

THÈSE

Pour l'obtention du grade de
DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE POITIERS
UFR des sciences fondamentales et appliquées
Pôle poitevin de recherche pour l'ingénieur en mécanique, matériaux et énergétique - PPRIMME
(Poitiers)
(Diplôme National - Arrêté du 25 mai 2016)

École doctorale : Sciences et ingénierie en matériaux, mécanique, énergétique et aéronautique -
SIMMEA (Poitiers)
Secteur de recherche : Biomécanique et bio-ingénierie

Présentée par :
Alexis Nez

Mesure inertielle pour l'analyse du mouvement humain. Optimisation des méthodologies de traitement et de fusion des données capteur, intégration anatomique

Directeur(s) de Thèse :
Patrick Lacouture, Tony Monnet, Laetitia Fradet

Soutenue le 06 juillet 2017 devant le jury

Jury :

Président	Raphaël Dumas	Directeur de recherche, IFSTTAR de Lyon
Rapporteur	Raphaël Dumas	Directeur de recherche, IFSTTAR de Lyon
Rapporteur	Frédéric Marin	Professeur des Universités, Université de Compiègne
Membre	Patrick Lacouture	Professeur des Universités, Université de Poitiers
Membre	Tony Monnet	Maître de conférences, Université de Poitiers
Membre	Laetitia Fradet	Maître de conférences, Université de Poitiers
Membre	Hassen Fourati	Maître de conférences, Université de Grenoble

Pour citer cette thèse :

Alexis Nez. *Mesure inertielle pour l'analyse du mouvement humain. Optimisation des méthodologies de traitement et de fusion des données capteur, intégration anatomique* [En ligne]. Thèse Biomécanique et bio-ingénierie. Poitiers : Université de Poitiers, 2017. Disponible sur Internet <<http://theses.univ-poitiers.fr>>

UNIVERSITÉ DE POITIERS

*École Doctorale Sciences et Ingénierie en Matériaux, Mécanique, Énergétique et
Aéronautique (ED 522)*

Institut P' – CNRS – Université de Poitiers – ISAE-ENSMA – UPR 3346

Thèse pour obtenir le grade de
Docteur de l'Université de Poitiers
Biomécanique et Bio-Ingénierie

Présentée et soutenue par

Alexis NEZ

le 06 juillet 2017

Mesure inertielle pour l'analyse du mouvement humain

*Optimisation des méthodologies de traitement et de fusion
des données capteur, intégration anatomique*

Thèse dirigée par Laetitia Fradet, Tony Monnet et Patrick Lacouture

Jury

Président

Frédéric Marin	Professeur des Universités	Université de technologie de Compiègne
----------------	----------------------------	---

Rapporteur

Raphaël Dumas	Directeur de recherche	IFSTTAR Lyon
---------------	------------------------	--------------

Examineurs

Hassen Fourati	Maître de conférences	Université de Grenoble
Laetitia Fradet	Maître de conférences	Université de Poitiers
Tony Monnet	Maître de conférences	Université de Poitiers
Patrick Lacouture	Professeur des Universités	Université de Poitiers

à mon grand-père,

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier les membres de ce jury. Merci aux professeurs Frédéric Marin et Raphaël Dumas pour l'intérêt qu'ils ont porté à ce travail de thèse en acceptant d'en être les rapporteurs. Merci également à Monsieur Hassen Fourati, examinateur de ce travail.

Je ne remercierai jamais assez mes trois directeurs de thèse Laetitia Fradet, Tony Monnet et Patrick Lacouture pour m'avoir donné l'occasion de travailler sur un sujet moderne et passionnant. Si le problème de l'indisponibilité des directeurs de thèse est parfois soulevé, tous trois ont su faire défaut à cette règle tout au long de ces trois années.

Je remercie également l'ensemble des membres de l'équipe RoBioSS du laboratoire PPRIME : Arnaud, Mathieu, Floren, Antoine et Pierre, ainsi que mes collègues et anciens collègues doctorants d'ici et d'ailleurs : Marien, Maëva, Julien, Maxime, Boris ainsi que le Dr. Ménard.

Je n'oublie pas mes professeurs, notamment ceux qui m'ont donné l'occasion d'aborder cette discipline si particulière qu'est la biomécanique : Pierre Grailhe, Philippe Rouch, Jennifer Lecompte, Patricia Thoreux.

J'ai une pensée tout particulière pour ma famille et notamment mon grand-père qui aurait, j'en suis sûr, décortiqué ce manuscrit.

Je tiens enfin à remercier Audrey pour son soutien et son travail de relecture jusque dans les derniers instants.

Finalement, à tous les lecteurs de ce travail . . .

Table des matières

Remerciements	i
Table des matières	iii
Table des figures	ix
Liste des tableaux	xix
Notations	xxiii
Avant-propos	xxv
Introduction	xxvii
Partie A Étude des capteurs inertiels	1
I Revue de littérature	3
1.1 Les erreurs stochastiques	3
1.1.1 Description et modélisation des principaux bruits de mesure . . .	4
1.1.1.1 Le bruit thermique	4
1.1.1.2 L'instabilité du biais	6
1.1.1.3 Les autres bruits	9
1.1.2 Identification et évaluation des principaux bruits de mesure . . .	9
1.1.2.1 L'autocorrélation	9
1.1.2.2 La densité spectrale de puissance	10
1.1.2.3 La variance d'Allan	11
1.1.3 Effet des bruits sur la mesure inertielle	20
1.1.4 Bilan	21
1.2 Les erreurs déterministes	23
1.2.1 Les modèles de mesure	23
1.2.1.1 Le modèle linéaire simple	24
1.2.1.2 Prise en compte du défaut d'orthogonalité	24
1.2.1.3 Prise en compte des sensibilités transverses et du défaut d'alignement	25
1.2.1.4 L'influence de la température	26
1.2.1.5 Erreurs spécifiques aux magnétomètres	27
1.2.1.6 Erreurs non prises en compte	28
1.2.2 Les procédures de calibrage	30
1.2.2.1 Les magnétomètres	30

1.2.2.2	Les accéléromètres	34
1.2.2.3	Les gyroscopes	39
1.2.2.4	Bilan	41
II	Analyse des bruits de mesure	43
2.1	Introduction	43
2.2	Identification des bruits de mesure	44
2.2.1	Matériel et méthode	44
2.2.2	Résultats	45
2.2.2.1	Capteurs pour l'analyse du mouvement	45
2.2.2.2	Capteur de niveau tactique	51
2.2.3	Comparaison des capteurs testés	51
2.3	Proposition de modélisation	54
2.3.1	Accéléromètres et magnétomètres	54
2.3.2	Gyroscopes	56
2.4	Discussion	57
III	Calibrage des accéléromètres	59
3.1	Introduction	60
3.2	Étude 1 : Évaluation des méthodes de calibrage existantes	60
3.2.1	Capteurs testés	60
3.2.2	Méthodes de calibrage	61
3.2.2.1	Méthode A : calibrage optimisé à partir d'un dispositif d'orientation	61
3.2.2.2	Méthodes B et C : calibrage optimisé à partir d'une surface horizontale	63
3.2.2.3	Méthode D : calibrage direct à partir d'une surface ho- rizontale	64
3.2.2.4	Méthodes E à G : multi-position	64
3.2.3	Traitement des données	65
3.2.3.1	Calcul de l'erreur d'accélération	65
3.2.3.2	Calcul de l'erreur d'orientation	65
3.2.4	Résultats	67
3.2.4.1	Effet du calibrage sur l'erreur d'accélération	67
3.2.4.2	Effet du calibrage sur l'erreur angulaire	70
3.2.5	Discussion et recommandations	70
3.3	Étude 2 : Prise en compte de la température	73
3.3.1	Proposition d'une méthode de calibrage simple	74
3.3.2	Traitement des données	76
3.3.2.1	Effet de la variabilité thermique sur la mesure	76
3.3.2.2	Variabilité temporelle du calibrage	77
3.3.3	Résultats	78
3.3.3.1	Variabilité du calibrage en fonction de la température	78
3.3.3.2	Effet de la variabilité thermique sur la mesure	81
3.3.3.3	Variabilité temporelle du calibrage	82
3.3.4	Discussion	84
IV	Calibrage des gyroscopes	87
4.1	Introduction	87

