelle suffisamment longue. Ceci induit un délai pour la sortie du détecteur, pour que le classifieur puisse déterminer l'emplacement du terminal ou la nature du mouvement. Dans [202], une approche de classification est employée à travers un réseau de neurones utilisant des caractéristiques du signal d'accélération (l'énergie, l'écart type et l'entropie spectrale), calculés sur une durée de 4 secondes. Nous jugeons que l'extraction des caractéristiques du signal d'accélération est adéquate à l'application de détection des pas, car elle permet d'analyser la manière dont le terminal est employé. Un autre classifieur [187] emploie des caractéristiques, similaires à celles présentées dans [202] (l'énergie, l'écart type et la fréquence dominante), extraites du signal d'accélération et des données gyroscopiques sur une durée plus courte (environ 2.5 secondes) afin de déterminer les périodes sans ou avec mouvement en distinguant les emplacements considérés des capteurs (attaché au bras, mis dans un sac, à la main en mode de communication ou d'écriture).

Nous présentons, de manière critique, dans la suite les algorithmes principaux de détection de nombre de pas effectué. Nous les comparons à notre solution proposée pour lever les verrous existants avec l'appui d'une étude expérimentale pour plusieurs modes d'emploi du smartphone.

### 5.1.1 Etat de l'art des détecteurs existants

Il existe plusieurs travaux sur les algorithmes de détection de nombre de pas effectués. Nous donnons ici un aperçu général sur les principaux détecteurs existants. D'une manière générale, nous avons remarqué qu'un détecteur de pas cherche à identifier une signature dans le signal enregistré en se basant généralement sur les données d'accélération [185, 153] ; néanmoins il existe quelques travaux exploitant les données gyroscopiques, comme le détecteur de pas dans [187] pour un gyroscope attaché au bras ou celui dans [201] pour un smartphone mis dans une poche. D'un autre côté, la signature du signal enregistré peut être associée à :

- un seul événement, comme la détection d'un maximum sur la norme du signal d'accélération [185]
- un ensemble d'événements, comme la détection consécutive de maxima et de minima locaux sur la norme du signal d'accélération [153]
- un cycle ou un modèle défini avec le signal acquis en période de marche, comme le signal d'accélération sur l'axe  $Z^s$  [200]

Pour choisir une signature, nous remarquons la présence de deux approches de justification du choix effectué, à savoir une analyse du comportement de mouvement du capteur [204, 191] ou une manière empirique lors d'une phase de tests effectués [205, 206]. Plusieurs emplacements du capteur ont été employés ; attaché à un organe du corps humain (comme le pied [204, 191], le bras [187] ou la taille [207]) ou mis dans un endroit précis (comme dans la poche [205, 206], en face de soi, attaché à une ceinture [208] ou en mode de communication téléphonique), et le choix de la signature peut être différent selon l'emplacement choisi.

De l'autre côté, on trouve différentes formes du signal, sur lesquelles on applique le détecteur de pas, comme l'accélération sur l'axe  $Z^s$  [206], la norme de l'accélération sur le plan ( $X^s, Y^s$ ) [191] ou la norme de l'accélération sur les trois axes [209]. Le choix de la forme employée du signal dépend de la signature choisie et le placement utilisé du capteur. Pour l'application des terminaux mobiles, MLADENOV et al. [185] indique que l'emploi de la norme du signal enregistré est le plus simple moyen afin de prendre en compte les données des différents axes du capteur.

Nous avons constaté que les détecteurs de pas effectués peuvent se diviser en deux étapes : la détection d'un pas et la validation d'un pas. Nous expliquons dans la suite les algorithmes utilisés durant chaque étape.

### 5.1.1.1 Algorithmes de détection de pas

Les algorithmes existants de détection d'un pas exploitent la nature humaine de la marche afin de procéder à la détection d'un pas. L'analyse visuelle de comportement des pieds ; voir fig 5.1, lors d'une phase de marche ou de course, amène à la distinction de plusieurs événements consécutifs. Le premier événement est la période de repos,

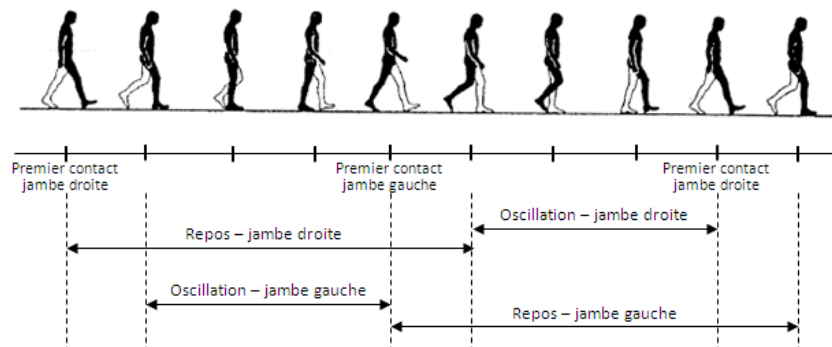


FIGURE 5.1 – période de repos et d'oscillation [210]

ou *stance* en anglais. Il commence lorsque un pied touche le sol et se termine dès-que ce pied décolle du sol. La période d'oscillation, ou *swing* en anglais, est le deuxième événement complétant la procédure de marche. Elle débute à la fin de chaque période de repos où un pied décolle du sol et se termine lorsqu'il retourne au sol.

Nous proposons de regrouper les algorithmes de détection d'un pas, appliqués à un signal d'entrée, en quatre familles : la détection des périodes à vitesse nulle, le passage par zéro ou *zero-crossing*, la détection des maxima et/ou des minima, et la détection des phases repos-oscillation ou *stance-swing*. La première famille - la détection des périodes à vitesse nulle - s'applique seulement pour un capteur attaché au pied alors que les trois autres familles s'appliquent pour un capteur employé dans d'autres configurations, souvent liées à la partie supérieure au bassin du corps humain. Nous détaillons dans la suite le fonctionnement de chaque approche.

#### ■ Détection des périodes à vitesse nulle (ZVD) :

Cette approche - appliquée seulement pour un capteur attaché au pied - détecte un pas à chaque fois qu'un pied est à plat sur le sol dans le cycle de la marche [211]. Cet intervalle est appelé l'intervalle à vitesse nulle (ZVI), de l'anglais *zero velocity interval*, durant lequel la vitesse de mouvement des pieds demeure nulle [204]. Cet algorithme est généralement appliqué pour des capteurs inertiels attachés aux pieds. En pratique, le ZVI est détecté à chaque fois que l'accélération enregistrée est en dessous d'un seuil [212]. Cette approche a montré un fonctionnement relativement bon pour la détection des pas en phase de marche et de course [213]. Néanmoins, son emploi est inefficace pour des applications basées uniquement sur des terminaux mobiles à cause de l'absence du ZVI dans le signal enregistré [214].

#### ■ Détection par un passage par zéro ou *zeros-crossing over* (ZCO) :

Ce premier algorithme détecte les changements du signe en front montant dans le signal d'entrée. Chaque changement représente un pas détecté. Grâce à sa simplicité, cette approche est facilement applicable [209]. Mais cette approche est sensible à la moindre variation autour de la valeur  $0m.s^{-2}$  dans le signal utilisé et la présence d'un biais pourrait altérer sa performance.

#### ■ Détection des pics (PD) :

L'utilisation de cet algorithme est conditionnée par la présence des pics au sein du signal enregistré. Cet algorithme a été appliqué par exemple au signal d'accélération sur l'axe longitudinal et sur l'axe antéro-postérieur du corps humain pour un accéléromètre attaché au bas du dos ou au torse [193]. Un pas est ainsi détecté à chaque occurrence d'un pic sur le signal d'accélération. Dans [185], la norme d'accélération est employée pour la détection des pics qui doivent dépasser une valeur minimale et un seuil dynamique, obtenu par la moyenne en amplitude des pics existant sur une fenêtre de 1 s. Cet algorithme est efficace grâce à une signature facile à détecter en phase de marche. MLADENOV et al. [185] souligne la nécessité de l'emploi d'un seuil sur la détection afin d'éliminer les

pics engendrés par les mouvements indésirables du smartphone. La performance de ce détecteur est ainsi sujette aux choix du seuil. Dans [215], une contrainte temporelle est ajoutée entre deux pics consécutifs afin d'éliminer l'occurrence de plusieurs pics sur un intervalle temporel court.

#### ■ Détection des périodes de repos-oscillation (SSD) :

La détermination des périodes de repos et oscillation est effectuée généralement sur la théorie d'une machine à états finis. Un premier exemple de fonctionnement est donné par [191] où un multiple seuillage hystérésis est appliqué ; un pas est détecté lorsque l'accélération dépasse consécutivement quatre seuils (le premier et le troisième en front montant et le deuxième et quatrième en front descendant). Dans [153], un autre algorithme basé machine à états finis est appliqué. Il se base sur la détection consécutive d'un maxima local et d'un minima local avec une règle de transition sur la différence absolue d'amplitude entre eux. Une contrainte temporelle sur le délai d'apparition entre ces deux pics est aussi ajoutée afin de valider la détection d'un pas.

#### 5.1.1.2 Validation des pas

Les méthodes de détection de pas, présentées dans le paragraphe précédent, sont efficaces lors des phases de marche et/ou de course. Cependant, le processus de détection des pas doit en général fonctionner d'une manière permanente sur une plus longue durée, incluant des périodes statiques et/ou des activités sans déplacements (par exemple manipuler l'écran, changer la disposition du terminal pour regarder une vidéo). Une opération de rejet est ainsi recommandée afin d'ignorer le résultat de sortie du détecteur ou de désactiver son fonctionnement sur ces périodes de pause susceptibles d'engendrer des fausses détections. Les méthodes, souvent utilisées, sont le seuillage temporel ou fréquentiel, la détection des périodes sans mouvement et la reconnaissance de cycle ou de forme.

#### ■ Seuillage temporel ou fréquentiel :

Les algorithmes de détection présentés reposent sur la détection des événements, lesquels, comme le dépassement d'un seuil ou la présence d'un pic, se répètent dans le signal d'entrée. Puisque les capacités humaines sont limitées à quelques pas par secondes, l'emploi d'un seuillage, sur deux instants consécutifs du pied arrivé au sol [216] ou sur la fréquence des pas [217], est un moyen simple de limiter des valeurs atypiques pour des pas. Cependant, le domaine fréquentiel est plus gourmand en temps de calcul que le domaine temporel.

#### ■ Périodes sans mouvement :

Il est également possible de refuser le résultat d'un détecteur de pas lorsque l'utilisateur n'est pas en marche. Dans [188], cette situation est détectée pour une variance du signal d'accélération inférieur à un seuil empirique sur une courte durée de valeur 0.5 seconde. Un résultat similaire est proposé pour une analyse fréquentielle par période d'observation de 4 secondes qui engendre un retard plus élevé [202].

#### ■ Reconnaissance de cycle :

Le fonctionnement de la reconnaissance de cycle se base sur l'apprentissage à travers des caractéristiques extraites du signal utilisé. Dans [209], les réseaux de neurones sont employés pour l'estimation de la longueur d'un pas détecté et rejettent le pas lorsque sa longueur est "petite" ou "élevée". Le classifieur par des machines à vecteurs support est employé par [218] à la reconnaissance de cycle. La contrainte majeure des algorithmes d'apprentissage est la nécessité d'établir une base de données étendue sur plusieurs utilisateurs en prenant en compte la plupart des cas possibles.

Bien que les différents auteurs des algorithmes cités ci-dessus rapportent chacun de bons résultats, nous avons constaté que leurs algorithmes sont inefficaces lors de nombreuses situations "pratiques", comme par exemple le changement de position du smartphone dans la main, ou encore la saisie de texte sur l'écran. Nous expliquons dans le paragraphe suivant notre solution proposée, tenant en compte de ces situations, basée sur un algorithme décisionnel exploitant la logique floue.

### 5.1.2 Algorithme de détection de pas par logique floue

Nous expliquons ici notre solution proposée pour la détection du nombre de pas effectués. L'algorithme employé est le SDFL (*Step Detection using Fuzzy Logic*). Il repose sur la logique floue pour la validation d'un pas. Afin de réduire la nécessité d'une phase d'apprentissage, nous utilisons l'*a priori* sur des statistiques du signal d'accélération.

Nous présentons cet algorithme dans trois phases : l'ordre le signal utilisé par notre détecteur, la phase de détection d'un pas et, enfin, le processus de validation.

#### 5.1.2.1 Signal utilisé pour la détection de pas

Nous utilisons le signal d'accélération pour la détection de nombre de pas effectués. Pour des applications de NPE, divers configurations d'emplacement existent : le mobile dans une poche, à la main, dans le sac, en cours de communication, en phase d'écriture, etc. De plus, nous associons l'hypothèse que le maintien du mobile, intégrant le capteur, est dépendant de l'utilisateur et ses habitudes. Nous utilisons, pour notre détecteur, la norme du signal d'accélération qui prend en compte les accélérations sur les trois axes du capteur.

Dans un premier temps, nous obtenons le vecteur d'accélération  $\mathbf{a}_{calib}^s$  (voir éqn. (4.4)) à partir de la phase de calibration de l'accéléromètre par la méthode d'invariance de la norme en utilisant l'algorithme de Gauss-Newton (expliqué dans le Paragraphe 4.1.2.2). Posons  $\mathbf{a}_{calib}^s = [a_x, a_y, a_z]^T$ , la norme du vecteur  $\mathbf{a}_{calib}^s$  est obtenue en temps discret par :

$$\|\mathbf{a}_{calib}^s[n]\| = \sqrt{a_x^2[n] + a_y^2[n] + a_z^2[n]}. \quad (5.1)$$

Selon l'éqn. (4.4), l'accélération  $\mathbf{a}_{calib}^s$  est la somme vectorielle de trois vecteurs : accélération due à la force spécifique, le vecteur gravité et le bruit. Afin de détecter le nombre de pas effectués, il faut conserver uniquement la contribution de l'accélération due à la force spécifique sur l'accélération  $\|\mathbf{a}_{calib}^s\|$ . Puisque le vecteur gravité est présent en permanence, la contribution de ce vecteur est associée à une faible fréquence [219]. Lorsque la force spécifique est nulle, l'accélération  $\|\mathbf{a}_{calib}^s\|$  est égale en moyenne à  $\|\mathbf{g}^s\| = g$ . L'élimination de ce comportement s'obtient par une opération de soustraction de la valeur  $g$  de l'accélération  $\|\mathbf{a}_{calib}^s\|$ . L'effet du bruit est négligeable dans la bande de fréquence des mouvements humains, mais il est présent à des hautes fréquences. Il faut donc appliquer un filtre passe bas afin d'éliminer l'effet de bruit à des hautes fréquences. Pour déterminer la fréquence de coupure, MLADENOV et al. [185] emploie une fréquence de coupure de 5 Hz avec la norme d'accélération utilisée par son détecteur, alors qu'il souligne une fréquence des mouvements humains et des réactions musculaires en dessous de 16 Hz. Dans [220], l'auteur indique que la fréquence de coupure peut varier entre 3 Hz et 12 Hz afin de réduire l'effet du bruit. Puisqu'on s'intéresse aux fréquences obtenues pour la marche, les travaux existants indiquent une fréquence de marche inférieure à 3 Hz sur un groupe représentatif de personnes de différentes tranches d'âge et de vitesses de marche [221] et une valeur de 2 Hz pour une marche typique [193, 194]. Nous optons pour un filtre passe bas avec une fréquence de coupure de 3 Hz. Nous choisissons un filtre à moyenne glissante qui est un filtre assez simple à implémenter. En utilisant comme entrée l'accélération  $\|\mathbf{a}_{calib}^s[n]\|$ , l'accélération à la sortie du filtre passe bas, noté  $a_{f1}[n]$ , s'écrit [209] :

$$a_{f1}[n] = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \|\mathbf{a}_{calib}^s[n-i]\| \quad (5.2)$$

où  $N \geq 1$  la longueur de la fenêtre glissante. Le choix de la valeur  $N$  dépend de deux fréquences : celle d'échantillonnage du signal d'entrée et celle de coupure du filtre passe bas ; voir Annexe F. En ajoutant la soustraction de la valeur de  $g$  à l'accélération  $a_{f1}[n]$ , l'accélération filtrée, que nous noterons  $a_f[n]$  et utiliserons pour la détection des pas, s'écrit :

$$a_f[n] = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \|\mathbf{a}_{calib}^s[n-i]\| - g \quad (5.3)$$

Nous expliquons dans la suite la phase de détection par seuil d'un pas en utilisant l'accélération  $a_f$ .

### 5.1.2.2 Détecteur par seuils

Le signal d'accélération, engendré par la marche, possède une forme sinusoïdale [218]. La Figure 5.2 illustre un exemple de l'accélération  $a_f$  générée durant la marche. Nous exploitons cette forme sinusoïdale du signal

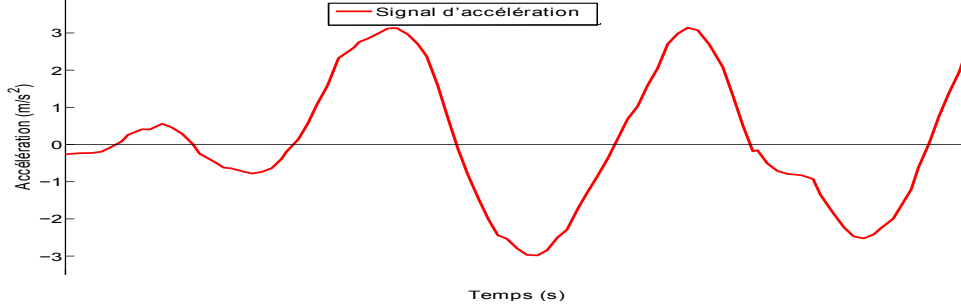


FIGURE 5.2 – Exemple de signal d'accélération en période de marche

d'accélération pour notre détecteur. L'algorithme vise à identifier un *candidat* susceptible de correspondre à un pas. Ce candidat est représenté par une trame composée des échantillons du signal d'accélération filtré  $a_f$ . Il est détecté lorsque trois événements sont détectés successivement aux instants temporels  $t_0 < t_1 < t_2$  dans le signal d'accélération filtré. Ces trois événements sont :

- 1- le début de la trame à  $t_0$  avec dépassement d'un seuil haut sur front montant  $U_{th}$ , ici au temps  $t_0$  ;
- 2- le passage par zéro en front descendant à  $t_1$ , ici au temps  $t_1$  ;
- 3- la fin de la trame à  $t_2$  avec deux possibilités : (re)dépassement du seuil haut  $U_{th}$ , ici au temps  $t_2$ , ou l'expiration d'un time-out (le délai  $t_2 - t_0$  dépasse un seuil maximal d'attente, noté  $T_{step}^{max}$ ).

La Figure 5.3 montre un exemple de candidat détecté sur le signal d'accélération de la Figure 5.2.

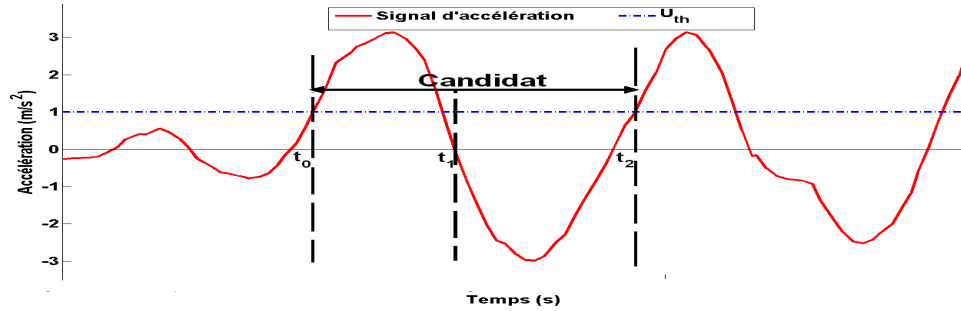


FIGURE 5.3 – Exemple de détection d'un candidat

Nous notons  $X_k : \{a_f[1], \dots, a_f[n_k]\}$  la trame contenant les  $n_k$  échantillons d'accélération d'un candidat. Lorsque les conditions sont respectées, nous activons le processus de la validation d'un pas pour le candidat détecté.

### 5.1.2.3 Validation d'un pas par logique floue

Nous expliquons notre algorithme basé sur la logique floue, qui fut développée par [222], pour la phase de validation d'un pas pour des candidats, obtenus à partir du détecteur par seuils. Une méthode basée sur la logique floue transforme les données d'entrée d'un système en valeurs comprises entre 0 et 1, appelées valeurs floues, (phase de fuzzification) et détermine la sortie à partir d'un ensemble de règles appliquées aux valeurs floues (phase de défuzzification).

Dans notre cas d'application à la détection des pas, les variables d'entrée sont extraites à partir du signal d'accélération. Ces variables sont expliquées dans la Table 5.1. Notre choix de ces variables a été basé sur la présence d'un *a priori* dans l'état de l'art sur les caractéristiques des pas. Nous résumons l'*a priori* trouvé sur les variables  $f_1$ ,  $f_2$  et  $f_3$  dans la Table 5.2.

	Nom	Expression
$f_1$	Durée d'un pas	$T_{step}(k) = t_2(k) - t_0(k)$
$f_2$	Rapport cyclique	$duty(k) = (t_1(k) - t_0(k)) / T_{step}(k)$
$f_3$	Amplitude de l'accélération	$Amp(k) = \max(X_k) - \min(X_k)$
$f_4$	Variance de l'accélération	$\sigma_{step}^2(k) = (1/n_k) \sum_{i=1}^{n_k} (x_i - \text{mean}(X_k))^2$

TABLE 5.1 – Liste des variables d'entrée pour l'algorithme de décision basée sur la logique floue

	Nom	A priori
$f_1$	Durée d'un pas	· intervalle de prédiction à 95% de 370 ms (marche rapide) à 820 ms (marche lente) et 505 ms à une marche ordinaire pour des hommes de la tranche d'âge 20-29 ans [221] · voir [221] pour d'autres statistiques sur les femmes et d'autres âges ;
$f_2$	Rapport cyclique	· représente environ 40% du cycle de marche [223]
$f_3$	Amplitude de l'accélération	· valeur minimale de 1.8 m/s <sup>2</sup> tant que l'utilisateur est en marche [153]

TABLE 5.2 – A priori sur la liste des variables d'entrée pour l'algorithme de décision basée sur la logique floue

La sortie de la procédure de validation est représentée par  $y_k$  qui possèdent trois valeurs possibles :

- $y_k = 1$  : le candidat est un vrai pas ;
- $y_k = 0$  : le candidat correspond à une indécision sur la validation du pas - appelé dans la suite un pas flou ;
- $y_k = -1$  : le candidat est un faux pas.

Nous expliquons dans la suite le fonctionnement des étapes de fuzzification et de défuzzification pour l'estimation du nombre de pas effectués.

#### ■ Fuzzification :

Cette étape permet de transformer chaque donnée d'entrée en une valeur présentant un état flou compris entre 0 et 1. En effet, chaque variable d'entrée,  $f_i$ , est évaluée ici à l'aide d'une fonction d'appartenance  $D_i$  où  $D_i(f_i) \in [0, 1]$ . La valeur retournée est appelée degré d'appartenance de la variable d'entrée. Pour la trame  $X_k$ , le vecteur des degrés d'appartenance  $vd_k$  est défini par :

$$vd_k = [D_1(f_1), \dots, D_4(f_4)]^T. \quad (5.4)$$

• **Effet de la fluctuation des paramètres intrinsèques estimés :** Selon le Chapitre 4, les paramètres intrinsèques estimés lors de calibration de l'accéléromètre possède une fluctuation aléatoire avec une variation accrue sur les paramètres intrinsèques de biais. Cette fluctuation se traduit (voir Figure 5.4), en utilisant la norme du signal

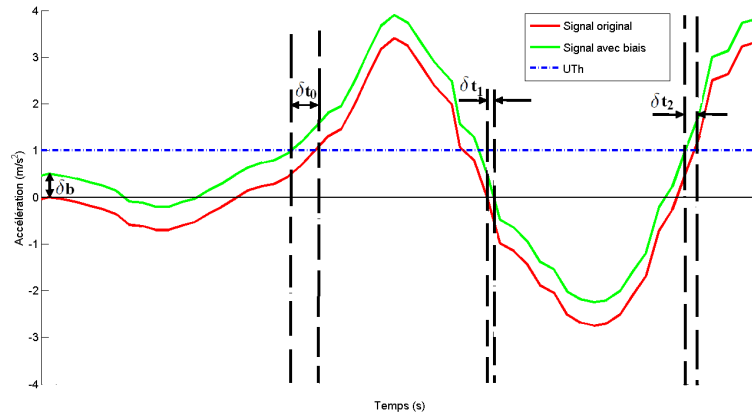


FIGURE 5.4 – Effet de présence de biais sur les statistiques du candidat

d'accélération, par la présence d'un biais  $\delta_b$  sur la trame  $X_k$ , un retard de  $\delta t_0$  et  $\delta t_2$  sur la valeur de  $t_0$  et  $t_2$ , et un retard de  $\delta t_0 + \delta t_1$  sur  $t_1$  ; .

Nous ajoutons le symbole  $\{\tilde{\cdot}\}$  pour désigner la valeur de la variable affectée par la présence de ce biais. Ces caractéristiques altérées s'écrivent :

- $\tilde{T}_{step}(k) = (t_2(k) - \delta t_2) - (t_0(k) - \delta t_0) = t_2(k) - t_0(k) + \delta t_0 - \delta t_2 \simeq T_{step}(k)$  ;
- $\tilde{duty}(k) = (t_1(k) + \delta t_1) - (t_0(k) - \delta t_0) = t_1(k) - t_0(k) + \delta t_1 + \delta t_0 = duty(k) + \delta t_1 + \delta t_0$  ;
- $\tilde{AMP}(k) = \max(X_k + \delta_b) - \min(X_k + \delta_b) = \max(X_k) - \min(X_k) = AMP(k)$
- $\tilde{\sigma}_{step}^2(k) = (1/n_k) \sum_{i=1}^{n_k} (x_i + \delta_b - \text{mean}(X_k + \delta_b))^2 = (1/n_k) \sum_{i=1}^{n_k} (x_i - \text{mean}(X_k))^2 = \sigma_{step}^2(k)$

Nous en déduisons que la présence du biais affecte seulement la valeur du rapport cyclique. Nous verrons dans notre étude expérimentale que le choix de la fonction d'appartenance permet de minimiser l'effet de présence du biais sur les mesures d'accélération.

Nous expliquons ensuite les règles utilisées, dans l'étape de défuzzification, pour déterminer la valeur de  $y_k$ .

#### ■ Défuzzification :

Cette étape exploite les degrés d'appartenance afin d'aboutir à un résultat quantifiable en se basant sur l'ensemble des règles établies pour la validation des candidats, définies de la manière suivante :

- **Règle 1** : SI  $(T_{step}(k) < T_{min})$  OU  $(T_{step}(k) > T_{max})$  OU  $(Amp(k) < A_{min})$  ALORS  $y_k = -1$
- **Règle 2** : SI  $(T_{min} \leq T_{step}(k) \leq T_{max})$  ET  $\min(\mathbf{vd}_k) \geq \alpha_{sd}$  ALORS  $y_k = +1$
- **Règle 3** : SI  $(T_{min} \leq T_{step}(k) \leq T_{max})$  ET  $\max(\mathbf{vd}_k) \leq \beta_{sd}$  ALORS  $y_k = -1$
- **Règle 4** : SI Règle 1 ET Règle 2 ET Règle 3 ALORS  $y_k = 0$ .

La règle 1 rejette les candidats qui possèdent une variable d'entrée ayant une valeur ne présentant pas un vrai pas. La règle 2 confirme un candidat comme étant un vrai pas à travers un seuil minimal  $\alpha_{sd}$  sur les degrés d'appartenance dans le vecteur  $\mathbf{vd}_k$ . Par analogie, la règle 3 rejette les candidats dont la valeur maximale des degrés d'appartenance est inférieure à un seuil maximal  $\beta_{sd}$ . Par contre, la règle 4 ne permet ni de confirmer, ni de rejeter le candidat et aboutit à un résultat flou. Afin de lever cette ambiguïté, nous suggérons de conserver ce résultat provisoirement et de décider selon les candidats futurs avec un délai maximal d'attente. Nous définissons, dans ce cas, une cinquième règle avec la forme suivante :

- **Règle 5** : SI  $y_k = +1$  (respectivement  $y_k = -1$ ) ET  $y_{k-i} = 0$  ALORS  $y_{k-i} = +1$  (respectivement  $y_{k-i} = -1$ ),

où  $i = 1, \dots, i_{max}(k)$  et  $i_{max}(k)$  est l'indice de la trame la plus ancienne à partir du délai maximal d'attente, noté  $T_{floue}$ . En plus, lorsque le délai maximal est dépassé sans la détection d'un nouveau candidat, le pas flou est considéré comme un faux pas. La valeur  $i_{max}(k)$  est dynamique et dépend de la valeur  $T_{floue}$  choisie. Nous expliquons dans l'étude expérimentale notre choix pour les variables  $\alpha_{sd}$ ,  $\beta_{sd}$  et  $T_{floue}$ .

Nous expliquons dans la suite les critères d'évaluation, que nous suggérons, pour qualifier notre méthode de détection des pas.

### 5.1.3 Évaluation des détecteurs de pas

Dans ce paragraphe, nous supposons qu'on possède un signal d'apprentissage où les instants de début et de fin d'un seul pas effectué sont connus. Nous cherchons à évaluer la performance d'un détecteur de pas qui indique  $n_d$  pas détectés sur une durée temporelle d'un pas, définie par les instants de début et de fin du pas concerné. À travers ces données, nous définissons une *bonne détection* du pas pour une valeur de  $n_d$  supérieure ou égale à 1. De plus, l'évaluation des détecteurs de pas doit être effectuée sur des périodes plus longues qui contiennent non seulement des périodes de marche mais aussi des périodes sans mouvement et/ou d'autres avec des mouvements parasites (i.e. sans marche).

En utilisant la définition d'une bonne détection, la performance d'un détecteur de pas se mesure par trois statistiques :

- *vrais positifs* : elle représente le nombre d'occurrence de bonnes détections et nous les noterons tp de l'anglais *true positive* ;
- *faux négatifs* : elle représente le nombre d'occurrence de détections manquantes et nous les noterons fn de l'anglais *false negative* ;

- *faux positifs* : elles représentent le nombre d'occurrence des fausses activations du détecteur et nous les noterons  $fp$  de l'anglais *false positive* ;

Les valeurs  $tp$  et  $fn$  sont incrémentées, respectivement à chaque bonne détection et à chaque détection manquante. La valeur  $fp$  est incrémentée par le nombre d'activations du détecteur supérieures à une occurrence sur la durée d'un pas et par le nombre total d'activations du détecteur dans les périodes hors déplacement.

Pour l'évaluation de la performance d'un algorithme de détection de pas, on constate qu'il s'agit d'une problématique de classification binaire. Dans ce contexte, les trois statistiques  $tp$ ,  $fp$  et  $fn$  permettent de définir deux paramètres :

- *rappel* - de l'anglais *Recall* - désigne la sensibilité de l'algorithme pour la détection de tous les vrais pas effectués. On le note ici par  $r$  avec  $r = \frac{tp}{tp + fn}$  ;
- *précision* - de l'anglais *Precision* - représente la précision de l'algorithme à détecter seulement tous les pas effectués. On le note ici par  $p$  avec  $p = \frac{tp}{tp + fp}$ .

Puis, nous pouvons calculer un indicateur de synthèse, appelée *score*  $F_\beta$ , afin d'évaluer chaque détecteur en utilisant les paramètres de rappel et de précision [224]. Le score  $F_\beta$  est défini par [224] :

$$F_\beta = (1 + \beta^2) \frac{p r}{\beta^2 p + r}.$$

Nous considérons pour l'évaluation des détecteurs de pas une proportion équitable entre le rappel et la précision. Dans ce contexte, on choisit  $\beta = 1$  et on considère le score  $F_1$ , donné par :

$$F_1 = 2 \frac{p r}{p + r}. \quad (5.5)$$

Les valeurs  $p$ ,  $r$  et  $F_1$  sont comprises entre 0 et 1. La meilleure (respectivement pire) performance d'un détecteur de pas correspond à la valeur 1 (respectivement la valeur 0) selon le paramètre calculé (i.e.  $p$ ,  $r$  ou  $F_1$ ).

Nous présentons dans la suite notre étude expérimentale qui se base sur ces critères d'évaluation des algorithmes de détection du nombre de pas effectués.

## 5.1.4 Étude expérimentale comparative

Cette section vise à comparer la performance de notre détecteur de pas effectués avec des détecteurs existants [225, 185, 226, 191, 153]. Nous commençons par donner un exemple du signal d'accélération utilisé en détection. Nous expliquons ensuite les différentes données enregistrées ainsi que les scénarii considérés pour l'évaluation. Ces données sont obtenues avec un seul participant faisant des déplacements à la même vitesse. Puis, nous discutons le choix des paramètres de notre détecteur. Nous terminons avec une présentation critique des résultats de performance de chaque capteur.

### 5.1.4.1 Signal d'accélération utilisé

Nous utilisons dans cette étude expérimentale un smartphone Samsung GT S5839i avec le *profil Fastest* pour l'accéléromètre (c.f. Paragraphe 4.4.1). Avant d'appliquer la détection du nombre de pas effectués, nous présentons le signal utilisé pour la détection de pas. Nous nous intéressons dans cette expérience au résultat d'application du filtre passe bas sur le signal d'accélération calibré. Notre filtre passe bas proposé est un filtre à moyenne glissante sur  $N$  échantillons (voir l'éqn. (5.2)). Selon le calcul de l'amplitude de la fonction de transfert de ce filtre (voir annexe F), la valeur de  $N$  dépend de la fréquence d'échantillonnage  $F_e$  du signal d'entrée et de la fréquence de coupure  $F_c$  souhaitée ; avec  $N = \frac{0.44294 \times F_e}{F_c}$ . La fréquence d'échantillonnage de l'accéléromètre du Samsung GT S5839i avec le *profil Fastest* vaut en moyenne 63 Hz (voir Chapitre 4). La fréquence de coupure choisie vaut 3 Hz ; voir le Paragraphe 5.1.2.1. On trouve :  $N = \frac{0.44294 \times 63}{3} \simeq 9$ . La Figure 5.5 illustre l'accélération avant et après le filtrage passe bas lorsque le smartphone Samsung GT S5839i est maintenu statique dans la main de l'utilisateur.

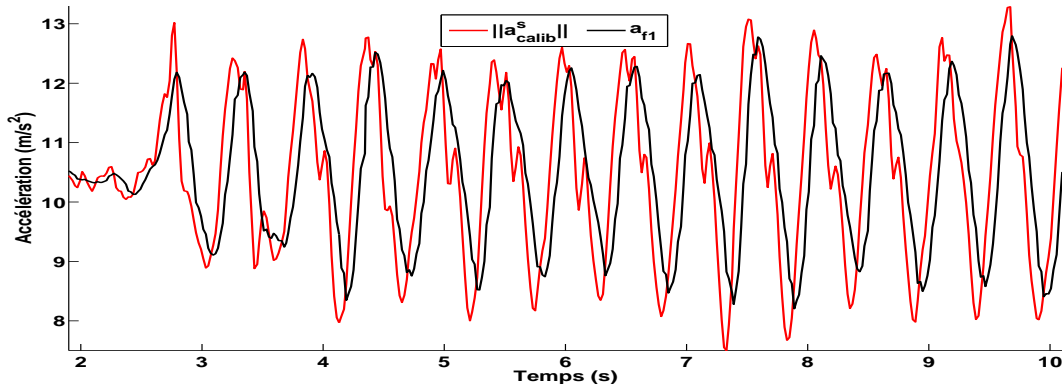
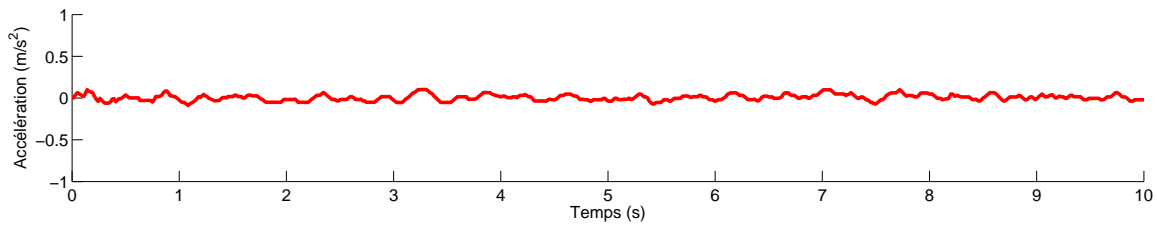


FIGURE 5.5 – Effet du filtre passe bas par moyenne glissante sur la norme du signal d'accélération

Pour déterminer les périodes de marche, nous avons besoin de détecter les périodes mouvements du terminal. Dans [188], une comparaison des approches de détection de la mobilité du terminal à partir des mesures d'accélération indique que le dépassement d'un seuil, déterminé empiriquement, par l'écart type de la norme du signal d'accélération est non seulement une approche efficace mais la plus simple à implémenter. Nous avons enregistré le signal d'accélération lorsqu'un utilisateur a maintenu le terminal dans sa main en restant immobile. La Figure 5.6 représente le signal d'accélération  $a_{f1}$  sur une durée de 10 secondes. L'écart type de ce signal vaut  $0.083m.s^{-2}$ .

FIGURE 5.6 – L'accélération  $a_{f1}$  en période d'immobilité sur un délai de 10 secondes

Pour la suite, nous prenons cette valeur comme seuil. Et tout dépassement de cette valeur indique la détection de mouvement du terminal mobile. En pratique, la détection de mouvement doit être réalisée d'une manière quasi-instantanée. Nous calculons à la réception de chaque nouvel échantillon d'accélération l'écart type du signal  $a_f$  sur une durée temporelle écoulée à partir du dernier échantillon enregistré afin de savoir l'état du terminal ; immobile ou en mouvement. Ce processus est toujours employé pour la détection de l'instabilité du terminal sauf que, en début de l'acquisition, l'écart type est calculé pour tous les échantillons enregistrés. Cette durée ne doit être ni trop courte, ni trop élevée. Nous avons choisi une valeur de  $0.5s$  qui représente la durée typique d'un pas.

Nous expliquons dans la suite les situations considérées dans cette étude expérimentale et les bases de données créées pour les données enregistrées.

#### 5.1.4.2 Présentations des situations et des bases de données associées

Nous avons enregistré la sortie de l'accéléromètre pour des trajets effectués par un seul utilisateur avec la même vitesse. Cet utilisateur indique à la fin de chaque trajet le nombre pas effectués et les instants de début et de fin de marche. Nous appliquons le filtre passe bas expliqué dans le Paragraphe 5.1.2.1 et nous employons le signal d'accélération filtrée comme le signal d'entrée de l'algorithme de détection de pas. La qualification d'un algorithme de détection de pas nécessite la prise en compte de plusieurs scénarii suivant l'utilisation durant les activités quotidiennes. Nous avons regroupé les modes d'emploi en six classes :

- Classe 1 : le smartphone est porté devant soi en phase de marche ;
- Classe 2 : le smartphone est employé en phase de communication et de marche simultanément ;
- Classe 3 : le smartphone est attaché à la ceinture ou au torse en phase de marche ;
- Classe 4 : le smartphone est mis dans une poche en phase de marche ;
- Classe 5 : le smartphone est porté par une main oscillante en phase de marche ;
- Classe 6 : elle représente les mouvements effectués avec le smartphone, comme la saisie des textes, les rotations du smartphone ou la transition entre deux classes parmi les cinq précédents, sans déplacement de l'utilisateur.

Nous considérons trois bases de données qui contiennent des mesures d'accélération enregistrées sur un panache des six classes. La première base, notée dbT, contient 1000 pas enregistrés avec un seul participant pour un trajet rectiligne. Cette base servira à optimiser par apprentissage les paramètres des détecteurs existants. La deuxième, notée dbV1, est composée d'un autre ensemble de 1000 pas de la classe 1 et, en plus, d'un ensemble de 1000 pas qui sont répartis équitablement entre les classes 2-5. Elle est employée dans la suite pour la validation de la performance de chaque détecteur pour un scénario différent du cas de la base dbT. La troisième base, notée dbV2, correspond à des mesures effectuées pour la classe 6 sur une durée de 15 minutes, qui sont équivalentes à la durée des pas enregistrés dans la base dbV1. Elle permet d'évaluer le comportement des détecteurs pour des signaux représentants des mouvements parasites au déplacement, différents au cas des pas.

Afin d'évaluer les performances des détecteurs de pas, nous proposons d'utiliser des scénarii avec un mélange de signaux des bases dbV1 et dbV2. Plus précisément, le choix des mesures sera aléatoire à partir de la base dbV1 et dbV2 avec une probabilité de  $p_w$  et de  $1 - p_w$ , respectivement, de l'ensemble de mesures considérées pour un scénario. Nous avons opté pour le choix de trois scénarii :

- domination des mouvements dus à la marche ( $p_w = 0.9$ ) ;
- domination des activités sans marcher ( $p_w = 0.1$ ) ;
- probabilité équitable entre les deux types d'activité ( $p_w = 0.5$ ).

#### 5.1.4.3 Fonction d'appartenance

Pour la fonction d'appartenance, nous considérons, dans l'application de notre détecteur, la fonction gaussienne qui est définie par :

$$D_i(x) = e^{-\frac{(x-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}}, \quad (5.6)$$

avec  $\mu_i$  est la moyenne et  $\sigma_i > 0$  l'écart type de la variable d'entrée  $i$ . Afin d'éviter le problème de sur-apprentissage, nous utilisons des travaux existants sur l'estimation des variables d'entrée. Par exemple, les paramètres de la fonction d'appartenance  $D_1$  sont extraits de l'étude OBERG et al. [221] avec un nombre élevé de participants de différentes tranches d'âge et de vitesses de marche. La moyenne et l'écart type des autres variables sont extraites empiriquement à partir d'une analyse des distributions des données enregistrées dans la base dbT. Par exemple, la distribution du rapport cyclique est illustrée dans Figure 5.7-a. La moyenne des valeurs obtenues égale

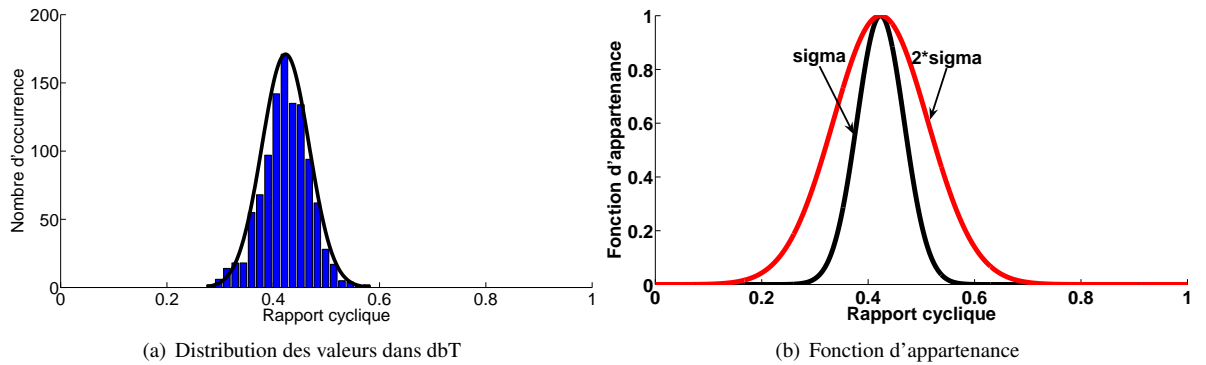


FIGURE 5.7 – Résultat de la variable d'entrée *rapport cyclique*

à  $\mu_2 = 0.42$ , qui représente un résultat cohérent avec celui donné dans [223], et l'écart type de ces valeurs vaut  $\sigma_2 = 0.045$ . Puisque ces statistiques sont extraites des mesures pour un seul participant, nous suggérons une augmentation de l'écart type des fonctions d'appartenance avec :  $\sigma_i \leftarrow 2\sigma_i$  pour  $i = 2, 3$  et  $4$ . Cette augmentation permet également de limiter l'effet de la fluctuation du biais de l'accéléromètre sur la performance du détecteur. La Figure 5.7-b illustre la fonction d'appartenance résultante du rapport cyclique. Bien que des valeurs élevées de temps d'attente contribuent à un meilleur fonctionnement de la détection par la logique floue, elles engendrent un retard pénible pour des applications nécessitant un temps court de rafraîchissement. Nous avons opté à un compromis avec la valeur de  $T_{f\text{loue}} = 2$  secondes pour le temps d'attente. Les autres paramètres du détecteur sont choisis empiriquement avec :  $U_{th} = 1m.s^{-2}$ ,  $\alpha_{sd} = 0.5$  et  $\beta_{sd} = 0.1$ .