4.2	Etude 1 : Proposition d'une méthode de calibrage simple	88
4.2.1	Matériel et méthode	88
4.2.1.1	Calibrage à un point de température	88
4.2.1.2	Prise en compte de la température	89
4.2.2	Traitement des données	90
4.2.2.1	Effet de la variabilité thermique sur la mesure	90
4.2.2.2	Variabilité temporelle du calibrage	92
4.2.3	Résultats	93
4.2.3.1	Variabilité du calibrage en fonction de la température	93
4.2.3.2	Effet de la variabilité thermique sur la mesure	94
4.2.3.3	Variabilité temporelle du calibrage	97
4.3	Etude 2 : Evaluation des méthodes de calibrage	99
4.3.1	Méthode	99
4.3.2	Résultats	102
4.3.3	Discussion	104
Partie B Estimation de l'orientation		107
V	Revue de littérature	109
5.1	Représentation de l'orientation	109
5.1.1	Définition des repères de travail	109
5.1.2	Différents formalismes	110
5.2	Les algorithmes déterministes	115
5.2.1	Définition des vecteurs de référence	115
5.2.2	Problème de Wahba	116
5.2.3	4 algorithmes principaux	117
5.3	Les algorithmes stochastiques	122
5.3.1	Prise en compte des gyroscopes	123
5.3.2	Le filtre complémentaire	126
5.3.3	L'approche Bayésienne	128
5.4	Le filtre de Kalman	132
5.4.1	Présentation	132
5.4.2	Le filtre de Kalman étendu	133
5.4.3	Paramétrisation d'un filtre de Kalman	133
VI	Implémentation d'un filtre de Kalman appliqué à l'estimation de l'orientation à partir d'une mesure inertielle	145
6.1	Introduction	145
6.2	Détails des choix réalisés	145
6.3	Détails de l'algorithme	147
6.3.1	Initialisation	147
6.3.2	Prédiction	147
6.3.3	Mise à jour	150
6.4	Discussion	153
VII	Identification des matrices de covariance optimales	155
7.1	Introduction	155
7.2	Matériel et méthode	156

7.2.1	Système optoélectronique	157
7.2.2	Capteurs inertiels	157
7.2.3	Mouvements imposés	158
7.2.4	Traitement des données	159
7.2.5	Méthode de validation	166
7.2.6	Évaluation de l'effet du calibrage	166
7.2.7	Évaluation du processus d'adaptation	167
7.3	Résultats	168
7.3.1	Analyse générale des courbes obtenues	168
7.3.2	Identification du biais des gyroscopes σ_{bg}	171
7.3.3	Identification des bruits blancs σ_g , σ_a et σ_m	176
7.3.4	Effet du calibrage	180
7.3.5	Effet de l'adaptation	185
7.3.6	Bilan	188
7.4	Validation	189
7.5	Discussion	193

Partie C Intégration anatomique des capteurs inertiels 197

VIII Revue de littérature 199

8.1	Calibrage anatomique	199
8.1.1	Introduction	199
8.1.2	Alignement manuel	200
8.1.3	Positions statiques	200
8.1.4	Approche anatomique	201
8.1.5	Approche fonctionnelle	201
8.1.6	Bilan	201
8.2	Positionnement des capteurs inertiels	203
8.2.1	Introduction	203
8.2.2	Littérature dédiée aux capteurs inertiels	204
8.2.3	Littérature dédiée aux systèmes optoélectroniques	206
8.2.4	Bilan	206

IX Calibrage anatomique 209

9.1	Introduction	209
9.2	Matériel et méthode	210
9.2.1	Participants	210
9.2.2	Protocole	210
9.2.3	Mesure du mouvement	210
9.2.4	Axes segmentaires de référence	211
9.2.5	Formalismes d'identification des axes segmentaires	213
9.2.6	Calcul de l'erreur	218
9.2.7	Traitement statistique	219
9.3	Résultats	219
9.3.1	Axes fonctionnels de la cuisse	219
9.3.2	Axes fonctionnels de la jambe	220
9.3.3	Axe fonctionnel du pied	221
9.4	Discussion	221

X	Positionnement des capteurs inertiels	225
10.1	Introduction	225
10.2	Matériel et méthode	226
10.2.1	Participants	226
10.2.2	Acquisition du mouvement	226
10.2.3	Protocole	227
10.2.4	Traitement des données	227
10.2.5	Traitement statistique	227
10.3	Résultats	228
10.3.1	Analyse fréquentielle de l'accélération	228
10.3.2	Analyse fréquentielle de la vitesse de rotation	232
10.3.3	Analyse fréquentielle de l'orientation	233
10.4	Discussion	234
	Conclusion et perspectives	237
	Annexes	243
A	Validation du modèle de mesure linéaire	245
B	Évaluation des erreurs déterministes non prises en compte par le modèle gyroscopique	247
2.1	g-sensitivity	247
2.2	Hystérésis	248
C	Analyse stochastique des capteurs APDM Opal	249
3.1	Détail des courbes obtenues	249
3.2	Évolution temporelle des bruits de mesure	249
D	Choix du nombre d'orientations imposées pour le calibrage des accéléromètres à partir d'un dispositif d'orientation	255
E	Validation de l'algorithme d'optimisation pour le calibrage multi-position des accéléromètres	257
F	Validation du modèle de mesure à douze paramètres	259
G	Évaluation de la mesure de référence pour la validation du calibrage des gyroscopes	261
H	Répétabilité des mouvements imposés pour l'identification des matrices de covariance	263
I	Gestion des repères de travail propres à la mesure inertielle et à la mesure optoélectronique	269
9.1	Identification du changement de repère	269
9.2	Résultats	272

J	Synchronisation des systèmes d'acquisition inertiel et optoélectronique	275
K	Synchronisation des mesures inertielles	279
L	Influence de la durée d'acquisition sur l'identification des paramètres de Kalman	281
M	Analyse fréquentielle des données inertielles en fonction du positionnement des capteurs	285
	Bibliographie	289
	Résumé	305
	Abstract	307

Table des figures

I.1	La mesure inertielle du mouvement humain est accomplie en trois étapes	xxx
A.1	Fusion des données inertielles	1
1.1	Signal issu d'un gyroscope immobile. Les erreurs stochastiques sont mises en évidence, aussi bien à hautes qu'à basses fréquences.	4
1.2	Le bruit blanc, modèle du bruit thermique	5
1.3	L'instabilité du biais, perturbation évoluant à basse fréquence	7
1.4	Fonction d'autocorrélation d'un processus de Gauss-Markov (d'après El-Diasty et Pagiatakis [1])	10
1.5	Fonction d'autocorrélation issue d'une triade d'accéléromètres avant et après filtrage par ondelettes (d'après Quinchia et al. [2])	10
1.6	Courbe caractéristique de la DSP en fonction de la fréquence d'échantillonnage (modifié à partir des spécifications IEEE [3])	11
1.7	Signal découpé en N clusters de durée τ (à partir de Vaccaro et Zaki [4])	12
1.8	Courbe caractéristique de la variance d'Allan en fonction de la période d'échantillonnage (modifiée à partir des spécifications IEEE [5])	12
1.9	Variance d'Allan calculée à partir du bruit blanc généré à $\sigma_{WN} = 0.2 \text{ deg/s}$	13
1.10	Variance d'Allan calculée à partir d'un biais instable (modifiée à partir de IEEE [5])	14
1.11	Variance d'Allan calculée à partir d'une marche aléatoire générée à partir d'un bruit blanc sous-jacent à $\sigma_{RW} = 0.001 \text{ deg/s}$	15
1.12	Variance d'Allan calculée à partir de la superposition d'un bruit blanc généré à $\sigma_{WN} = 0.2 \text{ deg/s}$ et d'une marche aléatoire générée à partir d'un bruit blanc sous-jacent à $\sigma_{RW} = 0.001 \text{ deg/s}$	15
1.13	Variance d'Allan calculée à partir d'un processus de Gauss-Markov généré à partir d'un bruit blanc sous-jacent à $\sigma_{GM} = 3,5 \cdot 10^{-4} \text{ deg/s}$ pour une période de corrélation $T_c = 9 \text{ s}$	17
1.14	Variance d'Allan calculée à partir de la superposition d'un bruit blanc généré à $\sigma_{WN} = 0.2 \text{ deg/s}$ et d'un processus de Gauss-Markov généré à partir d'un bruit blanc sous-jacent à $\sigma_{GM} = 7 \cdot 10^{-4} \text{ deg/s}$ à la période de corrélation $T_c = 100 \text{ s}$	17
1.15	Variance d'Allan calculée à partir d'un bruit de quantification (modifiée à partir de IEEE [5])	18
1.16	Variance d'Allan calculée à partir d'une rampe de vitesse (modifiée à partir de IEEE [5])	19
1.17	Évolution de la variance d'Allan à partir d'un modèle constitué d'un bruit blanc et d'une marche aléatoire. Les barres verticales mettent en évidence les incertitudes (à partir de Vaccaro et Zaki [4])	20