#### 5.1.4.4 Calcul des scores F1

Nous utilisons le score F1 afin de déterminer la performance de chaque détecteur. Le calcul du score F1 se base sur la détermination de trois compteurs  $tp$ ,  $fn$ ,  $fp$ , définis dans le Paragraphe 5.1.3, qui représentent respectivement une détection d'un vrai positif, une détection manquante et une détection inattendue. Nous expliquons ici notre approche de calcul de ces trois paramètres.

Premièrement, nous utilisons des signaux d'accélération avec la connaissance du nombre de pas effectués et des instants de début et de fin de la marche. Deuxièmement, nous avons besoin de définir la période durant laquelle un pas effectué doit être détecté (i.e. durée d'un pas). Cette période de détection d'un pas est définie par deux instants temporels : le début de pas et la fin de pas. Dans le cas d'une marche continue dans le temps, l'instant de fin d'un pas est l'instant de début du pas suivant. Seuls les instants de début de chaque pas sont à déterminer. Nous déterminons manuellement ces instants pour chaque pas effectué. Soit  $n_d$  le nombre de pas effectué durant un trajet. Le signal d'apprentissage contient, lors d'une durée d'enregistrement en phase de marche,  $n_d$  périodes d'un signal de forme quasi-sinusoidale ressemblantes. Nous supposons que chaque période représente un pas effectué. Pour déterminer les instants de début et de fin de chaque forme, nous avons déterminé les maxima, qui vérifient  $a_f[n-1] < a_f[n] > a_f[n+1]$ , se trouvant dans chaque période ; voir Figure 5.8. Nous choisissons de

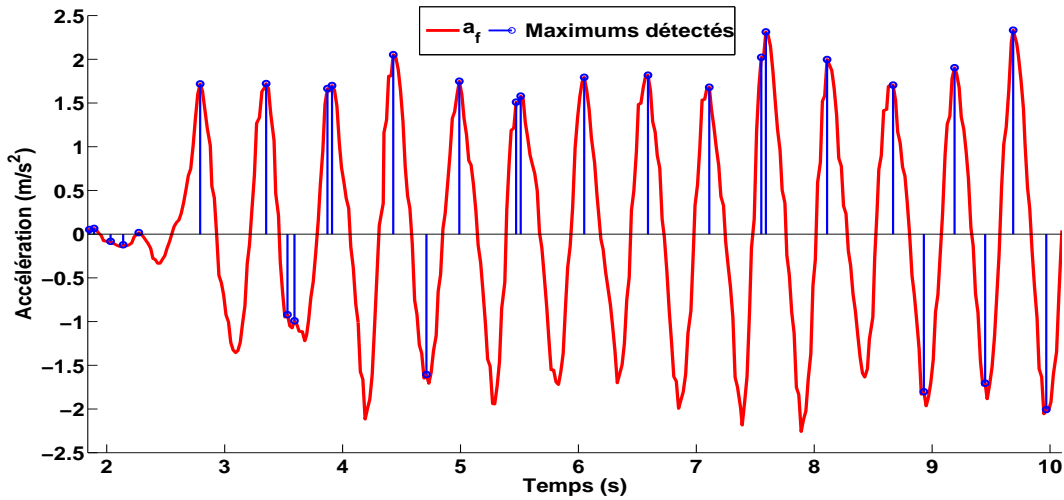


FIGURE 5.8 – Détection des maxima d'accélération détectés pour une séquence d'apprentissage de marche classique sur une durée de dix secondes

représenter chaque période par le maximum local ayant la plus grande valeur d'accélération  $a_f$  et de rejeter les autres maxima d'amplitude inférieure se trouvant à proximité du maximum retenu. En répétant ce raisonnement, nous trouvons  $n_d$  maxima locaux durant la période marche ; voir Figure 5.9. Nous définissons les instants de début des pas par rapport à la position temporelle des maxima locaux. Plus précisément, l'instant de début d'un pas est l'instant temporel  $t[n]$  correspondant au premier échantillon du signal d'accélération filtrée d'amplitude

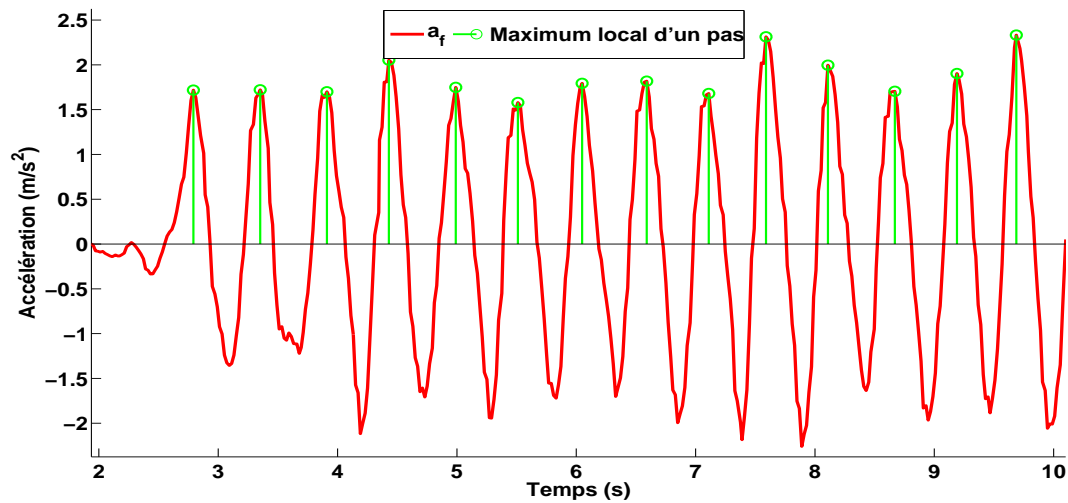


FIGURE 5.9 – Détection des maxima locaux d'accélération pour une séquence d'apprentissage de marche classique sur une durée de dix secondes

négative  $a_f[n] < 0$  se trouvant avant le maximum local d'un pas ; voir Figure 5.10. Nous trouvons dans ces figures des cadences similaires en raison de la vitesse de déplacement constante. Dans le cas de changement de vitesse en marchant, les périodes de détection auront des durées et des amplitudes différentes mais elles peuvent être détectées à partir du maxima local caractérisant chaque pas. Lors de la présence de mouvements simultanés avec la marche - comme l'oscillation de la main, les mouvements se trouvant à des fréquences similaires avec la marche peuvent affecter l'allure de la signature de détection des pas mais la détection du maxima local pour chaque pas reste toujours possible. Puisqu'il s'agit d'une décomposition en signatures de détection durant la phase d'apprentissage, nous avons vérifié manuellement que toutes les décompositions ont été effectuées de manière correcte. Cette décomposition de la période marche en période de détection de chaque pas est valable pour tous les pas sauf le dernier. Puisque nous considérons une phase d'apprentissage avec les instants de début et de fin de la marche connues, nous utilisons cet instant de fin de marche connu comme l'instant de fin de la période de détection du dernier pas. Sur cette base, nous pouvons calculer les compteurs  $tp$ ,  $fn$ ,  $fp$ .

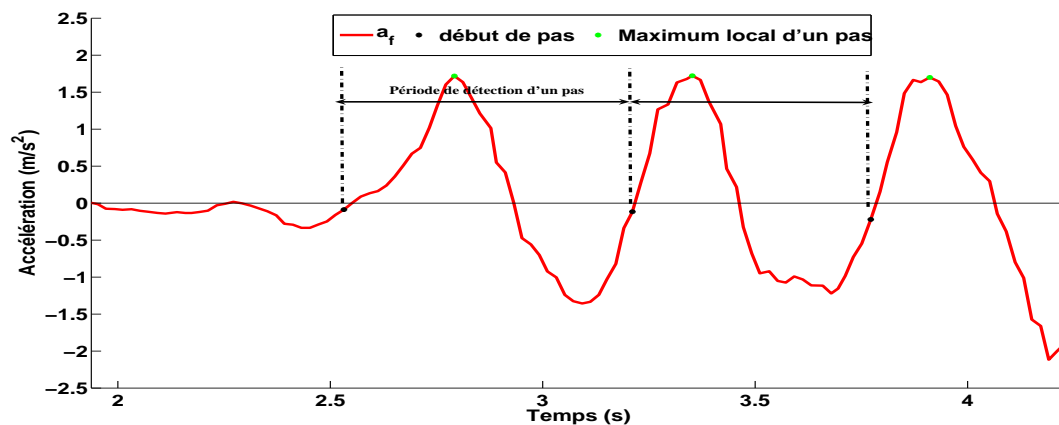


FIGURE 5.10 – Définition de la période détection d'un pas

#### ■ Calcul des compteurs $tp$ , $fn$ , $fp$ :

Ces compteurs sont initialisés avec des valeurs nulles. Ils sont incrémentés au fur et à mesure de l'analyse du signal d'accélération enregistré. Premièrement, les pas mentionnés par le détecteur avant le début de la marche ou après sa fin sont des pas inattendus ; le compteur  $fp$  est incrémenté par avec le nombre de pas détecté sur

ces périodes. Deuxièmement, le compteur  $fn$  est incrémenté lorsqu'aucun pas n'est détecté sur une période d'un seul pas. Enfin, pour un nombre de  $n_d$  pas détectés dans une période d'un seul pas, les compteurs  $tp$  et  $fp$  sont incrémentés respectivement par 1 et par  $n_d - 1$ .

#### 5.1.4.5 Résultats

Nous avons implémenté sous Matlab des algorithmes existants afin de comparer les scores  $F_1$  obtenus ainsi que les statistiques de précision et de rappel (c.f. Paragraphe 5.1.3).

##### ■ Données d'apprentissage :

Nous utilisons les données enregistrées dans la base dbT. Pour chaque algorithme de détection implémenté sous Matlab, nous optimisons empiriquement ses paramètres ; comme les seuils sur l'amplitude ou les délais temporels. Les scores des différents algorithmes de détection implémentés sont montrés dans la Table 5.3. La valeur de

Algorithme	Précision	Rappel	F1-score
ZCO sur le signal de l'éqn. (5.3)	0.524	1.0	0.688
ZCO sur l'accélération différentielle [225]	0.935	1.0	0.966
PD - MLADENOV et al. [185]	0.967	0.880	0.921
PD - LEPPÄKOSKI et al. [226]	0.964	0.959	0.961
SSD - KIM et al. [191]	1.0	0.639	0.780
SSD - PRATAMA et al. [153]	1.0	0.931	0.964
SDFL	1.0	0.989	<b>0.994</b>

TABLE 5.3 – Scores pour 100% des données dans la base dbT

rappel la plus élevée est obtenue avec le détecteur ZCO. Puisque le début de chaque pas est traduit la présence d'un changement de signe du signal d'accélération avec un front montant, le détecteur ZCO détecte tous les pas effectués. Par contre la performance de cet algorithme de détection dépend de la suppression des biais sur le signal d'entrée. Cependant, la *précision* de cet algorithme de détection avec le signal d'accélération  $a_f$  (voir éqn. 5.3) est faible à cause de la présence des variations dans le signal d'accélération  $a_f$  dues aux mouvements parasites du terminal mobile. À l'exception de l'application basique du détecteur ZCO sur le signal d'accélération  $a_f$ , les autres algorithmes possèdent des résultats de *précision* supérieure à 0.93. Bien que sa *précision* soit assez forte, l'algorithme de détection SSD, proposé par KIM et al. [191], possède un score  $F_1$  de 0.78 à cause d'une faible statistique de *rappel*. Les autres algorithmes de détection montrent une bonne performance de détection où les scores  $F_1$  sont supérieurs à 0.92.

Dans la suite nous utilisons les bases de validation dbV1 et dbV2 afin d'évaluer la performance des algorithmes de détection existants dans les scénarii hors apprentissage.

##### ■ Activités en marche dominantes :

Dans ce scénario, nous utilisons 90% et 10% des mesures présentes dans les bases dbV1 et dbV2, respectivement. La Table 5.4 montre les scores calculés avec ce scénario. Nous constatons une diminution des performances des

Algorithme	Précision	Rappel	F1-score
ZCO sur le signal de l'éqn. (5.3)	0.508	0.988	0.671
ZCO sur l'accélération différentielle [225]	0.479	0.998	0.647
PD - MLADENOV et al. [185]	0.775	0.840	0.806
PD - LEPPÄKOSKI et al. [226]	0.724	0.690	0.707
SSD - KIM et al. [191]	0.864	0.549	0.671
SSD - PRATAMA et al. [153]	0.915	0.927	0.921
SDFL	1.0	0.945	<b>0.972</b>

TABLE 5.4 – Scores pour 90-10% des données dans la base dbV1-dbV2 respectivement

algorithmes par rapport aux résultats obtenus dans le cas où seule la base dbT est exploitée à l'exception de l'algorithme de détection SSD, proposé par PRATAMA et al. [153] et notre algorithme de détection SDFL.

#### ■ Activités sans marche dominantes :

Pour ce scénario, nous considérons 10% et 90% des mesures présentes dans les bases dbV1 et dbV2, respectivement. Nous remarquons une dégradation flagrante des performances de tous les algorithmes de détection à l'exception de notre algorithme de détection SDFL. Cette dégradation est traduite par de très faibles valeurs de *précision* pour les algorithmes de détection existants où les valeurs varient entre 0.034 et 0.117. Ce résultat est traduit par les présences de faibles vibrations autour de l'accélération nulle durant les périodes de hors marche.

Algorithme	Précision	Rappel	F1-score
ZCO sur le signal de l'éqn. (5.3)	0.034	0.985	0.066
ZCO sur l'accélération différentielle [225]	0.059	1.000	0.111
PD - MLADENOV et al. [185]	0.112	0.938	0.200
PD - LEPPÄKOSKI et al. [226]	0.050	0.908	0.095
SSD - KIM et al. [191]	0.098	0.554	0.166
SSD - PRATAMA et al. [153]	0.117	0.969	0.209
SDFL	1.0	0.931	<b>0.964</b>

TABLE 5.5 – Scores pour 10-90% des données dans la base dbV1-dbV2 respectivement

#### ■ Proportions équitables entres les deux types d'activités :

Nous considérons un dernier scénario en équilibrant les proportions avec le choix de 50% des données dans chaque base. Les scores résultants sont montrés dans la Table 5.6. Notre algorithme de détection SDFL présente les meilleurs résultats en comparaison des autres algorithmes de détection qui fournissent de faibles valeurs en *précision* affectant leur score  $F_1$ .

Algorithme	Précision	Rappel	F1-score
ZCO sur le signal de l'éqn. (5.3)	0.213	0.988	0.350
ZCO sur l'accélération différentielle [225]	0.276	1.0	0.433
PD - MLADENOV et al. [185]	0.460	0.819	0.589
PD - LEPPÄKOSKI et al. [226]	0.276	0.765	0.406
SSD - KIM et al. [191]	0.480	0.552	0.513
SSD - PRATAMA et al. [153]	0.529	0.914	0.678
SDFL	1.0	0.959	<b>0.979</b>

TABLE 5.6 – Scores pour 50-50% des données dans la base dbV1-dbV2 respectivement

Ces scénarii permettent de saisir les cas de défaillance des algorithmes de détection existants. Puisque leurs paramètres ont été optimisés empiriquement avec des mesures en période de marche, les algorithmes de détection existants ont montré que leurs performances sont limitées à un usage en période marche uniquement. Ils présentent, certes, de bons résultats de *rappel*, mais les valeurs de *précision* sont faibles lorsque l'algorithme de détection utilisent des données d'entrée générées par des activités différentes de la marche. Par contre, notre algorithme de détection a montré un bon fonctionnement dans tous les scénarii et il a fourni des bonnes performances avec un score  $F_1 = 96.4\%$  pour le pire cas.

## 5.2 Estimation de la longueur d'un pas

L'estimation de la distance parcourue se base sur la détection du nombre exact de pas ainsi que l'estimation de la longueur de chaque pas détecté. Dans cette section, nous donnons un aperçu général des travaux existants sur les estimateurs de la longueur de pas et leurs performances. Nous comparons ensuite la performance des estimateurs existants avec nos données enregistrées.

### 5.2.1 État de l'art des estimateurs existants

Référence	Modèle d'estimation	Complément d'information
WEINBERG [190]	$md_1 : d(k) = \alpha_d \sqrt[4]{a_{max} - a_{min}}$	- placement de test : centre de masse du corps - $a_{max}$ et $a_{min}$ : accélération max et min du signal d'accélération sur une période de pas - $\alpha_d$ est un facteur multiplicatif.
SCARLETT[227]	$md_2 : d(k) = \alpha_d \frac{a_{max} - a_{min}}{a_{mean} - a_{min}}$	- placement de test : non spécifié - $a_{mean} = \frac{\sum_k a[k]}{N}$ est la moyenne de signal où $N$ est la longueur du signal - $\alpha_d$ est un facteur multiplicatif.
KIM et al. [191]	$md_3 : d(k) = \alpha_d \sqrt[3]{ a }$	- placement de test : talon des chaussures - $ a  = \frac{\sum_k  a[k] }{N}$ est la moyenne des valeurs absolues d'accélération sur $N$ échantillons - $\alpha_d$ est un facteur multiplicatif.
LEVI et al. [192]	$md_4 : d(k) = \alpha_d f_k + \beta$	- placement de test : non spécifié - $\alpha_d$ et $\beta$ paramètres du modèles - ce modèle est un cas particulier de $md_5$
LADETTO [193]	$md_5 : d(k) = \alpha_d f_k + \beta var_k + \gamma + \omega_k$	- placement de test : attaché au thorax / bas du dos - $f_k$ fréquence de marche - $var_k$ variance du signal d'accélération durant une période d'un pas - $\alpha_d$ et $\beta$ des facteurs multiplicatifs - $\gamma$ un biais et $\omega_k$ un bruit blanc gaussien
PRATAMA et al. [153]	$md_6 : d(k) = \alpha_d h$	- placement de test : porté par la main en face de soi - $\alpha$ est un facteur multiplicatif
SHIH et al. [189]	$md_7 : d(k) = 2\sqrt{L^2 - (L - h)^2}$	- placement de test : centre de masse du corps - $L$ est la longueur des pieds - $h$ est le changement dans la hauteur des pieds lors de la marche avec $h = \frac{\int_1^N  V_k  dt}{2}$ , et $V_k = \int_1^N a_k dt$ est la vitesse de déplacement
RENAUDIN et al. [194]	$md_8 : d(k) = h \cdot (a \cdot f_k + b) + c$	- placement de test : mode écriture et main oscillante - $f_k$ la fréquence de marche - $h$ est la taille de l'utilisateur - $a$ , $b$ et $c$ sont les paramètres du modèle

TABLE 5.7 – Classification des estimateurs de longueur de pas existants

Nous classifions les méthodes d'estimation de la longueur d'un pas en deux familles : les méthodes statiques et les méthodes dynamiques. Les méthodes statiques supposent que la longueur d'un pas est constante au cours de la marche. Cette longueur est en général déterminée une seule fois selon des paramètres physiologiques, comme le sexe [153] et/ou la taille de l'utilisateur [189]. Dans les méthodes dynamiques, la longueur d'un pas est estimée à chaque pas effectué en phase de mouvement. Un modèle est ainsi défini en fonction des signaux de sortie des capteurs inertiels. La plupart des modèles se basent sur des caractéristiques, comme l'amplitude [190], la moyenne [191], ou encore la fréquence de marche (i.e. l'inverse de la durée d'un pas) [192], extraites de la norme du signal d'accélération filtrée correspondant au  $i^{\text{ème}}$  pas, noté  $a_f\{i\}$ . D'autres estimateurs combinent plusieurs paramètres, comme la fréquence de marche et la variance du signal d'accélération [193], la taille de l'utilisateur et la fréquence de marche [194]. La Table 5.7 résume une liste des estimateurs de longueur de pas souvent employés. Une étude comparative avec quatre participants a été élaborée pour quelques estimateurs en utilisant un accéléromètre attaché à la ceinture [228]. Elle montre que les modèles  $md_1$ ,  $md_4$  et  $md_7$  fournissent des estimations proches des valeurs réelles avec une erreur moyenne inférieure à 10% dans le pire des cas. En plus, elle souligne que les modèles  $md_1$  et  $md_7$  possèdent, respectivement, la variance la plus faible et la plus élevée. Une étude plus récente [229] a établi une comparaison entre les résultats des modèles  $md_1$ ,  $md_3$  et  $md_7$  avec 5 participants et

avec un capteur placé à l'emplacement indiqué par la référence qui propose le modèle (le talon des chaussures pour le modèle  $md_3$  et le centre de masse du corps pour les modèles  $md_1$  et  $md_7$ ). Cette étude retrouve des ordres similaires d'erreur par rapport l'étude dans [228]. Le modèle  $md_3$  possède une variance des erreurs d'estimation plus élevée que les modèles  $md_1$  et  $md_7$ .

Afin d'améliorer l'estimateur de longueur du pas, des algorithmes avec l'ajout d'un apprentissage sur les données enregistrées, comme l'application de l'algorithme basé sur la logique floue [230] ou sur les réseaux de neurones [209], sont appliqués. Bien que les résultats présentés sur l'estimation de longueur d'un pas dans [230] montrent des erreurs d'estimation similaires aux valeurs obtenues dans [228, 229], l'erreur accumulée sur toute la distance parcourue est inférieure à 1%. Nous pouvons déduire que l'évaluation des estimateurs de longueur de pas doit être effectuée par rapport à la longueur réelle de chaque pas et à la distance totale parcourue.

La détermination de la longueur réelle d'un pas affecte le processus d'évaluation. Une fausse valeur extraite ne permet pas d'analyser la performance du modèle employé. Lorsqu'un travail existant sur l'estimation de la longueur d'un pas omet sa procédure d'extractions des valeurs réelles de pas [153], nous ne pouvons ni exploiter ses résultats, ni les analyser. Une solution est d'obliger un participant à suivre des longueurs fixes de pas alors que cette procédure altère la nature de la marche, par exemple le participant regarde le sol pour vérifier l'endroit exact pour remettre son pied, et introduit des éventuelles erreurs dans l'estimation des longueurs de pas [231]. Une autre solution est d'employer un outil spécifique, un capteur de vitesse de roue [194], pour le calcul de la distance parcourue.

Avant de présenter notre étude expérimentale, nous expliquons dans la suite les paramètres considérés pour l'évaluation des modèles d'estimation de la longueur de pas.

## 5.2.2 Évaluation des modèles d'estimation de longueur de pas

Nous choisissons d'évaluer quatre modèles  $md_1$ ,  $md_2$ ,  $md_3$  et  $md_4$ , proposés respectivement dans [190, 227, 191, 192], qui dépendent d'une seule valeur extraite du signal d'accélération. Posons  $a_f\{k\}$  la norme d'accélération filtrée correspondant au  $k^{\text{ème}}$  pas. Dans la suite, nous proposons d'utiliser un modèle général, similaire à celui de  $md_4$ , pour tous les modèles et nous expliquons notre procédure d'évaluation basée sur la validation croisée.

### 5.2.2.1 Proposition de modèle général

Nous proposons de modifier les modèles  $md_1$ ,  $md_2$  et  $md_3$ , définis dans la Table 5.7, afin d'écrire un modèle général pour tous les estimateurs, avec une écriture similaire à celle  $md_4$ , de la forme :

$$mg_i : d_i(k) = \alpha_d f_i(a_f\{k\}) + \beta_d \quad (5.7)$$

avec  $\alpha_d$  un facteur multiplicatif,  $\beta_d$  un biais et, pour  $i = 1, \dots, 3$ ,  $f_i(a_f\{k\})$  une fonction dépendante seulement du signal d'accélération associé au  $k^{\text{ème}}$  pas. La fonction  $f_i(a_f\{k\})$  s'écrit :

- pour  $i=1$  :  $f_1(a_f\{k\}) = \sqrt[4]{\max(a_f\{k\}) - \min(a_f\{k\})}$  ;
- pour  $i=2$  :  $f_2(a_f\{k\}) = \frac{\max(a_f\{k\}) - \min(a_f\{k\})}{\overline{a_f} - \min(a_f\{k\})}$  ;
- pour  $i=3$  :  $f_3(a_f\{k\}) = \sqrt[3]{|a_f|}$ .

Dans notre étude expérimentale, nous comparons la performance de la forme du modèle général avec les modèles proposés dans la Table 5.7. Nous utilisons la technique de validation croisée qui est expliquée dans la suite.

### 5.2.2.2 Application de la validation croisée

Nous employons la technique de validation croisée pour l'évaluation des performances des estimateurs existants. Nous décrivons ici le fonctionnement de la validation croisée *2-fold*. Cette technique repose sur la division d'un ensemble de données en  $l$  répartitions de cardinalités équivalentes. Elle utilise une répartition pour l'apprentissage et exploite les  $l - 1$  répartitions afin d'évaluer les modèles estimés. Posons  $\mathcal{L}$  l'ensemble de données des pas enregistrés avec  $\mathcal{L} = \bigsqcup_{i=1}^l \mathcal{A}_i$  et  $\mathcal{V}_i = \mathcal{L} \setminus \mathcal{A}_i$ . Pour l'itération  $i$ , les données dans  $\mathcal{A}_i$  sont utilisées pour la phase d'apprentissage et celles dans  $\mathcal{V}_i$  sont employées pour l'évaluation des modèles estimés. Nous notons  $n_l = \text{card}\{\mathcal{A}_i\} \forall i$  et nous obtenons  $\text{card}\{\mathcal{V}_i\} = (l - 1) * n_l$ .

Lors de la phase d'apprentissage, nous estimons les paramètres  $\alpha_d$  et  $\beta_d$  de chaque modèle à partir des données d'accélération présentes dans  $\mathcal{A}_i$ . Pour les modèles  $mg_1$ ,  $mg_2$ ,  $mg_3$  et  $md_4$ , nous appliquons un estimateur des moindres carrés linéaires. Remplaçons dans l'éqn (3.9)  $a_i$ ,  $y_i$   $\alpha_{BT}$  et  $\beta_{BT}$  par  $f_i(a_f\{k\})$ ,  $d_i(k)$ ,  $\alpha_d$  et  $\beta_d$  respectivement, les estimations de  $\alpha_d$  et  $\beta_d$  par moindres carrés linéaires s'obtiennent par l'éqn. (3.10). Pour les modèles  $md_1$ ,  $md_2$  et  $md_3$ , puisqu'un estimateur des moindres carrés linéaires minimise la moyenne du carré des écarts entre la valeur estimée et la valeur réelle de longueur de pas, nous appliquons une estimation de la valeur  $\alpha_d$ , dans l'intervalle  $[0, 1]$ , avec ce même objectif. Nous désignons  $d_a$  la longueur de pas estimée durant la phase d'apprentissage.

Soit  $\mathcal{E}_1$  et  $\mathcal{E}_2$  deux ensembles de données d'accélération pour des pas enregistrés. Nous cherchons à évaluer la performance d'un modèle d'estimation de la longueur d'un pas, obtenu en phase d'apprentissage avec les données de  $\mathcal{E}_1$ , par les données de  $\mathcal{E}_2$ . Dans ce cas, nous pouvons calculer l'erreur quadratique moyenne (EQM) d'estimation de longueur de pas, comme suit :

$$EQM(\mathcal{E}_1, \mathcal{E}_2) = \sqrt{\frac{1}{\text{card}(\mathcal{E}_2)} \sum_{p \in \mathcal{E}_2} (d_a(p) - d_m(p))^2} \quad (5.8)$$

avec  $d_a(p)$  la longueur estimée du  $p^{\text{ème}}$  pas dans  $\mathcal{E}_2$  par le modèle obtenu lors de la phase d'apprentissage de  $\mathcal{E}_1$  et  $d_m(p)$  la longueur mesurée du  $p^{\text{ème}}$  pas dans  $\mathcal{E}_2$ . En théorie d'apprentissage, on définit le risque empirique et l'erreur de généralisation afin d'évaluer la performance du modèle d'estimation. Le risque empirique exprime la moyenne d'une fonction d'erreur, calculée en utilisant seulement les données d'apprentissage, sur  $l$  exemples d'apprentissage. Appliquée à l'erreur quadratique moyenne, le risque empirique s'obtient par :

$$R_{emp}(EQM) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l EQM(\mathcal{E}_i, \mathcal{E}_i) \quad (5.9)$$

L'erreur de généralisation exprime la moyenne d'une fonction d'erreur, calculée sur les données hors apprentissage en utilisant les modèles estimés en phase d'apprentissage, sur  $l$  exemples d'apprentissage. Appliquée à l'erreur quadratique moyenne, l'erreur de généralisation s'écrit :

$$R_{gen}(EQM) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l EQM(\mathcal{E}_i, \mathcal{V}_i) \quad (5.10)$$

Nous présentons dans la suite notre étude expérimentale pour l'évaluation de la performance des estimateurs existants à travers la validation croisée.

### 5.2.3 Étude expérimentale

Cette étude expérimentale vise comparer les résultats obtenus par différents estimateurs existants de longueur de pas. Nous utilisons le smartphone Samsung GT S5839i pour enregistrer la sortie de l'accéléromètre qui sera utilisée pour estimer la longueur de chaque pas. Bien que la nature humaine conduise à une vitesse variable en période de marche dépendante de chaque personne, nous avons limité notre étude pour un seul participant avec une vitesse constante.

Nous expliquons dans la suite le scénario de test avec la méthode d'extraction de la longueur réelle de chaque pas et du signal d'accélération propre à chaque pas. Nous comparons ensuite la performance des estimateurs existants par la validation croisée.

#### 5.2.3.1 Description du scénario de test

Nous effectuons des trajets rectilignes avec un nombre fixe de 10 pas sur un couloir de 15 mètres en long. Nous avons créé une base de données avec 36 trajets, effectués par un même participant. Durant chaque trajet, le smartphone est porté par la main devant soi. Nous disposons durant cette expérience d'une caméra vidéo, mise en dessous du smartphone, qui est employée comme un outil d'enregistrement vidéo du trajet effectué et dirigée vers le sol. La séquence obtenue est exploitée pour extraire a posteriori et manuellement la distance parcourue entre chaque pas. Nous expliquons, dans la suite, la méthodologie d'extraction de la valeur réelle de chaque pas et du signal d'accélération associé.

### ■ Extraction des longueurs réelles de chaque pas :

La détermination de la longueur réelle de chaque pas est accomplie grâce à un traitement de la vidéo enregistrée durant la marche. La Figure 5.11 illustre des images capturées de la séquence vidéo où nous définissons manuel-



FIGURE 5.11 – Captures d'écran d'un enregistrement vidéo pour un pas de 67 cm

lement les positions de départ et de fin du pas sur le sol. Le sol est constitué de carrelage blanc de dimension  $30\text{cm} \times 30\text{cm}$ . Pour l'exemple de la Figure 5.11, nous appliquons un facteur multiplicatif entre la longueur de l'arrêt du carrelage et la valeur réel afin d'estimer la longueur du pas effectué. Avec ce principe, la longueur de pas vaut  $d(k) = 26\text{cm} + 41\text{cm} = 67\text{cm}$ . Il y a des occurrences où les deux traits horizontaux n'apparaissent pas sur la même image - comme le cas de l'image à droite dans la Figure 5.11. Dans ces situations, la visualisation de la vidéo permet de savoir que l'utilisateur a dépassé la longueur d'un carrelage de valeur 30 cm et on détermine seulement le reste de la distance parcourue par rapport au nouveau carrelage. On trace un trait - marquant la fin du pas - parallèle à un trait du carrelage pour déterminer la distance parcourue.

Notre approche d'extraction des valeurs réelles des pas est soumise à des éventuelles erreurs. Cette erreur complexifie notre analyse de la performance des modèles d'estimation de longueur de pas.

### ■ Extraction des données d'accélération représentant un pas :

Nous avons opté pour une partition manuelle du signal d'accélération sur 10 pas afin de séparer chaque pas. Un exemple de partition du signal d'accélération d'un pas est illustré dans la Figure 5.12. Nous choisissons manuelle-

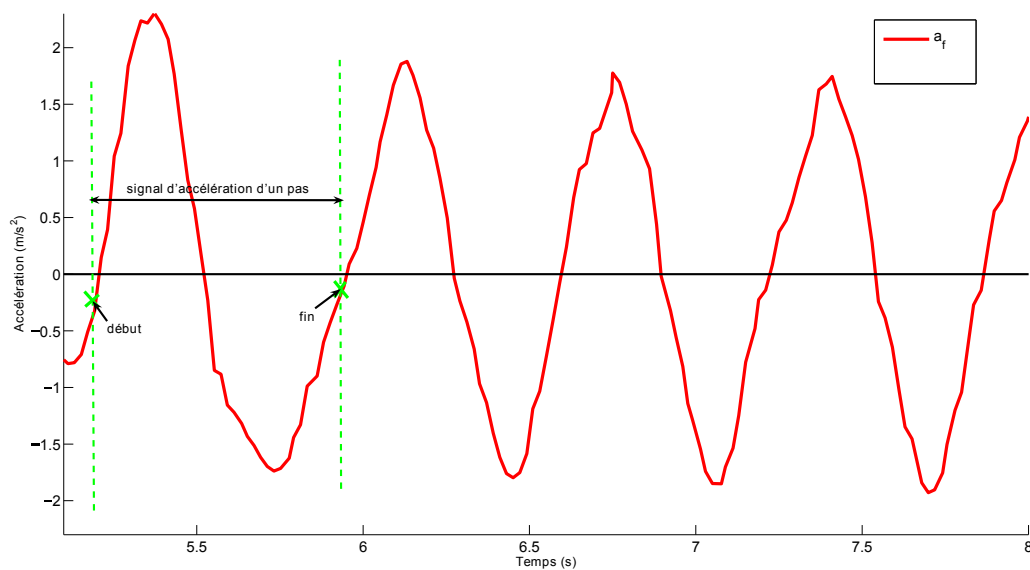


FIGURE 5.12 – Extraction manuelle du signal d'accélération de chaque pas

ment le début et la fin du pas avec la même méthode employée pour la définition de la période détection d'un pas dans le Paragraphe 5.1.4.4.

### 5.2.3.2 Comparaison entre les estimateurs de longueur de pas par validation croisée

Dans cette étude expérimentale, nous comparons la performance du modèle général avec les modèles proposés dans la Table 5.7. Pour l'application de la validation croisée, nous utilisons les données enregistrées pour les 36 trajets où le trajet  $i$  contenant 10 pas représente les données de l'ensemble  $\mathcal{A}_i$ . Nous obtenons ainsi  $l = 36$  et  $n_l = 10$ . Nous présentons dans la suite des exemples des modèles estimés pour un trajet ainsi que les résultats de risque empirique et d'erreur de généralisation.

#### ■ Exemples de représentations des modèles estimés :

Nous illustrons dans les figures 5.13-a, 5.13-b, 5.13-c et 5.13-d les modèles estimés à partir des données d'accélération d'un ensemble  $\mathcal{A}_i$  avec celles présentes dans  $\mathcal{V}_i$ .

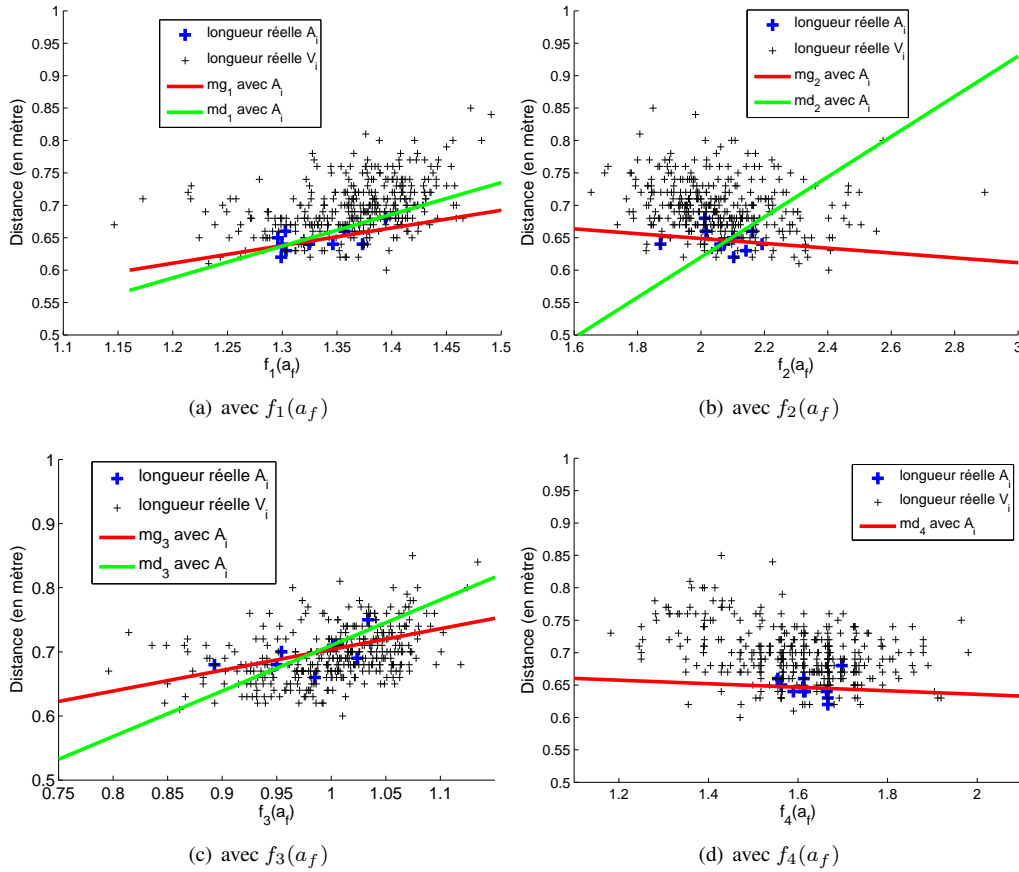


FIGURE 5.13 – Modèles estimés des longueurs de pas par validation croisée 2-fold

• **Comparaison des modèles obtenus :** Nous nous focalisons sur les modèles obtenus par les données d'apprentissage. Nous remarquons que la fonction  $f_1(a_f)$  (voir Figure 5.13-a), comme  $f_3(a_f)$  (voir Figure 5.13-c), aboutit à deux modèles assez proches. Par contre, la fonction  $f_2(a_f)$  (voir Figure 5.13-b) résulte en deux modèles très différents ; l'un est croissant en fonction de  $f_2(a_f)$  et l'autre est décroissant. Nous constatons que la longueur de pas est croissante en fonction du modèle  $f_1(a_f)$  et  $f_3(a_f)$  et, néanmoins, qu'elle est décroissante avec  $f_4(a_f)$ . Nous trouvons ainsi le même résultat avec KIM et al. où la longueur de pas augmente avec  $f_3(a_f)$ . Nous trouvons également un résultat similaire aux travaux dans [232], où la longueur de pas augmente en fonction de  $f_1(a_f)$ .

En augmentant la vitesse de marche, les travaux [192, 226, 215] signalent que la fréquence de marche croît avec la longueur de pas. Dans notre cas, la vitesse de déplacement était constante sur tous les trajets avec le même participant. Puisque la vitesse s'obtient par le produit de la longueur de pas et la fréquence de pas, la longueur de pas doit être alors décroissante selon la fréquence de marche tant que la vitesse de déplacement est constante. Cette propriété justifie notre résultat trouvé à la Figure 5.13-d. De plus, on remarque que la valeur numérique de la pente reste faible et proche de zéro car la vitesse de déplacement était constante. Bien que la dépendance de la distance à  $f_2(a_f)$  ait été proposée dans [227], l'auteur n'a pas précisé la nature de l'évolution, décroissante ou croissante, de la distance en fonction de  $f_2(a_f)$ . À nos connaissances, cette problématique n'a pas été discutée dans des travaux existants.

• **Comparaison des données d'apprentissage avec celles de validation :** Nous comparons les longueurs mesurées, qui ont été enregistrées dans  $\mathcal{V}_i$ , avec celles estimées par le modèle obtenu dans la phase d'apprentissage ; voir la Figure 5.13. Nous constatons que la distribution des données de validation est trop éparpillée par rapport aux modèles avec une erreur maximale d'environ 20 cm. Puisque chaque ensemble d'apprentissage  $\mathcal{A}_i$  est composé de 10 pas, il est possible que le choix de 10 pas soit faible pour l'estimation du modèle d'estimation de longueur de pas en phase d'apprentissage. Afin de comparer l'efficacité des modèles obtenus, nous ajoutons un cinquième estimateur, que nous noterons  $mg_5$ , qui est la moyenne des longueurs de pas effectués lors de la phase d'apprentissage. Nous nous intéressons dans la suite au risque empirique et à l'erreur de généralisation. Nous présentons dans la suite le calcul du risque empirique en utilisant tout l'ensemble des 36 trajets enregistrés.