1.18	Variance d'Allan expérimentale et théorique, à partir d'un modèle complexe (à partir de Yuksel et al. [6])	20
1.19	Évolution de l'erreur issue du bruit blanc (courbe bleue), du processus de Gauss-Markov (courbe rouge) et de l'erreur totale (courbe noire) (à partir de Wall et Bevly [7])	21
1.20	Évolution de la variance d'Allan pour deux gyroscopes de qualité différente [7]	23
1.21	Le modèle de mesure assure la conversion des potentiels en une unité adaptée	23
1.22	Définition du repère orthogonal	25
1.23	Évolution des signaux lors d'une variation de température	27
1.24	Le comportement réel est légèrement non-linéaire (à partir de Skog et Händel [8])	28
1.25	Phénomène d'hystérésis sur la mesure issue d'accéléromètres en fonction de la température (à partir de Yuksel et al. [6])	29
1.26	Bobines de Helmholtz tri-dimensionnelles (Micro Magnetics, Inc)	31
1.27	Méthode <i>swinging</i> (d'après Gebre-Egziabher et al. [9])	32
1.28	Effets de ces erreurs de calibrage sur la visualisation 2D de la mesure issue d'une triade de magnétomètres (modifié à partir de Gebre-Egziabher et al. [9])	33
1.29	Outil de calibrage des magnétomètres MicroStrain®	34
1.30	Six orientations sont imposées au capteur	35
1.31	Orientations optimales d'après Zhang et al. [10] à reproduire pour l'ensemble des six faces du capteur et à ajouter au schéma de la méthode <i>6-position</i>	39
2.1	Capteur inertiel APDM Opal destiné à l'analyse du mouvement humain	45
2.2	Capteur inertiel MicroStrain 3DM-GX4-25	45
2.3	Variance d'Allan d'une triade d'accéléromètres intégrée à un capteur APDM Opal	46
2.4	Identification des grandeurs caractéristiques du bruit blanc et de l'instabilité du biais sur les accéléromètres d'un capteur APDM Opal	46
2.5	Comparaison des courbes de variance d'Allan obtenues en fonction de la configuration des accéléromètres	47
2.6	Variance d'Allan d'une triade de gyroscopes intégrée à un capteur APDM Opal	48
2.7	Observation de bruits additionnels sur certaines mesures gyroscopiques	48
2.8	Identification des grandeurs caractéristiques du bruit blanc et de l'instabilité du biais sur les gyroscopes d'un capteur APDM Opal	49
2.9	Variance d'Allan d'une triade de magnétomètres intégrée à un capteur APDM Opal	50
2.10	Identification des grandeurs caractéristiques du bruit blanc et de l'instabilité du biais sur les magnétomètres d'un capteur APDM Opal	50
2.11	Évolution de la variance d'Allan des mesures issues d'un capteur inertiel MicroStrain 3DM-GX4-25	51
2.12	Identification des grandeurs caractéristiques du bruit blanc et de l'instabilité du biais sur le capteur MicroStrain 3DM-GX4-25	52
2.13	Caractéristiques stochastiques des accéléromètres	53

2.14	Caractéristiques stochastiques des magnétomètres	53
2.15	Caractéristiques stochastiques des gyroscopes	53
2.16	Modélisation stochastique des accéléromètres issus d'un capteur APDM Opal	55
2.17	Modélisation stochastique des magnétomètres	55
2.18	Attribution d'un modèle traduisant le comportement stochastique des gyroscopes issus d'un capteur APDM Opal	56
3.1	Banc d'essai motorisé équipé d'un capteur APDM Opal	62
3.2	Adaptateurs d'assemblage des capteurs APDM Opal et Cometa WaveTrack sur l'arbre moteur	63
3.3	Les six orientations qui caractérisent les méthodes B et C	64
3.4	Deuxième partie du schéma des calibrages E à G, où l'axe z pointe vers le haut à partir d'un plan incliné à environ 45° . Le schéma est ensuite répété avec l'axe z pointant vers le bas, puis de même avec les axes x et y	65
3.5	Calcul de l'angle d'inclinaison d'un objet à un degré de liberté en rotation à partir de la mesure de \mathbf{g}	67
3.6	Erreur sur l'accélération (moyenne et écart-type) résultante de chaque méthode de calibrage. Les couleurs mettent en évidence les trois groupes pour lesquels la différence est significative.	68
3.7	Erreurs obtenues sur les capteurs APDM Opal	69
3.8	Erreurs obtenues sur les capteurs FGP FA3403	69
3.9	Incertitude sur l'angle engendrée par les trois familles de calibrage, sur la plage d'inclinaison $0^\circ - 90^\circ$, à partir d'un accéléromètre uniaxial (courbes pointillées) et à partir d'un accéléromètre triaxial (lignes continues). 0° et 90° correspondent respectivement à l'horizontal et à la vertical.	70
3.10	Chauffage d'appoint placé à proximité du capteur dont l'orientation est imposée par le banc motorisé	75
3.11	La température interne du capteur varie de 0°C jusqu'à 40°C alors que les signaux bruts issus des accéléromètres sont enregistrés	75
3.12	Identification de la variabilité due au vieillissement des coefficients de calibrage	78
3.13	Exemple d'évolution des coefficients de calibrage en fonction de la température pour un capteur APDM Opal	79
3.14	Évolution des coefficients de calibrage en fonction de la température pour les douze capteurs APDM Opal	80
3.15	Erreur sur l'accélération engendrée par la variabilité thermique des coefficients de calibrage lorsque les capteurs sont soumis à 6 g	81
3.16	Erreur sur l'accélération engendrée par la variabilité thermique des coefficients de calibrage lorsque les capteurs sont soumis à l'accélération de pesanteur	82
3.17	Évolution des coefficients de calibrage en fonction de la température pour un même capteur APDM Opal calibré trois fois au cours d'une année	83
3.18	Part de responsabilité de chaque type de coefficient de calibrage sur l'erreur due au vieillissement	83
4.1	Alignement des trois axes du capteur avec l'arbre moteur vertical	88
4.2	Représentation simplifiée du profil de vitesse imposé par le banc à la triade de gyroscopes. Les sept acquisitions sont mises en évidence en rouge	89

4.3	Chauffage d'appoint placé à proximité du capteur dont la vitesse de rotation est imposée par le banc motorisé	90
4.4	La température interne du capteur varie de 0°C jusqu'à 40°C alors que les signaux bruts issus des gyroscopes sont enregistrés	91
4.5	Identification de la variabilité temporelle des coefficients de calibrage	93
4.6	Exemple d'évolution des coefficients de calibrage en fonction de la température pour un capteur APDM Opal	94
4.7	Évolution des coefficients de calibrage en fonction de la température pour les douze capteurs APDM Opal	95
4.8	Erreur sur la vitesse de rotation engendrée par la variabilité thermique des coefficients de calibrage	96
4.9	Part de responsabilité de chaque type de coefficient de calibrage sur l'erreur due aux variations de température	96
4.10	Évolution des coefficients de calibrage en fonction de la température pour un même capteur APDM Opal calibré quatre fois au cours d'une année	97
4.11	Évolution des offsets, après correction du biais d'allumage, en fonction de la température pour un même capteur APDM Opal calibré quatre fois au cours d'une année	98
4.12	Part de responsabilité de chaque type de coefficient de calibrage sur l'erreur due à l'évolution des capteurs au cours d'une année	98
4.13	Équerre équipée de cinq marqueurs réfléchissants et d'un capteur inertiel	100
4.14	L'équerre est mise en mouvement à la main pendant 10 min	101
4.15	Mesure gyroscopique soumise à une variation de température imposée lors d'une acquisition statique	102
4.16	Comparaison entre la vitesse de rotation de référence mesurée par le système optoélectronique et par les gyroscopes à l'aide du calibrage proposé dans ce chapitre.	103
4.17	Évaluation des méthodes de calibrage des gyroscopes en comparaison avec la mesure optoélectronique	103
B.1	Deuxième étape du processus de mesure inertielle du mouvement humain : estimation de l'orientation des capteurs	107
5.1	Définition des repères d'observation	110
5.2	Définition du repère local	110
5.3	Exemples de séquences d'angles	111
5.4	Blocage de Cardan intervenant lorsque le tangage est à $\pm 90^\circ$	112
5.5	Définition du repère attribué à la cuisse	112
5.6	Illustration de la rotation définie par un quaternion	114
5.7	Les composantes du champ magnétique terrestre dans le repère NED	116
5.8	Cartes des caractéristiques du champ magnétique terrestre en 2015 (d'après le modèle IGRF [11])	116
5.9	Création des repères orthonormés de la méthode TRIAD	118
5.10	Angle de tangage obtenu à partir de l'algorithme FQA, comparé avec l'angle de référence	122
5.11	Évolution de l'angle de tangage à partir de l'intégration de la mesure gyroscopique, en comparaison avec une orientation de référence	125
5.12	Phénomène de dérive lors de l'intégration de la mesure gyroscopique	125