#### ■ Évaluation des modèles estimés avec tout l'ensemble des données enregistrées :

Nous montrons les modèles estimés en utilisant les données de l'ensemble  $\mathcal{L}$  pour l'apprentissage ; voir Figure 5.14. Les modèles obtenus affichent certes une meilleure modélisation par rapport à un ensemble d'apprentissage res-

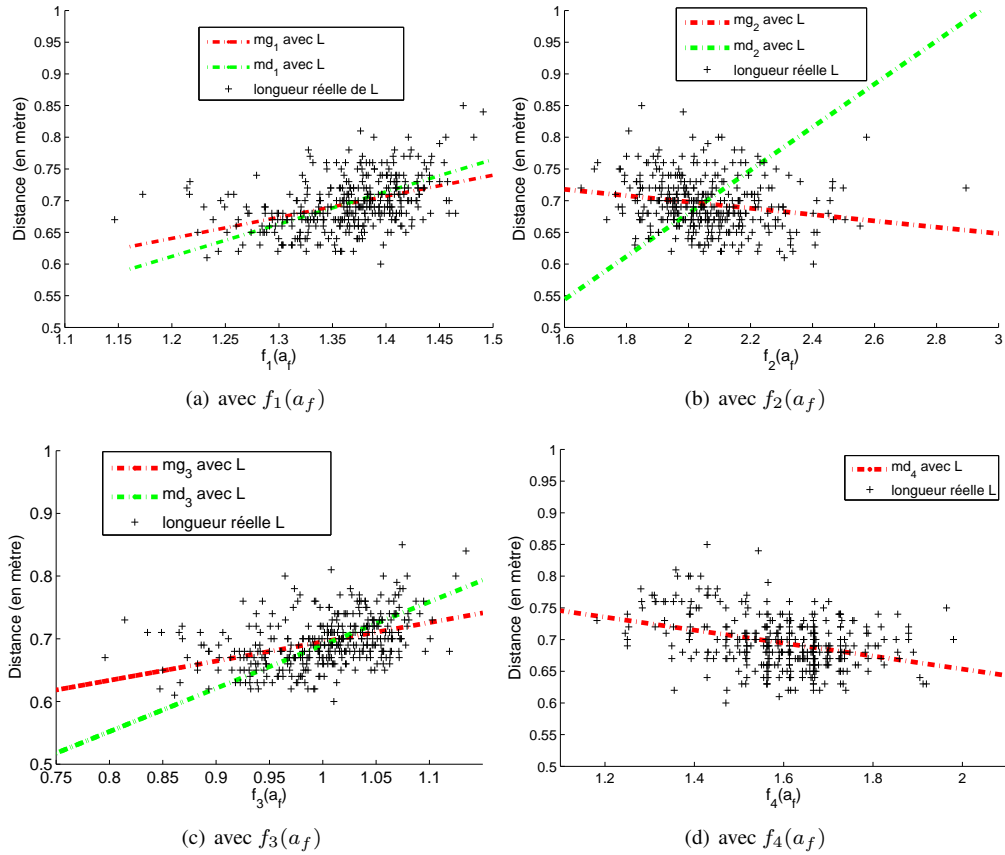


FIGURE 5.14 – Modèles estimés des longueurs de pas sur tout l'ensemble  $\mathcal{L}$

treint à quelques pas mais les échantillons restent encore éparpillés par rapport au modèle estimé avec une erreur maximale d'environ 15 cm.

Nous avons calculé l'erreur quadratique moyenne,  $EQM(\mathcal{L}, \mathcal{L})$  en utilisant les données dans l'ensemble total  $\mathcal{L}$  pour l'apprentissage et pour la validation. La Table 5.8 montre les résultats obtenus en erreur quadratique moyenne. Nous constatons que notre modèle général d'estimation de la longueur du pas permet de réduire l'erreur quadra-

Fonction	$f_1(a_f)$		$f_2(a_f)$		$f_3(a_f)$		$f_4(a_f)$	Valeur constante
Modèle	$mg_1$	$md_1$	$mg_2$	$md_2$	$mg_3$	$md_3$	$md_4$	$mg_5$
$EQM(\mathcal{L}, \mathcal{L})$ en cm	3.7	3.8	4.0	7.5	3.7	4.3	3.8	4.1

TABLE 5.8 – Erreur quadratique moyenne calculée sur l'ensemble total des mesures  $\mathcal{L}$

tique moyenne pour les trois fonctions  $f_1(a_f)$ ,  $f_2(a_f)$  et  $f_3(a_f)$ . La plupart des modèles offrent de meilleurs résultats comparativement à la solution basique qui consiste à affecter à un pas une longueur constante à l'exception de  $md_2$  et  $md_3$ . Nous pouvons déduire que ces deux modèles sont inefficaces à l'estimation à la longueur de pas. De l'autre côté, la différence des erreurs quadratiques moyennes entre les modèles étudiés est faible ; une différence de quelques millimètres. Nous notons également que la meilleure performance permet une erreur quadratique moyenne de 3.7 cm.

Nous présentons dans la suite le résultat de risque empirique et d'erreur de généralisation pour une meilleure analyse de la performance de chaque estimateur avec les différents modèles obtenus.

#### ■ Risque empirique pour l'estimation de longueur de pas :

Nous calculons le risque empirique ; voir éqn. (5.9), pour les différents modèles. La Figure 5.15 illustre la variation des valeurs de  $EQM(\mathcal{A}_i, \mathcal{A}_i)$  calculées pour  $i = 1, \dots, l$ . Les valeurs  $EQM(\mathcal{A}_i, \mathcal{A}_i)$  avec les modèles  $md_1, md_2$

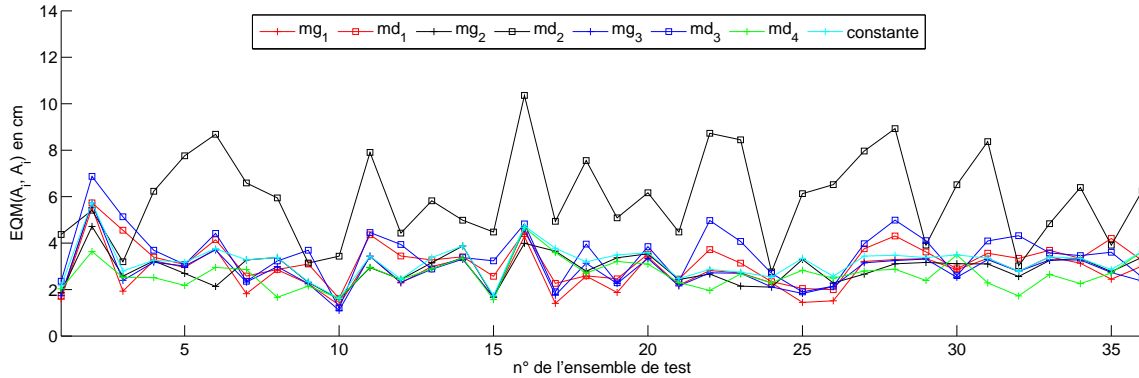


FIGURE 5.15 – Variation de  $EQM(\mathcal{A}_i, \mathcal{A}_i)$

et  $md_3$  possèdent les valeurs les plus grandes. Par contre, les modèles utilisant la forme générale possèdent des meilleurs résultats. La Table 5.9 résume les valeurs de  $R_{emp}(EQM)$  selon chaque modèle utilisé. Les meilleurs

Fonction	$f_1(a_f)$		$f_2(a_f)$		$f_3(a_f)$		$f_4(a_f)$	Valeur constante
Modèle	$mg_1$	$md_1$	$mg_2$	$md_2$	$mg_3$	$md_3$	$md_4$	$mg_5$
$R_{emp}(EQM)$ en cm	2.7	3.2	2.9	5.9	2.8	3.5	2.7	3.2

TABLE 5.9 – Risque empirique avec l'erreur quadratique moyenne pour l'estimation de longueur de pas

résultats sont obtenus avec les fonctions  $f_1(a_f)$  et  $f_4(a_f)$ . Les modèles proposés par les auteurs possèdent des résultats pires que la solution basique de valeur constante de longueur de pas. Les modèles généraux possèdent un plus faible risque empirique grâce à l'ajout du biais dans leurs modèles. Ces résultats montrent la performance des estimateurs de longueur de pas avec des données utilisées en apprentissage. Dans la suite, nous appliquons la validation croisée 2-fold pour calculer l'erreur de généralisation afin d'évaluer la performance de ces estimateurs avec des données hors apprentissage.

### ■ Erreur de généralisation par validation croisée 2-fold pour l'estimation de longueur de pas :

Nous calculons l'erreur de généralisation en utilisant EQM ; voir éqn. (5.10), pour les différents estimateurs. La Figure 5.16 illustre la variation des valeurs de  $EQM(\mathcal{A}_i, \mathcal{V}_i)$  calculées pour  $i = 1, \dots, l$ . La meilleure performance

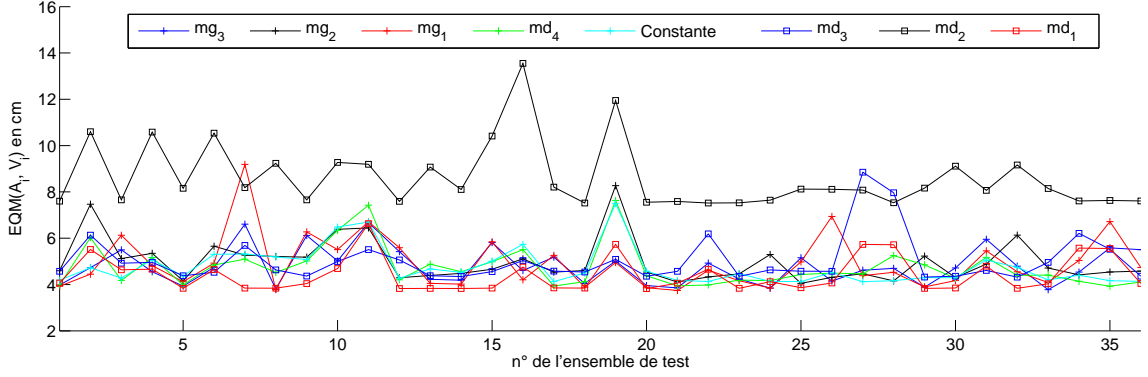


FIGURE 5.16 – Variation de  $EQM(\mathcal{A}_i, \mathcal{V}_i)$

se trouve dans la plupart des cas avec le modèle  $md_1$ . Les autres modèles fournissent des performances égales ou inférieures à la performance de la solution basique de longueur constante de pas. La Table 5.10 illustre les résultats d'erreur quadratique moyenne pour chaque modèle utilisé. Nous constatons que l'emploi de notre modèle général

Fonction	$f_1(a_f)$		$f_2(a_f)$		$f_3(a_f)$		$f_4(a_f)$	Valeur constante
Modèle	$mg_1$	$md_1$	$mg_2$	$md_2$	$mg_3$	$md_3$	$md_4$	$mg_5$
$R_{gen}$ en cm	4.9	4.4	5.0	8.4	4.8	5.0	4.8	4.8

TABLE 5.10 – Résultats de l'erreur de généralisation avec l'erreur quadratique moyenne

d'estimation a été bénéfique pour les fonctions  $f_2(a_f)$  et  $f_3(a_f)$ , alors qu'il présente un effet négatif sur la fonction  $f_1(a_f)$ . Ce résultat se justifie par le modèle optimisé en phase d'apprentissage avec des données qui ne sont pas assez représentatives. De plus, nous remarquons que les valeurs sont très proches avec des différences de l'ordre de quelques millimètres. Ce résultat est dû à la considération d'un seul utilisateur lors de notre étude expérimentale. En outre, notre méthode de calcul des longueurs réelles de pas introduit des erreurs sur ces valeurs, qui sont supposées exactes. Cette source d'erreur complexifie l'analyse des erreurs d'estimation des longueurs de pas. Cette problématique est d'ailleurs présente dans la plupart des travaux existants sur l'estimation de la longueur de pas où la procédure d'extraction des longueurs des pas n'est guère expliquée.

## 5.3 Estimation de l'orientation de déplacement

On appelle *orientation* de déplacement, la direction de déplacement d'un objet par rapport à un repère référence qui est le repère de navigation  $\mathcal{N}$  (c.f. annexe A) pour le système NPE. Dans un espace euclidien à trois dimensions, cette orientation se caractérise par trois angles, connus en géométrie sous le nom des angles d'Euler et notés  $\theta$ ,  $\phi$  et  $\psi$  [23, 233]. Chaque angle représente une rotation autour d'un axe du repère de référence. Pour les systèmes NPE, nous nous intéressons au cas d'un déplacement dans le plan horizontal, noté  $(X^n, Y^n)$ , où l'orientation d'un objet est donnée par l'angle  $\psi$ , appelée également *cap* (de l'anglais *heading*). Sachant qu'un système NPE est basé sur la détermination du parcours effectué par un utilisateur, il est obligatoire que son orientation de déplacement, notée  $\psi_u$ , doit être estimée en continue durant ses déplacements. Il existe deux méthodes d'estimation des angles en utilisant les données des capteurs inertiels : par les mesures obtenues par un gyroscope ou par la fusion des données d'accélération et de champ magnétique. Par contre, puisque les mesures sont écrites dans le repère  $\mathcal{S}$  (c.f. Paragraphe 4.1), l'orientation estimée par la fusion des données d'accélération et de champ magnétique représente celle du terminal que nous noterons  $\psi_{tel}$ . Nous introduisons  $\psi_{biais}$  le biais d'orientation entre l'orientation de l'utilisateur et celle du terminal. La Figure 5.17 illustre un exemple qui définit les paramètres  $\psi_u$ ,  $\psi_{tel}$  et  $\psi_{biais}$ .

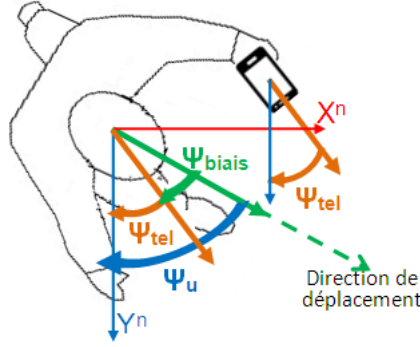


FIGURE 5.17 – Représentation de l'orientation de déplacement d'un utilisateur et de son terminal mobile dans le plan  $(X^n, Y^n)$

Nous définissons donc un modèle d'estimation de  $\psi_u$  par :

$$\psi_u = \psi_{tel} + \psi_{biais} \quad (5.11)$$

Nous expliquons dans la suite les méthodes de représentation des angles d'orientation, les approches d'estimation des paramètres  $\psi_{tel}$  et  $\psi_{biais}$  à partir des capteurs inertiels.

### 5.3.1 Les méthodes de représentation de l'orientation d'un objet

L'orientation d'un objet peut être définie, dans un espace euclidien à trois dimensions, en fonction des angles d'Euler. Ces derniers sont obtenus à l'aide d'un capteur spécifique pour le calcul angulaire comme un gyroscope. Une autre approche est également envisagée avec l'obtention de ces angles à partir d'une matrice de rotation ou d'un vecteur quaternion. Les définitions des angles d'Euler, de la matrice de rotation et du vecteur quaternion sont détaillées dans [23, 233]. Nous nous intéresserons uniquement pour la suite aux définitions des angles Euler et des matrices de rotation.

#### 5.3.1.1 Les angles d'Euler

Les angles d'Euler sont trois angles décrivant l'orientation d'un objet selon son propre référentiel par rapport à un autre dans un espace euclidien à trois dimensions. Ces angles représentent les rotations à appliquer autour des axes d'un repère défini pour l'objet pour le ramener à un référentiel. Soit  $X$ ,  $Y$  et  $Z$  les axes du repère référence, les angles d'Euler sont :

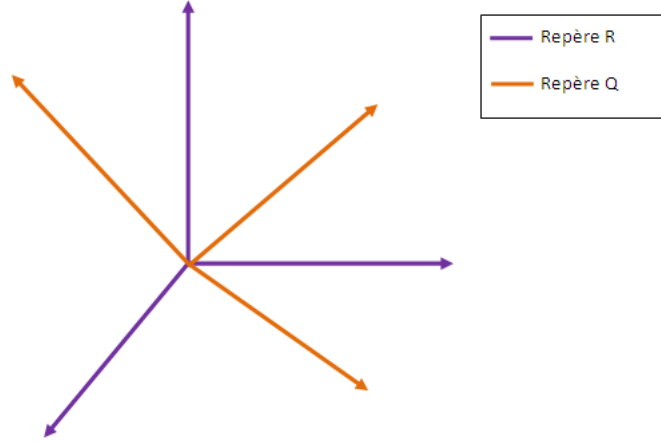
- l'angle de *lacet*,  $\psi \in [-\pi, \pi]$ , (*Yaw* en anglais) : rotation autour de l'axe  $Z$  du repère référence ;
- l'angle de *tangage*,  $\theta \in [-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$ , (*Pitch* en anglais) : rotation autour de l'axe  $X$  du repère référence ;
- l'angle de *roulis*,  $\phi \in [-\pi, \pi]$ , (*Roll* en anglais) : rotation autour de l'axe  $Y$  du repère référence.

Ces angles sont positifs en sens anti-horaire, appelé également sens Euler ou sens trigonométrique. Pour les systèmes NPE, le référentiel est toujours le repère  $\mathcal{N}$ . Puisque nous nous intéressons aux déplacements dans le plan  $(X^n, Y^n)$ , l'angle *lacet* pour l'utilisateur (respectivement le terminal) devient, au sens nautique, le cap de l'utilisateur  $\psi_u$  (respectivement du terminal mobile  $\psi_{tel}$ ). Les angles  $\psi_u$  et  $\psi_{tel}$  sont ainsi positifs en sens anti-horaire.

Nous expliquons dans la suite une autre forme de représentation de l'orientation : les matrices de rotations.

#### 5.3.1.2 Les matrices de rotations

La matrice de rotation est définie entre deux repères dans un même espace et exprime la rotation entre ces deux repères. Par exemple, soit  $\mathcal{R}$  et  $\mathcal{Q}$  deux repères (voir Figure 5.18) et  $v$  un vecteur ayant la même dimension, on définit  $R_q^r$  la matrice de rotation de  $\mathcal{Q}$  vers  $\mathcal{R}$  qui vérifie :  $v^r = R_q^r v^q$  où  $v^q$  et  $v^r$  représentent les écritures du vecteur  $v$  dans les repères  $\mathcal{Q}$  et  $\mathcal{R}$ , respectivement. En plus, toute matrice de rotation est une matrice orthogonale (i.e.  $\{R_q^r\}^{-1} = \{R_q^r\}^\top$ ). Puisque la rotation de  $\mathcal{R}$  vers  $\mathcal{Q}$  est l'inverse de la rotation de  $\mathcal{Q}$  vers  $\mathcal{R}$  (i.e.  $R_r^q = \{R_q^r\}^{-1}$ ), l'orthogonalité de la matrice de rotation conduit à :  $R_r^q = \{R_q^r\}^\top$ .

FIGURE 5.18 – Un exemple pour les repères  $\mathcal{R}$  et  $\mathcal{Q}$  à trois dimensions

Puisque les angles d'Euler se traduisent par des rotations, la matrice rotation sera un autre mode de représentation des angles d'Euler. Nous détaillons dans le paragraphe suivant l'expression de la matrice de rotation  $\mathbf{R}_q^r$  en fonction des angles d'Euler et vice-versa.

### 5.3.1.3 Expression de la matrice de rotation en fonction des angles d'Euler

Les angles d'Euler constituent trois rotations par rapport à trois axes orthogonaux. Comme dans [234], l'écriture matricielle d'une rotation autour de :

— l'axe Z vaut :

$$\mathbf{R}_z(\psi) = \begin{bmatrix} \cos(\psi) & \sin(\psi) & 0 \\ -\sin(\psi) & \cos(\psi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (5.12)$$

— l'axe X vaut :

$$\mathbf{R}_x(\theta) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ 0 & -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix}, \quad (5.13)$$

— l'axe Y vaut :

$$\mathbf{R}_y(\phi) = \begin{bmatrix} \cos(\phi) & 0 & -\sin(\phi) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\phi) & 0 & \cos(\phi) \end{bmatrix} \quad (5.14)$$

Soit  $\theta$ ,  $\phi$  et  $\psi$  trois rotations Euler du repère  $\mathcal{Q}$  vers le repère  $\mathcal{R}$ . L'expression de la matrice de rotation  $\mathbf{R}_q^r$  est donnée par [234] :

$$\mathbf{R}_q^r = \mathbf{R}_z(\psi) * \mathbf{R}_x(\theta) * \mathbf{R}_y(\phi) \quad (5.15)$$

$$\mathbf{R}_q^r = \begin{bmatrix} \cos(\phi) \cos(\psi) + \sin(\theta) \sin(\phi) \sin(\psi) & \cos(\theta) \sin(\psi) & -\sin(\phi) \cos(\psi) + \cos(\phi) \sin(\theta) \sin(\psi) \\ -\cos(\phi) \sin(\psi) + \sin(\phi) \sin(\theta) \cos(\psi) & \cos(\theta) \cos(\psi) & \sin(\phi) \sin(\psi) + \cos(\phi) \sin(\theta) \cos(\psi) \\ \sin(\phi) \cos(\theta) & -\sin(\theta) & \cos(\phi) \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (5.16)$$

D'après [235], on peut permuter l'ordre des trois matrices de rotation dans l'éqn. 5.15, mais toutes les permutations ne permettent pas d'isoler et extraire les angles de rotation  $\theta$ ,  $\phi$  et  $\psi$ .

Grâce au développement de l'expression éqn (5.16), ces angles peuvent être obtenus à partir de la matrice de rotation  $\mathbf{R}_q^r$  sous la condition de  $\theta \neq \pm 90^\circ$ , en calculant [234] :

$$\theta = -\arcsin\left(\mathbf{R}_q^r(3, 2)\right), \quad \phi = \arctan2\left(\frac{\mathbf{R}_q^r(3, 1)}{\mathbf{R}_q^r(3, 3)}\right) \text{ et } \psi = \arctan2\left(\frac{\mathbf{R}_q^r(1, 2)}{\mathbf{R}_q^r(2, 2)}\right), \quad (5.17)$$

où  $\text{atan2}$  représente l'opérateur inverse de la fonction de tangente sur l'intervalle  $[-\pi, \pi]$ .

D'un autre côté, on dispose, sous Android, d'une API précise, d'estimation des angles  $\theta$ ,  $\phi$  et  $\psi$ , dont nous détaillons le fonctionnement dans l'annexe G.

Selon notre modèle, éqn. (5.11), l'orientation de l'utilisateur est la somme des deux quantités  $\psi_{tel}$  et  $\psi_{biais}$ . Nous expliquons dans la suite les méthodes d'estimations de l'orientation du terminal  $\psi_{tel}$  en exploitant la définition des angles d'Euler et des matrices de rotations. Puis, nous évoquons les méthodes d'estimation du biais d'orientation  $\psi_{biais}$ .

### 5.3.2 Directions du terminal et du corps confondues

Dans cette section, nous supposons que la direction du terminal est colinéaire à celle de l'utilisateur. Ce cas de figure correspond par exemple à un terminal maintenu à plat face à l'utilisateur avec un biais d'orientation nul :  $\psi_{biais} = 0$  et  $\psi_u = \psi_{tel}$ .

Il existe deux méthodes d'estimation de l'orientation d'un terminal mobile. La première se base sur deux capteurs inertiels, un accéléromètre et un magnétomètre, embarqués dans le terminal. Elle exploite la propriété du vecteur de pesanteur et celle du vecteur de champ magnétique terrestre afin d'estimer les angles de rotation du terminal mobile. Nous désignons par orientation magnétique la valeur d'orientation estimée par cette première méthode. La seconde approche est une méthode de suivi qui utilise le gyroscope. Elle nécessite une valeur initiale d'orientation, à chaque mesure, à laquelle on ajoute le changement instantané obtenu avec une mesure d'un gyroscope. Une valeur référence est initialement donnée puis cette référence change de valeur à chaque itération ; on affecte l'ancienne valeur estimée par un gyroscope à la valeur référence. Nous désignons l'orientation gyroscopique l'orientation estimée avec cette seconde méthode. Une étude comparative montre les avantages et les inconvénients de chacune de ces deux méthodes [236]. Elle souligne que les orientations gyroscopiques et magnétiques dérivent, respectivement, sur une durée temporelle longue et courte [236]. Puisque les dérives des deux méthodes possèdent des comportements différents, des approches [237, 238, 239, 240, 241] proposent de corriger de manière croisée les dérives d'une méthode par les valeurs d'orientations estimées par l'autre méthode. La correction des orientations magnétiques avec celles gyroscopiques permet de déterminer les perturbations magnétiques avec la connaissance des orientations gyroscopiques [236, 238]. On affecte par défaut l'orientation magnétique à la valeur  $\psi_{tel}$  et, en cas de différence entre la variation de l'orientation magnétique et celle gyroscopique, la valeur retenue pour  $\psi_{tel}$  est l'orientation gyroscopique [237]. Dans le deuxième cas de correction, on cherche à corriger les dérives à long terme des orientations gyroscopiques à l'aide des orientations magnétiques. On utilise des filtres afin de compenser cette dérive ; comme le filtre exponentielle passe bas de premier ordre [242], le filtre complémentaire [239], le filtre de Kalman [236, 240, 238] ou le filtre de Kalman étendu [241]. Dans [243], une étude récente compare la performance de plusieurs filtres pour l'estimation de l'orientation avec différents cas de tests, divers placements du terminal en période de mouvement et présence de sources de perturbation magnétique. Une troisième alternative de correction des dérives pour les orientations gyroscopiques ou magnétiques est l'emploi de la méthode Map Matching. Celle-ci est largement employée pour la localisation de véhicules dans leurs déplacements routiers [244], en supposant que l'utilisateur se déplace de manière rectiligne (celle de la route). Dans [220], un exemple d'application de cette approche est expliqué pour la correction de l'orientation gyroscopique.

Nous détaillons dans la suite la méthode d'estimation de l'orientation gyroscopique ainsi que magnétique.

#### 5.3.2.1 Estimation de l'orientation par gyroscope

Le gyroscope du terminal mobile fournit la vitesse angulaire des axes du repère  $S$ . Le changement en orientation entre deux instants  $t_0$  et  $t_k$  peut être déduit à partir de la vitesse angulaire. On utilise les données issues du gyroscope dans un ensemble d'équations différentielles afin de déterminer la matrice de rotation  $R_s^n$  du repère  $S$  vers le repère  $\mathcal{N}$  [241, 23]. L'estimation de l'orientation  $\psi_{tel}$  s'obtient par l'éqn. (5.17). Nous ne détaillons pas les calculs présents dans cette méthodes car nous ne l'utilisons pas dans notre étude expérimentale à cause de l'absence du gyroscope dans le terminal de test.

### 5.3.2.2 Estimation par combinaison des données d'accélération et de champ magnétique

Cette approche, connue sous le nom de compas magnétique, calcule la matrice de rotation entre les repères  $\mathcal{S}$  et  $\mathcal{N}$ . À partir de l'établissement de cette matrice, on utilise l'éqn (5.17) afin de déterminer l'angle  $\psi_u$ . Le résultat de l'éqn. (5.17) se base sur la connaissance de l'expression numérique des coefficients de la matrice  $\mathbf{R}_s^n$ . Dans la suite, nous expliquons une méthode de calcul de l'expression numérique de cette matrice à partir des mesures d'accélération - sous l'hypothèse d'absence d'accélération linéaire - et de champ magnétique où nous procédons en deux étapes :

- déterminer l'expression de la matrice de rotation pour deux repères quelconques à travers deux vecteurs
- application pour les repères  $\mathcal{S}$  et  $\mathcal{N}$  avec les mesures d'accélération et de champ magnétique

Nous employons dorénavant le terme d'orientation magnétique afin d'indiquer une orientation obtenue à travers cette approche.

#### ■ Estimation de la matrice de rotation :

Le problème de calcul d'une matrice de rotation, entre deux repères  $\mathcal{Q}$  et  $\mathcal{R}$ , dans un espace euclidien à trois dimensions est connue sous le nom de problème *Wahba* [245]. Soit deux vecteurs non-colinéaires  $\mathbf{v}_1$  et  $\mathbf{v}_2$ , dont les expressions sont connues dans  $\mathcal{Q}$  et  $\mathcal{R}$ . On cherche à estimer la matrice de rotation  $\mathbf{R}_q^r$  [246]. Parmi les approches existantes, l'algorithme TRIAD (TRI-axial Attitude Determination) est souvent appliqué dans ce contexte grâce à sa facilité d'implémentation. Cet algorithme est présenté en annexe H.1.

#### ■ Application aux repères $\mathcal{S}$ et $\mathcal{N}$ avec les mesures d'accélération et de champ magnétique :

Afin de calculer la matrice  $\mathbf{R}_s^n$ , nous utilisons l'algorithme TRIAD. Deux vecteurs non-colinéaires, dont les expressions analytiques sont connues dans le repère  $\mathcal{S}$  et  $\mathcal{N}$  sont nécessaires. Les vecteurs directionnels de gravité et de champ magnétique terrestre, que nous noterons respectivement  $\mathbf{e}_g$  et  $\mathbf{e}_{m_T}$ , sont deux vecteurs qui satisfont cette condition<sup>24</sup>. Grâce à la connaissance de l'expression des vecteurs  $\mathbf{e}_g^n$  ( $\mathbf{e}_g^n = [0, 0, -1]^\top$ ) et  $\mathbf{e}_{m_T}^n$  ( $\mathbf{e}_{m_T}^n = [\sin(D) \cos(I), \cos(D) \cos(I), -\sin(I)]^\top$ ; c.f. le Paragraphe 1.1.3), et après l'estimation des vecteurs  $\mathbf{e}_g^s$  et  $\mathbf{e}_{m_T}^s$ , dont nous détaillons l'estimation dans la suite, nous appliquons l'algorithme de TRIAD en posant  $\mathbf{v}_1 = \mathbf{e}_g$  et  $\mathbf{v}_2 = \mathbf{e}_{m_T}$ . Puisque l'expression du vecteur  $\mathbf{e}_{m_T}^n$  est dépendante des angles de déclinaison  $D$  et d'inclinaison  $I$ , nous présentons l'application de cet algorithme pour deux cas : valeur nulle ou non-nulle de l'angle de déclinaison  $D$ . En effet, l'angle  $D$  représente la différence d'angle d'orientation entre le Nord magnétique et le Nord géographique. Dans les approches courantes, on calcule l'orientation du terminal par rapport au Nord magnétique, que nous noterons  $\hat{\psi}_{tel}$ . L'ajout de la valeur réelle de déclinaison  $D$  permet de retrouver l'orientation  $\psi_{tel}$  en fonction du Nord géographique. Sous la condition  $D = 0^\circ$ , le vecteur directionnel de champ magnétique devient :  $\mathbf{e}_{m_T}^n = [0, \cos(I), -\sin(I)]^\top$ . Nous montrons dans l'annexe H.2 que l'application de l'algorithme de TRIAD avec cette hypothèse rend l'expression de la matrice  $\mathbf{R}_s^n$  indépendante de l'angle d'inclinaison  $I$ . Sous la condition  $D = 0^\circ$ , l'application de l'éqn (5.17) donne  $\hat{\psi}_{tel}$  et l'orientation du terminal  $\psi_{tel}$  s'obtient par :

$$\psi_{tel} = \hat{\psi}_{tel} + D.$$

Nous expliquons, dans la suite, les approches possibles pour estimer les expressions des vecteurs  $\mathbf{e}_g^s$  et  $\mathbf{e}_{m_T}^s$  employés par l'algorithme de TRIAD lors de l'estimation de l'orientation  $\psi_{tel}$ .

• **Estimation du vecteur  $\mathbf{e}_g^s$  :** Pour déterminer le vecteur directionnel de gravité, nous avons besoin de déterminer uniquement la direction du vecteur de gravité puisque sa norme possède une valeur conventionnelle  $g = 9.80665 \text{ m/s}^2$ . Dans le Paragraphe 4.1.1, nous avons expliqué la méthode d'estimation du vecteur de gravité  $\mathbf{g}^s$ . Nous réécrivons l'éqn. (4.11) qui exprime l'estimation du vecteur de gravité à partir de l'accélération  $\mathbf{a}_{calib}^s$  :

$$\mathbf{g}^s[k] = \alpha_g \mathbf{g}^s[k-1] + (1 - \alpha_g) \mathbf{a}_{calib}^s, \quad (5.18)$$

$$\text{avec } \alpha_g = \begin{cases} 0 & \text{terminal est statique} \\ \alpha_1 & \text{sinon} \end{cases}$$

<sup>24</sup>. Ces deux vecteurs peuvent être utilisés s'il ne sont pas colinéaires. Cette configuration est possible quand l'angle d'inclinaison  $I = \pm 90^\circ$ ; voir Paragraphe 1.1.3. Plus précisément, ces deux situations sont possibles lorsque l'utilisateur se trouve aux pôles Nord et Sud magnétiques.

• **Estimation du vecteur  $e_{m_T}^s$  :** Dans [247], on compare la différence entre la norme du champ magnétique mesuré et celle du champ magnétique terrestre, supposée connue, afin de détecter la présence de perturbation magnétique sur le champ mesuré. Cependant, la phase calibration du magnétomètre indique uniquement la direction du vecteur de champ magnétique vrai  $e_{m_c}^s$ . Une comparaison des normes ne sera pas possible. De l'autre côté, il est difficile d'extraire  $e_{m_T}^s$  à partir de  $e_{m_c}^s$  à cause de l'impossibilité de maîtriser le champ magnétique local. Nous ne pouvons que considérer le vecteur directionnel  $e_{m_c}^s$  à la place du vecteur directionnel  $e_{m_T}^s$ .

• **Calcul de la matrice  $R_s^n$  sous Android :** Sous Android, on dispose de la méthode *GetRotationMatrix* pour le calcul de la matrice  $R_s^n$  avec des mesures d'accélération et de champ magnétique. Cette méthode applique, sous l'hypothèse de  $D=0^\circ$ , l'algorithme TRIAD en exprimant la base canonique de  $\mathbb{R}^3$  en fonction de  $e_g^n$  et  $e_{m_T}^n$ . Nous montrons dans l'annexe H.3 que l'application de l'algorithme de TRIAD avec  $v_1 = e_g$  et  $v_2 = e_{m_T}$  et la méthode *GetRotationMatrix* produisent, sous la même hypothèse de  $D=0^\circ$ , la même matrice  $R_s^n$ .

Nous présentons dans la suite les principaux challenges à relever pour l'emploi de la fusion des mesures d'accélération et celles de champ magnétique pour l'estimation de l'orientation magnétique.

### ■ Challenges de la fusion des mesures d'accélération et de champ magnétique pour l'estimation de l'orientation magnétique :

Le calcul de l'orientation du terminal  $\psi_{tel}$  à partir des mesures d'accélération et de champ magnétique terrestre repose sur le niveau de confiance dans les vecteurs  $e_g^n$ ,  $e_{m_T}^n$ ,  $e_g^s$  et  $e_{m_T}^s$ . Les expressions de  $e_g^n$  et  $e_{m_T}^n$  sont connues et ne varient pas sur de courtes distances (centaines de mètres). Par contre, les expressions de  $e_g^s$  et  $e_{m_T}^s$ , qui varient selon la disposition du terminal, ne sont pas fournies. Elles sont estimées à partir des mesures d'accélération et de champ magnétique. La précision sur l'estimation de l'angle  $\psi_{tel}$  est liée :

- à la calibration des capteurs ;
- à la variation du champ magnétique mesuré.

• **Variation du champ magnétique mesuré :** En NPE, on s'intéresse au vecteur directionnel  $e_{m_T}^s$ . Or, la calibration du magnétomètre fournit le vecteur directionnel  $e_{m_c}^s$ . Cette étape de calibration peut compenser l'effet de fer doux présent à proximité du terminal. Toutefois, l'effet de fer doux est variable d'un endroit à un autre. Cette variation affecte l'estimation du  $e_{m_c}^s$ . Dans [248, 249], l'erreur sur l'estimation de l'orientation dépasse les  $20^\circ$  avec une perturbation magnétique différente à celle obtenue lors de la phase de calibration.

Nous présentons dans la suite notre étude expérimentale qui porte sur l'estimation de l'orientation de l'utilisateur dans le cas où elle est identique à celle du terminal. Autrement dit, nous conservons l'hypothèse  $\psi_{bias} = 0^\circ$  dans notre étude expérimentale suivante.

#### 5.3.2.3 Étude expérimentale

Nous évaluons seulement la performance de l'estimation de l'orientation magnétique puisque le smartphone Samsung GT S5839i ne possède pas de gyroscope. Dans notre zone de test, l'angle de déclinaison vaut  $D = 0.91^\circ$  ; cette valeur a été obtenue à partir des coordonnées GPS (la latitude et la longitude) de la zone de test (les valeurs de déclinaison sont considérées constantes sur un rayon de quelques centaines de mètres sur la surface du globe) via un outil de calcul en ligne de l'angle de déclinaison<sup>25</sup>. Nous avons enregistré simultanément les mesures de champ magnétique et d'accélération pour le scénario suivant :

1. l'utilisateur lance la phase de collecte des mesures et reste immobile durant quelques secondes ;
2. il effectue un trajet rectiligne avec  $n_p$  pas effectués en conservant les directions du terminal et du corps colinéaires.
3. à la fin du trajet, il reste immobile quelques secondes puis met fin à la phase d'enregistrement.

Les deux phases de repos avant et après la marche nous permettent de comparer les valeurs d'orientation durant ces deux phases avec celles en période de marche.

Nous comparons les valeurs estimées d'orientation du terminal avec les valeurs réelles qui sont obtenues à partir des coordonnées en latitude et en longitude du point de départ et de fin de déplacement (voir Annexe I). La

25. Cet outil est accessible à travers l'adresse web suivante : <http://www.ngdc.noaa.gov/geomag-web/#igrfwmm>

précision de calcul de la valeur réelle avec cette méthode est dépendante de la distance entre les deux points pour lesquels l'orientation est calculée. Par contre, nous n'avons pas trouvé un moyen permettant de savoir l'ordre de cette précision. La seule information est la suivante : plus la distance entre les deux points est élevée, meilleure est la précision de la valeur réelle. Nous utilisons les cartes Google Map pour déterminer les coordonnées en latitude et en longitude.

La méthode décrite dans la Section 5.3.2 se base sur l'estimation des vecteurs directionnels de gravité et de champ magnétique terrestre dans le repère  $\mathcal{S}$  à l'aide des mesures d'accélération et de champ magnétique. Nous présentons les résultats d'estimation des vecteurs directionnels  $e_g^s$  et  $e_{m_c}^s$ . Ensuite, nous évaluons l'estimation de l'orientation magnétique en milieu extérieur, où les sources de perturbations magnétiques sont moins présentes, ainsi qu'en intérieur.

#### ■ Estimation du vecteur directionnel de gravité dans $\mathcal{S}$ :

Pour estimer le vecteur directionnel de gravité, nous avons besoin d'estimer uniquement le vecteur de gravité dont la norme possède la valeur conventionnelle de  $g = 9.80665 \text{ m.s}^{-2}$ . Dans le Paragraphe 5.3.2.2, nous avons vu que le vecteur de gravité peut être extrait à partir des données d'accélération suivant deux situations : le terminal est statique ou en mouvement. Dans une expérience précédente (voir le Paragraphe 5.1.4.1), nous avons montré une méthode de détection de la mobilité du terminal mobile, qui repose sur la comparaison de l'accélération par rapport à un seuil déterminé empiriquement. En distinguant entre les périodes de mobilité et de marche, l'estimation du vecteur de gravité dans  $\mathcal{S}$  est faite à partir de l'éqn. (4.11). Puisque notre scénario considère un trajet rectiligne en conservant une position du terminal fixe durant ce trajet, le vecteur de gravité ne change pas entre les périodes de mobilité et de marche. Par conséquent, nous faisons le rafraichissement du vecteur de gravité uniquement en période d'immobilité et, plus précisément, nous prenons une valeur  $\alpha_1 = 1$  (l'éqn. (4.11)) en période de mobilité.

#### ■ Estimation du vecteur directionnel de champ magnétique dans $\mathcal{S}$ :

À cause de la présence éventuelle d'un champ magnétique local inconnu et des effets de fer doux variables selon la zone de positionnement, le vecteur directionnel de champ magnétique vrai ne serait pas égal au vecteur directionnel de champ magnétique terrestre. Par exemple, l'égalité entre ces deux vecteurs directionnels est obtenue lorsque l'effet de fer doux possède une faible influence sur le champ magnétique vrai et le champ magnétique local possède une faible norme ou une même direction que celle champ magnétique terrestre.

Dans cette expérience, nous considérons des mesures de champ magnétique en extérieur et en intérieur afin d'analyser l'effet de présence des sources de perturbation magnétique sur l'estimation du vecteur  $e_{m_c}^s$ . Dans un premier temps, nous considérons des mesures en position statique. Nous avons choisi de suivre une direction rectiligne d'un couloir dans un bâtiment ; voir Figure 5.19. Puis, nous avons collecté les mesures d'accélération et de champ ma-

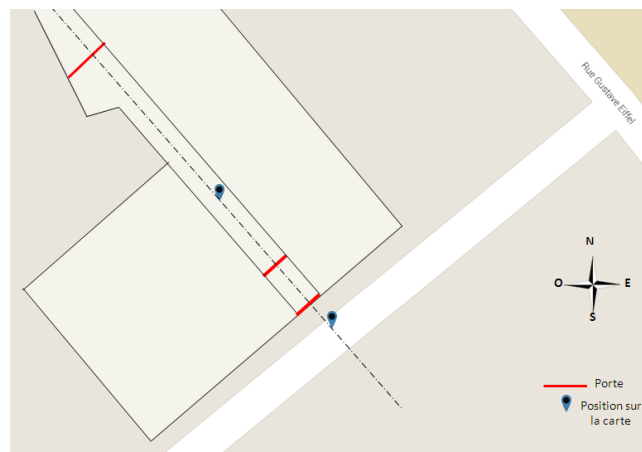


FIGURE 5.19 – Placement des deux positions de test par rapport au couloir

gnétique pendant une dizaine de secondes avec une mesure en extérieur et une autre en intérieur tout en conservant la même direction du couloir ; voir Figure 5.19. La Table 5.11 illustre les statistiques en moyenne et en écart type

des composantes du vecteur  $e_{m_c}$  pour les deux tests. Nous constatons que l'écart type des composantes sur chaque

	En extérieur			En intérieur		
Composante	x	y	z	x	y	z
Moyenne	0.398	0.245	-0.884	0.348	0.294	-0.890
écart type	0.008	0.010	0.003	0.012	0.006	0.006

TABLE 5.11 – Statistiques du vecteur  $e_{m_c}^s$  en statique

axe est faible grâce aux mesures effectuées en statique. Par contre, il existe une différence entre les moyennes de chaque composante des deux vecteurs directionnels. Pour mieux réaliser la différence entre les deux vecteurs directionnels, nous calculons l'orientation magnétique. La valeur moyenne de l'angle  $\psi_{tel}$  en extérieur, respectivement en intérieur, vaut  $-48.5^\circ$ , respectivement  $-46.0^\circ$ . Afin d'améliorer notre analyse, nous augmentons dans l'expérience suivante le nombre de points à tester.

#### ■ Estimation de l'orientation magnétique en statique :

Nous conservons le même scénario de test de l'expérience précédente et nous enregistrons les données d'accélération et de champ magnétique pour 41 positions différentes en maintenant la même direction du terminal. Cette condition n'est pas aisément réalisable à cause du facteur humain qui pourrait induire des différences de quelques degrés entre deux positions. Nous montrons sur la Figure 5.20 quelques positions avec la valeur réelle de l'orien-

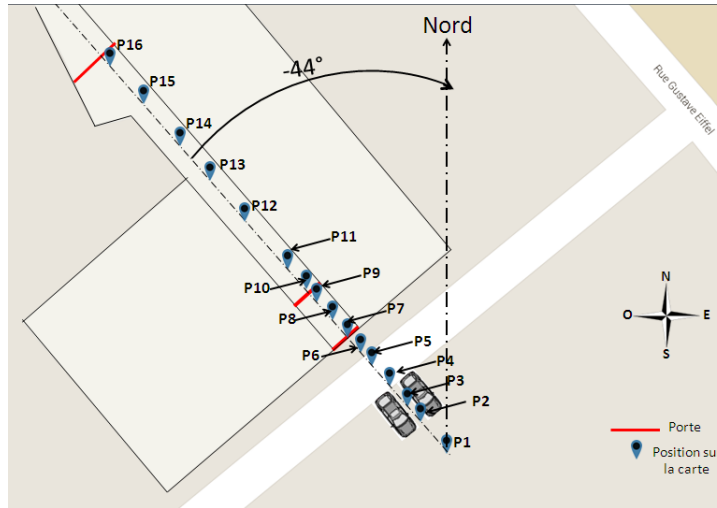


FIGURE 5.20 – Placement des positions de test sur la même direction du couloir

s

tation  $\psi_{tel} = -44^\circ$  obtenue par les coordonnées en latitude et en longitude des extrémités. Nous n'avons pas pu mettre toutes les positions pour avoir une figure lisible. Nous calculons la moyenne des valeurs  $\psi_{tel}$  à chaque position ; voir Figure 5.21. La valeur moyenne d'orientation reste proche de la valeur réelle  $-44^\circ$  tant qu'il n'y a pas un élément perturbateur du champ magnétique. On retrouve des exemples de perturbations magnétiques en milieu intérieur et en extérieur. Un exemple de perturbation en extérieur est donné pour le cas d'un utilisateur qui passe à côté de deux véhicules dans le parking ; voir Figure 5.20. L'effet de la perturbation est la plus importante aux positions P2, P3 et P4 dans la Figure 5.21. Nous pensons que ce phénomène est dû à la présence des véhicules à proximité des points de mesure. Plus l'utilisateur s'éloigne des véhicules, plus la valeur d'orientation s'approche de la valeur réelle (voir les positions entre P4 et P5 dans la Figure 5.21). Nous notons la différence entre le milieu extérieur et intérieur lors du passage de la première porte (entre les deux positions P6 et P7). Plus l'utilisateur avance vers la deuxième porte plus la déviation augmente (voir les positions P8 et P9). Ensuite, plus il s'éloigne de la deuxième porte plus la déviation diminue (voir les positions P10, P11 et P12). Nous trouvons une large déviation dans les positions P13 et P16 à cause de la présence d'un radiateur attaché au mur et de la troisième porte,

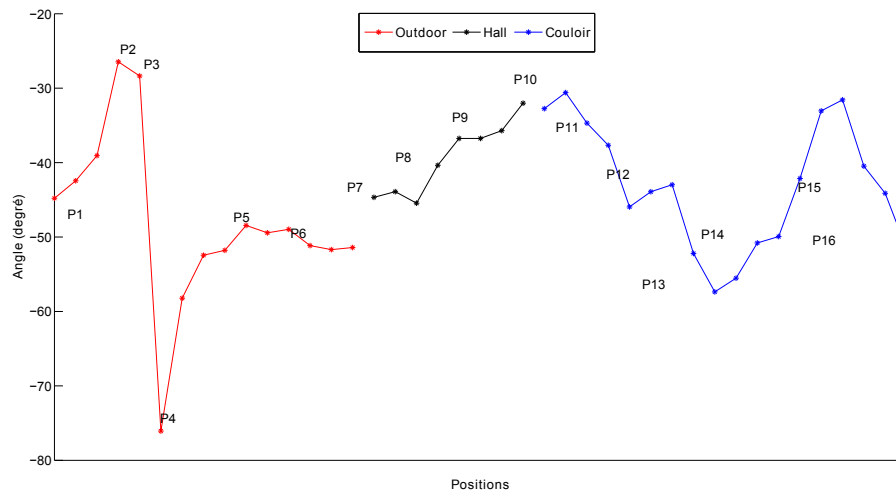


FIGURE 5.21 – Variation des orientations magnétiques pour un trajet sur la même direction

respectivement.

Plus le terminal s'approche d'une source de perturbations magnétique, plus la déviation de l'orientation augmente. En plus, il est difficile de détecter la présence d'une source de perturbations magnétique en utilisant uniquement les données instantanées et calibrées d'accélération et de champ magnétique. Il est ainsi nécessaire d'appliquer une phase d'amélioration de l'estimation de l'orientation lorsqu'une perturbation magnétique est présente. Puisque notre terminal Samsung GT S5839i ne possède pas de gyroscope, l'emploi des filtres de fusion des orientations gyroscopiques et magnétiques ne peut pas être effectué. Une autre piste concerne le critère non-permanent de présence de ces sources de perturbations, que nous avons vu dans l'expérience précédente, par rapport à la position du mobile. Dans la suite, nous présentons l'évolution de l'orientation magnétique lors d'un parcours effectué en intérieur.

#### ■ Estimation de l'orientation magnétique en période marche :

Pour ces expériences, nous détectons les instants de début et de fin de la marche par le seuil sur l'écart type de signal d'accélération afin de comparer les valeurs d'orientation avant, en cours, et après la marche. Afin d'analyser l'efficacité de l'estimation du vecteur  $e_{mc}^s$ , nous calculons l'angle  $\psi_{tel}$  et nous comparons la valeur estimée avec la valeur réelle lors du déplacement. Celle-ci peut être obtenue à partir des coordonnées en latitude et en longitude des points de départ et de fin pour le trajet à travers la formule expliquée dans l'annexe I.

Nous avons effectué un premier trajet dans le milieu d'un local de bureau. Pour ce premier trajet, nous avons extrait les coordonnées du point de départ (48.269373, 4.073422) et du point de fin (48.269211, 4.073131). En utilisant la formule expliquée dans l'annexe I, l'orientation de déplacement vaut  $-130^\circ$ . La Figure 5.22 illustre

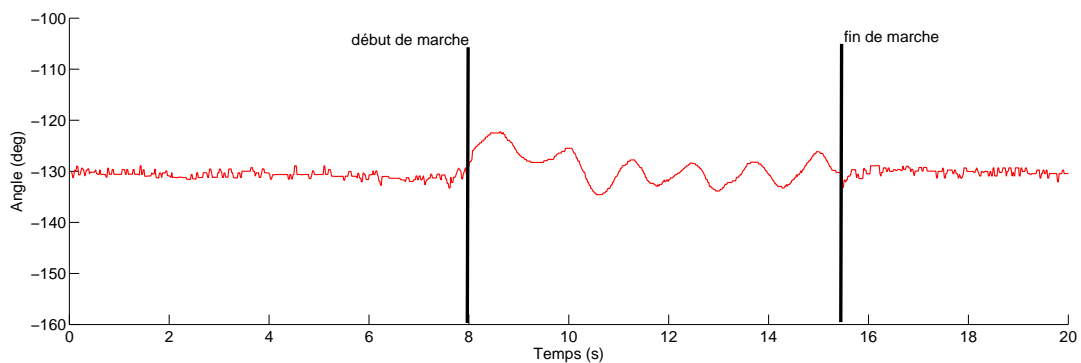


FIGURE 5.22 – Evolution de l'orientation magnétique en période de marche dans le milieu d'un local

l'évolution de l'orientation magnétique lors de ce scénario considéré. Nous remarquons que la valeur d'orientation magnétique est identique avant et après la marche avec une valeur moyenne de  $-130^\circ$ . Dans la période de marche, nous trouvons une valeur moyenne de  $-129^\circ$ . Ces deux valeurs sont quasi-proches et adéquates avec la valeur réelle déterminée par les coordonnées en latitude et en longitude. Nous déduisons que le calcul de la moyenne en période de marche permet de retrouver la bonne valeur d'orientation tant que l'effet des sources de perturbation magnétique est faible et le trajet est rectiligne.

Une deuxième expérience est effectuée dans le couloir avec l'orientation réelle de  $-44^\circ$ . Nous commençons du point P10 et nous arrêtons au point P15 ; voir Figure 5.20. Les valeurs d'orientation magnétique sont illustrées dans la Figure 5.23. Les valeurs d'orientation sont différentes entre les périodes avant et après le trajet effectué.

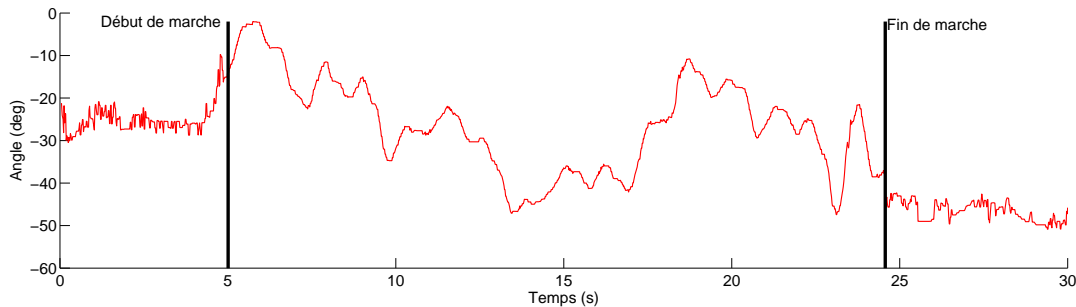


FIGURE 5.23 – Evolution de l'orientation magnétique en période de marche dans le milieu d'un couloir

Nous supposons que ce résultat est dû à la présence de source de perturbation magnétique à côté du point P10. Nous remarquons que les valeurs d'orientation varient en période de marche avec une fluctuation différente à celle de la Figure 5.22. Cette différence est due à la présence de sources de perturbation dans des endroits différents par rapport au trajet. La Table 5.12 montre les résultats en moyenne et en écart type des orientations magnétiques

	avant le début	en cours	après la fin
Moyenne	$-23.8^\circ$	$-25.1^\circ$	$-45.0^\circ$
écart type	$3.67^\circ$	$11.34^\circ$	$2.32^\circ$

TABLE 5.12 – Statistiques de l'orientation magnétique dans un trajet au milieu du couloir

obtenues au cas du couloir. En période de marche, la valeur moyenne est différente de la valeur réelle et la valeur d'écart type des orientations magnétiques en période de marche est trop élevée. À la fin du trajet, nous retrouvons une valeur moyenne d'orientation proche de la valeur réelle. Nous concluons qu'il est difficile de déterminer la vraie valeur d'orientation de déplacement avec la présence de sources de perturbation magnétique.

Dans cette sous-section, nous avons considéré une valeur nulle du biais d'orientation. Nous nous intéressons, dans la suite, aux méthodes d'estimation de ce biais  $\psi_{biais}$ .

### 5.3.3 Estimation du biais d'orientation

Nous discutons dans cette sous-section l'estimation du biais d'orientation  $\psi_{biais}$  ; voir Figure 5.17. Sa valeur peut varier entre  $-180^\circ$  et  $180^\circ$  selon la disposition ou l'emplacement du terminal. Par exemple, lorsque l'utilisateur regarde une vidéo sur son terminal, l'angle  $\psi_{biais}$  vaut  $\pm 90^\circ$  selon le sens de l'axe  $Y^s$  dirigé vers sa droite ou sa gauche. De plus, le biais d'orientation est indépendant des changements de  $\psi_{tel}$  et demeure figé tant que l'utilisateur n'a pas changé l'orientation du terminal par rapport à l'orientation de son déplacement. Nous expliquons, pour la suite, les méthodes existantes d'estimation de l'angle  $\psi_{biais}$  et, ensuite, nous évoquons notre approche d'estimation.

#### 5.3.3.1 Approches existantes

Suivant l'état de l'art, le calcul du biais d'orientation n'est effectué qu'en période de mobilité. Ces dernières représentent les durées temporelles durant lesquelles l'utilisateur exerce un mouvement contribuant au changement

de sa position, comme la marche ou la course. Les mouvements humains, en période de mobilité, induisent une variation temporelle des signaux mesurés, comme l'accélération et la vitesse angulaire. Néanmoins, la forme des signaux diffère selon le mode d'usage et l'emplacement du terminal [250] et plusieurs études s'intéressaient à la classification des signaux enregistrés dans la mesure de prédire la nature d'activité [251] ou l'emplacement du terminal [252]. Certes, le mouvement de déplacement est effectué indépendamment du biais d'orientation mais la différence entre deux signaux enregistrés avec deux biais d'orientation différents réside dans la contribution de ce mouvement sur chaque axe du capteur [211]. Grâce à cette propriété, les méthodes existantes de calcul d'angle  $\psi_{biais}$  effectuent une analyse la contribution des mouvements de déplacement sur les signaux mesurés en périodes de mobilité. On peut extraire les caractéristiques des signaux mesurés en périodes de mobilité afin d'estimer l'angle  $\psi_{biais}$ . Or, la présence d'une distorsion au niveau du signal enregistré réduit la performance de ces approches. Cette distorsion provient de divers origines : mouvement considéré parasite simultanément à la marche (e.g. l'oscillation de la main portant le terminal), mouvement atypique d'une personne boiteuse, type de chaussure, nature de la surface, etc.

Les approches existantes se divisent en deux familles d'analyse : temporelle et fréquentielle, que nous présentons dans la suite.

#### ■ Analyse temporelle :

Les méthodes à analyse temporelle exploitent le signal d'accélération mesuré en période de mobilité. Il existe deux méthodes d'estimation de l'angle  $\psi_{biais}$  : l'analyse en composantes principales (ACP) [195, 196] et la modélisation du signal d'accélération [197]. Nous expliquons dans la suite ces deux approches en détaillant la méthode d'estimation ACP qui sera utilisé dans l'étude expérimentale.

• **Analyse en Composantes Principales-(ACP) :** La technique d'analyse en composantes principales (ACP) est largement utilisée dans la modélisation des données [253, 254]. Étant donné un ensemble de  $n_v$  vecteurs dans  $\mathbb{R}^p$ , elle fournit un sous-ensemble de  $k$  ( $k \leq p$ ) vecteurs directionnels (unitaires et orthogonaux deux à deux) ; voir annexe J. Grâce à leurs caractéristiques (unitaires et orthogonaux), les  $k$  vecteurs construisent un nouveau repère orthonormé, qui caractérise le nuage initial des  $n_v$  vecteurs et dont l'origine est le centre de gravité du nuage initial. L'axe, dont la direction est obtenue à partir d'un vecteur directionnel parmi les  $k$  possibles, passant par l'origine est considéré comme l'axe principal associé au vecteur directionnel choisi. La projection du nuage des  $n_v$  vecteurs sur un axe principal représente une composante principale. En outre, les  $k$  vecteurs directionnels, fournis par la technique ACP, sont ordonnés en sens décroissant selon la contribution de son axe principal à la variance totale du nuage des  $n_v$  vecteurs.

L'approche ACP exploite la définition du repère corps humain, noté  $\mathcal{B}$ , qui composé des axes  $X^b$ ,  $Y^b$  et  $Z^b$  ; voir Annexe A.2. Dans le cas d'un signal d'accélération 3D en phase de marche, l'application de l'ACP exhibe trois vecteurs principaux et les axes principaux associés à ces vecteurs correspondent à l'ensemble des axes  $X^b$ ,  $Y^b$  et  $Z^b$  [196]. Cependant, la décision sur la correspondance entre un axe principal et un des axes  $X^b$ ,  $Y^b$  et  $Z^b$  est compliquée sans aucune pré-connaissance sur la manière de maintien du terminal. Dans [196], une analyse du comportement des mouvements humains en phase de marche supposés effectués par rapport à l'axe  $Y^b$  montre que la moyenne quadratique du signal d'accélération sur l'axe  $X^b$  est faible par rapport à celle sur les axes  $Y^b$  et  $Z^b$  car les mouvements du corps humain par rapport à l'axe  $X^b$  sont les plus faibles. Puisque la variance d'un signal suit l'évolution de la moyenne quadratique, cette classification des axes  $X^b$ ,  $Y^b$  et  $Z^b$  est également valable selon la variance du signal d'accélération : la variance de l'accélération sur l'axe  $X^b$  est plus faible à celle sur les axes  $Y^b$  et  $Z^b$ . Ce résultat implique que le troisième axe principal, sur le quel la variance des mesures d'accélération est la plus faible, obtenu par l'ACP correspond à l'axe  $X^b$ . Selon la définition du repère  $\mathcal{B}$ , les axes  $Z^b$  et  $Y^b$  sont parallèles (voir Figure A.1-b) et on en déduit que l'axe principal, qui correspond à l'axe  $Z^b$ , est l'axe principal le plus proche parmi les autres à la direction de gravité. Enfin, le dernier axe principal correspond à l'axe  $Y^b$ . Soit  $v_d$  le vecteur directionnel estimé par ACP et associé à l'axe  $Y^b$ , le biais d'orientation vaut (voir annexe K) :

$$\psi_{biais} = \text{atan2}\left(\frac{v_d(1)}{v_d(2)}\right) \quad (5.19)$$

avec  $v_d(1)$  et  $v_d(2)$  sont la 1<sup>ère</sup> et la 2<sup>ème</sup> composantes du vecteur  $v_d$ . Il existe une autre approche qui suggère de réduire l'application de l'ACP sur des données d'accélération en 2D. En effet, il s'agit de projeter les données

d'accélération 3D dans le plan horizontal de déplacement<sup>26</sup> et la technique ACP exhibe ainsi les axes principaux associées aux axes  $X^b$  et  $Y^b$  [195]. Cette méthode suppose que le maximum de variance du signal d'accélération dans le plan horizontal de déplacement suit la direction de mouvement et, d'où, le premier axe principal correspond à l'axe  $Y^b$ . Par la suite, le biais de d'orientation est obtenu à partir du vecteur directionnel sur l'axe  $Y^b$  en utilisant l'éqn. (5.19) ; voir Annexe K.

La technique d'ACP souffre du problème d'ambiguïté de phase où le biais d'orientation  $\psi_{biais}$  et son opposé (i.e.  $\psi_{biais} + \pi$ ) fournit le même axe principal. Il existe des solutions afin de remédier à ce problème. Dans [195], la correction est effectuée selon le signe de l'intégrale de l'accélération sur l'axe principal de l'ACP. Cette correction peut être décidée à partir l'analyse de la vitesse angulaire (i.e. courbe croissante ou décroissante) au moment de l'impact du pied sur le sol [255] ou à l'aide de la corrélation entre l'accélération sur les axes  $Y^b$  et  $Z^b$  [196]. Dans [237], l'auteur suggère de réduire l'intervalle de variation de l'angle  $\psi_{biais}$  à  $[-90^\circ, 90^\circ]$  grâce à son étude faite pour plusieurs modes d'emploi du terminal en périodes de mobilité.

La technique d'ACP doit être appliquée avec un ensemble de points suffisamment représentatif pour qu'elle fournisse une bonne estimation. Il faut définir un intervalle de temps, sur lequel on exécute l'ACP, au fur et à mesure du mouvement. Le choix de la durée de cet intervalle aura un impact direct sur la performance de cette approche. Nous expliquons notre choix de cet intervalle durant notre étude expérimentale.

Nous expliquons dans la suite la deuxième approche temporelle, laquelle, d'estimation du biais d'orientation, se base sur la modélisation du signal d'accélération.

• **Modélisation temporelle du signal d'accélération :** Cette approche définit un modèle de la variation du signal d'accélération dans un cas standard de  $\psi_{biais} = 0^\circ$ . Ensuite, étant donné un signal d'accélération enregistré à un biais d'orientation inconnu, on détermine la valeur du biais d'orientation qui maximise la corrélation entre le signal enregistré et le modèle existant. Dans [197], cette approche est appliquée avec un modèle défini pour le signal d'accélération aussi transversal qu'antéro-postérieur. Ce mode fonctionnement est sujet à la précision du modèle défini.

Après l'explication des méthodes existantes d'estimation du biais d'orientation par analyse temporelle, nous expliquons dans la suite les approches qui emploient des analyses fréquentielles.

### ■ Analyse fréquentielle :

D'une manière similaire aux méthodes d'analyse temporelle, les méthodes d'analyse fréquentielle exploitent les caractéristiques du spectre fréquentiel du signal d'accélération en période de marche. On trouve deux approches qui exploitent : l'amplitude de la transformée de Fourier du signal d'accélération [198] et la densité spectrale de puissance du signal d'accélération et de la vitesse angulaire [199].

• **Amplitude de la transformée de Fourier :** Dans [198], l'auteur analyse l'amplitude de la transformée de Fourier du signal d'accélération sur la direction frontale, ou antéro-postérieur, et sur la direction latérale du corps humain afin de déterminer le biais d'orientation. Il détermine la fréquence de marche qui correspond à la fréquence ayant l'amplitude maximale de la transformée de Fourier du signal d'accélération en période de mouvement sur la direction frontale du corps humain. Le biais d'orientation est obtenu d'une manière similaire à l'éqn. (5.19) en remplaçant  $v_d(1)$ , respectivement  $v_d(2)$ , par l'amplitude de la transformée de Fourier du signal d'accélération sur la direction frontale, respectivement latérale, à la fréquence de marche. Pour simplifier le traitement, le terminal est employé de manière que l'accélération sur la direction frontale et latérale est respectivement l'accélération sur l'axe  $Y^s$  et  $X^s$ . Cette approche souffre aussi du problème d'ambiguïté de phase et l'application d'un filtre particulière est suggérée afin d'affiner les erreurs sur l'estimation du biais de d'orientation [198].

Une méthode d'analyse fréquentielle se base sur la robustesse du calcul du spectre fréquentiel. Un filtre passe bas est souvent appliqué aux signaux afin d'éliminer les bruits et les signaux situés hors de la bande fréquentielle des mouvements humains. Néanmoins, la présence de signaux générés par des mouvements parasites à la marche, comme l'oscillation de la main en cours de marche, et couvrant la même bande de fréquences dégrade la performance de ce type d'approche.

26. Le plan de déplacement est à la fois égale au plan  $(X^b, Y^b)$  et  $(X^n, Y^n)$ . La projection est obtenue par la multiplication de chaque vecteur d'accélération par la matrice de rotation d'angle  $\theta$  et  $\phi$  autour des axes  $X^s$  et  $Y^s$ , respectivement (voir section 5.3.1.3).

Nous décrivons dans la suite une autre approche fréquentielle d'estimation du biais d'orientation. Cette approche se base sur le calcul de la densité spectrale de puissance.

• **Densité spectrale de puissance :** Cette approche suppose la connaissance des vecteurs directionnels de gravité et de nord géographique. Elle suggère un modèle aux vecteurs directionnels du mouvement frontal et latéral en fonction du biais d'orientation et des vecteurs directionnels de gravité et de nord géographique. Dans cette méthode, on extrait les vecteurs d'accélération  $\mathbf{a}_{true}$  et de variation angulaire  $\omega_{true}$  en période de mouvement et détermine leurs représentations fréquentielles. Elle exprime quatre densités spectrales de puissance représentant les accélérations et les variations angulaires en direction frontale et latérale pour les deux signaux. On extrait des valeurs de densité spectrale de puissance pour la fréquence de marche et pour la moitié de fréquence de marche puis on extrait les densités spectrales évaluées à ces deux fréquences. On définit une fonction objectif sous la forme d'une somme pondérée des valeurs de densités spectrales extraites. L'optimisation de cette fonction objectif permet de déterminer le biais d'orientation  $\psi_{biais}$ .

Cette approche souffre aussi du problème d'ambiguïté de phase. KOUROGI et al. [199] propose la correction de cette ambiguïté selon une comparaison entre le vecteur d'accélération sur la direction frontale et le vecteur de gravité estimé. Cette approche reste dépendante à deux contraintes majeures. La première concerne la connaissance de la fréquence de marche qui est variable d'une personne à une autre. La seconde concerne l'estimation du vecteur directionnel du nord géographique qui n'est pas trivial notamment avec un emplacement aléatoire du terminal mobile.

Dans [256], une étude récente compare les approches d'estimation du biais d'orientation  $\psi_{biais}$  basées sur l'ACP [195], la modélisation temporelle du signal d'accélération [197] et la densité spectrale de puissance [199]. Les résultats présentés indiquent que la meilleure performance est obtenue avec l'approche basée sur la densité spectrale de puissance. Cette performance a été obtenue grâce à l'emploi de marqueurs optiques attachés au corps afin de déterminer les fréquences de marches avec une grande précision. Par contre, la méthode d'estimation du vecteur de direction nord et de gravité n'est pas expliquée. Ce mode opératoire favorise l'emploi de la méthode d'estimation du biais d'orientation  $\psi_{biais}$  avec la densité spectrale de puissance par rapport aux autres méthodes.

Parmi les méthodes expliquées, nous nous intéresserons à l'approche d'ACP qui ne nécessite pas d'information supplémentaire comme la fréquence de marche par exemple. Nous présentons dans la suite les résultats obtenus avec l'utilisation de la méthode ACP pour l'estimation du biais d'orientation  $\psi_{biais}$ . Nous expliquons notre méthode de correction de l'ambiguïté de phase.

### 5.3.3.2 Méthode proposée d'estimation du biais d'orientation

Nous noterons  $\psi_{biais}^{acp}$  l'estimation du biais d'orientation par la méthode ACP. Notre approche est similaire à celle présentée dans [196]. Nous appliquons l'ACP sur une portion de l'accélération mesurée en 3D qui est équivalente à une durée temporelle de  $\Delta t_{acp}$  secondes durant les périodes de mobilité. En outre, il faut que la durée  $\Delta t_{acp}$  soit suffisamment représentative du mouvement de déplacement afin de retrouver une bonne estimation du biais d'orientation  $\psi_{biais}$ . Afin de lever l'ambiguïté sur la mesure de phase correspondant au biais, nous expliquons dans la suite notre approche de résolution de cette problématique.

#### ■ Résolution de la problématique d'ambiguïté de phase :

Nous proposons d'exploiter les caractéristiques des échantillons d'accélération pour lesquels on applique la technique ACP. Soit  $\mathbf{p}_g$  le centre de gravité du nuage et  $\mathbf{p}_{med}$  le point obtenu par le calcul de la valeur médiane des accélérations sur chaque axe. Nous proposons de calculer le point  $\mathbf{v}_t = \mathbf{p}_g - \mathbf{p}_{med}$  que nous supposons indicatif sur la tendance du nuage. Afin de déterminer la présence d'une ambiguïté de phase, nous comparons le vecteur directionnel  $\mathbf{v}_d$  donné par la technique ACP avec les coordonnées du vecteur  $\mathbf{v}_t$ . Plus précisément, nous avons trouvé que la présence d'une ambiguïté de phase est associée à un produit scalaire des vecteurs  $\mathbf{v}_t$  et  $\mathbf{v}_d$  négatif. L'efficacité du choix du point médian sera montrée dans l'étude expérimentale. Afin de conserver un angle  $\psi_{biais}$  dans la plage  $(-180^\circ, 180^\circ)$ , nous décidons d'ajouter, respectivement soustraire,  $180^\circ$  à la valeur  $\psi_{biais}^{acp}$  si l'angle  $\psi_{biais}^{acp}$  est négatif, respectivement positif.

Nous proposons dans la suite notre étude expérimentale afin d'évaluer la performance de notre proposition de résolution de l'ambiguïté de phase.

### 5.3.3.3 Partie expérimentale

Cette étude expérimentale permet d'évaluer la performance de notre approche proposée pour l'estimation du biais de déplacement basée sur la technique ACP. Pour simplifier l'analyse des données, nous considérons dans cette partie expérimentale que les axes  $Z^s$  et  $Z^b$  sont colinéaires. Avec cette situation, toute rotation du terminal autour de son axe  $Z^s$  entraîne l'apparition d'un angle  $\psi_{biais}$  entre l'orientation de déplacement et celle du terminal. Nous avons effectué la collecte des mesures d'accélération pour le scénario suivant :

1. l'utilisateur maintient le terminal devant soi et lance le processus de collecte des mesures ;
2. il reste immobile durant quelques secondes ;
3. il effectue un trajet rectiligne sans changer la position du terminal, durant une dizaine de secondes de marche, et un biais d'orientation choisi visuellement à  $\psi_{biais}^{exp}$  ;
4. le processus de collecte s'achève après la fin du trajet.

Nous effectuons des mesures avec différentes valeurs de  $\psi_{biais}^{exp}$  et nous montrons les résultats d'estimation avec notre approche. Ensuite, nous présentons les résultats de l'estimateur en fonction du choix de la durée  $\Delta t_{acp}$ . Enfin, nous discutons du résultat de fusion de l'estimation du biais d'orientation avec le détecteur des pas effectués.

Pour évaluer la performance de la technique ACP, nous exploitons la valeur  $\psi_{biais}^{exp}$  indiquée à chaque trajet effectué. Nous définissons une bonne détection de biais de d'orientation si et seulement si la valeur estimée vérifie la condition suivante :  $\psi_{biais}^{acp} \in [\psi_{biais}^{exp} - s_\psi, \psi_{biais}^{exp} + s_\psi]$  avec  $s_\psi$  est un seuil qui sera choisi selon l'expérience. Par exemple, une valeur  $s_\psi = 90^\circ$  permet d'évaluer la performance à l'égard du problème d'ambiguïté de phase où une bonne détection se définit par un angle dans le demi cercle trigonométrique centré par rapport à  $\psi_{biais}^{exp}$  ; voir Figure 5.24-a. Pour un autre exemple avec  $\psi_{biais}^{exp} = 45^\circ$ , la valeur  $s_\psi = 45^\circ$  permet d'évaluer la performance des

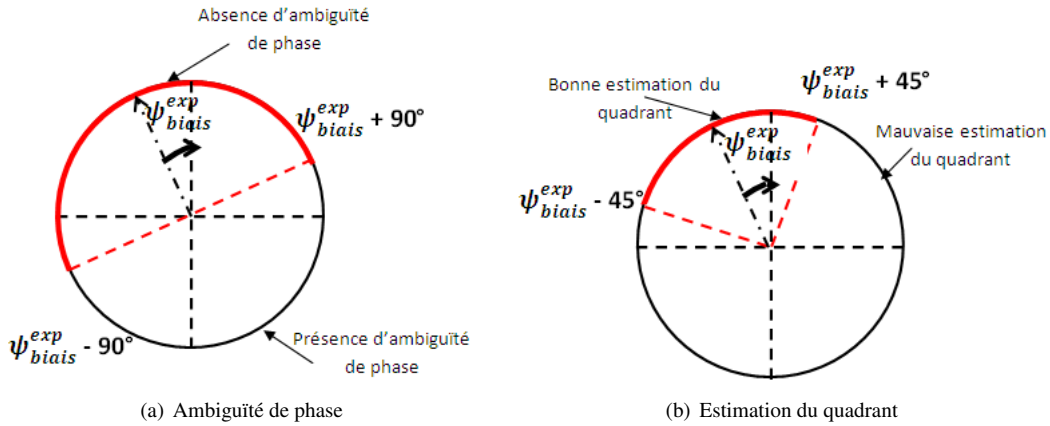


FIGURE 5.24 – Évaluation de la valeur estimée de biais d'orientation selon la valeur de seuil choisi

valeurs estimées  $\psi_{biais}^{acp}$  à l'estimation du bon quadrant ; voir Figure 5.24-b. Nous calculons ainsi le pourcentage d'erreur sur l'estimation de biais de d'orientation avec :

$$e_{acp}(s_\psi) = \frac{\text{nombre d'occurrence de fausses détections avec un seuil } s_\psi}{\text{nombre d'échantillon en période mobilité}} \cdot 100 \quad (5.20)$$

Et, pour  $n_t$  trajets effectués, nous calculons la moyenne des pourcentages d'erreur avec :

$$\bar{e}_{acp}(s_\psi) = \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} \frac{\text{nombre d'occurrence de fausses détections avec un seuil } s_\psi \text{ pour le trajet } i}{\text{nombre d'échantillon en période mobilité}} \cdot 100 \quad (5.21)$$

#### ■ Exemple d'essai expérimentale avec $\psi_{biais}^{exp} = 0^\circ$ :

Pour un premier exemple, nous présentons les données d'accélération enregistrés avec  $\psi_{biais}^{exp} = 0^\circ$  durant la période de marche. Nous appliquons l'ACP sur les échantillons d'accélération enregistrés en choisissant une durée

$\Delta t_{acp} = 5s$  que nous considérons suffisante avec un nombre élevé d'échantillons d'accélération pour estimer le biais d'orientation. Puisque les axes  $Z^b$  et  $Z^s$  sont colinéaires, nous donnons une représentation du nuage dans le plan  $(X^s, Y^s)$  pour une lisibilité plus simple. Un exemple de la distribution du nuage avec le résultat de l'ACP est illustré dans la Figure 5.25-a. La première composante donnée par l'approche ACP est linéaire avec la direction

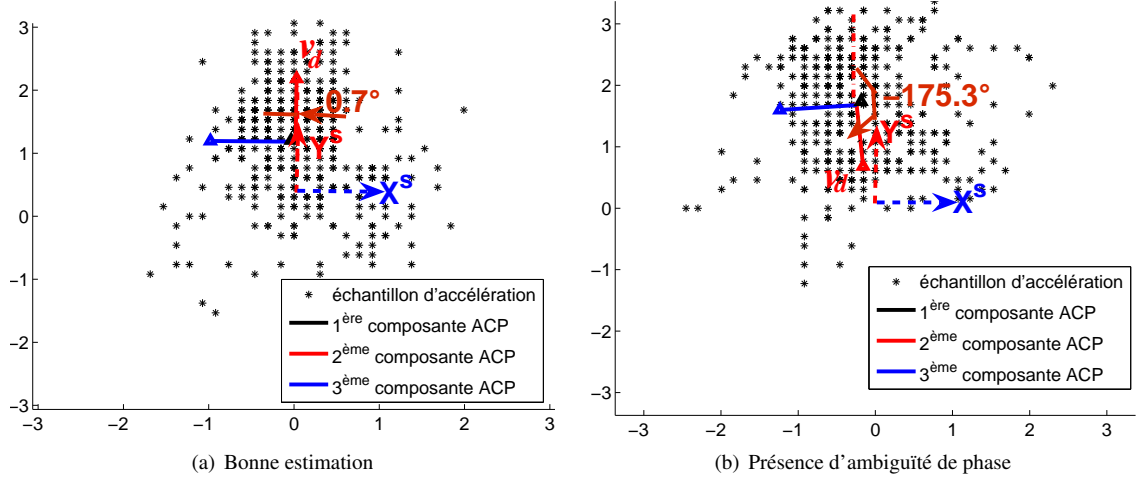


FIGURE 5.25 – Résultat de l'ACP sur un nuage d'échantillons d'accélération pour  $\psi_{biais}^{exp} = 0^\circ$

de gravité et orthogonal au plan  $(X^s, Y^s)$ . Ainsi, le vecteur  $v_d$  est le vecteur donné par la deuxième composante ACP. La valeur de biais d'orientation estimé avec cet exemple est  $\psi_{biais}^{acp} = 0.7^\circ$ . Pour une autre fenêtre temporelle de durée  $\Delta t_{acp} = 5s$ , nous illustrons le résultat obtenu dans la Figure 5.25-b avec la présence de l'ambiguïté de phase. La valeur de biais d'orientation obtenue avec ce deuxième exemple est  $\psi_{biais}^{acp} = -175.3^\circ$ .

La Figure 5.26 illustre la probabilité de distribution des valeurs estimées de biais d'orientation sur tout le trajet effectué. Nous constatons que ces valeurs se concentrent au tour de trois valeurs :  $-180^\circ$ ,  $0^\circ$  et  $180^\circ$ . Ce résultat

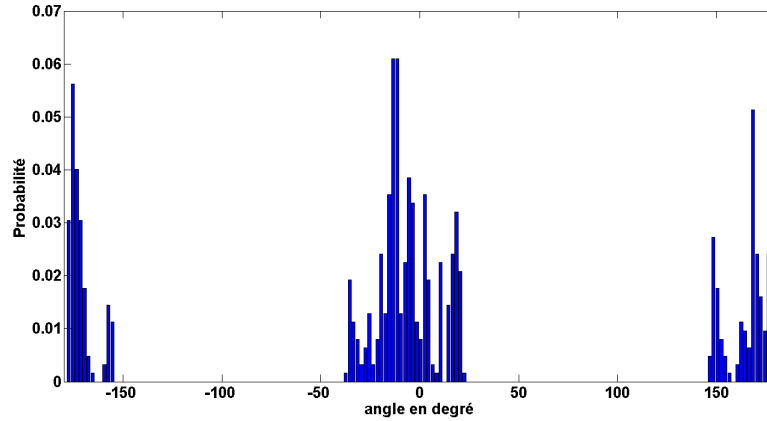


FIGURE 5.26 – Biais d'orientation estimé par l'ACP avec  $\psi_{biais}^{exp} = 0$

s'explique par l'ambiguïté de phase affectant l'ACP.

• **Projection des valeurs estimées dans  $[-90^\circ, 90^\circ]$  :** Afin d'analyser la performance de la technique ACP en s'affranchissant de la problématique d'ambiguïté de phase, nous projetons les valeurs estimées de biais d'orientation par ACP dans l'intervalle  $[-90^\circ, 90^\circ]$ . La Figure 5.27 illustre la probabilité de distribution des valeurs estimées de biais d'orientation dans la Figure 5.26 en les projetant dans l'intervalle  $[-90^\circ, 90^\circ]$ . Nous constatons

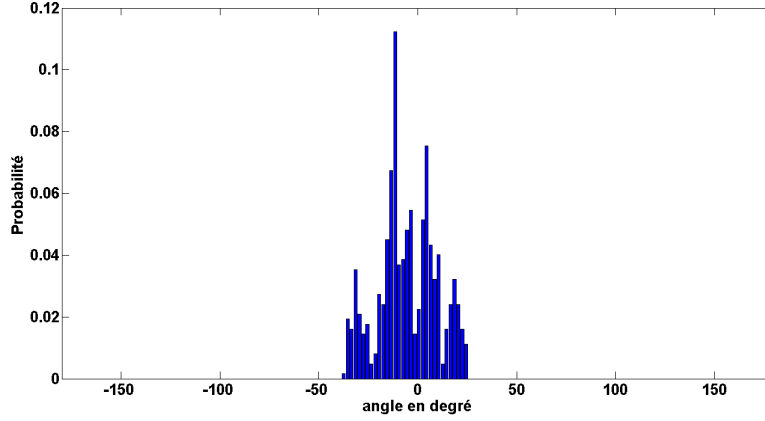


FIGURE 5.27 – Biais d'orientation estimé par l'ACP avec  $\psi_{biais}^{exp} = 0$  et projetées dans l'intervalle  $[-90^\circ, 90^\circ]$

la présence d'une variation des valeurs estimées avec une moyenne de  $-5^\circ$  et un écart type de  $16.5^\circ$ . Cette différence entre la valeur expérimentale  $\psi_{biais}^{exp}$  et la moyenne des valeurs enregistrées est justifiée par le facteur humain. Nous nous intéresserons pour la suite à l'ajustement du paramètre  $\Delta t_{acp}$  afin de trouver un compromis entre la performance de l'estimation de biais d'orientation et la taille du nuage utilisé.

#### ■ Choix de la fenêtre temporelle :

Le choix de la durée  $\Delta t_{acp}$  est subtile pour l'estimation du biais d'orientation ainsi qu'à la performance de la correction de l'ambiguïté de phase : une faible valeur risque de ne pas fournir assez de données à l'estimation de l'angle  $\psi_{biais}$  ou à la correction de l'ambiguïté de phase. D'un autre côté, une valeur élevée complexifie les calculs. D'où, l'intérêt a trouvé une valeur intermédiaire entre les deux configurations. L'idée commode est de choisir la durée  $\Delta t_{acp}$  à partir de laquelle le pourcentage  $e_{acp}$  atteint une zone de stabilité pour tous les angles  $\psi_{biais}$ .

Dans l'optique de déterminer un choix propice de  $\Delta t_{acp}$ , nous avons effectué dix essais, où chaque essai représente une dizaine secondes de marche, avec une même valeur constante de biais d'orientation  $\psi_{biais}^{exp}$ . Nous avons choisi deux valeurs expérimentales différentes pour le biais d'orientation  $\psi_{biais}^{exp} = 45^\circ$  et  $\psi_{biais}^{exp} = -45^\circ$ . Nous appliquons la technique ACP pour l'estimation du biais d'orientation en variant  $\Delta t_{acp}$  de  $0.1s$  à  $1s$  avec un pas de  $0.1s$  et de  $1s$  à  $10s$  avec un pas de  $0.5s$ . Pour s'affranchir de la problématique d'ambiguïté de phase, nous projetons les valeurs estimées de biais d'orientation par ACP dans l'intervalle  $[-90^\circ, 90^\circ]$ . Puisque nous utilisons  $\psi_{biais}^{exp} = 45^\circ$  ou  $-45^\circ$ , nous calculons le pourcentage  $\bar{e}_{acp}$  sur les dix essais avec un seuil  $s_{acp} = 45^\circ$  ; voir figures 5.28. Cette valeur de  $s_{acp}$  permet de déterminer la performance de la détection du même quadrant que la valeur  $\psi_{biais}^{exp}$ . Nous constatons que l'erreur  $e_{acp}$  a atteint une valeur quasi-nulle à partir d'un  $\Delta t_{acp} = 2s$ . Pour une

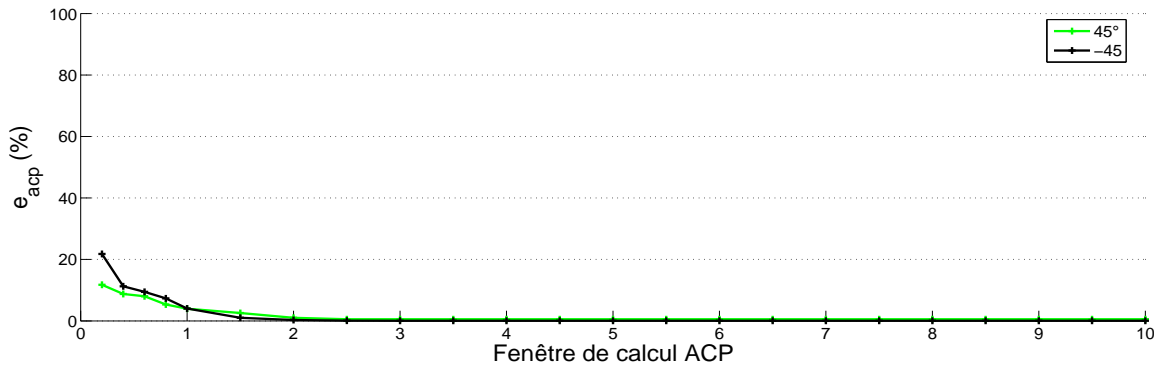
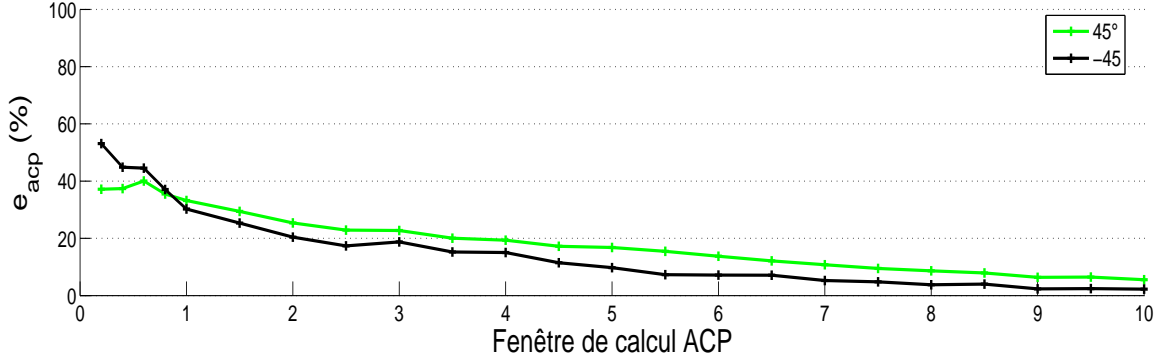


FIGURE 5.28 – Évolution de  $e_{acp}$  pour seuil  $s_{acp} = 45^\circ$  en fonction de  $\Delta t_{acp}$

meilleure analyse des valeurs estimées de  $\psi_{biais}^{acp}$ , nous avons choisi de réduire la valeur  $s_{acp}$  à  $20^\circ$ . La Figure 5.29 illustre les nouvelles valeurs obtenues d'erreur  $e_{acp}$ . Nous remarquons que l'erreur  $e_{acp}$  suit la même tendance

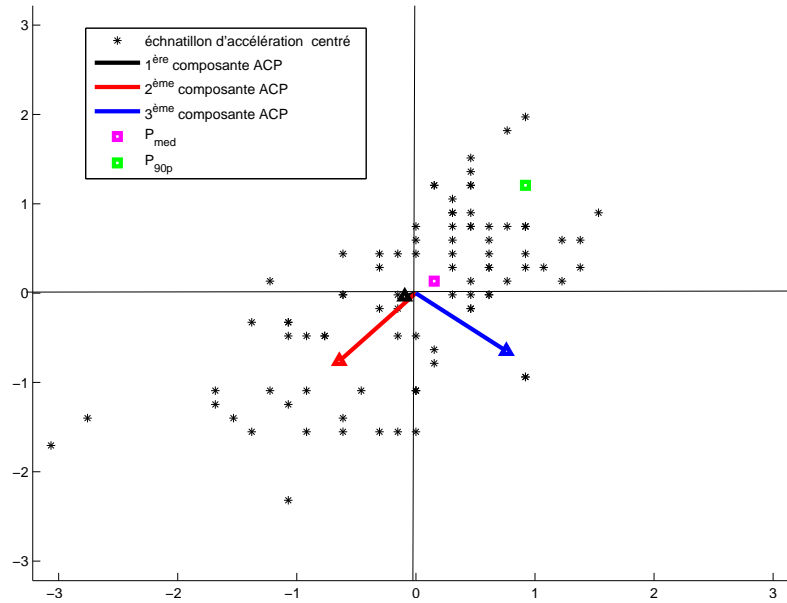
FIGURE 5.29 – Évolution de  $e_{acp}$  pour seuil  $s_{acp} = 20^\circ$  en fonction de  $\Delta t_{acp}$ 

avec les deux figures 5.28 et 5.29. Une zone de stabilité est atteinte à partir des valeurs  $\Delta t_{acp}$  entre 3 s et 4 s. Nous décidons de prendre une valeur  $\Delta t_{acp} = 3s$  lors de l'exécution de l'estimation du biais d'orientation.