5.13	Comparaison de l'erreur obtenue à partir de la résolution d'ordre zéro et d'ordre un	126
5.14	La structure du filtre complémentaire (à partir de Higgins [12]). G est un filtre passe-bas alors que $1 - G$ est un filtre passe-haut.	127
5.15	Angle de tangage estimé au cours d'un mouvement de plus de deux minutes constitué de chocs réguliers	127
5.16	Évolution de l'erreur d'orientation issue du filtre complémentaire	128
6.1	Structure générale du filtre de Kalman	147
6.2	Schématisation des principales étapes du filtre de Kalman proposé	153
7.1	Objet équipé d'un capteur inertiel et de cinq marqueurs réfléchissants	157
7.2	Détail des 27 acquisitions réalisées	158
7.3	Application des mouvements de l'équerre à la main, dans le champs de mesure du système optoélectronique	159
7.4	Repère de l'équerre défini par les marqueurs réfléchissants	160
7.5	Représentation des deux repères d'observation propres à chaque système d'acquisition	161
7.6	Processus d'identification	161
7.7	Estimation de la durée du processus d'identification	162
7.8	Représentation de l'erreur en fonction de σ_g et σ_a pour une valeur de σ_m choisie	164
7.9	Zoom sur une zone optimale et restriction du calcul à cette zone	164
7.10	Calcul des erreurs d'orientation moyennes sur les trois capteurs testés et sur les trois répétitions réalisées	165
7.11	Illustration de l'identification des paramètres optimaux en minimisant l'addition de la moyenne et d'un écart-type	165
7.12	L'analyse de la covariance du résidu reflète l'évolution des accélérations subies par le capteur	167
7.13	Identification des zones spécifiques à partir d'une courbe de résultats	168
7.14	Distribution de la composante roulis-tangage de l'erreur d'orientation en fonction de σ_g et σ_a à partir des capteurs APDM Opal	169
7.15	Mise en évidence de l'invariance du résultat selon une direction diagonale	169
7.16	Distribution de la composante roulis-tangage de l'erreur d'orientation en fonction de σ_g et σ_a à partir du capteur MicroStrain 3DM-GX4-25	170
7.17	Évolution de la composante roulis-tangage de l'erreur d'orientation issue des mouvements lents pour différentes valeurs de σ_{b_g}	171
7.18	Évolution de la composante roulis-tangage de l'erreur d'orientation issue des mouvements intermédiaires pour différentes valeurs de σ_{b_g}	172
7.19	Analyse fine de l'erreur d'orientation issue des mouvements intermédiaires en zoomant sur la zone optimale	173
7.20	Analyse fine de l'erreur d'orientation issue des mouvements rapides en zoomant sur la zone optimale	173
7.21	Évolution de la composante roulis-tangage de l'erreur d'orientation issue du capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 lors de la réalisation du mouvement lent pour différentes valeurs de σ_{b_g}	174
7.22	Erreur d'orientation issue des mouvements lents en fonction de σ_g et de σ_a pour différentes valeurs de σ_m	176

7.23	Erreur d'orientation issue des mouvements intermédiaires en fonction de σ_g et de σ_a pour différentes valeurs de σ_m	177
7.24	Erreur d'orientation issue des mouvements rapides en fonction de σ_g et de σ_a pour la valeur optimale identifiée de σ_m	178
7.25	Erreur d'orientation issue d'une acquisition statique en fonction de σ_g et de σ_a pour la valeur optimale identifiée de σ_m	179
7.26	Erreur d'orientation issue du mouvement lent imposé au capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 en fonction de σ_g et de σ_a pour la valeur optimale identifiée de σ_m	180
7.27	Erreur d'orientation issue des mouvements lents en fonction du calibrage des magnétomètres	181
7.28	Erreur d'orientation issue des mouvements lents en fonction du calibrage des accéléromètres	182
7.29	Erreur d'orientation issue des mouvements intermédiaire en fonction du calibrage des gyroscopes	184
7.30	Erreur d'orientation issue des mouvements lents en fonction de σ_g et de σ_a pour différentes valeurs de T_{adapt}	186
7.31	Erreur d'orientation issue des mouvements intermédiaires en fonction de σ_g et de σ_a pour différentes valeurs de T_{adapt}	186
7.32	Erreur d'orientation en fonction de σ_g et de σ_a à partir d'un mouvement lent entrecoupé de chocs	187
7.33	Mesure gyroscopique lors d'une acquisition statique d'une heure. Le biais du gyroscope estimé par le filtre de Kalman est également représenté.	189
7.34	Orientation issue du filtre de Kalman optimal en comparaison avec l'orientation de référence issue du système optoélectronique.	190
7.35	Orientation issue du filtre de Kalman optimal en comparaison avec l'orientation de référence issue du système optoélectronique lors de la réalisation d'un mouvement lent à partir du capteur MicroStrain 3DM-GX4-25.	190
7.36	Orientation issue de l'algorithme FQA et du filtre de Kalman optimal, en comparaison avec l'orientation de référence dans le cas d'une phase statique	191
7.37	Identification automatique des mouvements lent, intermédiaire, rapide et immobile	192
7.38	Évolution de l'erreur d'orientation issue de l'algorithme constructeur et du filtre de Kalman optimal au cours du mouvement de validation	192
7.39	Orientation estimée à partir d'un filtre de Kalman mal paramétré	193
C.1	Troisième étape du processus de mesure inertielle du mouvement humain : déduction de l'orientation des segments corporels	197
8.1	Représentation des positions dites <i>N-pose</i> et <i>T-pose</i>	200
9.1	Placement des marqueurs réfléchissants	211
9.2	Définition des repères techniques	212
9.3	Norme de la vitesse de rotation de la cuisse mesurée par des gyroscopes lors de la réalisation de six mouvements d'abduction/adduction de hanche	214
9.4	Identification de l'axe de rotation en analysant la vitesse de rotation de la jambe	215
9.5	Identification de l'axe de rotation en analysant l'orientation relative à partir d'un mouvement simulé	216

9.6	Identification de l'axe de rotation en analysant l'orientation relative à partir de mouvements réels	217
9.7	En tournant autour de l'axe de rotation, le vecteur fixe dans le repère distal dessine un cône du point de vue du repère proximal	217
9.8	Identification de l'axe de rotation en analysant la trajectoire d'un vecteur du repère distal par rapport au capteur proximal	218
9.9	Identification des axes d'abduction/adduction et de flexion/extension de la hanche à partir des différents mouvements et de différentes approches numériques	219
9.10	Identification de l'axe longitudinal de la cuisse à partir de différentes approches numériques	220
9.11	Identification des axes segmentaires de la jambe à partir des différents mouvements et de différentes approches numériques	220
9.12	Identification de l'axe de flexion plantaire/dorsale de la cheville à partir des différents mouvements et de différentes approches numériques	221
10.1	Placement des capteurs inertiels	226
10.2	Densité spectrale de puissance des signaux d'accélération, de vitesse de rotation et d'orientation issues du capteur proximal placé sur la cuisse au cours d'un essai de sprint. Les puissances ont été normalisées par rapport à leur valeur maximale.	228
10.3	Mise en évidence de la distribution fréquentielle de l'accélération mesurée par le capteur proximal et le capteur distal placés sur la cuisse en fonction de l'allure des mouvements	230
10.4	Mise en évidence de la distribution fréquentielle de l'accélération mesurée par le capteur proximal et le capteur distal placés sur la jambe en fonction de la nature des mouvements	231
10.5	Mise en évidence de la distribution fréquentielle de l'accélération mesurée par le capteur proximal et le capteur distal placés sur la jambe en fonction de l'allure des mouvements	231
10.6	Mise en évidence de la distribution fréquentielle de la vitesse de rotation mesurée par le capteur proximal et le capteur distal placés sur la jambe en fonction de l'allure des mouvements	233
10.7	Mise en évidence de la distribution fréquentielle de l'angle d'orientation mesuré par le capteur proximal et le capteur distal placés sur la jambe en fonction de l'allure des mouvements	234
10.1	Bras robotisé à sept degrés de liberté équipé de capteurs inertiels	240
10.2	Expérimentation de validation de la mesure inertielle ambulatoire dans le cadre d'un mouvement de pédalage	241
A.1	Évolution linéaire du signal gyroscopique en fonction de la vitesse de rotation imposée	245
B.1	Dépendance des gyroscopes à l'accélération	247
B.2	Mise en évidence d'un phénomène d'hystérésis	248
C.1	Variance d'Allan des douze triades d'accéléromètres intégrées aux capteurs APDM Opal	250