Dans ces expériences présentées, nous avons opté à une projection dans l'intervalle  $[-90^\circ, 90^\circ]$  afin de s'affranchir du problème d'ambiguïté de phase. Nous évaluons dans la suite notre proposition pour la résolution de cette problématique.

#### ■ Correction de l'ambiguïté de phase :

Nous présentons ici les résultats de notre proposition de correction de l'ambiguïté de phase pour les valeurs estimées de  $\psi_{biais}^{acp}$ . Notre proposition se repose sur l'emploi du point médian des échantillons d'accélération. Nous comparons le résultat de correction par le point médian avec le choix du point 90 percentile. Soit  $p_{90p}$  le point obtenu par le calcul du 90 percentile sur les composantes d'accélération de tout l'ensemble des échantillons d'accélération. Les figures 5.30 et 5.31 présentent, respectivement, un exemple de distribution des échantillons

FIGURE 5.30 – Résultat de l'ACP sur un nuage d'échantillons d'accélération avec le point médian et le point 90 percentile pour  $\psi_{biais}^{exp} = 45^\circ$ 

d'accélération centrés avec  $\Delta t_{acp} = 3s$  pour  $\psi_{biais}^{exp} = 45^\circ$  et  $\psi_{biais}^{exp} = -45^\circ$ . Avec  $\psi_{biais}^{exp} = 45^\circ$ , le point médian et celui de 90 percentile permettent de corriger la présence de l'ambiguïté de phase. Avec  $\psi_{biais}^{exp} = -45^\circ$ , le point médian est capable de corriger la présence de cette ambiguïté alors que le point 90 percentile échoue

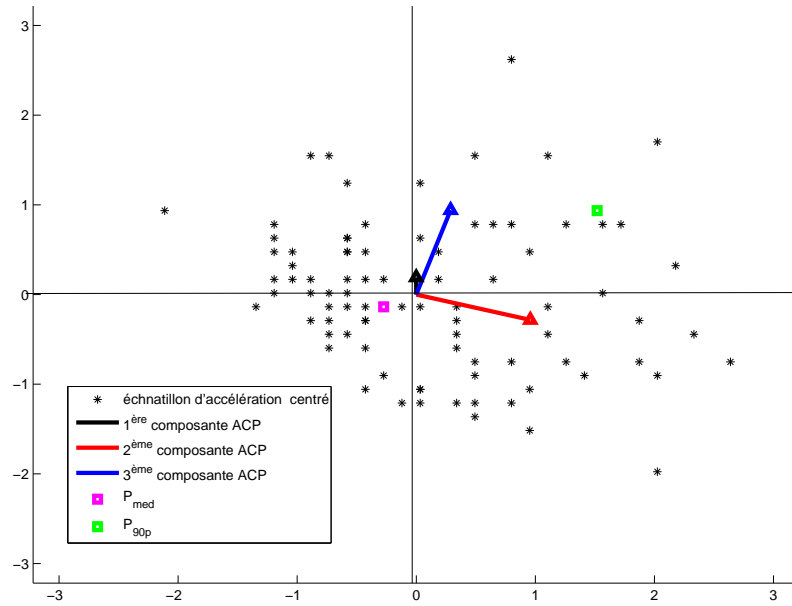


FIGURE 5.31 – Résultat de l'ACP sur un nuage d'échantillons d'accélération avec le point médian et le point 90 percentile pour  $\psi_{biais}^{exp} = -45^\circ$

pour la correction de cette ambiguïté. Pour une meilleure compréhension de la performance de correction avec le point médian et 90 percentile, nous avons enregistré, comme avec  $\psi_{biais}^{exp} = 45^\circ$ , dix trajets avec d'autres valeurs de  $\psi_{biais}^{exp}$ , qui sont  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ,  $-90^\circ$  et  $-135^\circ$ , représentant les différents quadrants du cercle trigonométrique. Nous appliquons la correction de cette ambiguïté avec le point médian et 90 percentile pour les dix trajets réalisés avec  $\psi_{biais}^{exp} = 45^\circ, -45^\circ, 90^\circ, -90^\circ, 135^\circ$  et  $-135^\circ$ . Pour évaluer la performance de la correction de l'ambiguïté de phase, nous calculons l'erreur  $e_{acp}(s_\psi)$  (c.f. éqn. (5.20)) avec  $s_\psi = 90^\circ$  pour chaque trajet réalisé de chaque valeur  $\psi_{biais}^{exp}$ . La Table 5.13 présente les statistiques de l'erreur  $e_{acp}(s_\psi)$  en moyenne et en écart type avec la correction par le point médian et le point 90 percentile. Nous constatons que la correction par le point 90 percentile

	Sans correction		Avec correction			
	Moyenne	Écart type	point médian		point 90 % <sup>ile</sup>	
Mobile			Moyenne	Écart type	Moyenne	Écart type
$\psi_{biais}^{exp} = 45^\circ$	68.4	20.2	6.8	7.4	0.0	0.0
$\psi_{biais}^{exp} = -45^\circ$	30.0	15.0	0.2	0.4	89.9	10.7
$\psi_{biais}^{exp} = 90^\circ$	66.1	8.7	22.1	16.2	0.0	0.0
$\psi_{biais}^{exp} = -45^\circ$	49.9	12.6	12.5	6.3	100	0
$\psi_{biais}^{exp} = 135^\circ$	44.5	8.9	0.0	0.0	0.0	0.0
$\psi_{biais}^{exp} = -135^\circ$	61.7	7.3	2.2	3.1	100	0

TABLE 5.13 – Statistiques du pourcentage d'erreur de correction de l'ambiguïté de phase

fonctionne parfaitement avec le quadrant  $[0, 90^\circ]$ , alors que son application à la correction dans les autres quadrants détériore les résultats des valeurs sans correction. D'un autre côté, la correction avec le point médian possède des meilleurs résultats avec une valeur moyenne d'erreur de 22% dans le pire des cas.

Nous avons remarqué que la plupart des valeurs non corrigées se trouvent au début de la période de mobilité où le nombre d'échantillons est faible. Le système NPE nécessite l'estimation du biais d'orientation pour l'estimation de l'orientation de déplacement à chaque pas effectué. Nous étudierons, pour la suite, la performance de l'ACP pour estimation l'angle  $\psi_{biais}$  à chaque détection d'un nouveau pas et ceci évite, au moins, son exécution avec un nombre faible d'échantillons en début de période de mobilité où le pourcentage d'erreur  $e_{acp}$  est le plus élevé.

• **Fusion de l'estimation du biais d'orientation avec la détection des pas :** Puisque le système de localisation requiert de connaître le biais d'orientation au moment de la détection du pas, nous analysons l'évolution du biais d'orientation et la performance de la correction de l'ambiguïté de phase en exploitant les instants temporels de la détection des pas effectués. Nous avons effectué un essai de dix trajets avec 20 pas pour chacun et un seul biais d'orientation  $\psi_{biais}^{exp} = 45^\circ$ . Nous avons appliqué à chaque trajet enregistré l'algorithme d'estimation de biais d'orientation proposé avec la correction de l'ambiguïté de phase par le point médian. La Figure 5.32 montre les

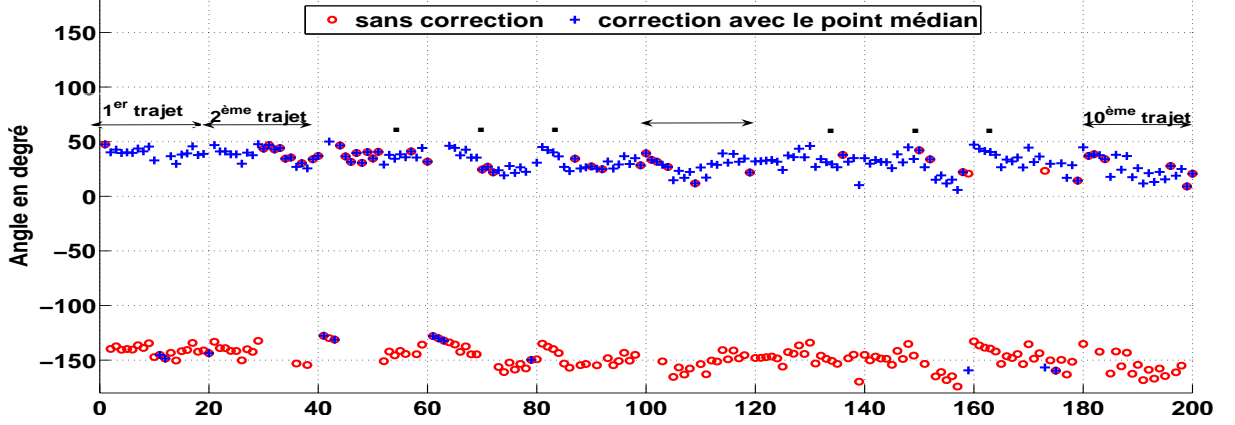


FIGURE 5.32 – Variation du biais d'orientation associé à un pas sans et avec correction de l'ambiguïté de phase pour 10 trajets avec  $\psi_{biais}^{exp} = 45^\circ$

biais d'orientation associés à chaque pas ; il s'agit du biais d'orientation estimé à l'instant de détection d'un pas par notre algorithme de détection de nombre de pas effectués avec la logique floue. Dans cette configuration la moyenne des pourcentages d'erreur de correction de l'ambiguïté (voir éqn. 5.21) vaut  $\bar{e}_{acp} = 6\%$ . Nous concluons que notre approche est efficace pour la correction de la problématique d'ambiguïté de phase.

## Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre les algorithmes existants pour la détection de pas, l'estimation de la longueur d'un pas et l'estimation de l'orientation de déplacement. Nous avons proposé notre algorithme de détection basé sur la logique floue en exploitant de l'*a priori* sur les caractéristiques des pas. Notre étude expérimentale a montré une meilleure performance pour notre détecteur de pas avec la logique floue comparativement aux algorithmes existants notamment dans le cas de présence de mouvements parasites à la marche. Dans un deuxième temps, nous avons trouvé des résultats similaires avec les estimateurs existants de longueur de pas et une erreur d'estimation de quelques centimètres. Nous avons ensuite évalué la performance d'estimation de l'orientation de déplacement, modélisée sous forme d'une somme de l'orientation du terminal et le biais d'orientation. Bien que divers algorithmes existent pour l'estimation de l'orientation du terminal, l'emploi du gyroscope dans ce contexte est freiné par son absence dans des terminaux mobiles. L'orientation du terminal estimé par le magnétomètre fournit une bonne performance en général mais la valeur estimée pourrait être affectée par la présence des sources de perturbation magnétique dégradant sa performance. Ensuite, nous avons étudié l'estimation du biais d'orientation avec l'application de l'analyse de la composante principale, qui souffre de la problématique d'ambiguïté de phase, sur le signal d'accélération. Nous avons montré l'efficacité de notre proposition de correction par le point médian à la résolution de la problématique d'ambiguïté.



# Conclusions & Perspectives

La localisation est devenue un service indispensable dans notre vie quotidienne. Plusieurs technologies sont disponibles pour les systèmes existants. Les travaux de recherche effectués durant cette thèse ont abouti à des choix technologiques et algorithmiques. Ces choix effectués ont permis de répondre aux objectifs affichés en introduction.

## Conclusions

Nous nous sommes attachés, dans cette thèse, au contexte de localisation à l'intérieur des bâtiments. Un état de l'art sur les systèmes de localisation *indoor* existants a été établi dans le **Chapitre 1** afin de recenser les technologies, les mesures et les algorithmes possibles. Une description et une analyse critique du fonctionnement des principaux systèmes de localisation existants (**Chapitre 2**) a été présentée. Cette analyse débouche sur la pertinence de réaliser un système de localisation s'appuyant sur les technologies radio-fréquences et les capteurs inertiels présents dans les terminaux mobiles de type smartphone ou tablette et répandus chez le grand public.

La localisation par la technologie BT a été explorée dans le **Chapitre 3**. Plusieurs métriques sont employées pour la localisation par BT. Des travaux similaires - plus développés, indiquent que la mesure RSS (*Received Signal Strength*) en période d'inquisition, ou RSS-inquiry, est favorisée à d'autres mesures pour la localisation. Notre étude expérimentale réalisée montre une forte variation des mesures RSS-inquiry décorrélée avec la distance et cela engendre une erreur élevée sur l'estimation de la distance. Nous avons aussi montré la dépendance de la mesure RSS-inquiry avec l'orientation du terminal vis à vis des balises. Ce résultat montre l'intérêt de la prise en compte de cette orientation mais cela augmente la complexité. Une autre idée consiste à considérer des orientations fixes mais elle interdit un **libre déploiement** du terminal mobile avec la localisation par RSS-inquiry. Dans un second temps, nous avons constaté la dépendance de la performance de localisation à la disposition des balises dans une zone couverte. Afin de répondre à ce problème, nous avons proposé une amélioration du critère DOP (*dilution Of Precision*) afin d'évaluer la disposition des balises au sein d'un système de localisation utilisant les mesures de puissance RSS. Nous avons, alors, développé un algorithme d'optimisation d'emplacement des balises basé sur la méthode de recuit simulé. À partir de notre étude par simulation, bien que l'emplacement des balises soit optimisé, il s'est avéré qu'un système de localisation par multilatération avec les mesures RSS-inquiry fournit une précision supérieure à une dizaine de mètres, qui n'est pas acceptable pour un système de localisation à l'intérieur des bâtiments.

La localisation par navigation pédestre à l'estime (NPE) repose sur des capteurs inertiels, tels que l'accéléromètre, le magnétomètre et le gyroscope, embarqués dans un terminal mobile et dont l'exploitation est détaillée dans le **Chapitre 4**. Le mobile employé dans notre étude expérimentale n'est pas équipé par un gyroscope, seuls les résultats obtenus avec l'accéléromètre et le magnétomètre sont analysés. Nous avons vu que le signal de sortie de chaque capteur est dépendant des paramètres intrinsèques du capteur inertiel : les facteurs d'échelles, les coefficients de défaut d'alignement des axes et les biais. Ces paramètres ne sont pas fournis par le constructeur du terminal mobile et ils sont assujettis aux dérives temporelles, ce qui implique une calibration indispensable. Les terminaux mobiles avec un système d'exploitation "Android" possèdent un paramètre *profil* qui définit la dynamique de chaque capteur. Notre étude expérimentale montre, avec le même *profil*, une différence des dynamiques d'un capteur à un autre du même terminal et d'un terminal à un autre pour un même capteur. Elle s'intéresse aux procédures de calibration applicables sur des terminaux mobiles. Puisque la procédure de calibration estime les paramètres intrinsèques, les résultats obtenus montrent la présence de fluctuations aléatoires sur les paramètres

intrinsèques estimés. Ces fluctuations sont accrues sur les paramètres intrinsèques estimés de biais pour chaque capteur. Nous avons vu que ces fluctuations génèrent un signal d'accélération biaisé dont l'effet dépend de son emploi par les algorithmes de NPE. Par exemple, l'amplitude (la différence entre le maximum et le minimum) - contrairement à la moyenne, d'un signal n'est pas affectée par la présence de biais. Par contre, ces fluctuations sont sans effet sur le signal calibré de sortie du magnétomètre. Plus précisément, puisque les données de champ magnétiques sont normalisées afin d'estimer l'orientation de déplacement, l'effet de fluctuation des paramètres intrinsèques de biais est négligeable grâce à cette normalisation.

Nous avons vu que NPE reconstitue le trajet effectué par l'utilisateur, **Chapitre 5**, à partir des signaux calibrés provenant des capteurs inertiels. Nous avons étudié les algorithmes, employés par NPE, afin de déterminer le nombre de pas effectué et d'estimer la longueur de pas et l'orientation de déplacement. Pour ces algorithmes, nous avons traité les approches temporelles qui demandent moins de ressources en temps de calcul et permettent une **disponibilité** rapide - en quelques secondes, du résultat de localisation contrairement aux approches fréquentielles. Les algorithmes employés sont choisis afin de conserver un **déploiement sans contrainte** sur le terminal. Pour la détection du nombre de pas, nous avons développé un algorithme décisionnel exploitant la logique floue appliqués aux caractéristiques du signal d'accélération en période de marche. Une étude expérimentale montre une bonne performance de notre algorithme comparativement aux algorithmes existants. L'estimation de longueur de pas est régie par un modèle, obtenu par apprentissage, créant une corrélation entre la longueur de pas et une fonction caractéristique, comme l'amplitude ou la moyenne du signal d'accélération. Notre étude a utilisé la validation croisée afin d'évaluer les estimateurs existants avec des données enregistrées autres que celles d'apprentissage en calculant l'erreur de généralisation. Elle a montré une erreur de généralisation de quelques centimètres avec les différents estimateurs évalués. Nous avons constaté que l'orientation de déplacement est souvent supposée identique à l'orientation du terminal mobile. Or, il y a un intérêt à prendre en compte le biais entre les deux orientations. Dans un premier temps, nous avons employé conjointement les données d'accélération et de champ magnétique provenant des capteurs inertiels pour l'estimation de l'orientation du terminal. Nous avons vu que l'orientation du terminal est affectée par des perturbations magnétiques, dues par exemple à la présence de structures métalliques. La détection de ces perturbations est assez complexe en raison des données de champ magnétique normalisées provenant de la phase de calibration. Dans un second temps, nous avons vu que l'ACP (Analyse en Composantes Principales) appliquée au signal d'accélération est favorable à l'estimation du biais d'orientation. Puisque cette approche souffre de l'ambiguïté de phase sur le biais d'orientation, nous avons ajouté un moyen de correction à partir des caractéristiques du signal d'accélération et la mise en œuvre pratique confirme son efficacité.

## Perspectives

En perspective, des pistes sont possibles afin d'améliorer quelques résultats. Notre algorithme suggéré pour l'optimisation d'emplacement des balises est lié à des paramètres, comme le nombre de balises nécessaire. Le choix des paramètres dépend des besoins en localisation au sein du système de localisation à mettre en place. Une autre possibilité concerne la définition de plages de valeurs, du critère que nous avons proposé pour l'adaptation du critère DOP aux mesures RSS, similaires à celles définies par le critère DOP. Par exemple, une disposition idéale, respectivement médiocre, des satellites est équivalente à une plage de valeurs DOP entre 0 et 1, respectivement supérieure à 20.

Notre étude utilise des méthodes de calibration qui estiment les paramètres intrinsèques lors d'une phase spécifique dédiée. Cependant, une méthode dynamique de calibration, pendant l'usage quotidien des terminaux, permet de rendre le système de NPE adaptable aux changements des paramètres intrinsèques.

Alors que nous avons trouvé une erreur quadratique moyenne de quelques centimètres avec une valeur constante de longueur de pas, notre étude nécessite l'ajout des données en changeant la vitesse afin d'améliorer notre analyse de l'estimation de longueur de pas pour un grand public. De plus, d'autres propriétés de la marche humaine, comme l'aspect asymétrique des pas ou la corrélation entre les fluctuations des signaux d'accélération de chaque pas, permettent d'affiner l'estimation de longueur de pas.

Dans notre contexte d'utilisation des données de champ magnétique, une présence des perturbations magnétiques, dont la détection est difficile avec les données issues de la calibration, altère l'estimation de l'orientation

de déplacement. Une idée prometteuse est d'employer l'approche Map Matching à l'intérieur des bâtiments afin d'améliorer l'estimation de l'orientation de déplacement et celle de la position. Cette approche a connu un succès en milieu extérieur avec les déplacements de véhicules. Or, son intégration pour la localisation à l'intérieur des bâtiments est dépendante de la disponibilité des plans de l'intérieur des bâtiments. De plus, le déplacement d'un utilisateur est aléatoire contrairement aux véhicules. Par conséquent, l'application de la Map Matching ne peut être envisagée que dans des pièces où le déplacement sera rectiligne comme un couloir.

Finalement, une solution pour un système de localisation à l'intérieur des bâtiments par des terminaux mobiles disponibles chez le grand public nécessite l'hybridation des technologies radio-fréquences et les capteurs inertiels en injectant d'autres informations. Des informations supplémentaires, comme la luminosité, ou la détection de passage par des positions références, comme les portes ou les escaliers, semblent nécessaires. Cette démarche pourrait permettre de combler les erreurs en localisation par une source à partir des données obtenues avec les autres sources.



# Communications publiées

## Conférences internationales :

- Kammoun S., Pothin J.-B. et Cousin J.-C., "An efficient fuzzy logic step detection algorithm for unconstrained smartphones", IEEE 26th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC), 2015, p 2110-2114
- Kammoun S., Pothin J.-B. et Cousin J.-C., "Beacon Placement using Simulated Annealing for RSS-based Localization Systems", Proceedings of the 11th International Symposium on Wireless Communications Systems (ISWCS), 2014, p 537-541.

## Conférences nationales

- Kammoun S., Pothin J.-B. et Cousin J.-C., "Principes et Challenges de la Localisation par Bluetooth", Journées Scientifiques de l'URSI 2014 (Paris, France), p 117-121.
- Kammoun S., Pothin J.-B. et Cousin J.-C., "Amélioration des performances de localisation en intérieur par optimisation du placement des balises", Journées Scientifiques de l'URSI 2014 (Paris, France), p 111-116.



## Annexe A

# Les repères en navigation pédestre à l'estime

Nous expliquons dans cette annexe les trois repères suivant : de navigation, noté  $\mathcal{N}$ , du corps de l'utilisateur, noté  $\mathcal{B}$  et du capteur, noté  $\mathcal{S}$ . Ces repères sont souvent utilisés dans les systèmes de navigation à l'estime.

### A.1 Repère de navigation

Le repère de navigation est le repère tangent à la surface de la terre et le point de contact représente son origine (voir Figure A.1-a). Il existe deux conventions pour le repère de navigation. La première s'agit du Nord Est Bas (NED), de l'anglais *North East Down*, où les axes  $X^n, Y^n$  et  $Z^n$  sont dirigés, respectivement, vers le nord géographique, l'est et le centre de la terre. Quant au deuxième, il est représenté par Est-Nord-Haut (ENU), de l'anglais *East-North-Up*. Les axes  $X^n, Y^n$  et  $Z^n$  sont orientés, respectivement, selon l'est, le nord géographique et le haut tel qu'il est illustré sur la Figure A.1-a. Dans la suite de nos travaux, le repère ENU sera considéré comme le repère de navigation, noté  $\mathcal{N} = [X^n, Y^n, Z^n]$ .

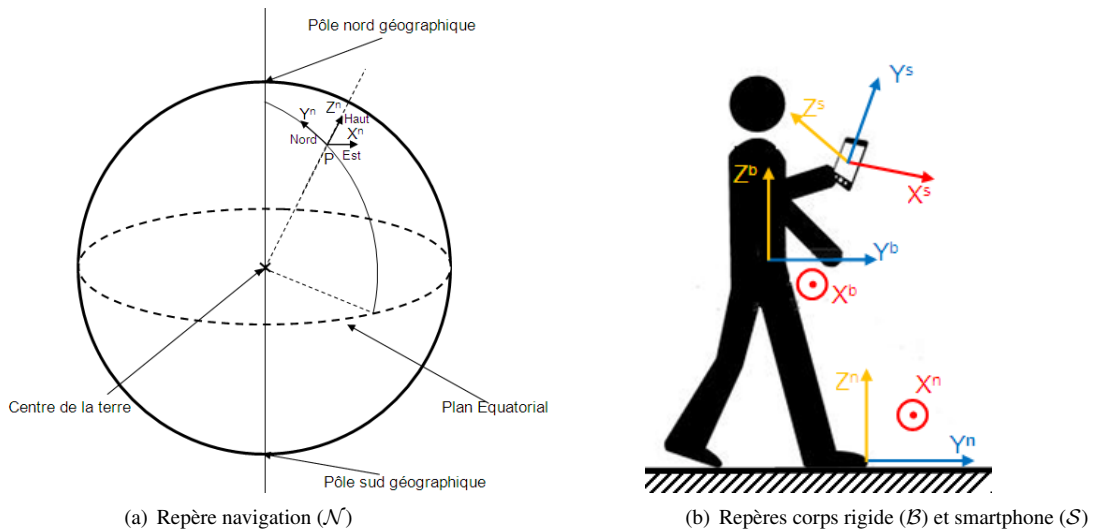


FIGURE A.1 – Repères habituellement utilisés en Navigation Pédestre à l'Estime sur smartphones

Le symbole  $\odot$  indique un vecteur sortant du plan.

## A.2 Repère du corps rigide

Le repère du corps rigide, noté ( $\mathcal{B}$ ) de l'anglais *Body*, est défini comme un repère fixe par rapport au corps. Dans le contexte de navigation pédestre à l'estime, l'utilisateur représente le corps rigide. Ce repère est composé du centre de gravité de l'utilisateur et de trois axes  $X^b$ ,  $Y^b$  et  $Z^b$  qui sont orientés, respectivement, vers la droite de l'utilisateur, droit devant l'utilisateur et vers le haut ; voir Figure A.1-b.

## A.3 Repère du capteur

La sortie du capteur est donnée par rapport à un repère qui est appelé le repère du capteur. Il est noté ( $\mathcal{S}$ ) de l'anglais *Sensor*. Pour notre application, les axes  $X^s$ ,  $Y^s$  et  $Z^s$  sont relatifs à l'écran du terminal mobile, dont le centre est l'origine du repère  $\mathcal{S}$ , et pointent, respectivement, vers la droite (au sens horizontale), l'avant (au sens vertical) et le haut (au sens sortant de l'écran) ; voir Figure A.1-b.

---

26. En anatomie l'axe  $Y^b$  est appelé l'axe antéro-postérieur

## Annexe B

# Solution analytique pour la droite de régression des moindres carrés

Soit le système :

$$\underbrace{\begin{bmatrix} a_1 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ a_n & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}} \underbrace{\begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix}}_{\mathbf{x}} \simeq \underbrace{\begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}}_{\mathbf{y}}. \quad (\text{B.1})$$

La méthode des moindres carrés linéaires vise à minimiser la somme des résidus au carré. Plus formellement, l'objectif est de trouver :

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2} \left( \sum_{i=1}^n (y_i - a_i \alpha - \beta)^2 = \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 = E(\mathbf{x}) \right). \quad (\text{B.2})$$

La fonction  $E(\mathbf{x})$  étant strictement convexe, les conditions d'optimalités sont données par les "équations normales" :

$$\begin{cases} \frac{\partial E}{\partial \alpha} = 0 & \Rightarrow -2 \sum_{i=1}^n (y_i - a_i \alpha - \beta) = 0 \\ \frac{\partial E}{\partial \beta} = 0 & \Rightarrow -2 \sum_{i=1}^n a_i (y_i - a_i \alpha - \beta) = 0. \end{cases} \quad (\text{B.3})$$

La première équation donne

$$\beta n + \alpha \sum_{i=1}^n a_i = \sum_{i=1}^n y_i \quad (\text{B.4})$$

d'où l'on déduit

$$\beta = \bar{y} - \alpha \bar{a}, \quad (\text{B.5})$$

avec  $\bar{a}$  et  $\bar{y}$  les moyennes empiriques des  $a_i$  et  $y_i$ . La seconde équation donne :

$$\beta \sum_{i=1}^n a_i + \alpha \sum_{i=1}^n a_i^2 = \sum_{i=1}^n a_i y_i. \quad (\text{B.6})$$

En remplaçant  $\beta$  par son expression (B.5), on obtient :

$$\alpha = \frac{\sum_i a_i y_i - \sum_i a_i \bar{y}}{\sum_i a_i^2 - \sum_i a_i \bar{a}} = \frac{\sum_i a_i (y_i - \bar{y})}{\sum_i a_i (a_i - \bar{a})} = \frac{\sum_i (a_i - \bar{a})(y_i - \bar{y})}{\sum_i (a_i - \bar{a})(a_i - \bar{a})}, \quad (\text{B.7})$$

avec la dernière égalité démontrée en paragraphe suivant.

## Compléments de démonstration pour la solution analytique des moindres carrés

On souhaite démontrer ici l'égalité :

$$\frac{\sum_i a_i (y_i - \bar{y})}{\sum_i a_i (a_i - \bar{a})} = \frac{\sum_i (a_i - \bar{a}) (y_i - \bar{y})}{\sum_i (a_i - \bar{a}) (a_i - \bar{a})}. \quad (\text{B.8})$$

Commençons par développer le numérateur du terme à droite :

$$\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a}) (y_i - \bar{y}) = \sum_{i=1}^n a_i y_i - \bar{y} \sum_{i=1}^n a_i - \bar{a} \sum_{i=1}^n y_i + n \bar{a} \bar{y}. \quad (\text{B.9})$$

En réinjectant les valeurs  $\bar{a} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i$  et  $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$ , on obtient :

$$\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a}) (y_i - \bar{y}) = \sum_i a_i y_i - \frac{1}{n} \left( \sum_i y_i \right) \left( \sum_i a_i \right) - \frac{1}{n} \left( \sum_i a_i \right) \left( \sum_i y_i \right) + \frac{1}{n} \left( \sum_i a_i \right) \left( \sum_i y_i \right) \quad (\text{B.10})$$

$$= \sum_i a_i y_i - \frac{1}{n} \left( \sum_i a_i \right) \left( \sum_i y_i \right) \quad (\text{B.11})$$

$$= \sum_i a_i (y_i - \bar{y}), \quad (\text{B.12})$$

qui valide l'égalité des numérateurs dans (B.8). Appliquons à présent le même principe aux dénominateurs. On trouve :

$$\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a}) (a_i - \bar{a}) = \sum_i a_i^2 + n \bar{a}^2 - 2 \bar{a} \sum_i a_i \quad (\text{B.13})$$

$$= \sum_i a_i^2 + n \bar{a}^2 - 2 n \bar{a}^2 \quad (\text{B.14})$$

$$= \sum_i a_i^2 - n \bar{a}^2 \quad (\text{B.15})$$

$$= \sum_i a_i^2 - n \left( \frac{1}{n} \sum_i a_i \right) \left( \frac{1}{n} \sum_i a_i \right) \quad (\text{B.16})$$

$$= \sum_i a_i^2 - \frac{1}{n} \left( \sum_i a_i \right) \left( \sum_i a_i \right) \quad (\text{B.17})$$

$$= \sum_i a_i \left( a_i - \frac{1}{n} \sum_i a_i \right) \quad (\text{B.18})$$

$$= \sum_i a_i (a_i - \bar{a}). \quad (\text{B.19})$$

En combinant (B.12) et (B.19), on prouve sans difficulté l'égalité (B.8).

## Annexe C

# Critère DOP pour des systèmes basés sur les mesures TOA/TDOA

Pour des systèmes basés sur des mesures de temps de vol, le critère DOP dans le cas d'une localisation en 3 dimensions peut se décomposer en différents indicateurs, GDOP (*Global DOP*), PDOP (*Positional DOP*), HDOP (*Horizontal DOP*), VDOP (*Vertical DOP*) et TDOP (*Time DOP*). Pour la suite, nous considérerons PDOP qui traduit l'influence de l'emplacement des satellites sur la qualité du positionnement en 3 dimensions. En supposant que les erreurs de mesures soient gaussiennes, indépendantes et identiquement distribuées (i.i.d.), de variance  $\sigma^2$ , cet indicateur s'écrit [257] :

$$PDOP = \sqrt{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + \sigma_z^2)}/\sigma, \quad (C.1)$$

où les termes de dilution  $\sigma_{(\cdot)}^2$  se trouvent sur la diagonale principale de la matrice inverse  $\mathbf{Q}^\top \mathbf{Q}$  définie pour  $n \geq 4$  par :

$$(\mathbf{Q}^\top \mathbf{Q})^{-1} = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy}^2 & \sigma_{xz}^2 & \sigma_{xt}^2 \\ \sigma_{xy}^2 & \sigma_y^2 & \sigma_{yz}^2 & \sigma_{yt}^2 \\ \sigma_{xz}^2 & \sigma_{yz}^2 & \sigma_z^2 & \sigma_{zt}^2 \\ \sigma_{xt}^2 & \sigma_{yt}^2 & \sigma_{zt}^2 & \sigma_t^2 \end{bmatrix} \quad \text{avec} \quad \mathbf{Q} \triangleq \begin{bmatrix} \frac{x_1-x}{r_1} & \frac{y_1-y}{r_1} & \frac{z_1-z}{r_1} & -1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{x_n-x}{r_n} & \frac{y_n-y}{r_n} & \frac{z_n-z}{r_n} & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{(\mathbf{x}_1-\mathbf{x})^\top}{r_1} & -1 \\ \vdots & \vdots \\ \frac{(\mathbf{x}_n-\mathbf{x})^\top}{r_n} & -1 \end{bmatrix}.$$

avec  $\mathbf{Q}$  est la matrice de covariance  $\mathbf{x} \triangleq (x, y, z)^\top$  la position de la cible à déterminer. On désigne par  $\mathbf{x}_i \triangleq (x_i, y_i, z_i)^\top$  la position de la balise  $i$ , avec  $\mathbf{x} \neq \mathbf{x}_i$  et  $\mathbf{x}_i \neq \mathbf{x}_j$  pour tout  $i \neq j, i, j = 1, \dots, n$  et par  $r_i \triangleq \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|$  la distance euclidienne entre  $\mathbf{x}_i$  et  $\mathbf{x}$ .

Selon la définition du critère DOP, plus la valeur du critère est faible, plus l'erreur en localisation est faible et, par conséquent, meilleure est la disposition des balises. Pour évaluer selon un critère DOP la performance d'une disposition d'un ensemble de balises, une signification a été donnée pour les valeurs numériques [258]. Dans [259], l'auteur établit une étude sur ce critère dans le cas du GPS et mentionne que des valeurs de DOP inférieures à 1 sont également possibles car la précision de l'estimateur de position pourrait avoir une meilleure précision que les mesures utilisées, et en occurrence les mesures TOA de GPS. Nous résumons ainsi, dans la Table C.1, la signification des valeurs numériques DOP.

Valeur de critère DOP	$\leq 1$	1 – 2	2 – 5	5 – 10	10 – 20	$> 20$
Signification des dispositions des balises	idéale	très bien	bien	moyenne	suffisante	mauvaise

TABLE C.1 – Signification des valeurs numériques du critère DOP pour une disposition donnée



## Annexe D

# Exemple d'un algorithme de calibration de l'accéléromètre avec l'invariance de la norme des mesures

Nous expliquons le fonctionnement d'un algorithme existant pour la calibration de l'accéléromètre avec la méthode d'invariance de la norme des mesures d'accélération. Nous avons choisi l'algorithme de résolution non-linéaire de Gauss-Newton qui converge rapidement et est simple à implémenter.

### D.1 Résolution par Gauss-Newton

Nous proposons de résoudre le problème (4.24) à travers l'algorithme de Gauss-Newton. Dans [164], cet algorithme est appliqué à la calibration d'un accéléromètre. Il fonctionne comme suit. Soit  $n = 6$  mesures d'accélération  $\mathbf{a}_1^s, \mathbf{a}_2^s, \dots, \mathbf{a}_6^s$ , obtenues en statique pour des différentes orientations. Ces mesures forment un système d'équations non-linéaires qui s'écrit sous la forme :

$$f_i(\boldsymbol{\theta}) = 0, \quad i = 1, \dots, 6 \quad (\text{D.1})$$

En utilisant (4.23) et en injectant  $\mathbf{K} = \text{diag}(K_x, K_y, K_z)$ , la fonction objectif devient :

$$f_i(\boldsymbol{\theta}) = \left( \frac{a_i[x] - b_{acc}[x]}{K_x} \right)^2 + \left( \frac{a_i[y] - b_{acc}[y]}{K_y} \right)^2 + \left( \frac{a_i[z] - b_{acc}[z]}{K_z} \right)^2 - g^2. \quad (\text{D.2})$$

L'approximation par série de Taylor à l'ordre 1 au voisinage de  $\boldsymbol{\theta}$  linéarise la fonction  $f_i$  :

$$f_i(\boldsymbol{\theta} + \delta\boldsymbol{\theta}) \approx f_i(\boldsymbol{\theta}) + \nabla f_i(\boldsymbol{\theta}) \delta\boldsymbol{\theta}, \quad (\text{D.3})$$

avec  $\nabla f_i(\boldsymbol{\theta})$  est le vecteur gradient pour la fonction  $f_i$ , dont l'expression est détaillée en Annexe D.2.

L'algorithme Gauss-Newton considère que  $\delta\boldsymbol{\theta}$  est une correction au paramètre  $\boldsymbol{\theta}$  qui permet au paramètre  $\boldsymbol{\theta} + \delta\boldsymbol{\theta}$  de vérifier le système (D.1) ;  $f_i(\boldsymbol{\theta} + \delta\boldsymbol{\theta}) = 0 \quad \forall i$ . Une écriture matricielle du système (D.1) est, ainsi, donnée par :

$$-\underbrace{\begin{pmatrix} f_1(\boldsymbol{\theta}) \\ \vdots \\ f_6(\boldsymbol{\theta}) \end{pmatrix}}_{\mathbf{f}(\boldsymbol{\theta})} \approx \underbrace{\begin{bmatrix} \nabla f_1(\boldsymbol{\theta})^\top \\ \vdots \\ \nabla f_6(\boldsymbol{\theta})^\top \end{bmatrix}}_{\mathbf{J}(\boldsymbol{\theta})} \delta\boldsymbol{\theta} \quad (\text{D.4})$$

avec  $\mathbf{f}(\boldsymbol{\theta})$  le vecteur tel que la ligne  $i$  vaut  $f_i(\boldsymbol{\theta})$  et  $\mathbf{J}(\boldsymbol{\theta})$  est la matrice Jacobienne composée, ligne  $i$ , du vecteur gradient de  $f_i$  évalué en  $\boldsymbol{\theta}$ . La solution des moindres carrés linéaires donne :

$$\delta\boldsymbol{\theta} = -\mathbf{J}(\boldsymbol{\theta})^{-1} \mathbf{f}(\boldsymbol{\theta}) \quad (\text{D.5})$$

Étant donné une estimation initiale  $\theta_0$  qui est qualifiée "proche" du vecteur de paramètre optimal, l'algorithme Gauss-Newton s'applique, comme il est détaillé dans la Table D.1, pour l'estimation du paramètre optimal. Le processus commence, (étape 1), par calculer la Jacobienne  $J(\theta)$  et la fonction objectif  $f_i(\theta)$  pour  $i = 1, \dots, 6$ . Puis, la déviation  $\delta\theta$  est déterminée, (étape 2) avec l'éqn (D.5). La mise à jour du paramètre  $\theta$  est ensuite obtenue ; (étape 3). L'algorithme répète ces trois premières itérations jusqu'à la norme du vecteur de déviation est inférieur à un seuil  $\epsilon$ .

TABLE D.1 – Algorithme d'optimisation par Newton-Raphson

<b>Données :</b> $k = 0, a_i$ pour $i = 1, \dots, 6, \theta_0$ et $\epsilon$
<b>Sorties :</b> $\theta_k$
1. Calculer $\nabla f_i(\theta)$ (voir Annexe D.2) et $f_i(\theta)$
2. Calculer $\delta\theta$ avec l'éqn. D.5
3. Calculer $\theta = \theta + \delta\theta$
4. Retourner vers (1.) jusqu'à $(\ \delta\theta\  < \epsilon)$

## D.2 Expression du gradient de $f(\theta)$

Soit  $f(\theta)$  la fonction définie pour les paramètres  $\theta = (K_x, K_y, K_z, b_{acc}[x], b_{acc}[y], b_{acc}[z])^\top$  par :

$$f(\theta) = \left( \frac{a_i[x] - b_{acc}[x]}{K_x} \right)^2 + \left( \frac{a_i[y] - b_{acc}[y]}{K_y} \right)^2 + \left( \frac{a_i[z] - b_{acc}[z]}{K_z} \right)^2$$

Le gradient de  $\nabla f(\theta)$  s'écrit :

$$\nabla f(\theta) = \left[ \frac{\partial f}{\partial K_x}, \frac{\partial f}{\partial K_y}, \frac{\partial f}{\partial K_z}, \frac{\partial f}{\partial b[x]}, \frac{\partial f}{\partial b[y]}, \frac{\partial f}{\partial b[z]} \right]^\top \quad (D.6)$$

Pour la dérivée partielle première de  $f(\theta)$  selon le facteur d'échelle  $K_p$  pour  $p = x, y$  ou  $z$ , on trouve :

$$\frac{\partial f}{\partial K_p} = (a_i[p] - b_{acc}[p])^2 \cdot \left( \frac{1}{K_p^2} \right)' = -2 \frac{(a_i[p] - b_{acc}[p])^2}{K_p^3} \quad (D.7)$$

Dans le cas du facteur de biais, le calcul de la dérivée partielle première par rapport à  $b[p]$ , pour  $p = x, y$  ou  $z$ , donne :

$$\frac{\partial f}{\partial b_{acc}[p]} = \frac{1}{K_p^2} \cdot \left( (a_i[p] - b_{acc}[p])^2 \right)' = -2 \frac{(a_i[p] - b_{acc}[p])}{K_p^2} \quad (D.8)$$

En injectant (D.7) et (D.8) dans (D.6), le vecteur gradient  $\nabla f(\theta)$  devient :

$$\nabla f(\theta) = -2 \left[ \frac{(a_i[x] - b_{acc}[x])^2}{K_x^3}, \frac{(a_i[y] - b_{acc}[y])^2}{K_y^3}, \frac{(a_i[z] - b_{acc}[z])^2}{K_z^3}, \right. \\ \left. \frac{(a_i[x] - b_{acc}[x])}{K_x^2}, \frac{(a_i[y] - b_{acc}[y])}{K_y^2}, \frac{(a_i[z] - b_{acc}[z])}{K_z^2} \right]^\top \quad (D.9)$$

## Annexe E

# Développement des équations de la calibration de champ magnétique

### E.1 Méthode de calibration swinging

L'approche *swinging* a été proposée initialement par [176] où un changement de variable est effectué pour le modèle (4.26) :

$$\mathbf{m}_{true} = \mathbf{H}'\mathbf{m} + \mathbf{b}'_m$$

avec :

$$\mathbf{H}' = \mathbf{H}^{-1} \quad \text{et} \quad \mathbf{b}'_m = -\mathbf{H}'\mathbf{b}_m. \quad (\text{E.1})$$

Ce changement de variable oblige un ordre d'estimation des paramètres avec le facteur  $\mathbf{H}'$  en premier et, puis,  $\mathbf{b}'_m$  puisque ce-dernier dépend de  $\mathbf{H}'$ .

En tournant le terminal de  $360^\circ$  avec l'absence de sources de fer dur et/ou doux à proximité du terminal, les paramètres suivants sont extraits : les valeurs extrêmes sur chaque axe du plan de rotation, noté  $\max_{mx}$ ,  $\min_{mx}$ ,  $\max_{my}$  et  $\min_{my}$ , et les plages de variation, noté  $\delta x = \max_{mx} - \min_{mx}$  et  $\delta y = \max_{my} - \min_{my}$ . Les facteurs d'échelle sont calculés afin de transformer l'ellipse en un cercle dont le rayon vaut  $\frac{\delta x}{2}$  ou  $\frac{\delta y}{2}$ . Dans [176], le choix du rayon correspond à l'axe ayant la plus grande variation en champ magnétique. Par exemple, si  $\delta x > \delta y$ , les facteurs d'échelle estimés sont  $H'_x = 1$  et  $H'_y = \frac{\delta x}{\delta y} = \frac{\delta x}{2}$ . D'une manière générale, les facteurs d'échelle sont obtenus par [176] :

$$\hat{H}'_x = \max(1, \frac{\delta y}{\delta x}) \quad \text{et} \quad \hat{H}'_y = \max(1, \frac{\delta x}{\delta y}) \quad (\text{E.2})$$

Le facteur de biais  $\hat{b}'_m(x)$  est, ensuite, obtenu en combinant les 2 valeurs extrêmes sur l'axe  $X^s$  et en utilisant  $\hat{H}'_x$  [176] :

$$\hat{b}'_m(x) = -\frac{\max_{mx} + \min_{mx}}{2} \hat{H}'_x. \quad (\text{E.3})$$

L'éqn. (E.3) rajoute un couplage entre l'estimation des facteurs  $\hat{H}'_x$  et  $\hat{b}'_m(x)$ . Par contre, en considérant le modèle (4.26), ce couplage ne figure plus entre les estimateurs du biais  $\hat{b}_m$  et du facteur d'échelle  $\hat{\mathbf{H}} = \text{diag}(\hat{H}_x, \hat{H}_y, \hat{H}_z)$ . En réinjectant le changement de variables de (E.1) dans (E.3) et (E.2), on obtient :

$$\hat{b}_m(x) = \frac{\max_{mx} + \min_{mx}}{2}, \quad (\text{E.4})$$

et

$$\hat{H}_x = \min(1, \frac{\delta x}{\delta y}). \quad (\text{E.5})$$

## E.2 Méthode de calibration par ellipsoïde fitting

Parmi les algorithmes existants de la méthode de calibration par *ellipsoïde fitting*, nous avons choisi un algorithme, qui produit une solution cohérente du problème *ellipsoïde fitting* [170], de résolution par moindres carrés linéaires, proposées dans [177], que nous détaillons dans cette annexe. Récrivons l'éqn (4.32) :

$$\mathbf{m}^\top \mathbf{H}^{-\top} \mathbf{H}^{-1} \mathbf{m} - 2\mathbf{m}^\top \mathbf{H}^{-\top} \mathbf{H}^{-1} \mathbf{b}_m + \mathbf{b}_m^\top \mathbf{H}^{-\top} \mathbf{H}^{-1} \mathbf{b}_m - H_m^2 = 0$$

qui se met sous la forme matricielle suivante :

$$\mathbf{m}^\top \mathbf{Q} \mathbf{m} + \mathbf{m}^\top \mathbf{u} + d = 0 \quad (\text{E.6})$$

avec

$$\mathbf{Q} = \mathbf{H}^{-\top} \mathbf{H}^{-1}, \quad \mathbf{u} = -2\mathbf{Q}^\top \mathbf{b}_m \quad \text{et} \quad d = \mathbf{b}_m^\top \mathbf{Q} \mathbf{b}_m - H_m^2 \quad (\text{E.7})$$

L'éqn. (E.6) représente un polynôme de degré 2, avec les trois variables du vecteur  $\mathbf{m}$ . La quantité  $\mathbf{m}^\top \mathbf{Q} \mathbf{m} + \mathbf{m}^\top \mathbf{u} + d$  représente la distance algébrique entre une quadratique et un point  $\mathbf{m}$  et l'objectif de la calibration est, ainsi, de minimiser les paramètres de la forme *quadratique*  $(\mathbf{Q}, \mathbf{u}, d)$  par rapport à toutes les mesures fournies. Soit  $\hat{\mathbf{Q}}, \hat{\mathbf{u}}$  et  $\hat{d}$  une solution pour (E.6),  $c_1 \hat{\mathbf{Q}}, c_1 \hat{\mathbf{u}}$  et  $c_1 \hat{d}$  satisfont également le même système, avec  $c_1 \in \mathbb{R}^*$ . Nous en déduisons que le modèle quadratique (E.6) n'est plus identifiable [177]. Une contrainte sur la norme des paramètres est donc proposée afin d'éviter la simple solution de vecteur de paramètres nuls. Cette contrainte s'écrit :

$$\|\mathbf{Q}\|_F^2 + \|\mathbf{u}\|^2 + d^2 = c_1$$

où  $\|\cdot\|_F^2$  est la norme  $\ell_2$  de Frobenius et, pour une matrice  $\mathbf{B}_{n \times m}$ , elle vaut :  $\|\mathbf{B}\|_F^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m b_{i,j}^2$ . Pour simplifier les calculs, on une valeur unitaire pour la constante ;  $c_1 = 1$ .

Un problème de minimisation de type moindre carré sous contrainte s'écrit :

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{Q}, \mathbf{u}, d} \quad & \sum_{i=1}^N (\mathbf{m}_i^\top \mathbf{Q} \mathbf{m}_i + \mathbf{m}_i^\top \mathbf{u} + d)^2 \\ \text{s.c.} \quad & \|\mathbf{Q}\|_F^2 + \|\mathbf{u}\|^2 + d^2 = 1 \end{aligned} \quad (\text{E.8})$$

Soit  $\hat{\mathbf{Q}}, \hat{\mathbf{u}}$  et  $\hat{d}$  la solution du problème (E.8). Ces paramètres rend la forme quadratique (E.6) un ellipsoïde (voir Annexe E.2.1), d'où le nom de *ellipsoïde fitting*.

Le problème d'ellipsoïde fitting (E.8) peut être écrit sous une autre forme matricielle (voir Annexe E.2.2) :

$$\begin{aligned} \min_{\boldsymbol{\beta}} \quad & \|\mathbf{Y} \boldsymbol{\beta}\|^2 \\ \text{s.c.} \quad & \|\boldsymbol{\beta}\|^2 = 1 \end{aligned} \quad (\text{E.9})$$

avec les expressions de  $\boldsymbol{\beta}$  et  $\mathbf{Y}$  sont fournies en Annexe E.2.2. La résolution du problème (E.9) est obtenue par l'approche des moindres carrés ordinaires (voir Annexe E.2.3).

### E.2.1 Contrainte d'ellipsoïde pour une forme quadratique

**Théorème 1** ([170]). Soit  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^3$  un point de l'espace, une matrice  $\mathbf{Q}$  supposée inversible de taille  $3 \times 3$ , un vecteur  $\mathbf{u}$  de taille  $3 \times 1$  et  $d \in \mathbb{R}$ , la forme quadratique s'écrit :

$$\mathbf{x}^\top \mathbf{Q} \mathbf{x} + \mathbf{x}^\top \mathbf{u} + d = 0 \quad (\text{E.10})$$

avec  $\mathbf{Q}, \mathbf{u}$  et  $d$  représentent ses paramètres. Si l'inégalité suivante :

$$\mathbf{u}^\top \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{u} > 4d \quad (\text{E.11})$$

est vérifiée, alors, la forme quadratique est un ellipsoïde.

**Proposition 1.** Rappelons le problème suivant (éqn. (E.8)) :

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{Q}, \mathbf{u}, d} \quad & \sum_{i=1}^N (\mathbf{m}_i^\top \mathbf{Q} \mathbf{m}_i + \mathbf{m}_i^\top \mathbf{u} + d)^2 \\ \text{s.c.} \quad & \|\mathbf{Q}\|_F^2 + \|\mathbf{u}\|^2 + d^2 = 1 \end{aligned} \quad (\text{E.12})$$

La solution du problème (E.12) conduit à la forme d'ellipsoïde pour (E.10).

**Preuve.** Soit  $\mathbf{Q}$ ,  $\mathbf{u}$  et  $d$  la solution du problème (E.12). D'après le théorème 1, si l'inégalité (E.11) est vérifiée, alors la forme quadratique (E.10) correspond à un ellipsoïde. Calculons la différence des deux termes de l'inégalité (E.11) :

$$\begin{aligned} \mathbf{u}^\top \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{u} - 4d &= (-2) * (\mathbf{Q}^\top \mathbf{b}_m)^\top * \mathbf{Q}^{-1} * (-2) * \mathbf{Q}^\top \mathbf{b}_m - 4(\mathbf{b}_m^\top \mathbf{Q} \mathbf{b}_m - H_m^2) \\ &\Leftrightarrow \mathbf{u}^\top \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{u} - 4d = 4\mathbf{b}_m^\top \mathbf{Q}^\top \mathbf{b}_m - 4\mathbf{b}_m^\top \mathbf{Q} \mathbf{b}_m + 4H_m^2 \\ &\Leftrightarrow \mathbf{u}^\top \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{u} - 4d = 4H_m^2 > 0 \end{aligned} \quad (\text{E.13})$$

L'inégalité (E.11) est donc vérifiée par la solution du problème (E.12) et nous concluons que (E.10) représente un ellipsoïde

### E.2.2 Mise en forme de la fonction objectif et la contrainte

Rappelons le problème de l'*ellipsoïde fitting* (éqn. (E.8)) :

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{Q}, \mathbf{u}, d} \quad & \sum_{i=1}^N (\mathbf{m}_i^\top \mathbf{Q} \mathbf{m}_i + \mathbf{m}_i^\top \mathbf{u} + d)^2 \\ \text{s.c.} \quad & \|\mathbf{Q}\|_F^2 + \|\mathbf{u}\|^2 + d^2 = 1 \end{aligned}$$

On pose  $\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{21} & q_{22} & q_{23} \\ q_{31} & q_{32} & q_{33} \end{bmatrix}$  et  $\mathbf{m} = [m_x, m_y, m_z]^\top$  et on définit la variable  $\epsilon$  comme suit :

$$\epsilon = \mathbf{m}^\top \mathbf{Q} \mathbf{m} + \mathbf{m}^\top \mathbf{u} + d.$$

Le développement matricielle de  $\epsilon$  donne :

$$\begin{aligned} \epsilon &= [m_x m_y m_z] \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{21} & q_{22} & q_{23} \\ q_{31} & q_{32} & q_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_x \\ m_y \\ m_z \end{bmatrix} + \mathbf{m}^\top \mathbf{u} + d \\ \Leftrightarrow \epsilon &= [m_x m_y m_z] \begin{pmatrix} q_{11} * m_x + q_{12} * m_y + q_{13} * m_z \\ q_{21} * m_x + q_{22} * m_y + q_{23} * m_z \\ q_{31} * m_x + q_{32} * m_y + q_{33} * m_z \end{pmatrix} + \mathbf{m}^\top \mathbf{u} + d \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Leftrightarrow \epsilon &= m_x * (q_{11} * m_x + q_{12} * m_y + q_{13} * m_z) + m_y * (q_{21} * m_x + q_{22} * m_y + q_{23} * m_z) + m_z * (q_{31} * m_x + q_{32} * m_y + q_{33} * m_z) + \mathbf{m}^\top \mathbf{u} + d \\ \Leftrightarrow \epsilon &= \underbrace{[m_x^2, m_x m_y, m_x m_z, m_x m_y, m_y^2, m_y m_z, m_x m_z, m_y m_z, m_z^2]}_{\mathbf{v}_m^\top} \underbrace{[q_{11}, q_{12}, q_{13}, q_{21}, q_{22}, q_{23}, q_{31}, q_{32}, q_{33}]}_{\mathbf{v}_Q} + \mathbf{m}^\top \mathbf{u} + d \\ \Leftrightarrow \epsilon &= \underbrace{[\mathbf{v}_m^\top, \mathbf{m}^\top, 1]}_{\mathbf{y}^\top} \underbrace{\begin{pmatrix} \mathbf{v}_Q \\ \mathbf{u} \\ d \end{pmatrix}}_{\boldsymbol{\beta}} \end{aligned}$$

La fonction objectif s'écrit donc :

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^N (\epsilon_i)^2 &= \sum_{i=1}^N (\mathbf{y}_i^\top \boldsymbol{\beta})^2 \\ \Leftrightarrow \sum_{i=1}^N (\epsilon_i)^2 &= \|\mathbf{Y} \boldsymbol{\beta}\|^2 \end{aligned}$$

avec  $\mathbf{Y}$  est une matrice  $(N \times 13)$  où la  $i^{\text{ème}}$  ligne vaut  $\mathbf{y}_i^\top$ .

Récrivons la contrainte du problème (E.8) :

$$\|\mathbf{Q}\|_F^2 + \|\mathbf{u}\|^2 + d^2 = 1 \quad (\text{E.14})$$

et rappelons que la norme  $\ell_2$  de Frobenius, pour une matrice  $\mathbf{B}_{n \times m}$ , s'écrit :  $\|\mathbf{B}\|_F^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m b_{i,j}^2$ . Le développement de l'éqn. (E.14) donne :

$$\begin{aligned} q_{11}^2 + q_{12}^2 + q_{13}^2 + q_{21}^2 + q_{22}^2 + q_{23}^2 + q_{31}^2 + q_{32}^2 + q_{33}^2 + \|\mathbf{u}\|^2 + d^2 &= 1 \\ \Leftrightarrow \underbrace{\|\mathbf{v}_Q\|^2 + \|\mathbf{u}\|^2 + d^2}_{\|\boldsymbol{\beta}\|^2} &= 1 \end{aligned}$$

En conclusion, le problème (E.8) peut être mis sous la forme matricielle suivante :

$$\begin{aligned} \min_{\boldsymbol{\beta}} \quad & \|\mathbf{Y} \boldsymbol{\beta}\|^2 \\ \text{s.c.} \quad & \|\boldsymbol{\beta}\|^2 = 1 \end{aligned}$$

### E.2.3 Résolution du problème de minimisation sous contrainte

Le problème de minimisation (E.9) s'écrit :

$$\begin{aligned} \min_{\beta} \quad & \|Y\beta\|^2 \\ \text{s.c.} \quad & \|\beta\|^2 = 1 \end{aligned}$$

La fonction objectif  $\|Y\beta\|^2$  est convexe et la contrainte  $\|\beta\|^2 = 1$  est linéaire<sup>27</sup>, nous pouvons donc utiliser la méthode du Lagrangien. Notons  $L(\lambda; \beta)$  la fonction de Lagrange associé au problème de minimisation :

$$L(\lambda; \beta) = \beta^\top Y^\top Y \beta - \lambda \beta^\top \beta.$$

Le problème dual consiste à :

$$\max_{\lambda \geq 0} (\min_{\beta} L(\lambda; \beta)) \quad (\text{E.15})$$

Le calcul du minimum relativement au paramètre  $\beta$  est obtenu en considérant la dérivée partiel nulle, par rapport à  $\beta$ , de  $L$ , on trouve :

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \beta} = 0 & \Rightarrow 2Y^\top Y \beta - 2\lambda \beta = 0 \\ & \Rightarrow Y^\top Y \beta = \lambda \beta \end{aligned}$$

La résolution du problème de minimisation relativement au paramètre  $\beta$  est obtenue à partir de la décomposition en valeurs propres de la matrice  $Y^\top Y$ . La solution du problème (E.15) est obtenue à travers le vecteur propre  $\hat{\beta}$  associé à la plus faible valeur propre  $\hat{\lambda}$  positive ou nulle.

#### Méthode de décomposition en valeurs propres rapide de $Y^\top Y$

Afin d'éviter le calcul gourmand de la matrice  $Y^\top Y$ , un vecteur propre de  $Y^\top Y$  représente également le même vecteur propre de la matrice  $Y$  [177]. La décomposition en valeurs singulières de la matrice  $Y$  donne :

$$Y = USV$$

avec  $U$  et  $V$  sont des matrices unitaires, et  $S$  est une matrice diagonale positive. On obtient :

$$Y^\top Y = (USV)^\top USV = V^\top S^\top \underbrace{U^\top U}_I SV = V^\top S^\top SV \quad (\text{E.16})$$

D'après ce résultat, une valeur propre de la matrice  $Y^\top Y$  représente le carré d'une valeur propre de la matrice  $Y$  associée au même vecteur propre. Par convention, les valeurs propres sur la diagonale de la matrice  $S$  sont ordonnées en ordre décroissant et, ainsi, l'estimateur  $\hat{\beta}$  vaut la dernière colonne de la matrice  $V$  qui est associée à la plus petite valeur propre.

27. L'introduction de l'opérateur de Lagrange exige que le gradient de la contrainte n'est pas nul. Un gradient nul revient à considérer  $\beta = 0$  qui est équivalent à  $\beta^\top \beta = 0$ . Par contre, ce résultat est absurde avec la contrainte  $\|\beta\|^2 = 1$ .



## Annexe F

# Calcul de fréquence de coupure pour le filtre à moyenne glissante

Soit  $x$  un signal d'entrée avec une fréquence d'échantillonnage  $F_e$ ,  $h$  la réponse impulsionnelle du filtre et  $y$  le signal filtré. Nous expliquons dans cette annexe le calcul du paramètre  $N$  représentant la longueur de la fenêtre en fonction d'une fréquence de coupure  $F_c$  et inversement.

### Filtre à moyenne glissante

Selon l'équation du filtre à moyenne glissante, celui-ci représente un filtre à réponse impulsionnelle finie. La sortie d'un filtre à réponse impulsionnelle finie s'écrit dans le domaine discret :

$$y[k] = \sum_{l=0}^{N-1} h[l]x[k-l] \quad (\text{F.1})$$

où  $x[k-l]$  représente l'échantillon du signal d'entrée à l'instant  $(k-l)T_e$ , avec  $T_e$  la période d'échantillonnage du signal d'entrée,  $y[k]$  représente l'échantillon du signal filtré à l'instant  $kT_e$  et  $N$  le nombre d'échantillons à moyenner. Avec le filtre à moyenne glissante, on a :  $h[l] = \frac{1}{N} \forall l$ . La fonction de transfert en  $z$  du filtre à moyenne glissante s'écrit :

$$H(z) = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} z^{-m} \quad (\text{F.2})$$

Remplaçant dans (F.2)  $z$  par  $z = e^{-j2\pi \frac{f}{F_e}}$ , on obtient :

$$H(e^{j2\pi \frac{f}{F_e}}) = \sum_{m=1}^N \frac{1}{N} e^{(-j2\pi \frac{f}{F_e})^m} \quad (\text{F.3})$$

Dans F.3,  $H(e^{j2\pi \frac{f}{F_e}})$  représente une suite géométrique de raison  $e^{-j2\pi \frac{f}{F_e}}$  et de premier élément qui vaut 1. L'expression de la transformé en z de la fonction de transfert devient :

$$\begin{aligned}
 H(e^{j2\pi \frac{f}{F_e}}) &= \frac{1}{N} \frac{1 - e^{-j2\pi \frac{f}{F_e}}}{1 - e^{-j2\pi \frac{f}{F_e}}} \\
 &= \frac{1}{N} \frac{e^{-j2\pi \frac{Nf}{2F_e}} e^{j2\pi \frac{Nf}{2F_e}} - e^{-j2\pi \frac{Nf}{2F_e}}}{e^{-j2\pi \frac{f}{2F_e}} e^{j2\pi \frac{f}{2F_e}} - e^{-j2\pi \frac{f}{2F_e}}} \\
 &= \frac{1}{N} e^{j2\pi \frac{(N-1)f}{2F_e}} \frac{\sin(2\pi \frac{Nf}{2F_e})}{\frac{2j}{\sin(2\pi \frac{f}{2F_e})}} \\
 &= \frac{1}{N} e^{j2\pi \frac{(N-1)f}{2F_e}} \frac{\sin(2\pi \frac{Nf}{2F_e})}{\sin(2\pi \frac{f}{2F_e})} \quad (F.4)
 \end{aligned}$$

Pour la suite, on note  $H(j2\pi f) = H(e^{-j2\pi \frac{f}{F_e}})$ . L'amplitude de la fonction de transfert s'écrit en utilisant (F.4) :

$$A(j2\pi f) = |H(j2\pi f)| = \frac{1}{N} \left| e^{j2\pi \frac{(N-1)f}{2F_e}} \right| \frac{|\sin(2\pi \frac{Nf}{2F_e})|}{|\sin(2\pi \frac{f}{2F_e})|} = \frac{1}{N} \frac{|\sin(2\pi \frac{Nf}{2F_e})|}{|\sin(2\pi \frac{f}{2F_e})|} \quad (F.5)$$

Par définition la fréquence de coupure  $F_c$  d'un filtre de premier ordre est la fréquence pour la quelle l'amplitude vaut  $\frac{1}{\sqrt{2}}$  (i.e.  $A(j2\pi f) = \frac{1}{\sqrt{2}}$ ). Nous Cherchons à déterminer l'expression du nombre d'échantillons  $N$  à utiliser par le filtre à moyenne glissante en fonction de  $F_c$ . Remplaçons  $f$  par  $F_c$  dans (F.5) :

$$A(j2\pi F_c)^2 = |H(j2\pi F_c)|^2 = \frac{1}{N^2} \left( \frac{\sin(2\pi \frac{N}{2} F_c)}{\sin(2\pi \frac{F_c}{2})} \right)^2 = \frac{1}{2} \quad (F.6)$$

Pour notre cas d'application, la fréquence de coupure est de quelques hertz et la fréquence d'échantillonnage est de quelques dizaines de hertz. Nous supposons que  $\frac{2\pi F_c}{F_e} \ll 1$  et on trouve que  $\sin(\frac{2\pi F_c}{2F_e}) \simeq \frac{2\pi F_c}{2F_e}$ . L'éqn. F.6 devient :

$$\left( \frac{\sin(2\pi \frac{F_c N}{2})}{2\pi \frac{F_c N}{2}} \right)^2 = \frac{1}{2} \quad (F.7)$$

Ce résultat est vrai mathématiquement que pour

$$2\pi \frac{F_c}{F_e} N = 2.783113 \quad (F.8)$$

$$\Leftrightarrow \frac{F_c N}{F_e} = 0.44294 \quad (F.9)$$

$$\Leftrightarrow F_c = \frac{0.44294 \times F_e}{N} \quad (F.10)$$

$$\Leftrightarrow N = \frac{0.44294 \times F_e}{F_c} \quad (F.11)$$

## Annexe G

# Méthode de calcul des angles de rotations $\theta$ , $\phi$ et $\psi$ par Android

Sous Android, on dispose de la méthode *GetOrientation* pour obtenir les angles rotations *pitch*, *roll*, et *azimuth*. Ces angles sont définis dans le sens trigonométrique (anti-horaire) pour un repère différent du repère  $\mathcal{N}$ , le plus utilisé dans ce contexte. Ce repère, noté pour la suite  $\mathcal{N}_1$ , est défini comme suit :

- Axe  $X_w$  : c'est l'axe tangent à la surface de la terre et pointe vers l'Ouest
- Axe  $Y_N$  : c'est l'axe tangent à la surface de la terre et pointe vers le nord magnétique
- Axe  $Z_D$  : c'est l'axe perpendiculaire à la surface de la terre et pointe vers le centre de la terre

Nous cherchons à exprimer la matrice de rotation du dispositif à travers la définition des angles en dessus et, puis, les exprimer en fonction de la matrice de rotation  $\mathbf{R}_s^n$ .

Dans le cas des rotations en sens trigonométrique, on définit les angles Euler  $\theta'$ ,  $\phi'$  et  $\psi'$  qui expriment respectivement des rotations autour des axes  $X_W$ ,  $Y_N$  et  $Z_D$  du repère  $\mathcal{N}_1$ . Les matrices de rotations autour de chaque axe dans le sens trigonométrique sont définies comme suit :

$$\mathbf{R}_{x_W}(\theta') = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\theta') & \sin(\theta') \\ 0 & -\sin(\theta') & \cos(\theta') \end{bmatrix} \quad (\text{G.1})$$

,

$$\mathbf{R}_{y_N}(\phi') = \begin{bmatrix} \cos(\phi') & 0 & -\sin(\phi') \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\phi') & 0 & \cos(\phi') \end{bmatrix} \quad (\text{G.2})$$

, et

$$\mathbf{R}_{z_D}(\psi') = \begin{bmatrix} \cos(\psi') & \sin(\psi') & 0 \\ -\sin(\psi') & \cos(\psi') & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{G.3})$$

. La matrice de rotation du repère smartphone  $\mathcal{S}$  vers le repère  $\mathcal{N}_1$ , notée  $\mathbf{R}_s^{n_1}$ , est obtenue par un produit de trois matrices qui représentent trois rotations autour de chaque axe du repère  $\mathcal{S}$ . Les angles de rotation correspondent donc aux angles  $-\theta'$ ,  $-\phi'$  et  $-\psi'$ . Le produit matriciel avec des matrices carrées est commutatif, mais c'est la combinaison Roll-Pitch-Yaw qui permet d'isoler les angles  $\theta'$ ,  $\phi'$  et  $\psi'$ . La matrice  $\mathbf{R}_s^{n_1}$  s'écrit :

$$\mathbf{R}_s^{n_1} = \mathbf{R}_{z_D}(-\psi') \times \mathbf{R}_{x_W}(-\theta') \times \mathbf{R}_{y_N}(-\phi') \quad (\text{G.4})$$

Le développement de cette équation donne :

$$\mathbf{R}_s^{n_1} = \begin{bmatrix} \cdot & -\cos(\theta') \sin(\psi') & \cdot \\ \cdot & \cos(\theta') \cos(\psi') & \cdot \\ -\sin(\phi') \cos(\theta') & \sin(\theta') & \cos(\phi') \cos(\theta') \end{bmatrix} \quad (\text{G.5})$$

où  $\cdot$  représente des termes qui n'ont pas d'intérêt dans le reste de la discussion.

**Rappel 1.** D'après la définition d'une matrice de rotation  $\mathbf{R}_{r_1}^{r_2}$  entre deux repères  $\mathcal{R}_1$  et  $\mathcal{R}_2$ , les lignes donnent les expressions des vecteurs, constituant une base canonique du repère  $\mathcal{R}_2$ , dans la base canonique du repère  $\mathcal{R}_1$ . De la même manière, les colonnes représentent les expressions des vecteurs, constituant une base canonique du repère  $\mathcal{R}_1$ , dans la base canonique du repère  $\mathcal{R}_2$ .

Nous définissons les vecteurs de la base canonique du repère  $\mathcal{N}$ ,  $\mathcal{N}_1$  et  $\mathcal{S}$ , respectivement,  $:[e^n, n^n, u^n]$ ,  $[w^{n_1}, n^{n_1}, d^{n_1}]$  et  $[x^s, y^s, z^s]$ . Nous notons  $[x^n, y^n, z^n]$  et  $[x^{n_1}, y^{n_1}, z^{n_1}]$  l'écriture de la base  $[x^s, y^s, z^s]$  dans les repères  $\mathcal{N}$  et  $\mathcal{N}_1$ .

En utilisant le rappel 1, on obtient les expressions des vecteurs  $[x^n, y^n, z^n]$  en fonction de  $[e^n, n^n, u^n]$  et  $[x^{n_1}, y^{n_1}, z^{n_1}]$  en fonction de  $[w^{n_1}, n^{n_1}, d^{n_1}]$ . Par exemple :

$$\begin{aligned} y^n &= \mathbf{R}_s^n(1, 2)e^n + \mathbf{R}_s^n(2, 2)y^n + \mathbf{R}_s^n(3, 2)u^n \\ y^{n_1} &= \mathbf{R}_s^{n_1}(1, 2)w^{n_1} + \mathbf{R}_s^{n_1}(2, 2)n^{n_1} + \mathbf{R}_s^{n_1}(3, 2)d^{n_1}. \end{aligned}$$

Sachant que  $y^n = \mathbf{R}_{n_1}^n y^{n_1}$ , la multiplication de  $y^{n_1}$  par  $\mathbf{R}_{n_1}^n$  donne :

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{n_1}^n y^{n_1} &= \mathbf{R}_s^{n_1}(1, 2)\mathbf{R}_{n_1}^n w^{n_1} + \mathbf{R}_s^{n_1}(2, 2)\mathbf{R}_{n_1}^n n^{n_1} + \mathbf{R}_s^{n_1}(3, 2)\mathbf{R}_{n_1}^n d^{n_1} \\ \Leftrightarrow y^n &= \mathbf{R}_s^n(1, 2)w^n + \mathbf{R}_s^n(2, 2)n^n + \mathbf{R}_s^n(3, 2)d^n. \end{aligned}$$

On obtient deux expressions pour le vecteur  $y^n$  :

$$\begin{aligned} y^n &= \mathbf{R}_s^n(1, 2)e^n + \mathbf{R}_s^n(2, 2)n^n + \mathbf{R}_s^n(3, 2)u^n \\ y^n &= \mathbf{R}_s^{n_1}(1, 2)w^n + \mathbf{R}_s^{n_1}(2, 2)n^n + \mathbf{R}_s^{n_1}(3, 2)d^n. \end{aligned}$$

Sachant que  $w^n = -e^n$ , on obtient par identification dans la dernière égalité :  $\mathbf{R}_s^{n_1}(1, 2) = -\mathbf{R}_s^n(1, 2)$ . Avec ce même processus appliqué, on abouti aux égalités suivantes :

$$\begin{cases} \mathbf{R}_s^{n_1}(1, 2) &= -\mathbf{R}_s^n(1, 2) \\ \mathbf{R}_s^{n_1}(2, 2) &= \mathbf{R}_s^n(2, 2) \\ \mathbf{R}_s^{n_1}(3, 2) &= -\mathbf{R}_s^n(3, 2) \\ \mathbf{R}_s^{n_1}(3, 1) &= -\mathbf{R}_s^n(3, 1) \\ \mathbf{R}_s^{n_1}(3, 3) &= -\mathbf{R}_s^n(3, 3) \end{cases}$$

En utilisant les expressions des matrices  $\mathbf{R}_s^n$  et  $\mathbf{R}_s^{n_1}$ , on obtient :

$$\begin{cases} -\cos(\theta')\sin(\psi') &= -[\cos(\theta)\sin(\psi)] \\ \cos(\theta')\cos(\psi') &= \cos(\theta)\cos(\psi) \\ \sin(\theta') &= -[-\sin(\theta)] \\ -\sin(\phi')\cos(\theta') &= -[\sin(\phi)\cos(\theta)] \\ \cos(\phi')\cos(\theta') &= -[\cos(\phi)\cos(\theta)] \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \cos(\theta')\sin(\psi') &= -\cos(\theta)\sin(\psi) \\ \cos(\theta')\cos(\psi') &= \cos(\theta)\cos(\psi) \\ \sin(\theta') &= \sin(\theta) \\ -\sin(\phi')\cos(\theta') &= -\sin(\phi)\cos(\theta) \\ \cos(\phi')\cos(\theta') &= -\cos(\phi)\cos(\theta) \end{cases} \quad (\text{G.6})$$

On a  $\sin(\theta') = \sin(\theta)$  et, sachant que  $\theta \in [-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$  et  $\theta' \in [-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$ , on obtient  $\cos(\theta) = \cos(\theta') > 0$ . Nous supposons, pour la suite, qu'on ait  $\cos(\theta) > 0$  et  $\cos(\theta') > 0$ . L'éqn. (G.6) devient :

$$\begin{aligned} &\begin{cases} \cos(\phi') = -\cos(\phi) & \& \sin(\phi') = \sin(\phi) \\ \cos(\theta') = \cos(\theta) & \& \sin(\theta') = \sin(\theta) \\ \cos(\psi') = \cos(\psi) & \& \sin(\psi') = \sin(\psi) \end{cases} \\ \Rightarrow &\begin{cases} \phi' = \text{atan2}(\frac{\sin(\phi')}{\cos(\phi')}) = \text{atan2}(-\frac{\sin(\phi)}{\cos(\phi)}) \\ \theta' = \text{asin}(\sin(\theta')) = \text{asin}(\sin(\theta)) \\ \psi' = \text{atan2}(\frac{\sin(\psi')}{\cos(\psi')}) = \text{atan2}(\frac{\sin(\psi)}{\cos(\psi)}) \end{cases} \quad (\text{G.7}) \end{aligned}$$

Rappelons le résultat dans (5.17) :

$$\begin{cases} \theta = -\text{asin}\left(\frac{\mathbf{R}_s^n(3, 2)}{\mathbf{R}_s^n(3, 3)}\right) &\Rightarrow \sin(\theta) = -\mathbf{R}_s^n(3, 2) \\ \phi = \text{atan2}\left(\frac{\mathbf{R}_s^n(3, 1)}{\mathbf{R}_s^n(3, 3)}\right) &\Rightarrow \cos(\phi) = \mathbf{R}_s^n(3, 3) \& \sin(\phi) = \mathbf{R}_s^n(3, 1) \\ \psi = \text{atan2}\left(\frac{\mathbf{R}_s^n(1, 2)}{\mathbf{R}_s^n(2, 2)}\right) &\Rightarrow \cos(\psi) = \mathbf{R}_s^n(2, 2) \& \sin(\psi) = \mathbf{R}_s^n(1, 2) \end{cases} \quad (\text{G.8})$$

Pour estimer les angles  $\theta'$ ,  $\phi'$  et  $\psi'$  à partir de la matrice  $\mathbf{R}_s^n$ , nous utilisons les égalités dans (G.7) et (5.17) :

$$\theta' = \text{asin}\left(-\mathbf{R}_s^n(3, 2)\right), \quad \phi' = \text{atan2}\left(-\frac{\mathbf{R}_s^n(3, 1)}{\mathbf{R}_s^n(3, 3)}\right) \text{ et } \psi' = \text{atan2}\left(\frac{\mathbf{R}_s^n(1, 2)}{\mathbf{R}_s^n(2, 2)}\right). \quad (\text{G.9})$$

On retrouve ainsi le même résultat avec la méthode *GetOrientation* sous Android.



## Annexe H

# Méthode de calcul de la matrice de rotation par TRIAD sous Android

Sous Android, on dispose de la méthode *GetRotationMatrix* pour obtenir la matrice de rotation  $R_s^n$  entre les repères  $\mathcal{S}$  et  $\mathcal{N}$  en utilisant les expressions des vecteurs de gravité et de champ magnétique terrestre dans le repère  $\mathcal{S}$  à condition que ces vecteurs ne soient pas colinéaires. Cependant, une matrice de rotation est habituellement définie à partir des expressions des vecteurs de la base canonique de  $\mathcal{N}$  dans le repère  $\mathcal{S}$  (i.e. la  $i^{\text{ème}}$  colonne de  $R_s^n$  vaut l'écriture du  $i^{\text{ème}}$  vecteur de la base canonique de  $\mathcal{N}$  dans le repère  $\mathcal{S}$ ). Nous cherchons à définir la matrice de rotation  $R_s^n$  dans le cas d'un système 3D avec deux vecteurs quelconques et non-colinéaires, puis, nous appliquons cette approche aux vecteurs de gravité et de champ magnétique terrestre et, enfin, nous vérifions les calculs fournis par la méthode *GetRotationMatrix* sous Android.

### H.1 Méthode de calcul d'une matrice de rotation

En général, la recherche d'une matrice de rotation à partir d'un repère  $\mathcal{A}$  vers un autre  $\mathcal{B}$  est connue, en état de l'art, sous le nom de problème *Wahba*. Parmi les algorithmes existants de résolution, il existe, en cas d'un système en 3D, l'algorithme TRIAD (TRI-axial Attitude Determination) qui propose une solution au problème *Wahba* en utilisant deux vecteurs non-colinéaires.

Soit  $(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in (\mathbb{R}^3, \mathbb{R}^3)$  deux vecteurs non-colinéaires et leurs expressions analytiques sont connues dans les repères  $\mathcal{A}$  et  $\mathcal{B}$ , notées respectivement  $(\mathbf{x}^a, \mathbf{y}^a)$  et  $(\mathbf{x}^b, \mathbf{y}^b)$ . L'algorithme TRIAD propose de calculer les vecteurs suivants :

$$\mathbf{a}_1 = \frac{\mathbf{x}^a}{\|\mathbf{x}^a\|}; \mathbf{a}_2 = \frac{\mathbf{x}^a \wedge \mathbf{y}^a}{\|\mathbf{x}^a \wedge \mathbf{y}^a\|}; \mathbf{a}_3 = \mathbf{a}_1 \wedge \mathbf{a}_2$$

$$\mathbf{b}_1 = \frac{\mathbf{x}^b}{\|\mathbf{x}^b\|}, \mathbf{b}_2 = \frac{\mathbf{x}^b \wedge \mathbf{y}^b}{\|\mathbf{x}^b \wedge \mathbf{y}^b\|}; \mathbf{b}_3 = \mathbf{b}_1 \wedge \mathbf{b}_2$$

et la matrice  $R_a^b$  s'écrit [246] :

$$R_a^b = [\mathbf{b}_1 \mathbf{b}_2 \mathbf{b}_3][\mathbf{a}_1 \mathbf{a}_2 \mathbf{a}_3]^\top \quad (\text{H.1})$$

■ Vérifiant  $b_1 = R_a^b a_1$

$$\begin{aligned}
 R_a^b a_1 &= [b_1 b_2 b_3] [a_1 a_2 a_3]^\top a_1 \\
 &= [b_1 b_2 b_3] \begin{bmatrix} a_1^\top a_1 \\ a_2^\top a_1 \\ a_3^\top a_1 \end{bmatrix} \\
 &= [b_1 b_2 b_3] \begin{bmatrix} \|a_1\|^2 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \\
 &= [b_1 b_2 b_3] \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \\
 R_a^b a_1 &= b_1
 \end{aligned}$$

D'où, l'égalité est vérifiée et, par analogie, elle est vérifiée pour les couples  $(b_2, a_2)$  et  $(b_3, a_3)$ .

## H.2 Cas d'application avec les vecteurs de direction de gravité et champ magnétique terrestre

Dans le cas de NPE, on dispose des définitions des vecteurs de gravité et de champ magnétique terrestre dans le repère  $\mathcal{N}$ , notés respectivement  $g^n$  et  $m_T^n$ . D'une part, le vecteur  $g^n$  s'écrit :

$$g^n = [0, 0 - g] = g [0, 0 - 1] = g \cdot e_g^n$$

avec

$$e_g^n = [0, 0, -1]^\top \quad (\text{H.2})$$

Selon la définition du vecteur de champ magnétique terrestre expliqué dans la Section 1.1.3, ce vecteur s'écrit :

$$m_T^n = \|m_T\| [\sin(D) \cos(I), \cos(D) \cos(I), -\sin(I)]^\top = \|m_T\| e_{m_T}^n$$

où  $D$  et  $I$  sont, respectivement, les angles de déclinaison et d'inclinaison et

$$e_{m_T}^n = [\sin(D) \cos(I), \cos(D) \cos(I), -\sin(I)]^\top \quad (\text{H.3})$$

Selon le fonctionnement de l'algorithme de TRIAD, une opération de normalisation est toujours appliquée aux vecteurs utilisés et ceci montre l'intérêt unique de cet algorithme à la direction de chaque vecteur. En plus, puisque les normes de gravité et de champ magnétique terrestre ne sont pas constantes sur tout point du globe, nous appliquons l'algorithme de TRIAD uniquement avec les vecteurs directionnels ; à savoir  $e_g$  et  $e_{m_T}$ .

Les expressions des vecteurs  $e_g$  et  $e_{m_T}$  dans le repère  $\mathcal{S}$  peuvent être estimées à partir des mesures d'accélération et de champ magnétique (les expressions sont expliquées dans la Section 5.3) et elles sont également connues dans le repère  $\mathcal{N}$  (éqn (H.2) et (H.3)). Nous remarquons que l'éqn (H.3) est écrite en fonction des angles d'inclinaison et de déclinaison. Néanmoins, lors de l'application de l'algorithme TRIAD, nous distinguerons deux configurations pour l'angle de déclinaison (valeur nulle ou non) et nous verrons que la valeur d'inclinaison  $I$  n'aura pas d'importance à l'exception du cas  $I = \pm 90^\circ$ , où les deux vecteurs  $e_g$  et  $e_{m_T}$  deviennent colinéaires.

D'abord, avec  $x = e_g$ ,  $y = e_{m_T}$ ,  $\mathcal{A} = \mathcal{S}$  et  $\mathcal{B} = \mathcal{N}$ , l'algorithme de TRIAD suggère de calculer les vecteurs suivants :

$$a_1 = \frac{e_g^s}{\|e_g^s\|}; a_2 = \frac{a_1 \wedge e_{m_T}^s}{\|a_1 \wedge e_{m_T}^s\|}; a_3 = a_1 \wedge a_2 \quad (\text{H.4})$$

$$b_1 = \frac{e_g^n}{\|e_g^n\|}; b_2 = \frac{b_1 \wedge e_{m_T}^n}{\|b_1 \wedge e_{m_T}^n\|}; b_3 = b_1 \wedge b_2 \quad (\text{H.5})$$

Dans la suite, puisque les vecteurs  $\mathbf{e}_g^n$  et  $\mathbf{e}_{m_T}^n$  sont connus, nous présentons le calcul des vecteurs  $\mathbf{b}_1$ ,  $\mathbf{b}_2$  et  $\mathbf{b}_3$  et l'expression de la matrice  $\mathbf{R}_s^n$  en fonction des vecteurs  $\mathbf{a}_1$ ,  $\mathbf{a}_2$  et  $\mathbf{a}_3$ .  
En utilisant l'éqn. (H.2), le vecteur  $\mathbf{b}_1$  dans l'éqn. (H.5) vaut :

$$\mathbf{b}_1 = \frac{\mathbf{e}_g^n}{\|\mathbf{e}_g^n\|} = \mathbf{e}_g^n = [0, 0, -1]^\top \quad (\text{H.6})$$

Nous considérons, pour la suite, les deux cas pour l'angle de déclinaison : valeur nulle et valeur non-nulle.