C.2	Variance d'Allan des douze triades de gyroscopes intégrées aux capteurs APDM Opal	251
C.3	Variance d'Allan des douze triades de magnétomètres intégrées aux capteurs APDM Opal	252
C.4	Comparaison de la variance d'Allan obtenue à près de deux ans d'intervalle pour les gyroscopes du capteur IMU1523	253
C.5	Comparaison de la variance d'Allan obtenue à près de deux ans d'intervalle pour les gyroscopes du capteur IMU1554	253
C.6	Comparaison de la variance d'Allan obtenue à près de deux ans d'intervalle pour les magnétomètres du capteur IMU1532	253
C.7	Comparaison de la variance d'Allan obtenue à près de deux ans d'intervalle pour les magnétomètres du capteur IMU1555	254
D.1	Effet du nombre d'orientations imposées sur l'erreur	255
F.1	Erreurs obtenues à partir du modèle simple à six paramètres et à partir du modèle complet à douze coefficients de calibrage	259
F.2	Erreurs obtenues à partir du modèle des trois modèles de mesure dans le cadre du calibrage dit multi-position	260
G.1	Évolution de la variance d'Allan pour la mesure d'un marqueur réfléchissant	262
H.1	Répartition des accélérations mesurées lors de la réalisation des mouvements lents	264
H.2	Répartition des accélérations mesurées lors de la réalisation des mouvements intermédiaires	265
H.3	Répartition des accélérations mesurées lors de la réalisation des mouvements rapides	266
H.4	Moyennes de l'accélération mesurée lors des mouvements lents	267
H.5	Moyennes de l'accélération mesurée lors des mouvements intermédiaires	267
H.6	Moyennes de l'accélération mesurée lors des mouvements rapides	268
I.1	Valeurs originales, avant toute correction	269
I.2	Comparaison de l'accélération mesurée par le capteur inertiel et de l'accélération déduite de la mesure optoélectronique	270
I.3	Comparaison du champ magnétique mesurée par le capteur inertiel et du champ magnétique déduite de la mesure optoélectronique	271
I.4	Comparaison du champ magnétique mesurée par le capteur inertiel et du champ magnétique déduite de la mesure optoélectronique	272
I.5	Angle de tangage mesuré simultanément par les deux systèmes d'acquisition et exprimé dans le repère NED	272
I.6	Angles définissant le passage du repère Vicon au repère NED	274
J.1	Retard observé de l'acquisition inertielle par rapport à l'acquisition optoélectronique	275
J.2	Décalages temporels relevés à partir de chaque acquisition	276
J.3	Comparaison de la vitesse de rotation issue de la mesure inertielle et de la mesure optoélectronique en début et en fin d'acquisition.	276
K.1	Comparaison de la vitesse de rotation issue des deux systèmes d'acquisition	279

K.2	Décalage temporel entre le champ magnétique mesuré par les magnétomètres et le champ magnétique théorique déduit de la mesure optoélectronique	280
K.3	Décalages temporels des magnétomètres identifiés à partir de chaque acquisition	280
L.1	Distribution de l'erreur d'orientation en fonction des durées d'acquisition pour les mouvements lents	282
L.2	Distribution de l'erreur d'orientation en fonction des durées d'acquisition pour les mouvements intermédiaires	282

Liste des tableaux

1.1	Nombre d'orientations, algorithmes d'optimisation et valeurs initiales utilisés dans sept études	38
2.1	Grandeurs caractéristiques des perturbations issues des accéléromètres . . .	47
2.2	Grandeurs caractéristiques des perturbations issues des gyroscopes	49
2.3	Grandeurs caractéristiques des perturbations issues des magnétomètres . .	51
2.4	Grandeurs caractéristiques des perturbations issues du capteur MicroStrain 3DM-GX4-25	52
3.1	Détail des onze capteurs testés	61
3.2	Désignation et détails des sept méthodes de calibrage testées	62
3.3	Résumé des erreurs moyennes ainsi que du matériel et des algorithmes nécessaires aux quatre principaux calibrages	72
4.1	Erreur due à l'évolution des capteurs au cours d'une année sur la vitesse de rotation mesurée	98
4.2	Caractéristiques moyennes de la cinématique imposée à l'équerre	101
7.1	Caractéristiques cinématiques des mouvements imposés à l'équerre	158
7.2	Valeurs caractéristiques des bruits de mesure identifiées par la méthode de la variance d'Allan	163
7.3	Détail des différents calibrages exploités	166
7.4	Évolution du rapport optimal de prise en compte des mesures issues des accéléromètres et des gyroscopes en fonction de l'intensité du mouvement .	170
7.5	Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements lents et erreur d'orientation engendrée	176
7.6	Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements intermédiaires et erreur d'orientation engendrée	177
7.7	Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements rapides et erreur d'orientation engendrée	178
7.8	Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux acquisitions statiques et erreur d'orientation engendrée	179
7.9	Paramètres de Kalman optimaux adaptés au mouvement lent appliqué au capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 et erreur d'orientation engendrée	180
7.10	Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements lents en fonction du calibrage des magnétomètres	181
7.11	Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements lents en fonction du calibrage des accéléromètres	183
7.12	Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements intermédiaires en fonction du calibrage des accéléromètres	183

7.13	Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements rapides en fonction du calibrage des accéléromètres	183
7.14	Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements intermédiaires en fonction du calibrage des gyroscopes	185
7.15	Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements rapides en fonction du calibrage des gyroscopes	185
7.16	Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements lents en fonction du calibrage des gyroscopes	185
7.17	Erreurs d'orientation (en deg) résultantes de l'algorithme FQA, de l'intégration gyroscopique, de l'algorithme constructeur ainsi que du filtre de Kalman issu de différents calibrages capteur	188
8.1	Méthodes d'identification des axes fonctionnels de la hanche dans la littérature	202
8.2	Méthodes d'identification des axes fonctionnels du genou dans la littérature	202
8.3	Propositions de positionnement des capteurs inertiels dans la littérature . .	205
9.1	Détail des sept mouvements réalisés et des axes fonctionnels qu'ils définissent	210
10.1	Résultats de l'analyse statistique portant sur l'effet du positionnement des capteur sur la répartition fréquentielle de l'accélération mesurée sur les segments cuisse et jambe	229
10.2	Résultats des analyses statistiques portant sur la répartition fréquentielle de l'accélération mesurée sur les segments cuisse et jambe	229
10.3	Résultats de l'analyse statistique portant sur l'effet du positionnement des capteurs sur la répartition fréquentielle de la vitesse de rotation mesurée sur les segments cuisse et jambe	232
10.4	Résultats des analyses statistiques portant sur la répartition fréquentielle de la vitesse de rotation mesurée sur les segments cuisse et jambe	232
10.5	Résultats de l'analyse statistique portant sur l'effet du positionnement des capteur sur la répartition fréquentielle de l'angle d'orientation issu des capteurs placés sur les segments cuisse et jambe	233
5.1	Erreur issue de l'identification par pseudo-solution et par l'algorithme de Levenberg-Marquardt	258
12.1	Evolution des erreurs d'orientation en fonction des durées d'acquisition pour les mouvements lents et intermédiaires	281
13.1	Densité spectrale de puissance de l'accélération issue des deux capteurs placés sur la cuisse	285
13.2	Densité spectrale de puissance de l'accélération issue des deux capteurs placés sur la jambe	286
13.3	Densité spectrale de puissance de la vitesse de rotation issue des deux capteurs placés sur la cuisse	287
13.4	Densité spectrale de puissance de la vitesse de rotation issue des deux capteurs placés sur la jambe	287
13.5	Densité spectrale de puissance de l'angle d'orientation issue des deux capteurs placés sur la cuisse	288

13.6 Densité spectrale de puissance de l'angle d'orientation issue des deux cap-
teurs placés sur la jambe 288

Notations

ARW	Angle Random Walk
BI	Bias Instability
DSP	Densité Spectrale de Puissance
FQA	Factored Quaternion Algorithm
IGRF	International Geomagnetic Reference Field
IMU	Inertial Measurement Unit
MEMS	Microelectromechanical systems
NED	Repère d'observation North-East-Down
PDF	Probability Density Function (densité de probabilité)
QUEST	Quaternion ESTimator
RMS	Root Mean Square (erreur quadratique moyenne)
RW	Random Walk
TRIAD	Tri-axial Attitude Determination
VRW	Velocity Random Walk
g	Accélération de pesanteur
h	Champ magnétique terrestre
σ_a	Écart-type du bruit blanc associé à la mesure issue des accéléromètres
σ_m	Écart-type du bruit blanc associé à la mesure issue des magnétomètres
σ_g	Écart-type du bruit blanc associé à la mesure issue des gyroscopes
σ_{bg}	Écart-type du bruit blanc sous-jacent associé au modèle de marche aléatoire traduisant l'instabilité du biais des gyroscopes

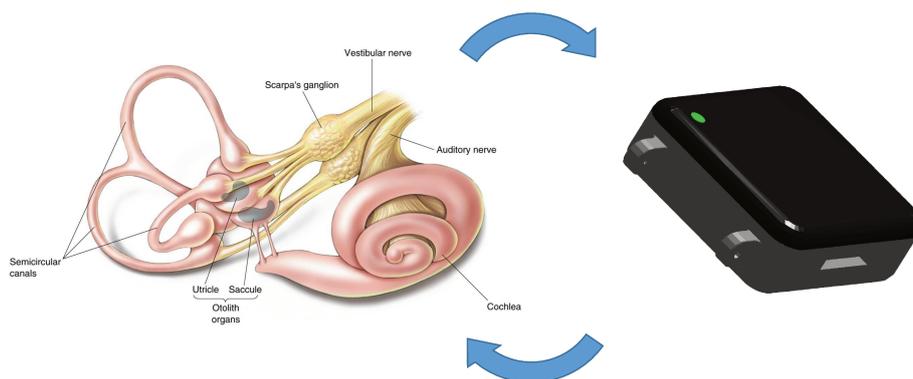
Avant-propos

La mesure inertielle est une approche originale de mesure du mouvement. Originale dans le sens où la plupart des moyens habituels que nous employons pour mesurer la distance parcourue par un objet ou sa vitesse observent le mouvement depuis un repère extérieur, généralement galiléen. On mesure la distance que l'on a parcouru en comparant les coordonnées de notre point d'arrivée et de notre point de départ dans le référentiel terrestre. Un radar mesure la vitesse d'une voiture vue depuis le bord de la route.