■ **Angle de déclinaison  $D = 0^\circ$  :**

Cette configuration correspond au cas où l'axe de nord magnétique est identique à l'axe de nord géographique. Sous cette hypothèse, l'éqn. (H.3) devient :

$$\mathbf{e}_{m_T}^n = [0, \cos(I), -\sin(I)]^\top \quad (\text{H.7})$$

En utilisant les éqn. (H.6) et (H.7), le calcul du produit vectoriel  $\mathbf{b}_1 \wedge \mathbf{e}_{m_T}^n$  donne :

$$\mathbf{b}_1 \wedge \mathbf{e}_{m_T}^n = [0, 0, -1]^\top \wedge [0, \cos(I), -\sin(I)]^\top = [\cos(I), 0, 0]^\top \quad (\text{H.8})$$

Puisque l'angle  $I \in [-90^\circ, 90^\circ]$ , la quantité  $\cos(I)$  est positive et la norme  $\|\mathbf{e}_g^n \wedge \mathbf{e}_{m_T}^n\|$  s'écrit :

$$\|\mathbf{b}_1 \wedge \mathbf{e}_{m_T}^n\| = \|[ \cos(I), 0, 0 ]^\top\| = \cos(I) \quad (\text{H.9})$$

Le vecteur  $\mathbf{b}_2$  dans l'éqn. (H.5) s'écrit :

$$\mathbf{b}_2 = \frac{\mathbf{b}_1 \wedge \mathbf{e}_{m_T}^n}{\|\mathbf{b}_1 \wedge \mathbf{e}_{m_T}^n\|} \quad (\text{H.10})$$

En injectant les éqn. (H.8) et (H.9) dans (H.10), le vecteur  $\mathbf{b}_2$  est égale à :

$$\mathbf{b}_2 = \frac{\mathbf{b}_1 \wedge \mathbf{e}_{m_T}^n}{\|\mathbf{b}_1 \wedge \mathbf{e}_{m_T}^n\|} = \frac{[\cos(I), 0, 0]^\top}{\|[ \cos(I), 0, 0 ]^\top\|} = \frac{[\cos(I), 0, 0]^\top}{\cos(I)} = [1, 0, 0]^\top. \quad (\text{H.11})$$

En combinant (H.6) et (H.11) dans (H.5), le vecteur  $\mathbf{b}_3$  vaut :

$$\mathbf{b}_3 = \mathbf{b}_1 \wedge \mathbf{b}_2 = [0, 0, -1]^\top \wedge [1, 0, 0]^\top = [0, -1, 0]^\top \quad (\text{H.12})$$

En injectant les éqn. (H.6), (H.11) et (H.12) dans (H.1), on trouve que :

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_s^n &= [\mathbf{b}_1 \ \mathbf{b}_2 \ \mathbf{b}_3][\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \mathbf{a}_3]^\top \\ \Leftrightarrow \mathbf{R}_s^n &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ -1 & 0 & 0 \end{bmatrix} [\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \mathbf{a}_3]^\top \\ \Leftrightarrow \mathbf{R}_s^n &= [\mathbf{a}_2 \ -\mathbf{a}_3 \ -\mathbf{a}_1]^\top \end{aligned} \quad (\text{H.13})$$

■ **Angle de déclinaison  $D \neq 0^\circ$  :**

Selon la définition de l'angle de déclinaison  $D$ , il s'agit d'une rotation autour de l'axe  $Z$  avec le sens positif suivant le sens anti-horaire du nord magnétique vers le nord géographique. Soit  $\mathbf{R}_z(D)$  la matrice de rotation autour de l'axe  $Z^s$ , dont l'expression est donnée par éqn (5.12), avec  $D$  l'angle de déclinaison et  $\mathbf{R}_s^n(D = 0^\circ)$  la matrice de rotation obtenue avec l'algorithme TRIAD qui utilise la configuration  $D = 0^\circ$ . Puisque l'angle de déclinaison possède le même sens de rotation dans  $\mathbf{R}_s^n(D = 0^\circ)$ , elle est additionnée à la rotation autour de l'axe  $Z$  dans  $\mathbf{R}_s^n(D = 0^\circ)$ . En écriture matricielle des angles de rotation, l'addition d'un angle de rotation se traduit par la multiplication avec la matrice de rotation. On obtient la matrice  $\mathbf{R}_s^n$  avec :

$$\mathbf{R}_s^n = \mathbf{R}_z(D)\mathbf{R}_s^n(D = 0^\circ)$$

### H.3 Application de l'algorithme TRIAD avec Android

Sous Android, on dispose de la méthode *GetRotationMatrix* afin d'estimer la matrice rotation, que noterons  $\tilde{\mathbf{R}}_s^n$ , avec deux paramètres d'entrée : vecteurs de gravité et de champ magnétique terrestre qui sont exprimés dans le repère  $\mathcal{S}$ . Pour un angle de déclinaison nul ( $D = 0^\circ$ ), on applique, dans cette méthode, un raisonnement similaire à l'approche présentée précédemment dans le cas où les vecteurs  $\mathbf{b}_1$ ,  $\mathbf{b}_2$  et  $\mathbf{b}_3$  représentent la base canonique standard de  $\mathbb{R}^3$  (i.e.  $\{[0, 0, 1]^\top, [1, 0, 0]^\top, [0, 1, 0]^\top\}$ ). Dans cette approche, deux changements sont appliqués :

- la prise de  $\mathbf{x} = -\mathbf{e}_g$
- la supposition des produits vectoriels<sup>28</sup> opposés dans (H.4) et (H.5) :  $\tilde{\mathbf{b}}_2 = \frac{-(\mathbf{b}_1 \wedge \mathbf{e}_{m_T}^n)}{\|-(\mathbf{b}_1 \wedge \mathbf{e}_{m_T}^n)\|}$  et  $\tilde{\mathbf{a}}_2 = \frac{-(\mathbf{a}_1 \wedge \mathbf{e}_{m_T}^s)}{\|-(\mathbf{a}_1 \wedge \mathbf{e}_{m_T}^s)\|}$

Avec le changement du vecteur  $\mathbf{x}$ , l'éqn (H.6) devient :

$$\tilde{\mathbf{b}}_1 = \frac{-\mathbf{e}_g^n}{\|-\mathbf{e}_g^n\|} = -\mathbf{e}_g^n = [0, 0, 1]^\top \quad (\text{H.14})$$

et

$$\tilde{\mathbf{a}}_1 = -\mathbf{e}_g^s \Leftrightarrow \tilde{\mathbf{a}}_1 = -\mathbf{a}_1 \quad (\text{H.15})$$

Le changement appliqué au produit vectoriel donne :

$$-(\mathbf{b}_1 \wedge \mathbf{e}_{m_T}^n) = -\mathbf{b}_1 \wedge \mathbf{e}_{m_T}^n = \mathbf{e}_{m_T}^n \wedge \mathbf{b}_1$$

et, en utilisant  $D = 0^\circ$ , la dernière équation devient :

$$\mathbf{e}_{m_T}^n \wedge \mathbf{b}_1 = [0, \cos(I), -\sin(I)] \wedge [0, 0, 1]^\top = [\cos(I), 0, 0]^\top \quad (\text{H.16})$$

En utilisant (H.16), le vecteur  $\tilde{\mathbf{b}}_2$  s'écrit :

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{b}}_2 &= \frac{-\mathbf{b}_1 \wedge \mathbf{e}_{m_T}^n}{\|-\mathbf{b}_1 \wedge \mathbf{e}_{m_T}^n\|} \stackrel{(H.16)}{\Leftrightarrow} \tilde{\mathbf{b}}_2 = \frac{[\cos(I), 0, 0]^\top}{\|[\cos(I), 0, 0]^\top\|} \\ &\Leftrightarrow \tilde{\mathbf{b}}_2 = [1, 0, 0]^\top \end{aligned} \quad (\text{H.17})$$

et, par analogie, on obtient :

$$\tilde{\mathbf{a}}_2 = \mathbf{a}_2 \quad (\text{H.18})$$

En utilisant les éqn (H.14) et (H.17), le vecteur  $\tilde{\mathbf{b}}_3$  s'écrit :

$$\tilde{\mathbf{b}}_3 = \tilde{\mathbf{b}}_1 \wedge \tilde{\mathbf{b}}_2 = [0, 0, 1]^\top \wedge [1, 0, 0]^\top = [0, 1, 0]^\top \quad (\text{H.19})$$

En injectant les éqn (H.14), (H.17) et (H.19) dans (H.1), l'algorithme de TRIAD calcule la matrice  $\tilde{\mathbf{R}}_s^n$  avec :

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{R}}_s^n &= [\tilde{\mathbf{b}}_1 \ \tilde{\mathbf{b}}_2 \ \tilde{\mathbf{b}}_3][\tilde{\mathbf{a}}_1 \ \tilde{\mathbf{a}}_2 \ \tilde{\mathbf{a}}_3]^\top \Leftrightarrow \tilde{\mathbf{R}}_s^n = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} [\tilde{\mathbf{a}}_1 \ \tilde{\mathbf{a}}_2 \ \tilde{\mathbf{a}}_3]^\top \\ &\Leftrightarrow \tilde{\mathbf{R}}_s^n = [\tilde{\mathbf{a}}_2 \ \tilde{\mathbf{a}}_3 \ \tilde{\mathbf{a}}_1]^\top \end{aligned} \quad (\text{H.20})$$

En utilisant les éqn (H.15) et (H.18), on trouve que :

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{a}}_3 &= \tilde{\mathbf{a}}_1 \wedge \tilde{\mathbf{a}}_2 = -\mathbf{a}_1 \wedge \mathbf{a}_2 \\ &= -\mathbf{a}_3 \end{aligned} \quad (\text{H.21})$$

En injectant les éqn (H.15), (H.18) et (H.21) dans (H.20), on trouve que :

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{R}}_s^n &= [\tilde{\mathbf{a}}_2 \ \tilde{\mathbf{a}}_3 \ \tilde{\mathbf{a}}_1]^\top = [\mathbf{a}_2, -\mathbf{a}_3, -\mathbf{a}_1]^\top \\ &= \mathbf{R}_s^n \end{aligned} \quad (\text{H.22})$$

On conclut que la méthode *GetRotationMatrix* fournit la même matrice de rotation  $\mathbf{R}_s^n$  par l'application de l'algorithme de TRIAD pour les vecteurs  $\mathbf{e}_g$  et  $\mathbf{e}_{m_T}$  avec  $D = 0^\circ$ .

<sup>28</sup>. L'opposé d'un vecteur conserve la norme et l'orthogonalité par rapport aux autres vecteurs et, ainsi, cette opération ne viole pas les critères de la base orthonormée

## Annexe I

# Calcul de l'angle de déplacement à partir des coordonnées en latitude et en longitude

Soit un trajet rectiligne dont les extrémités sont les points  $P_1$  et  $P_2$ . Posons  $P_1(Lat_1, Long_1)$  et  $P_2(Lat_2, Long_2)$  les coordonnées en latitude et en longitude de chaque point. Nous cherchons à déterminer l'orientation de déplacement, notée  $\psi_u$ , d'un utilisateur par rapport au nord terrestre pour un parcours à effectuer du point  $P_1$  vers le point  $P_2$ . En supposant la surface du globe sphérique, il est connu en géométrie sphérique que l'orientation de déplacement, en anglais *bearing*, vaut [260] :

$$\psi_u = \text{atan2}(x, y); \quad (\text{I.1})$$

où les variables  $x$  et  $y$  sont déterminés à partir des coordonnées en latitude et en longitude, comme suit :

$$\begin{aligned} x &= \cos(lat_2) * \sin(\delta long) \\ y &= \cos(lat_1) * \sin(lat_2) - \sin(lat_1) * \cos(lat_2) * \cos(\delta long) \end{aligned}$$

avec  $\delta long = long_2 - long_1$  la différence en longitude entre le point de fin  $P_2$  et le point de départ  $P_1$ .



## Annexe J

# Analyse en composantes principales

### J.1 Fonctionnement de l'analyse en composantes principales

Soit  $\Omega(n)$  un nuage de  $n$  points dans l'espace  $\mathbb{R}^p$ . L'objectif de l'ACP est de représenter  $\Omega(n)$  en un sous-ensemble  $\mathbf{F}(k) = \{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_k\}$ , dont les  $k$  vecteurs sont orthogonaux et unitaires, tout en limitant la perte d'information. Autrement dit, il faut que la projection orthogonal d'un individu de  $\Omega(n)$  sur un axe porté par un vecteur de  $\mathbf{F}(k)$ , appelé axe factoriel, soit le moins déformant possible. Ce résultat est obtenu en minimisant les écarts entre les projetés orthogonaux et le nuage de points. Nous expliquons, dans la suite, la méthode d'estimation du sous-ensemble  $\mathbf{F}(k)$  dont les vecteurs sont ordonnés en sens décroissant selon la contribution de chacun sur la dispersion totale du nuage initial. L'auteur intéressé peut trouver des détails de cette technique et des exemples d'application dans ces références [253, 254].

Soit  $\mathbf{x}_i$  un vecteur, pour  $i = 1 \dots n$ , de  $\Omega(n)$ ,  $\mathbf{X}$  la matrice dont la  $i^{\text{ème}}$  ligne vaut  $\mathbf{x}_i^\top$ , le transposé de  $\mathbf{x}_i$ ,  $\mathbf{g}_\Omega$  le centre d'inertie du nuage  $\Omega(n)$  et  $\mathbf{u}_j$  un vecteur, pour  $j = 1 \dots k$ , de  $\mathbf{F}(k)$ . Le résultat de projection de  $\mathbf{x}_i$  sur l'axe porté par un vecteur  $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^p$  et passant par  $\mathbf{g}_\Omega$ , noté  $\hat{\mathbf{x}}_{i,\mathbf{v}}$ , s'écrit :

$$\hat{\mathbf{x}}_{i,\mathbf{v}} = \frac{\langle \mathbf{v}, \mathbf{x}_i \rangle}{\|\mathbf{v}\| \cdot \|\mathbf{x}_i\|} \|\mathbf{x}_i\| = \frac{\mathbf{x}_i^\top \mathbf{v}}{\|\mathbf{v}\|} \stackrel{\|\mathbf{v}\|=1}{=} \mathbf{x}_i^\top \mathbf{v}.$$

L'objectif étant de minimiser la déformation des projetés des points de  $\Omega(n)$  sur l'axe factoriel, l'estimation du vecteur  $\mathbf{u}_j$  passe par la résolution du problème de minimisation suivant :

$$\begin{cases} \mathbf{u}_j &= \arg \min_{\mathbf{v} \in \mathbb{R}^p} \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} \|\mathbf{x}_i - \hat{\mathbf{x}}_{i,\mathbf{v}}\|^2 \\ \text{s.c.} & \|\mathbf{u}_j\|^2 = 1 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} \mathbf{u}_j &= \arg \min_{\mathbf{v} \in \mathbb{R}^p} \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_i^\top \mathbf{v}\|^2 \\ \text{s.c.} & \|\mathbf{u}_j\|^2 = 1 \end{cases} \quad (\text{J.1})$$

Ce problème est propice uniquement avec  $j = 1$ , car, en présence de  $j - 1$  vecteurs précédents, on doit ajouter la condition d'orthogonalité avec ces  $j - 1$  autres vecteurs :

$$\mathbf{u}_j^\top \mathbf{u}_q = 0 \quad (q = 1, \dots, j - 1)$$

Le problème de minimisation s'écrit donc pour  $j > 1$  :

$$\begin{cases} \mathbf{u}_j &= \arg \min_{\mathbf{v} \in \mathbb{R}^p} \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_i^\top \mathbf{v}\|^2 \\ \text{s.c.} & \|\mathbf{u}_j\|^2 = 1 \\ & \mathbf{u}_j^\top \mathbf{u}_q = 0 \end{cases} \quad (q = 1, \dots, j - 1) \quad (\text{J.2})$$

Soit  $\bar{\mathbf{x}}_i = \mathbf{x}_i - \mathbf{g}_\Omega$  le vecteur centré de  $\mathbf{x}$  par rapport à  $\mathbf{g}_\Omega$  et  $\bar{\mathbf{X}}$  la version centrée de la matrice  $\mathbf{X}$ , l'invariance de la distance par translation donne :

$$\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_i^\top \mathbf{v}\| = \|\bar{\mathbf{x}}_i - \bar{\mathbf{x}}_i^\top \mathbf{v}\| \quad (\text{J.3})$$

Puisque le point centré  $\bar{x}_i$ , sa projection sur l'axe factoriel  $\bar{x}_i^\top \mathbf{v}$  et l'origine du repère forment un triangle rectangle, le théorème de Pythagore donne :

$$\begin{aligned}
 \|\bar{x}_i\|^2 &= \|\bar{x}_i - \bar{x}_i^\top \mathbf{v}\|^2 + \|\bar{x}_i^\top \mathbf{v}\|^2 \\
 \Leftrightarrow \|\bar{x}_i - \bar{x}_i^\top \mathbf{v}\|^2 &= \|\bar{x}_i\|^2 - \|\bar{x}_i^\top \mathbf{v}\|^2 \\
 \Rightarrow \sum_{i=1}^n \|\bar{x}_i - \bar{x}_i^\top \mathbf{v}\|^2 &= \sum_{i=1}^n \|\bar{x}_i\|^2 - \sum_{i=1}^n \|\bar{x}_i^\top \mathbf{v}\|^2 \\
 \Leftrightarrow \sum_{i=1}^n \|\bar{x}_i - \bar{x}_i^\top \mathbf{v}\|^2 &= \sum_{i=1}^n \|\bar{x}_i\|^2 - \sum_{i=1}^n \mathbf{v}^\top \bar{x}_i \bar{x}_i^\top \mathbf{v} \\
 \Leftrightarrow \sum_{i=1}^n \|\bar{x}_i - \bar{x}_i^\top \mathbf{v}\|^2 &= \sum_{i=1}^n \|\bar{x}_i\|^2 - \mathbf{v}^\top \left[ \sum_{i=1}^n \bar{x}_i \bar{x}_i^\top \right] \mathbf{v}
 \end{aligned} \tag{J.4}$$

Sachant que  $\sum_{i=1}^n \bar{x}_i \bar{x}_i^\top = \bar{\mathbf{X}}^\top * \bar{\mathbf{X}} = \Sigma$  avec  $\Sigma$  est la matrice de variance-covariance des variables  $x_i$ , l'éqn. J.4 devient :

$$\sum_{i=1}^n \|\bar{x}_i - \bar{x}_i^\top \mathbf{v}\|^2 = \sum_{i=1}^n \|\bar{x}_i\|^2 - \mathbf{v}^\top \Sigma \mathbf{v} \tag{J.5}$$

En utilisant (J.3) et (J.5), la fonction objectif des problèmes (J.1) et (J.2) s'écrit :

$$\sum_{i=1}^n \frac{1}{n} \|\bar{x}_i - \bar{x}_i^\top \mathbf{v}\|^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\bar{x}_i\|^2 - \frac{1}{n} \mathbf{v}^\top \Sigma \mathbf{v}.$$

Puisque  $\sum_{i=1}^n \|\bar{x}_i\|^2$  est une constante positive représentant la variance du nuage de point initial, l'objectif des problèmes (J.1) et (J.2) est, ainsi, de :

$$\begin{aligned}
 \min_{\mathbf{u}_j} \quad & \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\bar{x}_i\|^2 - \frac{1}{n} \mathbf{u}_j^\top \Sigma \mathbf{u}_j' \\
 \Leftrightarrow \max_{\mathbf{u}_j} \quad & \mathbf{u}_j^\top \Sigma \mathbf{u}_j'
 \end{aligned}$$

La forme quadratique :

— du problème (J.1) s'écrit :

$$\begin{cases} \max_{\mathbf{u}_1} & \mathbf{u}_1^\top \Sigma \mathbf{u}_1' \\ \text{s.c.} & \mathbf{u}_1^\top \mathbf{u}_1 = 1 \end{cases} \tag{J.6}$$

— du problème (J.2) est donnée par :

$$\begin{cases} \max_{\mathbf{u}_j} & \mathbf{u}_j^\top \Sigma \mathbf{u}_j' \\ \text{s.c.} & \mathbf{u}_j^\top \mathbf{u}_j = 1 \\ & \mathbf{u}_j^\top \mathbf{u}_q = 0 \quad (q = 1, \dots, j-1) \end{cases} \tag{J.7}$$

Considérons que le problème (J.6) soit un cas particulier du problème (J.7) avec  $j = 1$ , la résolution du problème (J.7) est donnée dans l'annexe J.2 où  $\mathbf{u}_j$  est un vecteur propre de  $\Sigma$  associé à la  $j^{\text{ème}}$  plus grande valeur propre. Puisque  $\Sigma$  possède au plus  $p$  valeurs propres, nous déduisons que  $k \leq p$ . En outre, la valeur propre associée au vecteur  $\mathbf{u}_j$  représente la contribution de ce vecteur à la dispersion du nuage initial ; voir annexe J.3. Nous concluons que l'ensemble  $\mathbf{F}(k)_{1 \leq k \leq p}$ , fourni par la technique ACP, exhibe des vecteurs orthogonaux deux à deux, unitaires et ordonnés en sens décroissant de leurs contributions sur la dispersion totale du nuage de point initial.

## J.2 Détermination du vecteur $\mathbf{u}_j$

Nous raisonnons par récurrence pour montrer que  $\mathbf{u}_j$  soit le  $j^{\text{ème}}$  vecteur propre de  $\Sigma$  associé à la  $j^{\text{ème}}$  plus grande valeur propre, avec  $j = 1, \dots, k$ .

Pour  $j = 1$ , le lagrangien associé au problème (J.6) est :

$$L_1 = \mathbf{u}_1' \Sigma \mathbf{u}_1 - \lambda_1 (\mathbf{u}_1' \mathbf{u}_1 - 1) \quad (\text{J.8})$$

avec  $\lambda_1$  est le multiplicateur de Lagrange. Écrivons la condition d'optimalité (dérivé partiel nulle de  $L_1$  par rapport à  $\mathbf{u}_1$ ) :

$$\frac{\partial L_1}{\partial \mathbf{u}_1} = 0 \Rightarrow 2\Sigma \mathbf{u}_1 - 2\lambda_1 \mathbf{u}_1 = 0 \quad (\text{J.9})$$

En utilisant  $\mathbf{u}_1^\top \mathbf{u}_1 = 1$ , cette dernière équation donne :

$$\Leftrightarrow \lambda_1 \mathbf{u}_1 = \Sigma \mathbf{u}_1 \Leftrightarrow \lambda_1 = \mathbf{u}_1^\top \Sigma \mathbf{u}_1 \quad (\text{J.10})$$

Ce résultat implique que  $\mathbf{u}_1$  est le vecteur propre de  $\Sigma$  associé à  $\lambda_1$  qui est la valeur propre maximale de  $\Sigma$  puisque l'objectif du problème (J.6) est la maximisation du scalaire  $\mathbf{u}_1^\top \Sigma \mathbf{u}_1$  (voir éqn. (J.10)).

Supposons maintenant que  $\mathbf{u}_i$ , pour  $i = 1, \dots, j-1$ , soit le vecteur propre de  $\Sigma$  associé à la  $i^{\text{ème}}$  plus grande valeur propre, notée  $\lambda_i$ , de  $\Sigma$  et montrons que  $\mathbf{u}_j$  est le vecteur propre de  $\Sigma$  associé à  $\lambda_j$ , la  $j^{\text{ème}}$  valeur propre maximale de  $\Sigma$ . Le lagrangien associé au problème (J.7) est :

$$L_j = \mathbf{u}_j^\top \Sigma \mathbf{u}_j - \lambda_j (\mathbf{u}_j^\top \mathbf{u}_j - 1) - \sum_{i=1}^{j-1} \gamma_i \mathbf{u}_j^\top \mathbf{u}_i \quad (\text{J.11})$$

avec  $\lambda_j, \lambda_1, \dots, \lambda_{j-1}$  sont les multiplicateurs de Lagrange. Écrivons la condition d'optimalité (dérivé partiel nul de  $L_j$  par rapport à  $\mathbf{u}_j$ ) :

$$\frac{\partial L_j}{\partial \mathbf{u}_j} = 0 \Rightarrow 2\Sigma \mathbf{u}_j - 2\lambda_j \mathbf{u}_j - \sum_{i=1}^{j-1} \gamma_i \mathbf{u}_i = 0 \quad (\text{J.12})$$

La pré-multiplication de (J.12) par  $\mathbf{u}_j^\top$  donne :

$$2\mathbf{u}_j^\top \Sigma \mathbf{u}_j - 2\lambda_j \mathbf{u}_j^\top \mathbf{u}_j - \sum_{i=1}^{j-1} \gamma_i \underbrace{\mathbf{u}_j^\top \mathbf{u}_i}_{=0} = 0$$

$$\Leftrightarrow 2\mathbf{u}_j^\top \Sigma \mathbf{u}_j - 2\lambda_j \mathbf{u}_j^\top \mathbf{u}_j = 0 \quad (\text{J.13})$$

$$\Leftrightarrow \lambda_j \mathbf{u}_j = \Sigma \mathbf{u}_j \quad (\text{J.14})$$

$$\Leftrightarrow \lambda_j = \mathbf{u}_j^\top \Sigma \mathbf{u}_j.$$

L'éqn. (J.13) montre que  $\lambda_j$  est la valeur propre de  $\Sigma$  associée au vecteur propre  $\mathbf{u}_j$ . Sachant que l'objectif est de maximiser  $\mathbf{u}_j^\top \Sigma \mathbf{u}_j$ , nous déduisons de (J.14) qu'il faut maximiser  $\lambda_j$ . Or, puisque le vecteur  $\mathbf{u}_j$  est orthogonal à tous les vecteurs  $\mathbf{u}_{l=1, \dots, j-1}$ , sa valeur propre associée,  $\lambda_j$ , ne peut pas être égale à une des  $j-1$  plus grandes valeurs propres de  $\Sigma$ . Nous concluons que  $\mathbf{u}_j$  est le vecteur propre de  $\Sigma$  associé à la  $j^{\text{ème}}$  plus grande valeur propre.

### J.3 Valeur propre $\lambda_j$ et la contribution à la dispersion du nuage

Par définition, la variance d'un nuage de point dans  $\mathbb{R}^p$  vaut :

$$\begin{aligned}\text{var}(\Omega_n, \mathbb{R}^p) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \mathbf{g}_\Omega)^\top (\mathbf{x}_i - \mathbf{g}_\Omega) \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{\mathbf{x}}_i^\top \bar{\mathbf{x}}_i\end{aligned}$$

De même, la variance de ce nuage sur l'axe factoriel du vecteur  $\mathbf{u}_j$  s'exprime comme suit :

$$\begin{aligned}\text{var}(\Omega_n, \mathbf{u}_j) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\bar{\mathbf{x}}_i^\top \mathbf{u}_j)^\top (\bar{\mathbf{x}}_i^\top \mathbf{u}_j) \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{u}_j^\top \bar{\mathbf{x}}_i \bar{\mathbf{x}}_i^\top \mathbf{u}_j \\ &= \frac{1}{n} \mathbf{u}_j^\top \left[ \sum_{i=1}^n \bar{\mathbf{x}}_i \bar{\mathbf{x}}_i^\top \right] \mathbf{u}_j \\ &= \frac{1}{n} \mathbf{u}_j^\top \Sigma \mathbf{u}_j\end{aligned}\tag{J.15}$$

En utilisant (J.14), l'éqn. (J.15) donne :

$$\lambda_j = \text{var}(\Omega_n, \mathbf{u}_j)\tag{J.16}$$

En raison d'orthogonalité des  $k$  axes factoriels, le sous-espace vectoriel  $\mathbf{F}(k)$ , de dimension  $p$ , peut être considéré comme la somme des  $p$  sous-espaces vectoriels de dimension 1. La variance du nuage projeté dans  $\mathbf{F}(k)$  est la somme directe des variances du nuage projeté sur chaque axe factoriel. Nous en déduisons que la valeur propre  $\lambda_j$ , qui est égale à la variance du nuage projeté sur l'axe factoriel de  $\mathbf{u}_j$  (voir l'éqn. (J.16)), représente la contribution du vecteur  $\mathbf{u}_j$  à la dispersion totale du nuage initial.

## Annexe K

# Définition du biais d'orientation par ACP (Analyse en Composantes Principales)

La technique ACP est appliquée en état de l'art afin d'estimer le biais de d'orientation. Nous montrerons que le biais de d'orientation est obtenu avec la même formule pour les données en 3D ainsi qu'en 2D.

### Mesures d'accélération en 3D

Soit  $\mathbf{R}_b^s$  la matrice de rotation du repère  $\mathcal{B}$  vers  $\mathcal{S}$  et  $[\mathbf{q}_3^b, \mathbf{q}_2^b, \mathbf{q}_1^b]$  la base canonique du repère  $\mathcal{B}$  avec  $\mathbf{q}_3^b = [1, 0, 0]^\top$ ,  $\mathbf{q}_2^b = [0, 1, 0]^\top$  et  $\mathbf{q}_1^b = [0, 0, 1]^\top$ . La technique ACP, appliquée aux mesures d'accélération 3D, exhibe trois vecteurs orthogonaux, unitaires et ordonnés selon leurs contributions la variance des mesures d'accélération exprimées dans le repère  $\mathcal{S}$ . Nous les noterons  $\mathbf{v}_1^s$  et  $\mathbf{v}_2^s$  et  $\mathbf{v}_3^s$ . Supposons que  $\mathbf{v}_1^s$  (respectivement  $\mathbf{v}_3^s$ ) est le vecteur ayant la plus grande (respectivement faible) contribution sur la variance des mesures d'accélération. Selon une étude du comportement humain dans [196], la plus faible variance du signal d'accélération est associée à l'axe  $X^b$  et on en déduit que le vecteur  $\mathbf{v}_3^s$  est le vecteur directionnel de l'axe  $X^b$ . Selon [196], le vecteur  $\mathbf{v}_1^s$  ou  $\mathbf{v}_2^s$ , le plus proche du vecteur de gravité, est le vecteur directionnel de l'axe  $Z^b$ . Supposons que le vecteur  $\mathbf{v}_1^s$  soit le plus proche du vecteur de gravité, les vecteurs  $\mathbf{v}_2^s$  et  $\mathbf{v}_1^s$  seront donc respectivement les vecteurs directionnels des axes  $Y^b$  et  $Z^b$ . Puisque  $\mathbf{v}_i^s = \mathbf{R}_b^s \mathbf{q}_i^b$  pour  $i = 1, \dots, 3$ , la matrice  $\mathbf{R}_b^s$  s'écrit :

$$\mathbf{R}_b^s = \begin{bmatrix} | & | & | \\ \mathbf{v}_3^s & \mathbf{v}_2^s & \mathbf{v}_1^s \\ | & | & | \end{bmatrix} \quad (\text{K.1})$$

Soit  $\psi_{Z^b}$  l'angle de rotation autour de l'axe  $Z^b$ , positif en sens trigonométrique permettant d'exprimer les données de  $(X^b, Y^b)$  dans  $(X^s, Y^s)$ . Le développement de l'expression de la matrice de rotation en fonction des angles Euler (expliquée dans la Section 5.3.1.3) permet d'obtenir la rotation autour de l'axe  $Z$  à partir de la matrice de rotation  $\mathbf{R}_b^s$  (en utilisant l'éqn. (5.17)) avec :

$$\psi_{Z^b} = \text{atan2} \left( \frac{\mathbf{R}_b^s(1, 2)}{\mathbf{R}_b^s(2, 2)} \right) \quad (\text{K.2})$$

En utilisant l'expression de  $\mathbf{R}_b^s$  (voir éqn. (K.1)), l'éqn. (K.2) devient :

$$\psi_{Z^b} = \text{atan2} \left( \frac{\mathbf{v}_2^s(1)}{\mathbf{v}_2^s(2)} \right) \quad (\text{K.3})$$

avec  $\mathbf{v}_2^s(1)$  et  $\mathbf{v}_2^s(2)$  sont la 1<sup>ère</sup> et la 2<sup>ème</sup> composantes du vecteur  $\mathbf{v}_2^s$ . Selon la définition de l'orientation de déplacement, l'angle  $\psi_{biais}$  est une rotation, effectuée entre le repère  $\mathcal{B}$  et  $\mathcal{S}$ , autour de l'axe  $Z^b$ . Nous en déduisons que l'angle  $\psi_{biais}$  est égale à  $\psi_{Z^b}$  avec :

$$\psi_{biais} = \text{atan2} \left( \frac{\mathbf{v}_2^s(1)}{\mathbf{v}_2^s(2)} \right). \quad (\text{K.4})$$

### Cas de projection des mesures d'accélération dans le plan $(X^b, Y^b)$

Dans [195], en supposant que les mouvements de marche s'effectuent dans le plan  $(X^b, Y^b)$  (appelé plan de déplacement), l'auteur suggère de projeter les mesures d'accélération dans le plan de déplacement et d'appliquer l'ACP aux données en 2D (i.e. en éliminant la composante Z des mesures projetées) afin d'estimer le biais d'orientation. En effet, l'ensemble des mesures projetées se trouvent sur un même plan et avec une valeur commune d'accélération sur l'axe  $Z^b$ , d'où, l'intérêt a appliqué l'ACP aux données 2D uniquement.

L'application de l'algorithme ACP sur les données en 2D exhibe deux vecteurs, que nous noterons  $\mathbf{p}_1^s$  et  $\mathbf{p}_2^s$ , orthogonaux, unitaires et ordonnés en sens décroissant selon leurs contributions sur la variance des données d'accélération. Nous supposons, pour la suite, que  $\mathbf{p}_1^s$  (respectivement  $\mathbf{p}_2^s$ ) est le vecteur avec la plus grande (respectivement faible) contribution sur la variance des mesures d'accélération projetées. Selon l'analyse du comportement des mouvements humains en phase de marche supposés effectués par rapport à l'axe  $Y^b$ , la variance de l'accélération sur l'axe  $X^b$  est plus faible à celle des axes  $Y^b$  et  $Z^b$  [196] et on en déduit que le vecteur  $\mathbf{p}_2^s$  représente le vecteur directionnel de l'axe  $X^b$ . Puisque l'axe  $Z^b$  est orthogonal au plan  $(X^b, Y^b)$ , le vecteur  $\mathbf{p}_1^s$  ne peut indiquer que la direction de l'axe  $Y^b$  dans le plan de déplacements.

Avec  $(X^b, Y^b)$  et  $(X^s, Y^s)$  deux plans superposés, la rotation du repère  $\mathcal{B}$  vers le repère  $\mathcal{S}$  revient à une rotation représentant le biais d'orientation  $\psi_{biais}$ , autour de l'axe Z orthogonal au plan de projection. La matrice de rotation s'écrit (en utilisant l'éqn. 5.12) :

$$\mathbf{R}_{\mathcal{B}}^{\mathcal{S}} = \mathbf{R}_z(\psi_{biais}) = \begin{bmatrix} \cos(\psi_{biais}) & \sin(\psi_{biais}) & 0 \\ -\sin(\psi_{biais}) & \cos(\psi_{biais}) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{K.5})$$

En combinant (K.1) et (K.5), le vecteur directionnel en 3D sur l'axe  $Y^b$  vaut  $[\sin(\psi_{Z^b}), \cos(\psi_{Z^b}), 0]^T$  et sa projection dans le plan de déplacement donne :

$$\mathbf{p}_1^s = [\sin(\psi_{biais}), \cos(\psi_{biais})]^T \Leftrightarrow \psi_{biais} = \text{atan2}\left(\frac{\mathbf{p}_1^s(1)}{\mathbf{p}_1^s(2)}\right) \quad (\text{K.6})$$

avec  $\mathbf{p}_1^s(1)$  et  $\mathbf{p}_1^s(2)$  sont la 1<sup>ère</sup> et la 2<sup>ème</sup> composantes du vecteur  $\mathbf{p}_1^s$ .

En comparant les éqn. (K.3) et (K.6), on trouve le même résultat pour l'angle  $\psi_{biais}$  extrait de l'expression du vecteur directionnel de l'axe  $Y^b$ . On généralise l'estimation de l'angle  $\psi_{biais}$  à travers l'éqn. (K.4) dont les composantes sont extraites à partir du vecteur directionnel de l'axe  $Y^b$  exprimées dans le repère  $\mathcal{S}$ .

# Bibliographie

- [1] J. HIGHTOWER et al. *A Survey and Taxonomy of Location Systems for Ubiquitous Computing*. Rapp. tech. University of Washington, Department of Computer Science et Engineering, 2001.
- [2] V. ZEIMPEKIS et al. « A Taxonomy of Indoor and Outdoor Positioning Techniques for Mobile Location Services ». In : *SIGecom Exch.* 3.4 (2003), p. 19–27.
- [3] S. PANDEY et al. « A SURVEY ON LOCALIZATION TECHNIQUES FOR WIRELESS NETWORKS ». In : *Journal of the Chinese Institute of Engineers* 29.7 (2006), p. 1125–1148.
- [4] A. BOUKERCHE et al. « Localization Systems For Wireless Sensor Networks ». In : *IEEE Wireless Communications* 14.6 (2007), p. 6–12.
- [5] H. LIU et al. « Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems ». In : *IEEE Transaction On Systems, Man, and Cybernets-Part C : Applications and Reviews* 37.6 (2007), p. 1067–1080.
- [6] Y. GU et al. « A Survey of Indoor Positioning Systems for Wireless Personal Networks ». In : *IEEE Communication on Surveys and Tutorials* 11.1 (2009), p. 13–31.
- [7] D. ZHANG et al. « Localization technologies for Indoor Human Tracking ». In : *CoRR* abs/1003.1833 (2010), p. 6.
- [8] K. KOSALA et al. « Design of a Low-cost Autonomous Mobile Robo ». In : *International Journal of Robotics and Automation (IJRA)* 2.1 (2011), p. 1–13.
- [9] R. C. KUMAR et al. « Obstacle Avoiding Robot -A Promising One ». In : *International Journal of Robotics and Automation (IJRA)* 2.4 (2013), p. 1430–1434.
- [10] A. MOREIRA et al. « Reducing the effects of artificial light interference in wireless infrared transmission systems ». In : *IEEE Colloquium on Optical Free Space Communication Links* (1996), p. 5/1–5/10.
- [11] J. LEE et al. « Behavioral hearing thresholds between 0.125 and 20 KHz using depth-compensated ear simulator calibration ». In : *Ear and Hearing* 33.3 (2012), p. 315–329.
- [12] S. HOLM. « Hybrid Ultrasound RFID Indoor Positioning : Combining the Best of Both Worlds ». In : *IEEE International Conference on RFID* (2009), p. 155–162.
- [13] A. ENS et al. « Acoustic Self-Calibrating System for Indoor Smart Phone Tracking ». In : *International Journal of Navigation and Observation* 2015 (2015), p. 1–15.
- [14] R. STATES et al. « Precision and repeatability of the OPTOTRAK 3020 motion measurement system ». In : *Journal of Medical Engineering and Technology* 30.1 (2006), p. 11–16.
- [15] L. P. MALETSKY et al. « Accuracy of an optical active-marker system to track the relative motion of rigid bodies ». In : *Journal of Biomechanics* (2007), p. 682–685.
- [16] F. IJAZ et al. « Indoor positioning : A review of indoor ultrasonic positioning systems ». In : *15th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT)* (2013), p. 1146–1150.
- [17] G. NIMTZ et al. « On wind-influenced sound propagation ». In : *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications* 189.3 (1992), p. 575 –582.
- [18] J. BLANKENBACH et al. « Position Estimation Using Artificial Generated Magnetic Fields ». In : *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)* (2010), p. 1–5.

- [19] B. LI et al. « How feasible is the use of magnetic field alone for indoor positioning ». In : *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)* (2012), p. 1–11.
- [20] M. BOUET et al. « RFID tags : Positioning principles and localization techniques ». In : *1st IFIP Wireless Days*. 2008, p. 1–5.
- [21] W. MARDINI et al. « Interference problem between ZigBee and WiFi ». In : *IPCSIT 30* (2012), p. 133–138.
- [22] R. ZETIK et al. « UWB localization - active and passive approach [ultra wideband radar] ». In : *Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2004. IMTC 04. Proceedings of the 21st IEEE*. T. 2. 2004, p. 1005–1009.
- [23] D. H. TITTERTON et al. *Strapdown Inertial Navigation Technology*. 2<sup>e</sup> éd. The Institution of Electrical Engineers, 2004.
- [24] S. DE BRITO ANDRÉ et al. *Accelerometers : Principles, Structure and Applications*. Electrical Engineering Developments. Nova Science Publishers, Incorporated, 2013. ISBN : 9781628081114.
- [25] B. NORLING. « Kinematic Systems in Geodesy, Surveying, and Remote Sensing ». In : sous la dir. de K.-P. SCHWARZ et al. New York, NY : Springer New York, 1991. Chap. Accelerometers : Current and Emerging Technology, p. 70–84.
- [26] J. E. LENZ. « A review of magnetic sensors ». In : *Proc. IEEE* 78.6 (1990), p. 973–989.
- [27] M. J. CARUSO et al. « A new perspective on magnetic field sensing ». In : *SENSORS-PETERBOROUGH* 15 (1998), p. 34–47.
- [28] A. LAWRENCE. *Modern inertial technology : navigation, guidance, and control*. 2<sup>e</sup> éd. Mechanical Engineering Series. New York : Springer, 1998.
- [29] M. ARMENISE et al. *Advances in Gyroscope Technologies*. Springer Berlin Heidelberg, 2010. ISBN : 9783642154942.
- [30] A. KOS et al. « Suitability of Smartphone Inertial Sensors for Real-Time Biofeedback Applications ». In : *Sensors* 16.301 (2016), p. 1–21.
- [31] A. KOS et al. « Evaluation of Smartphone Inertial Sensor Performance for Cross-Platform Mobile Applications ». In : *Sensors* 16.477 (2016), p. 1–15.
- [32] E. TREVISANI et al. « Cell-ID location technique, limits and benefits : an experimentl study ». In : *IEEE Workshop on Mobile Computing Systems and Applications* (2004), p. 51–60.
- [33] L. LAMPORT. « Time, Clocks and the Ordering Events in a Distributed System ». In : *Communications of the ACM* 21.4 (1978), p. 558–565.
- [34] I. GUVENC et al. « A survey on TOA based wireless localization and NLOS mitigation techniques ». In : *IEEE Communication Surveys and Tutorials* 11.3 (2009), p. 107–124.
- [35] K. WHITEHOUSE et al. « Calibration as Parameter Estimation in Sensor Networks ». In : *WSNA 2002 : Proc. 1st ACM Intel. Wksp. Wireless Sensor Networks and Apps.*, ACM Press (2002), p. 59–677.
- [36] N. B. PRIYANTHA et al. « The Cricket Compass for Context-Aware Mobile Applications ». In : *7th ACM MOBICOM*. Rome, Italy, 2001.
- [37] M. SCHMIDT. « A new approach to geometry of range difference location ». In : *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic systems* 8.6 (1972), p. 821–835.
- [38] D. N. NISSANI et al. « Cellular CDMA (IS-95) location : A-FLT proof-of-concept interim results ». In : *IEEE Convention of Electrical and Electronic Engineers in Israel* (2000), p. 179–182.
- [39] A. GUNTHER et al. « Measuring Round Trip Times to determine the distance between WLAN nodes ». In : *Proc. Netw.* (2005), p. 768–779.
- [40] A. FRANSSENS. « Impact of multiple inquirers on the Bluetooth discovery process and its application to localization ». Thèse de doct. University of Twenty, 2010.
- [41] B. D. V. VEEN et al. « Beamforming : A versatile approach to spatial filtering ». In : *IEEE ASSP Magazine* 5.2 (1988), p. 4–24.