Un capteur inertielle, en revanche, capte son propre mouvement. En effet, il *ressent* les accélérations et les vitesses de rotation qu'il subit par rapport à n'importe quel référentiel galiléen. Il est sensible au mouvement qu'il réalise comme le sont finalement les principaux mammifères dotés du sens *d'équilibration*.

En effet, au delà des cinq sens traditionnels énoncés par Aristote (la vue, l'odorat, le goût, l'ouïe et le toucher), nous disposons de sens supplémentaires. Parmi eux, l'équilibration nous permet de garder l'équilibre et d'anticiper les chutes grâce au système vestibulaire de notre oreille interne.

Ce système vestibulaire est notamment constitué d'un liquide (l'endolymphe) qui se déplace par effet d'inertie dans diverses cavités. Le saccule et l'utricule tout d'abord, sont deux cavités orientées verticalement et horizontalement qui permettent de capter la gravité ainsi que les accélérations linéaires. Les canaux semi-circulaires ensuite sont trois conduits disposés selon les trois plans de l'espace qui permettent de capter les mouvements de rotation.



Il n'y a donc rien d'absurde à faire une analogie entre les organes otolithiques (saccule et utricule) et des accéléromètres, ainsi qu'entre les canaux semi-circulaires et une triade de gyroscopes. Le système vestibulaire peut être vu comme un *capteur inertielle naturel*. De plus, notre perception visuelle ainsi que notre sens de la proprioception (perception inconsciente de l'endroit où se trouvent les parties de notre corps) sont des informations également prises en compte pour assurer l'équilibration. La fusion de l'ensemble de ces données est assurée par le système nerveux central, comme le ferait un filtre de Kalman.

Ajoutons enfin que la plupart des oiseaux sont munis du sens de magnétoception (perception des variations de champ magnétique), ce qui leur permettrait de s'orienter par rapport au nord lors des phases de migration. Les oiseaux sont donc en quelque sorte équipés de magnétomètres naturels, un privilège que nous, humains, n'avons pas.

La technologie employée par les capteurs inertiels est donc très proche de celle à laquelle a abouti la nature elle-même, après plusieurs millions d'années d'évolution. Ce constat ne peut évidemment pas nous laisser indifférent.

Introduction

Cadre général

L'analyse du mouvement humain est une discipline majeure de la biomécanique dont les champs d'application sont très variés. En considérant généralement les segments humains comme des solides rigides articulés entre eux, la mesure du mouvement consiste à obtenir la position et l'orientation de ces segments au cours du temps et par rapport à un repère d'observation.

La mesure du mouvement permet une analyse fine du comportement cinématique du corps humain. Cette méthode est ainsi exploitée dans le domaine de la santé, afin d'identifier des dysfonctionnements engendrés par une pathologie. En associant la cinématique à des mesures d'actions mécaniques (à partir de plateformes de force par exemple) et en attribuant des paramètres inertiels aux segments humains, les efforts inter-segmentaires peuvent être estimés par la méthode dite de *dynamique inverse*. Pour aller plus loin, les outils de modélisation musculo-squelettique apparus très récemment contribuent désormais à évaluer les efforts de contact articulaire, les contributions musculaires ainsi que l'action des tissus passifs tels que les ligaments lors d'un mouvement. Ces développements à la fois théoriques et expérimentaux sont également de plus en plus utilisés pour aborder les problématiques d'ergonomie afin d'analyser l'interaction entre un sujet et un outil ou un environnement particulier.

Enfin, les méthodes d'analyses cinématique et dynamique introduites précédemment trouvent aussi des applications dans le domaine du sport. En effet, grâce à ces outils, le geste sportif peut être étudié dans le but d'identifier les paramètres déterminants pour la performance ou de réaliser le suivi d'un athlète par exemple. Ces études veillent également à ce que l'optimisation de la performance ne se fasse pas au détriment de la santé du sportif. De plus en plus, les concepteurs de matériel sportif font appel à l'analyse du mouvement pour évaluer et adapter la conception de leurs produits.

En conséquence, dans de nombreux domaines et problématiques scientifiques, la mesure du mouvement est une donnée d'entrée fondamentale.

Depuis la fin des années 1980, les appareils dits *optoélectroniques* constitués de caméras infrarouges sont devenus la technologie de référence pour la mesure du mouvement humain. Ces caméras émettent des infrarouges qui sont réfléchis par des marqueurs préalablement collés sur la peau du sujet. Les rayons ainsi réfléchis sont captés par l'objectif des caméras qui estiment la position des marqueurs en 2D dans leurs repères respectifs. À partir d'au moins deux caméras, la position des marqueurs dans l'espace peut ainsi être déduite. Ces appareils offrent une précision de l'ordre du millimètre sur la position des marqueurs, ce qui est généralement satisfaisant dans le cadre de l'analyse du mouvement humain. De plus, puisqu'il s'agit de la technologie de référence depuis plusieurs dizaines d'années, la communauté scientifique dispose désormais d'un véritable recul sur ces outils

qui sont donc aujourd'hui bien maîtrisés.

Les appareils optoélectroniques souffrent cependant de deux sérieuses limites :

1. Il s'agit d'un matériel relativement lourd à mettre en place, à transporter sur un lieu d'expérimentation et à calibrer.
2. La mesure étant assurée par des caméras, elle n'est possible qu'à condition que le sujet se trouve bien dans leur champ de mesure.

Outre les problèmes matériels de transport et de mise en œuvre du dispositif, les mouvements mesurables à partir des systèmes optoélectroniques sont finalement limités aux mouvements réalisés dans un espace restreint.

Face à ces limites, la mesure inertielle a commencé à être appliquée à la mesure du mouvement humain à partir des années 2000. Cette mesure utilise des capteurs inertiels, également appelés centrales inertielles puisqu'il s'agit en fait d'un regroupement de plusieurs capteurs de nature différente au sein d'un même boîtier. En effet, cet outil est constitué *a minima* d'accéléromètres et de gyroscopes qui sont généralement organisés en triade orthogonale afin d'obtenir une mesure trois dimensions. Mais le plus souvent, les capteurs inertiels sont complétés par des magnétomètres. Il s'agit ainsi de mesurer simultanément l'accélération, la vitesse de rotation et le champ magnétique et de mettre en relation ces grandeurs pour obtenir l'orientation et la position des segments humains sur lesquels sont fixés les capteurs. Cette technologie offre l'avantage de ne pas nécessiter d'équipement extérieur tel que des caméras et de ne pas limiter le déplacement du sujet au volume couvert par les caméras. On parle d'un système embarqué.

Dans une première approche, l'orientation du capteur peut être obtenue en intégrant la vitesse de rotation mesurée par les gyroscopes. Cependant, les erreurs de mesure (bruits, biais, erreurs de calibrage, ...) s'accumulent à chaque pas d'intégration et un phénomène bien connu de dérive apparaît. Cette dérive peut être compensée grâce aux accéléromètres et aux magnétomètres. En effet, ces capteurs ont pour rôle de mesurer l'accélération de pesanteur et le champ magnétique terrestre qui sont des grandeurs fixes dans le référentiel terrestre et qui viennent donc corriger la mesure provenant des gyroscopes. Afin de connaître l'orientation et la position précise des capteurs sur des durées d'acquisition longues, l'ensemble des mesures issues d'un capteur inertiel est souvent intégré à un algorithme de fusion de données. Dans le cadre de l'analyse du mouvement humain, le filtre de Kalman est l'algorithme qui est le plus souvent privilégié puisqu'il permet également d'estimer le biais instantané des gyroscopes et ainsi de déterminer l'orientation dans des conditions difficiles (accélérations importantes, perturbations magnétiques).

Au delà de l'orientation des capteurs, les données inertielles peuvent être interprétées pour évaluer leur position en intégrant deux fois l'accélération subie par le capteur. Précisons tout de même que les accéléromètres mesurent à la fois l'accélération qu'ils subissent du fait de leur mouvement dans un référentiel galiléen ainsi que l'accélération de pesanteur. L'évaluation de la position nécessite donc d'extraire préalablement l'accélération de pesanteur de l'accélération totale mesurée par les accéléromètres. Pour réaliser une telle opération, l'orientation du capteur doit être connue ce qui constitue donc une première étape indispensable à l'estimation, ensuite, de la position.

Si les capteurs inertiels ont été introduits assez récemment dans le domaine de la biomécanique, leur utilisation originale concerne la navigation des véhicules volants et spatiaux. En effet, les premiers capteurs inertiels ont été développés par Charles Stark Draper pour la NASA dès le lancement du programme Apollo en 1961. Par la suite, cette technologie a considérablement été reprise dans les domaines aéronautique, sous-marin et militaire

(guidage de missiles), puis dans le cadre général du contrôle d'objets tels que les véhicules autonomes ou les drones.

Les récentes avancées en terme de miniaturisation des capteurs apportées par la technologie MEMS (Microelectromechanical systems) ont permis de développer des capteurs très petits, légers, et peu consommateurs d'énergie. Alimentés par une batterie intégrée et équipés d'une carte SD pour stocker les données mesurées, les capteurs inertiels actuels peuvent ainsi être directement embarqués sur le corps humain sans nécessiter de liaison filaire avec une autre source d'énergie ou de stockage. La production de ces capteurs en grandes séries a également fait chuter les prix, ce qui les rend désormais très accessibles.

Ces avancées permettent d'envisager la mesure du mouvement humain en dehors du laboratoire et de faciliter la mesure *in situ*, c'est à dire en conditions réelles et sur n'importe quel lieu. Mieux encore, l'exploitation de ces capteurs embarqués, autonomes et sans fils permet d'envisager la mesure du mouvement en continu, dans tout types d'environnements et ce, sur de longues périodes. On parle alors de mesure *écologique* ou encore de mesure *ambulatoire* pour reprendre un terme utilisé par le milieu médical.

En fixant les capteurs inertiels sur les segments humains, il devient ainsi possible de réaliser des mesures en conditions réelles et ainsi de ne plus être sujet aux biais potentiellement provoqués par l'environnement du laboratoire sur le comportement des sujets. Que ce soit dans le domaine de la santé ou du sport, les applications qui s'offrent à la mesure inertielle sont donc multiples. La cinématique articulaire d'un sujet peut être mesurée en continu sur plusieurs jours, que ce soit au domicile, sur le lieu de travail ou lors des trajets afin d'analyser l'effet d'un traitement sur la locomotion par exemple. La performance d'un sportif réalisée sur des distances importantes peut également être évaluée comme, par exemple, dans le cas d'une course cycliste.

Toutefois, l'exploitation de la mesure inertielle dans le cadre de l'analyse du mouvement humain n'est pas sans soulever un certain nombre de difficultés, tant du point de vue des développements d'algorithmes que des protocoles d'intégration anatomique des capteurs, c'est-à-dire leur exploitation pour obtenir l'orientation des segments corporels.

Objectifs et organisation de la thèse

L'exploitation des capteurs inertiels dans le cadre de l'analyse du mouvement humain étant assez récente, beaucoup reste à faire en ce qui concerne la mise en place des méthodologies. En effet, l'obtention d'une mesure exploitable est un processus complexe que l'on peut répartir en trois étapes principales. Tout d'abord, il s'agit de traiter les mesures issues des capteurs. A ce niveau, il est possible d'envisager différentes opérations visant à aboutir à une mesure de qualité (calibrage, filtrage des bruits de mesure par exemple). Ensuite, ces mesures d'accélération, de vitesse de rotation et de champ magnétique doivent être « converties » de façon à obtenir l'orientation du capteur. C'est ici qu'entre en jeu l'algorithme de fusion des données tel que le filtre de Kalman. Enfin, insistons sur le fait que le capteur n'a aucune raison d'être précisément aligné avec les axes anatomiques qui définissent traditionnellement les repères attribués aux segments. La connaissance de l'orientation relative entre ces deux objets est donc nécessaire à l'obtention de l'orientation du segment, ce qui constitue notre finalité. Ici, différentes approches (parfois appelées *calibrage anatomique*) sont envisageables pour identifier cette orientation relative. La figure I.1 représentent ces trois étapes.

Dans le cadre de la mesure inertielle, les deux premières opérations doivent toujours être accomplies et ce quelques soient les applications. La littérature traitant de ces aspects est donc assez conséquente. En revanche, l'adaptation de ces méthodologies pour l'analyse

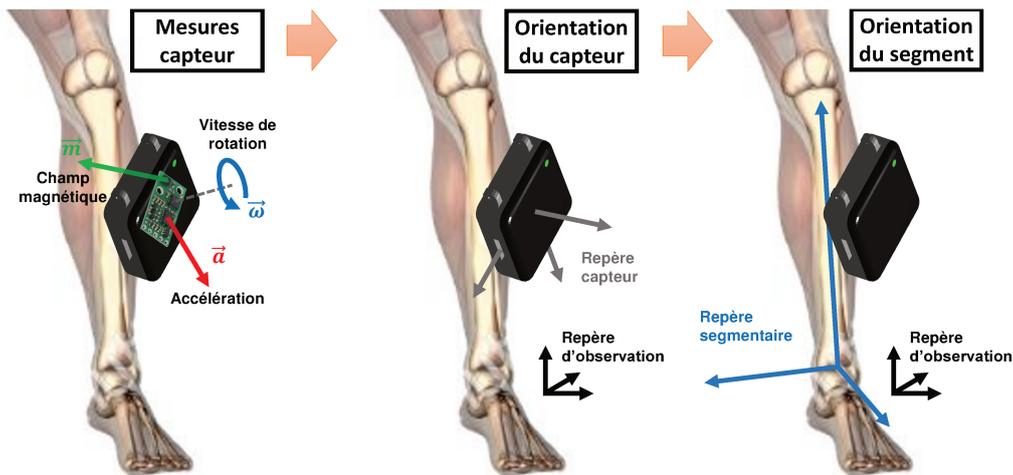


FIGURE I.1 – La mesure inertielle du mouvement humain est accomplie en trois étapes

du mouvement humain reste à développer. La troisième étape, quant à elle, est propre à l'analyse du mouvement humain, ce qui explique que les méthodologies liées à l'intégration anatomique des capteurs inertiels ne sont pas encore parfaitement maîtrisées.

A partir de ce constat, nous abordons dans cette thèse les méthodologies liées à ces trois étapes dans le but d'aboutir à une mesure de l'orientation des segments humains qui soit exploitable dans le cadre de l'analyse du mouvement. Les expérimentations qui sont présentées ont été principalement réalisées à partir des capteurs Opal commercialisés par la société APDM Inc. (Portland USA) qui sont destinés à la mesure du mouvement humain. Ce système est ouvert, ce qui nous a orienté vers ce choix. En effet, même si le logiciel fourni propose un algorithme pour obtenir directement l'orientation du capteur, les données d'accélération, de vitesse de rotation et de champ magnétique sont également accessibles, ce qui nous a permis de développer nos propres algorithmes. De plus, les données brutes (potentiels mesurés par les capteurs) sont également disponibles, ce qui facilite aussi la mise en œuvre de nos propres procédures de calibrage.

Par ailleurs, nous nous consacrons exclusivement à l'estimation de l'orientation des segments, et ce pour deux raisons. Tout d'abord, la plupart des approches fines dont le but est d'évaluer la position d'un objet à partir d'une mesure inertielle nécessitent en premier lieu la connaissance de l'orientation. L'estimation de l'orientation est donc la première étape logique dans un processus de mesure du mouvement complet. Ensuite, dans le cadre de l'analyse du mouvement humain, la connaissance de l'orientation des segments humains est une priorité. En effet, cette information suffit à obtenir l'évolution des angles articulaires au cours d'un mouvement et peut ainsi permettre la réalisation d'analyses cinématiques.

Ainsi, cette thèse est constituée des trois parties suivantes :

I-Étude des capteurs inertiels

L'objectif de cette première partie est d'aborder les moyens de gestion des erreurs déterministes et stochastiques qui dégradent la mesure. Dans ce cadre, nous proposons différentes méthodologies adaptées à l'exploitation des capteurs inertiels pour l'analyse du mouvement humain, tant en termes de procédure de calibrage qu'en termes d'analyse et de modélisation des bruits de mesure.

II-Estimation de l'orientation

Dans une seconde partie, nous présentons les méthodologies permettant d'évaluer l'orientation du capteur à partir des mesures d'accélération, de vitesse de rotation et de champ magnétique. A partir des solutions détaillées dans la littérature, nous proposons le développement d'un filtre de Kalman adapté au traitement des données inertielles pour l'analyse du mouvement humain. Nous abordons enfin une problématique fondamentale qui n'est pour autant que très peu abordée dans la littérature : le choix des paramètres optimaux qui aboutissent à un fonctionnement efficace du filtre de Kalman.

III-Intégration anatomique des capteurs inertiels

La troisième partie de cette thèse présente des résultats préliminaires concernant la mise en place d'une procédure de mesure du mouvement humain à partir de capteurs inertiels. Étant donné le peu d'études analysant ces méthodologies d'intégration anatomique des capteurs inertiels, nous étudions l'efficacité de différents mouvements simples dans la réalisation d'un calibrage anatomique ainsi que l'effet du positionnement des capteurs le long des segments sur la mesure.