- [42] K. C. HO et al. « An accurate algebraic solution for moving source location using TDOA and FDOA measurements ». In : *IEEE Transactions on Signal Processing* 52.9 (2004), p. 2453–2463.
- [43] P. V. NIKITIN et al. « Phase based spatial identification of UHF RFID tags ». In : *2010 IEEE International Conference on RFID (IEEE RFID 2010)*. 2010, p. 102–109.
- [44] A. URRUELA et al. « Divide-and-conquer based closed-form position estimation for AOA and TDOA MEASUREMENTS ». In : *Proceedings of ICASSP'06* 4 (2006), p. 921–924.
- [45] H. T. FRIIS. « A note on a simple transmission formula ». In : *Proceedings of the Institute of Radio Engineers* 34.5 (1946), p. 254–256.
- [46] M. HATA. « Simulation and performance evaluation of GSM propagation channel under the urban, suburban and rural environments ». In : *IEEE Trans. on vehicular technology* 29.3 (1980), p. 317–325.
- [47] J. MILANOVIC et al. « Comparison of propagation model accuracy for WiMAX on 3.5GHz ». In : *14th IEEE International conference on electronic circuits and systems* (2007), p. 111–114.
- [48] J. WALFISCH et al. « A theoretical model of UHF propagation in urban environments ». In : *IEEE Transactions on Antennas and Propagation* 36.12 (1988), p. 1788–1796.
- [49] V. NIMAVAT et al. « Simulation and Performance Evaluation of GSM propagation Channel under the Urban, Suburban and Rural Environments ». In : *International Conference on Communication, Information and Computing Technology (ICCICT)* (2012), p. 1–5.
- [50] A. J. MOTLEY et al. « Personal communication radio coverage in buildings at 900MHZ and 1700MHZ ». In : *Electronics Letters* 24.12 (1988), p. 763–764.
- [51] T. RAPPAPORT. *Wireless Communications - Principle and Practice*. Prentice Hall PTR, 2002.
- [52] S. SEIDEL et al. « 914 MHz Path Loss Prediction Model for Indoor Wireless Communications in Multi-Floored Buildings ». In : *IEEE Transactions on Antennas and Propagation* 40.2 (1992), p. 207–217.
- [53] P. BAHL et al. « RADAR : An In-Building RF-based User Location and Tracking System ». In : *IEEE INFOCOM 2000* 2 (2000), p. 775–784.
- [54] M. SAXENA et al. « Experimental Analysis of RSSI-based Location Estimation in Wireless Sensor Networks ». In : *3rd International Conference on Communication Systems Software and Middleware and Workshops (COMSWARE'08)* (2008), p. 503–510.
- [55] K. HEURTEFEUX et al. « Is RSSI a good choice for localization in Wireless Sensor Network ? » In : *IEEE 26th International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA)* (2012), p. 732–739.
- [56] M. RAJU et al. « A practical distance estimator through distributed RSSI/LQI processing - An experimental study ». In : *2nd IEEE International Workshop on Smart Communication Protocols and Algorithms* (2012), p. 6575–6579.
- [57] N. BULUSU et al. « GPS-less low-cost outdoor localization for very small devices ». In : *IEEE Personal Communications* 7.5 (2000), p. 51–60.
- [58] J. BLUMENTHAL et al. « Weighted Centroid Localization in Zigbee-based Sensor Networks ». In : *IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing* (2007), p. 1–6.
- [59] R. BEHNKE et al. « AWCL : Adaptive Weighted Centroid Localization as an efficient Improvement of Coarse Grained ». In : *Workshop on Localization, Positioning, Navigation and Communication (WPNC 2008)*. 2008, p. 243–250.
- [60] S. SCHUHMAN et al. « Improved Weighted Centroid Localization in Smart Ubiquitous Environments ». In : *Proceedings of Ubiquitous Intelligence and Computing*. 2008, p. 20–34.
- [61] C. LAURENDEAU et al. « Relative Span Weighted Localization of Uncooperative Nodes in Wireless Networks ». In : *Wireless Algorithms, Systems, and Applications*. T. 5682. 2009, p. 358–367.
- [62] P. PIVATO et al. « Accuracy of RSS-based Centroid Localization Algorithms in Indoor Environment ». In : *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 60.10 (2011), p. 3451–3460.

- [63] J. J. CAFFERY. « A new approach to the geometry of TOA location ». In : *Proceedings of Vehicular Technology Conference VTC 2000*. 2000, p. 1943–1949.
- [64] W. S. MURPHY et al. *Determination of a position in three dimensions using trilateration and approximate distances*. Rapp. tech. MCS-95-07. Colorado School of Mines, Golden, CO, 1995.
- [65] K. W. CHEUNG et al. « Least squares algorithms for time-of-arrival-based mobile location ». In : *IEEE Transactions On Signal Processing* 52.4 (2004), p. 1121–1128.
- [66] F. GUSTAFSSON et al. « Positioning using time-difference of arrival measurements ». In : *Proceedings IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. T. 6. 2003, p. 553–556.
- [67] L. L. et FENG WEI. « Position Estimation by Improved Genetic Algorithm for Hyperbolic Location ». In : *14 IST Mobile & Wireless Communications*. 2005.
- [68] L. YU et al. « Fingerprinting localization based on neural networks and ultra-wideband signals ». In : *2011 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT)*. 2011, p. 184–189.
- [69] Y. TIAN et al. « Practical indoor localization using ambient RF ». In : *2013 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*. 2013, p. 1125–1129.
- [70] C. BARTHOLD et al. « Evaluation of gyroscope-embedded mobile phones ». In : *IEEE Int. Conf. Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*. 2011, p. 1632–1638.
- [71] B. RISTIC et al. *Beyond the Kalman Filter : Particle Filters for Tracking Applications*. Artech House, 2004. ISBN : 9781580538510.
- [72] B. HOFMANN-WELLENHOF et al. *Navigation : Principles of Positioning and Guidance*. Springer Vienna, 2011. ISBN : 9783709160787.
- [73] R. WANT et al. « The Active Badge location system ». In : *ACM Transactions on Information Systems* 40.1 (1992), p. 91–102.
- [74] A. HARTE. « A distributed location system for the active office ». In : *IEEE Network* 8.1 (1994), p. 62–70.
- [75] R. WANT et al. « Active Badges and personal interactive computing objects ». In : *IEEE Transactions on Consumer Electronics* 38.1 (1992), p. 10–20.
- [76] E. AITENBICHLER et al. « An IR Local Positioning System for Smart Items and Devices ». In : *Proceedings of the 23 rd International Conference on Distributed Computing Systems Workshops (ICDCSW'03)* (2003), p. 334–339.
- [77] A. WARD et al. « A New Location Technique for the Active Office ». In : *IEEE Personal Communications* 4.5 (1997), p. 42–47.
- [78] A. HARTE et al. « The Anatomy of a Context-Aware Application ». In : *Proceedings of the 5th annual ACM/IEEE international conference on Mobile computing and networking (MobiCom 99)* (1999), p. 59–68.
- [79] S. PEDERSEN. « Micro positioning - tracking objects, finding objects and getting alarms ». PhD thesis. Norwegian University of Science et Technology, 2004.
- [80] J. BLANKENBACH et al. « Adaptive Signal Processing for a Magnetic Indoor Positioning System ». In : *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)* (2011), p. 1–4.
- [81] J. HIGHTOWER et al. *SpotON : An Indoor 3D Location Sensing Technology Based on RF Signal Strength*. UW CSE 00-02-02. Seattle, WA : University of Washington, Department of Computer Science et Engineering, 2000.
- [82] S. LUKE. *Essentials of Metaheuristics*. second. Disponible à <http://cs.gmu.edu/~sean/book/metaheuristics/>. Lulu, 2013.
- [83] C. AUDET et al. « Analysis of Generalized Pattern Searches ». In : *SIAM J. on Optimization* 13.3 (2002), p. 889–903.
- [84] L. NI et al. « LANDMARC : Indoor Location Sensing Using Active RFID ». In : *Wireless Networks* 10 (2004), p. 701–710.

- [85] Y. ZHAO et al. « VIRE : Active RFID-based Localization Using Virtual Reference Elimination ». In : *Parallel Processing, 2007. ICPP 2007. International Conference on* (2007), p. 56.
- [86] J. HIGHTOWER et al. *Design and Calibration of the SpotON Ad-Hoc Location Sensing System*. Rapp. tech. University of Washington, Department of Computer Science et Engineering, 2001.
- [87] P. BAHL et al. *Enhancements to the RADAR user location and tracking system*. Rapp. tech. MSR-TR-2000-12. Microsoft Corp., 2000.
- [88] N. SAMAMA. « Indoor positioning with gnss-like local signal transmitters ». In : *Global Navigation Satellite Systems&Signal, Theory and Applications*. Sous la dir. de S. JIN. 2012. Chap. 13, p. 299–338.
- [89] N. SAMAMA. *Global Positioning : Technologies and Performance*. Wiley Survival Guides in Engineering and Science. Wiley, 2008. ISBN : 9780470241905.
- [90] N. SAMAMA et al. « La Localisation en Intérieur à l'aide de Répéteurs GPS Vers un Système de Positionnement Universel ? » In : *UbiMob '05 Proceedings of the 2nd French-speaking conference on Mobility and ubiquity computing*. 2005, p. 21–28.
- [91] K. LORINCZ et al. « MoteTrack : A robust, decentralized approach to RF-based location tracking ». In : *Personal and Ubiquitous Computing archive* 11 (6 2007), p. 489–503.
- [92] Y.-J. MON et al. « Intelligent LQI-based wireless sensor network applied to ZigBee positioning system ». In : *PRZEGLAD ELEKTROTECHNICZNY* (5 2013), p. 241–244.
- [93] E. AITENBICHLER et al. « COMPASS : A Probabilistic Indoor Positioning System Based on 802.11 and Digital Compasses ». In : *Proc. of the First ACM International Workshop on Wireless Network Testbeds, Experimental Evaluation and Characterization (WiNTECH)* (2006), p. 34–40.
- [94] F. J. GONZALEZ-CASTANO et al. « Bluetooth Location Networks ». In : *Proceedings of the IEEE Global Telecommunications Conference(GLOBECOM'02)* 1 (2002), p. 233–237.
- [95] R. BRUNO et al. « Design and Analysis of a Bluetooth-based Indoor Localization System ». In : *Personal Wireless Communications, IFIP-TC6 8th International Conference, PWC 2003*. 2003, p. 711–725.
- [96] J. J. M. DIAZ et al. « Bluepass : an Indoor Bluetooth-based Localization System for Mobile Applications ». In : *Proceedings of IEEE Symposium on Computers and Communications* (2010), p. 778 –783.
- [97] *Gimbal Context Aware and Proximity Platform*. URL : <https://www.gimbal.com/>.
- [98] *ZONITH Indoor Positioning System (IPS)*. <http://www.zonith.com/products/ips/>. Accessed : 20 Juin 2016.
- [99] M. S. BARGH et al. « Indoor Localization based on Response Rate of Bluetooth Inquiries ». In : *Proceedings of the first ACM International Workshop on Mobile Entity Localization and Tracking in GPS-less Environments*. 2008, p. 49–54.
- [100] F. J. GONZALEZ-CASTANO et al. « Survivable Bluetooth Location Networks ». In : *IEEE International Conference on Communications (ICC'03)* 2 (2003), p. 1014–1018.
- [101] A. S. TANENBAUM. *Computer Networks (3rd Ed.)* Prentice-Hall, Inc., 1996.
- [102] I. T. UNION. *ITU-Recommendation P.1238 : Propagation data and prediction methods for the planning of indoor radio communication systems and the radio local area networks in the frequency range 900 mhz to 100 ghz*. 2002.
- [103] A. ULLAH. « Entropy, divergence and distance measures with econometric applications ». In : *Journal of Statistical Planning and Inference* 49.1 (1996). Econometric Methodology, Part I, p. 137 –162.
- [104] A. HOSSAIN et al. « Indoor Localization Using Multiple Wireless Technologies ». In : *2007 IEEE International Conference on Mobile Adhoc and Sensor Systems*. 2007, p. 1–8.
- [105] D. PAI et al. « Padati : A Robust Pedestrian Dead Reckoning System on Smartphones ». In : *IEEE 11th International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications*. 2012, p. 2000–2007.
- [106] F. HÖFLINGER et al. « Acoustic Self-calibrating System for Indoor Smartphone Tracking (ASSIST) ». In : *IEEE Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation* (2012), p. 615–623.

- [107] N. B. PRIYANTHA et al. « The Cricket location- support system ». In : *Proc. ACM Conference on Mobile Computing and Networking* (2000), p. 32–43.
- [108] G. BORRIELLO et al. « WALRUS : Wireless Acoustic Location with Room-Level Resolution using Ultrasound ». In : *IEEE Conference on Mobile Systems, Applications, and Services* (2005), p. 191–203.
- [109] C. MEDINA et al. « Ultrasound Indoor Positioning System Based on a Low-Power Wireless Sensor Network Providing Sub-Centimeter Accuracy ». In : *Sensor 2013* 13 (2013), p. 3501–3526.
- [110] Z. SUN et al. « Cortina : Collaborative Context-aware Indoor Positioning Employing RSS and RTof Techniques ». In : *Proceedings of IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops)*. 2011, p. 340–343.
- [111] J. WENDEBERG et al. « Anchor-free TDOA Self-Localization ». In : *IEEE Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation* (2011), p. 1–10.
- [112] R. ZHANG et al. « Pedestrian motion based inertial sensor fusion by a modified complementary separate-bias kalman filter ». In : *Proc. IEEE Sensors Applications Symp. (SAS)* (2011), p. 209–213.
- [113] N. PRIYANTHA. « The Cricket Indoor Location System ». Thèse de doct. MIT, 2005.
- [114] K. BANKS. *The Goertzel Algorithm*. URL : {<http://www.embedded.com/story/OEG20020819S0>}.
- [115] F. SUBHAN et al. « Analysis of Bluetooth signal parameters for indoor positioning systems ». In : *Int. Conf. Computer Information Science*. T. 2. 2012, p. 784–789.
- [116] S. KAMMOUN et al. « Principes et Challenges de la Localisation par Bluetooth ». In : *Les Journées Scientifiques 2014 d'URSI-France (l'homme connecté)* (2014), p. 117–121.
- [117] R. ZEMEK et al. « An Effect of Anchor Nodes Placement on a Target Location Estimation Performance ». In : *Conference TENCON 2006* (2006), p. 1–4.
- [118] K. PIWOWARCZYK et al. « Analysis of the influence of radio beacon placement on the accuracy of indoor positioning system ». In : *Federated Conference on Computer Science and Information Systems*. 2013, p. 889–894.
- [119] H. B. LEE. « A novel procedure for assessing the accuracy of hyperbolic multilateration systems ». In : *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* (1975), p. 2–15.
- [120] A. GOPAKUMAR et al. « Localization in Wireless Sensor Networks using Particle Swarm Optimization ». In : *International Conference on Wireless, Mobile and Multimedia Networks*. 2008, p. 227–230.
- [121] Y. LI et al. « Localization Research Based on Improved Simulated Annealing Algorithm in WSN ». In : *Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2009. WiCom '09. 5th International Conference on*. 2009, p. 1–4.
- [122] J. O. ROA et al. « Optimal Placement of Sensors for Trilateration : Regular Lattices vs Meta-heuristic Solutions ». In : *Computer Aided Systems Theory EUROCAST 2007*. 2007, p. 780–787.
- [123] C.-H. WU et al. « Genetic programming for the approximation of GPS GDOP ». In : *International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC)* (2010), p. 2944–2949.
- [124] M. R. MOSAVI. « An Effective Method for GPS GDOP Clustering Using Ant Colony Optimization Algorithm ». In : *Asian Journal of Geoinformatics* 10.4 (2010), p. 3–9.
- [125] S. KIRKPATRICK et al. « Optimization by Simulated Annealing ». In : *Science* 220.4598 (1983), p. 671–680.
- [126] *Bluetooth SIG Bluetooth Specifications, Core Version 2.1+EDR*. URL : <https://www.bluetooth.org/en-us/specification/adopted-specifications>.
- [127] R. CHALLOO et al. « An Overview and Assessment of Wireless Technologies and Co- existence of ZigBee, Bluetooth and Wi-Fi Devices ». In : *Procedia Computer Science* 12 (2012), p. 386–391.
- [128] H. LABIOD et al. *Wi-Fi, Bluetooth, Zigbee and WiMax*. Secaucus, NJ, USA : Springer-Verlag New York, Inc., 2007.

- [129] T. SALONIDIS et al. « Proximity Awareness and Fast Connection Establishment in Bluetooth ». In : *Proceedings of the First Annual ACM Workshop on Mobile and Ad Hoc Networking and Computing* (2000), p. 141–142.
- [130] J. HALLBERG et al. « Positioning with Bluetooth ». In : *IEEE International Conference on Telecommunication 2.2* (2003), p. 954–958.
- [131] B. S. PETERSON et al. « Bluetooth discovery time with multiple inquirers ». In : *Proceedings of the 39th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS)*. 2006, p. 1–5.
- [132] L. PEI et al. « Using Inquiry-based Bluetooth RSSI Probability Distributions for Indoor Positioning ». In : *Journal of Global Positioning Systems* 9.2 (2010), p. 122–130.
- [133] J. LEE et al. « Understanding the Effectiveness of a Co-Located Wireless Channel Monitoring Surrogate System ». In : *Communications (ICC), 2010 IEEE International Conference on*. 2010, p. 1–6.
- [134] R. FARAGHER et al. « An Analysis of the Accuracy of Bluetooth Low Energy for Indoor Positioning Applications ». In : *Proceedings of the 27th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation*. 2014.
- [135] D. HUBER. « Background Positioning for Mobile Devices - Android vs. iPhone ». In : *Joint Conference of IEEE Computer & Communication Societies*. 2009, p. 7.
- [136] *Manufacturer website*. [http://mwrfrid.en.alibaba.com/product/1480178625-213050343/Portable\\_RFID\\_bluetooth\\_card\\_reader\\_writer\\_USB\\_interface\\_play\\_and\\_plug.html](http://mwrfrid.en.alibaba.com/product/1480178625-213050343/Portable_RFID_bluetooth_card_reader_writer_USB_interface_play_and_plug.html). Accessed : 25 janvier 2016.
- [137] B. NOBLE et al. *Applied Linear Algebra*. Prentice-Hall : Englewood Cliffs, 1988.
- [138] N. SIROLA. « Closed-form algorithms in mobile positioning - Myths and misconceptions ». In : *Proceedings of the 7th Workshop on Positioning, Navigation and Communication*. 2010, p. 38–44.
- [139] A. BECK et al. « Exact and approximate solutions of source localization problems ». In : *IEEE Transactions On Signal Processing* 56.5 (2008), p. 1770–1778.
- [140] A. GOLDSMITH. *Wireless Communications*. Cambridge Books Online. Cambridge University Press, 2005. ISBN : 9780511841224. URL : <http://dx.doi.org/10.1017/CBO9780511841224>.
- [141] N. PATWARI et al. « Locating the nodes : cooperative localization in wireless sensor networks ». In : *Signal Processing Magazine, IEEE* 22.4 (2005), p. 54–69.
- [142] C.-W. KANG et al. « An Evolutionary Approach for Multi-objective 3D Differentiated Sensor Network Deployment ». In : *Computational Science and Engineering, 2009. CSE '09. International Conference on*. T. 1. 2009, p. 187–193.
- [143] A. G. DEMPSTER. « Dilution Of Precision in Angle-Of-Arrival Positioning Systems ». In : *Electronics Letters* 42 (5 2006), p. 291–292.
- [144] Y. CHEN et al. « Signal Strength based Indoor Geolocation ». In : *IEEE International Conference on Communications, ICC 2002*. 1 (2002), p. 436–439.
- [145] Y. JIANG et al. « Analysis of Positioning Error for Two-dimensional Location System ». In : *Mathematical Problems in Engineering* 2013, 163958 (2013). Sous la dir. de J. G. CARLSSON, p. 1–8.
- [146] M. MATULA et al. « Optimization of Beacon Selection for Localization in Wireless AD-HOC Networks ». In : *Advances in Electrical and Electronic Engineering* (2011), p. 62–65.
- [147] K. KAEMARUNGSRI et al. « Modeling of Indoor Positioning Systems Based on Location Fingerprinting ». In : *Proc. INFOCOM'04*. 2523, p. 1012–1022.
- [148] J. P. SAMIH EISA AND et al. « Removing Useless APs and Fingerprints from WiFi Indoor Positioning Radio Maps ». In : *Proceedings of the 2013 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. 2013, p. 1–9.
- [149] N. METROPOLIS et al. « Equation of state calculations by fast computing machines ». In : *The Journal of Chemical Physics* 21.6 (1953), p. 1087–1090.

- [150] A. N. BISHOP et al. « Optimality analysis of sensor-target localization geometries ». In : *Automatica* 46 (2010), p. 479–492.
- [151] S. ZHAO et al. « Optimal Sensor Placement for Target Localization and Tracking in 2D and 3D ». In : *International Journal of Control* 86.10 (2012), p. 1687–1704.
- [152] S. HAMDOUN et al. « RSSI-based Localisation Algorithms Using Spatial Diversity in Wireless Sensor Networks ». In : *Int. J. Ad Hoc Ubiquitous Comput.* 19.3-4 (2015), p. 157–167.
- [153] A. R. PRATAMA et al. « Smartphone-based Pedestrian Dead Reckoning as an Indoor Positioning System ». In : *International Conference on System Engineering and Technology* (2012), p. 1–6.
- [154] D. H. TITTERTON et al. *Strapdown Inertial Navigation Technology*. London : Peter Peregrinus, 1997.
- [155] P. UHRICH. *Stabilité des Oscillateurs ultra-stables*. [http://softs.polytechnique.fr/departements/physique/colloques/pdf/2007/Uhrich\\_Pierre\\_X-ENS-UPS2007.pdf](http://softs.polytechnique.fr/departements/physique/colloques/pdf/2007/Uhrich_Pierre_X-ENS-UPS2007.pdf). Journées X-ENS-UPS de Physique, Accessed : 20 Juin 2016. 2007.
- [156] M. EL-DIASTY et al. « Calibration and Stochastic Modelling of Inertial Navigation Sensor Errors ». In : *Journal of Global Positioning Systems* (2008) 7.2 (2008), p. 170–182.
- [157] T. B. GABRIELSON. « Mechanical-thermal noise in micromachined acoustic and vibration sensors ». In : *IEEE Transactions on Electron Devices* 40.5 (1993), p. 903–909.
- [158] W. ABDEL-HAMID. « Accuracy Enhancement of Integrated MEMS-IMU/GPS Systems for Land Vehicular Navigation Applications ». PhD thesis. Calgary, Alberta, Canada : Department of Geomatics Eng., 2005.
- [159] M EL-DIASTY et al. « Temperature variation effects on stochastic characteristics for low-cost MEMS-based inertial sensor error ». In : *Measurement Science and Technology* 18.11 (2007), p. 3321.
- [160] W. C. BIN FANG et al. « An Optimal Calibration Method for a MEMS Inertial Measurement Unit ». In : *Int J Adv Robot Syst* 14 (2014), p. 1–14.
- [161] I. FROSIO et al. « Autocalibration of MEMS Accelerometers ». In : *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 58.6 (2009), p. 2034–2041.
- [162] Z. F. SYED et al. « A new multi-position calibration method for MEMS inertial navigation systems ». In : *Meas. Sci. Technol.* 18.7 (2007), p. 1897–1907.
- [163] F. CAMPS et al. « Numerical calibration for 3-axis accelerometers and magnetometers ». In : *Electro/Information Technology, 2009. eit '09. IEEE International Conference on*. 2009, p. 217–221.
- [164] T. NIEMINEN et al. « An enhanced multi-position calibration method for consumer-grade inertial measurement units applied and tested ». In : *Measurement Science and Technology* 21.10 (2010), p. 105204.
- [165] K. DRAGANOVA et al. « Attitude-independent 3-axis Accelerometer Calibration Based on Adaptive Neural network ». In : *Procedia Engineering* 87 (2014). the 28th European Conference on Solid-State Transducers, {EUROSENSORS} 2014, p. 1255–1258.
- [166] W. T. FONG et al. « Methods for in-field user calibration of an inertial measurement unit without external equipment ». In : *Meas. Sci. Technol.* 19.8 (2008), p. 085202.
- [167] G. MATTHIAS et al. « Performance comparison of accelerometer calibration algorithms based on 3D-ellipsoid fitting methods ». In : *Computer methods and programs in biomedicine* 111.1 (2013), p. 62–71.
- [168] A. KROHN et al. « Inexpensive and Automatic Calibration for Acceleration Sensors ». In : *Ubiquitous Computing Systems*. Springer Berlin Heidelberg, 2005, p. 245–258.
- [169] N. GRIP et al. « Simple non-iterative calibration for triaxial accelerometers ». In : *Measurement Science and Technology* 22.12 (2011), p. 125103.
- [170] V. RENAUDIN et al. « Complete Triaxis Magnetometer Calibration in the Magnetic Domain ». In : *J. of Sensors* 2010 (2010), p. 10.
- [171] E. BACHMANN et al. « Limitations of Attitude Estimation Algorithms for Inertial/Magnetic Sensor Modules ». In : *Robotics Automation Magazine, IEEE* 14.3 (2007), p. 76–87. ISSN : 1070-9932. DOI : 10.1109/MRA.2007.901320.

- [172] D. GEBRE-EGZIABHER et al. « Calibration of Strapdown Magnetometers in the Magnetic Field Domain ». In : *ASCE Journal of Aerospace Engineering* 19 (2006).
- [173] C. KONAVALIN. *Compensating for tilt, hard iron and soft iron effects*. <http://www.sensorsmag.com/sensors/motion-velocity-displacement/compensating-tilt-hard-iron-and-soft-iron-effects-6475>. Accessed : 20 Juin 2015. 2008.
- [174] J. VASCONCELOS et al. « Geometric Approach to Strapdown Magnetometer Calibration in Sensor Frame ». In : *Aerospace and Electronic Systems*, 47.2 (2011), p. 1293–1306.
- [175] J. MERKEL et al. « Indoor Navigation Using Accelerometer and Magnetometer ». Thesis. Linköpin University, Department of Electrical Engineering, 2011.
- [176] M. CARUSO. « Applications of Magnetoresistive Sensors in Navigation Systems ». In : *Sensors and Actuators* (1997), p. 15–21.
- [177] I. MARKOVSKY et al. « Consistent least squares fitting of ellipsoids ». In : *Numerische Mathematik* 98.1 (2004), p. 177–194.
- [178] M. KOK et al. « Calibration of a magnetometer in combination with inertial sensors ». In : *Proc. 15th International Conference on Information Fusion*. 2012, p. 787–793.
- [179] S. A. H. TABATABAEI et al. « A Fast Calibration Method for Triaxial Magnetometers ». In : *IEEE T. Instrumentation and Measurement* 62.11 (2013), p. 2929–2937.
- [180] A. ALI et al. « Swarm Optimization-Based Magnetometer Calibration for Personal Handheld Devices ». In : *Sensors* 12.9 (2012), p. 12455–12472.
- [181] I. SKOG et al. « Calibration of a MEMS inertial measurement unit ». In : *in Proc. XVII IMEKO WORLD CONGRESS, (Rio de Janeiro*. 2006.
- [182] D. JURMAN et al. « Calibration and data fusion solution for the miniature attitude and heading reference system ». In : *Sensors and Actuators A : Physical* 138.2 (2007), p. 411–420.
- [183] S. STANCIN et al. « Time- and Computation-Efficient Calibration of MEMS 3D Accelerometers and Gyroscopes ». In : *J. of Technology* 14.8 (2014), p. 14885–14915.
- [184] Y. LI et al. « An in situ hand calibration method using a pseudo-observation scheme for low-end inertial measurement units ». In : *Measurement Science and Technology* 23.10 (2012), p. 105104.
- [185] M. MLADENOV et al. « A step counter service for Java-enabled devices using a built-in accelerometer ». In : *Proc. of the 1st Int.l Workshop on Context-Aware Middleware and Services*. 2009, p. 1–5.
- [186] A. S. ALI et al. « An efficient and robust maneuvering mode to calibrate low cost magnetometer for improved heading estimation for pedestrian navigation ». In : *J. of Appl. Geodesy* 7.1 (2013), p. 65–73.
- [187] M. SUSI et al. « Motion Mode Recognition and Step Detection Algorithms for Mobile Phone Users ». In : *Sensors* 13.2 (2013), p. 1539–1562.
- [188] A. BRAJDIC et al. « Walk Detection and Step Counting on Unconstrained Smartphones ». In : *Proc. ACM Conf. Ubi. Comput. (UbiComp'13)*. 2013, p. 225–234.
- [189] W. Y. SHIH et al. « Estimating Walking Distance with a Smart Phone ». In : *Parallel Architectures, Algorithms and Programming (PAAP), 2012 Fifth International Symposium on*. 2012, p. 166–171.
- [190] H. WEINBERG. *Using the ADXL202 in Pedometer and Personal Navigation Applications*. AN-602 Application Note. 2002.
- [191] J. W. KIM et al. « A Step, Stride and Heading Determination for the Pedestrian Navigation System ». In : *J. Glob. Pos. Syst.* 3.1–2 (2004), p. 273–279.
- [192] R. LEVI et al. *Dead reckoning navigational system using accelerometer to measure foot impacts*. US Patent 5,583,776. 1996.
- [193] Q. LADETTO. « On foot navigation : continuous step calibration using both complementary recursive prediction and adaptive Kalman filtering ) ». In : *Proc. 13th Int. Tech. Meeting of the Satellite Division of The Inst. of Nav.* 2000, p. 1735–1740.

- [194] V. RENAUDIN et al. « Step Length Estimation Using Handheld Inertial Sensors ». In : *Sensors* 12 (2012), p. 6575–6579.
- [195] K. KUNZE et al. « Which Way Am I Facing : Inferring Horizontal Device Orientation from an Accelerometer Signal ». In : *International Symposium on Wearable Computers*. 2009, p. 149–150.
- [196] Y. XUAN et al. « Making indoor maps with portable accelerometer and magnetometer ». In : *Ubiquitous Positioning Indoor Navigation and Location Based Service (UPINLBS)* (2010), p. 1–7.
- [197] M. CHOWDHARY et al. « Method and Apparatus for Determining Walking Direction for a Pedestrian Dead Reckoning Process ». Brev. App. 13/682,684.
- [198] A. RAI et al. « Zee : Zero-effort Crowdsourcing for Indoor Localization ». In : *Proceedings of the 18th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. 2012, p. 293–304.
- [199] M. KOUROGI et al. « A method of pedestrian dead reckoning for smartphones using frequency domain analysis on patterns of acceleration and angular velocity ». In : *Position, Location and Navigation Symposium - PLANS 2014, 2014 IEEE/ION*. 2014, p. 164–168.
- [200] L. RONG et al. « Identification of Individual Walking Patterns Using Gait Acceleration ». In : *2007 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*. 2007, p. 543–546.
- [201] Z. XIAO et al. « Robust pedestrian dead reckoning (R-PDR) for arbitrary mobile device placement ». In : *Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2014 International Conference on*. 2014, p. 187–196.
- [202] Z. SUN et al. « Activity classification and dead reckoning for pedestrian navigation with wearable sensors ». In : *Meas. Sci. Technol.* 20.1 (2009), p. 1–10.
- [203] M. SHOAIB et al. « A Survey of Online Activity Recognition Using Mobile Phones ». In : *Sensors* 15.1 (2015), p. 2059–2085.
- [204] A. PERUZZI et al. « Estimation of stride length in level walking using an inertial measurement unit attached to the foot : A validation of the zero velocity assumption during stance ». In : *Journal of Biomechanics* 44 (2011), p. 1991–1994.
- [205] U. STEINHOFF et al. « Dead reckoning from the pocket - An experimental study ». In : *Pervasive Computing and Communications (PerCom), 2010 IEEE International Conference on*. 2010, p. 162–170.
- [206] Y. JIN et al. « A robust dead-reckoning pedestrian tracking system with low cost sensors ». In : *Int Conf. Comput. Commun.* (2011), p. 222–230.
- [207] J.-f. LI et al. « An Autonomous Waist-Mounted Pedestrian Dead Reckoning System by Coupling Low-Cost MEMS Inertial Sensors and FPG Receiver for 3D Urban Navigation ». In : *J. Eng. Sci. Technol* 7 (2014), p. 9–14.
- [208] P. GOYAL et al. « Strap-down Pedestrian Dead-Reckoning system ». In : *Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2011 International Conference on*. 2011, p. 1–7.
- [209] S. BEAUREGARD. « A Helmet-Mounted Pedestrian Dead Reckoning System ». In : *3rd Int. Forum on Applied Wearable Comput. (IFAWC)* (2006), p. 1–11.
- [210] G. MALANGA et al. « SECTION ONE ». In : *Gait Analysis In The Science Of Rehabilitation* 2 (1998), p. 1–10.
- [211] J. YANG. « Toward Physical Activity Diary : Motion Recognition Using Simple Acceleration Features with Mobile Phones ». In : *Proceedings of the 1st International Workshop on Interactive Multimedia for Consumer Electronics*. 2009, p. 1–10.
- [212] L. OJEDA et al. « Personal Dead-reckoning System for GPS-denied Environments ». In : *Proc. IEEE Int. Workshop on Safety, Security and Rescue Robotics*. 2007, p. 1–6.
- [213] I. SKOG et al. « Evaluation of Zero-Velocity Detectors for Foot-Mounted Inertial Navigation Systems ». In : *Proceedings of the 1st International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. 2010, p. 1–6.
- [214] M. HARDEGGER et al. « ActionSLAM on a Smartphone : At-Home Tracking with a Fully Wearable System ». In : *Proc. of the 4th Int. Conf. on Indoor Pos and Indoor Nav (IPIN'13) [Best Paper Award]*. 2013, p. 1–6.

- [215] D. GUSENBAUER et al. « Self-Contained Indoor Positioning on Off-The-Shelf Mobile Devices ». In : *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)* (2010), p. 1–9.
- [216] C. D. C. RANDELL et al. « Personal position measurement using Dead Reckoning ». In : *Proceedings of the Seventh International Symposium on Wearable Computers*. 2003, p. 166–173.
- [217] S. GUPTA et al. « Low cost infrastructure free form of indoor positioning ». In : *Proc. the 5th Int. Conf. on Indoor Pos. and Indoor Nav. (IPIN'14)*. 2014, p. 1–8.
- [218] I. CLELAND et al. « Optimal Placement of Accelerometers for the Detection of Everyday Activities ». In : *Sensors* 13 (2013), p. 9183–9200.
- [219] D. ANGUITA et al. « A Public Domain Dataset for Human Activity Recognition Using Smartphones ». In : *21th European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning, ESANN 2013*. 2013.
- [220] K. C. LAN et al. « Using smart-phones and floor plans for indoor location tracking ». In : *IEEE Transactions on Human-Machine Systems* 44.2 (2014), p. 211–221.
- [221] T. OBERG et al. « Basic gait parameters : Reference data for normal subjects, 10-79 years of age ». In : *J. of Rehabilitation Research and Development* 20.2 (1993), p. 210–223.
- [222] L. ZADEH. « Fuzzy sets ». In : *Information and Control* 8.3 (1965), p. 338–353.
- [223] D. JOSHI et al. « LVQ based speed adaptive swing and stance phase detection : An alternate to Foot Switch ». In : *International Journal of Advances in Soft Computing and Its Applications* 2 (1 2010), p. 30–39.
- [224] D. NAKACHE et al. « Evaluation : nouvelle approche avec juges ». In : *XXIIIème Congrès Informatique des organisations et systèmes d'information et de décision (INFORSID'05)*. 2005, p. 555–570.
- [225] S. H. SHIN et al. « Adaptive Step Length Estimation Algorithm Using Low-Cost MEMS Inertial Sensors ». In : *IEEE Sensors Applications Symposium*. 2007, p. 1–5.
- [226] H. LEPPÄKOSKI et al. « Pedestrian navigation based on inertial sensors, indoor map, and WLAN signals ». In : *in IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Process.* (2012), p. 1569–1572.
- [227] J. SCARLETT. *Enhancing the Performance of Pedometers Using a Single Accelerometer*. AN-900 Application note. 2005.
- [228] D. ALVAREZ et al. « Comparison of Step Length Estimators from Wearable Accelerometer Devices ». In : *Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS '06. 28th Annual International Conference of the IEEE*. 2006, p. 5964–5967.
- [229] J. JAHN et al. « Comparison and evaluation of acceleration based step length estimators for handheld devices ». In : *Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2010 International Conference on*. 2010, p. 1–6.
- [230] Y. C. LAI et al. « Development of a Pedestrian Indoor Navigation System Based on Multi-Sensor Fusion and Fuzzy Logic Estimation Algorithms ». In : *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* (2015), p. 81–86.
- [231] J. E. BERTRAM et al. « Multiple Walking Speed-frequency Relations are Predicted by Constrained Optimization ». In : *Journal of Theoretical Biology* 209.4 (2001), p. 445–453.
- [232] Z. ZHOU et al. « An Improved Dead Reckoning Algorithm for Indoor Positioning Based on Inertial Sensors ». In : *Proc. Int. Conf. Electrical, Automation and Mechanical Engineering*. 2015, p. 369–371.
- [233] J. FARRELL. *Aided Navigation : GPS with High Rate Sensors*. 1<sup>re</sup> éd. New York, NY, USA : McGraw-Hill, Inc., 2008. ISBN : 0071493298, 9780071493291.
- [234] S. AYUB et al. « A Sensor Fusion Method for Smart phone Orientation Estimation ». In : *13th Annual Post Graduate Symposium on the Convergence of Telecommunication, Networking and Broadcasting* (2012).
- [235] M. PEDLEY. *Tilt Sensing Using a Three-Axis Accelerometer*. [http://www.freescale.com/files/sensors/doc/app\\_note/AN3461.pdf](http://www.freescale.com/files/sensors/doc/app_note/AN3461.pdf). Accessed : 20 Juin 2015. 2003.

- [236] Q. LADETTO et al. « Combining Gyroscopes, Magnetic Compass and GPS for Pedestrian Navigation ». In : *Int. Symposium on Kinematic Systems in Geody, Geomatics and Nav.* 2001, p. 205–212.
- [237] N. MOHSSEN et al. « It's the Human That Matters : Accurate User Orientation Estimation for Mobile Computing Applications ». In : *Proceedings of the 11th International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems : Computing, Networking and Services.* 2014, p. 70–79.
- [238] Y. LI et al. « Real-time attitude tracking of mobile devices ». In : *Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2015 International Conference on.* 2015, p. 1–7.
- [239] H. FOURATI et al. « A Nonlinear Filtering Approach for the Attitude and Dynamic Body Acceleration Estimation Based on Inertial and Magnetic Sensors : Bio-Logging Application ». In : *IEEE Sensors Journal* 11.1 (2011), p. 233–244.
- [240] S. HAN et al. « A Novel Method to Integrate IMU and Magnetometers in Attitude and Heading Reference Systems ». In : *Journal of Navigation* 64 (04 2011), p. 727–738. ISSN : 1469-7785.
- [241] M. H. AFZAL et al. « Use of Earth's Magnetic Field for Mitigating Gyroscope Errors Regardless of Magnetic Perturbation ». In : *Sensors* 11.12 (2011), p. 11390.
- [242] Q. LADETTO et al. « Digital Magnetic Compass and Gyroscope Integration for Pedestrian Navigation ». In : *9th International Conference on Integrated Navigation Systems, St-Petersburg.* 2002.
- [243] T. MICHEL et al. « A comparative analysis of attitude estimation for pedestrian navigation with smartphones ». In : *Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2015 International Conference on.* 2015, p. 1–10.
- [244] C. E. WHITE et al. « Some map matching algorithms for personal navigation assistants ». In : *Transportation Research Part C : Emerging Technologies* 8.1 - 6 (2000), p. 91 –108.
- [245] G. WAHBA. « Problem 65-1 : A Least Squares Estimate of Satellite Attitude. » In : *SIAM Review* 7.3 (1965), p. 409–409.
- [246] A. M. SABATINI. « Estimating Three-Dimensional Orientation of Human Body Parts by Inertial/Magnetic Sensing ». In : *Sensor* 11.2 (2011), p. 1489–1525.
- [247] N. KAKIUCHI et al. « Pedestrian dead reckoning for mobile phones through walking and running mode recognition ». In : *16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013).* 2013, p. 261–267.
- [248] M. N. J. ABADI et al. « A Collaborative Approach to Heading Estimation for Smartphone-based PDR Indoor Localisation ». In : *Int. Conf. on Indoor Pos. and Indoor Nav. (IPIN'14).* 2014, p. 554 –563.
- [249] W. WAQAR et al. « Motion Modelling using Smartphones for Indoor Mobilephone Positioning ». In : *Proc. of the Newfoundland Conference on Electrical and Computer Engineering.* 2011, p. 1–4.
- [250] K. ALANEZI et al. « Impact of Smartphone Position on Sensor Values and Context Discovery ». In : *Computer Science Technical Reports* (2013).
- [251] O. INCEL et al. « A Review and Taxonomy of Activity Recognition on Mobile Phones ». In : *BioNanoScience* 3.2 (2013), p. 145–171.
- [252] J. geun PARK et al. « Online Pose Classification and Walking Speed Estimation using Handheld Devices ». In : *Ubiquitous (UbiComp)* (2012), p. 1 –10.
- [253] I. T. JOLLIFFE. *Principal Component Analysis.* 2<sup>e</sup> éd. New York, NY, USA : Springer New York, 2002.
- [254] T. N. LEBART L. Morineau A. « Techniques de la description statistique : méthodes et logiciels pour l'analyse des grands tableaux ». In : *Population* 34.1 (1979).
- [255] J. QIAN et al. « Vector Graph Assisted Pedestrian Dead Reckoning Using an Unconstrained Smartphone ». In : *Sensors* 15.3 (2015), p. 5032–5057.
- [256] C. COMBETTES et al. « Comparison of Misalignment Estimation Techniques Between Handheld Device and Walking Directions ». In : *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation.* 2015, p. 1–8.

- [257] R. YARLAGADDA et al. « GPS GDOP metric ». In : *Radar, Sonar and Navigation, IEE Proceedings* 147 (5 2000), p. 259–264.
- [258] F. KAYA et al. « A Computer Simulation of Dilution of Precision in the Global Positioning System Using Matlab ». In : *Proceedings of the 4th International Conference on Electrical and Electronic Engineering*. 2005, p. 7–11.
- [259] M. F. YUEN. « DILUTION OF PRECISION (DOP) CALCULATION FOR MISSION PLANNING PURPOSES ». Thèse de doct. NAVAL POSTGRADUATE SCHOOL, 2009.
- [260] T. VINCENTY. « DIRECT AND INVERSE SOLUTIONS OF GEODESICS ON THE ELLIPSOID WITH APPLICATION OF NESTED EQUATIONS ». In : *Survey Review* 23.176 (1975), p. 88–93.