Partie A

Étude des capteurs inertiels

Les domaines d'application des capteurs inertiels étant multiples, il existe différentes technologies qui n'offrent pas les mêmes gammes de performance. On parle souvent de *grade* de capteur. Ainsi, les capteurs sont souvent classés dans les catégories de performance (par ordre croissant de performance) suivantes : *consommateur*, *industriel*, *tactique* et *navigation*. Les capteurs de qualité navigation offrent des dérives de l'ordre de quelque millièmes de degrés par heure seulement sur l'orientation obtenue par intégration directe de la mesure gyroskopique. Cependant, ces capteurs sont relativement lourds et encombrants, et leur coût se chiffre en centaines de milliers d'euros. Ils sont donc principalement embarqués dans les sous-marins ou les avions militaires.

A l'inverse, les capteurs appartenant au grade *consommateur* sont petits, légers et bon marché. Évidemment, la qualité moindre de ces capteurs ne va pas sans poser problème quant à leur utilisation pour définir une orientation.

Comme l'illustre la figure A.1, l'estimation de l'orientation d'un objet à partir d'un capteur inertiel est un processus très indirect. En effet, il s'agit de déduire l'orientation des mesures d'accélération, de vitesse de rotation et de champ magnétique. Les erreurs réalisées lors de la mesure de ces grandeurs se propagent au sein de l'algorithme de fusion de données qui assure cette conversion. La qualité des signaux mesurés constitue donc un critère crucial dans l'obtention d'une orientation précise.

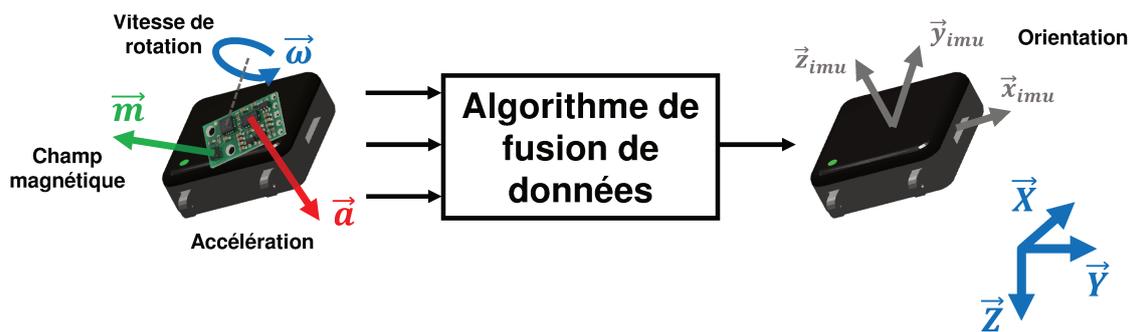


FIGURE A.1 – Fusion des données inertielles

De nombreux auteurs classent les erreurs qui dégradent la mesure issue d'un capteur électronique en deux catégories : les erreurs déterministes (ou systématiques) et les erreurs stochastiques (ou aléatoires). Les erreurs appartenant à la première catégorie peuvent être prises en compte par un modèle de mesure et être estimées grâce à une procédure de calibrage. En revanche, les erreurs stochastiques ne peuvent pas être intégralement éliminées du fait de leur comportement aléatoire. Cependant, l'intégration au sein de l'algorithme

de fusion des données d'un modèle traduisant le comportement de ces perturbations à caractère aléatoire pourra permettre leur compensation, dans une certaine mesure.

Le premier chapitre est une revue de littérature qui traite de l'identification et de la modélisation des erreurs stochastiques, de la constitution d'un modèle de mesure, ainsi que des procédures de calibrage destinées aux accéléromètres, gyroscopes et magnétomètres. Le second chapitre présente les résultats d'identification des bruits de mesure qui touchent les capteurs d'étude, ainsi qu'une proposition de modélisation. Enfin, les deux chapitres suivant abordent les procédures de calibrages destinées aux accéléromètres et aux gyroscopes.

Chapitre I

Revue de littérature

1.1	Les erreurs stochastiques	3
1.1.1	Description et modélisation des principaux bruits de mesure . . .	4
1.1.2	Identification et évaluation des principaux bruits de mesure . . .	9
1.1.3	Effet des bruits sur la mesure inertielle	20
1.1.4	Bilan	21
1.2	Les erreurs déterministes	23
1.2.1	Les modèles de mesure	23
1.2.1.1	Le modèle linéaire simple	24
1.2.1.2	Prise en compte du défaut d'orthogonalité	24
1.2.1.3	Prise en compte des sensibilités transverses et du défaut d'alignement	25
1.2.1.4	L'influence de la température	26
1.2.1.5	Erreurs spécifiques aux magnétomètres	27
1.2.1.6	Erreurs non prises en compte	28
1.2.2	Les procédures de calibrage	30
1.2.2.1	Les magnétomètres	30
1.2.2.2	Les accéléromètres	34
1.2.2.3	Les gyroscopes	39
1.2.2.4	Bilan	41

1.1 Les erreurs stochastiques

Le caractère aléatoire des erreurs stochastiques rend impossible leur extraction complète du signal auquel elles appartiennent. Or, il est reconnu que ces bruits de mesure peuvent avoir des conséquences importantes sur l'orientation estimée et plus encore, sur la position qui peut également être déduite de la mesure inertielle comme dans le cadre des problématiques de navigation [7]. C'est pourquoi de nombreux auteurs proposent de modéliser le comportement de ces bruits de mesure afin de les intégrer à l'algorithme de fusion de données [13, 2, 14].

Par ailleurs, puisque les erreurs stochastiques se répercutent sur l'orientation, la vitesse ou la position estimée, elles constituent un facteur de qualité du capteur. Leur évaluation

qualifie donc les performances d'une centrale inertielle. De plus, une analyse à intervalles réguliers de ces erreurs permet de détecter des dégradations éventuelles des centrales.

1.1.1 Description et modélisation des principaux bruits de mesure

Classiquement, les erreurs stochastiques sont réparties en deux familles : les bruits à haute fréquence et les bruits à basse fréquence [15]. Pour illustrer cela, l'exemple d'un signal mesuré par un gyroscope immobile et correctement calibré est donné à la figure 1.1. Les erreurs stochastiques sont bien mises en évidence puisque la mesure n'est pas constante à 0 deg/s comme elle devrait l'être. Immédiatement, on remarque la présence d'un bruit à haute fréquence qui se manifeste par des variations non-corrélées du signal. L'acquisition étant suffisamment longue, on peut également distinguer l'existence d'une perturbation évoluant sur une période plus longue (fig. 1.1, courbe rouge).

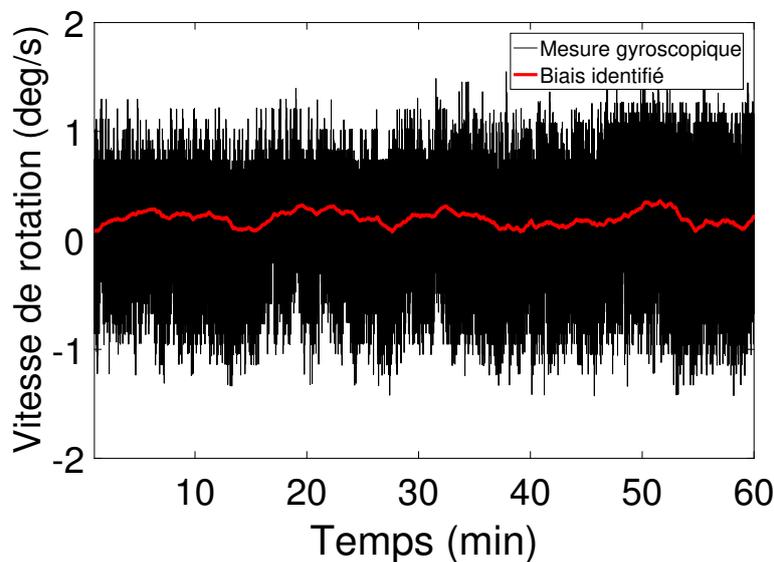


FIGURE 1.1 – Signal issu d'un gyroscope immobile. Les erreurs stochastiques sont mises en évidence, aussi bien à hautes qu'à basses fréquences.

Dans le but de comprendre l'origine de ce type de perturbation, le paragraphe suivant présente les principaux bruits susceptibles d'intervenir lors d'une mesure inertielle. Par ailleurs, pour chacun de ces bruits, nous présenterons les modélisations qui leur sont couramment associées afin de les intégrer plus tard à l'algorithme de fusion de données.

1.1.1.1 Le bruit thermique

A l'échelle microscopique, la température se traduit par une agitation moléculaire. Cette agitation provoque des variations aléatoires du signal au sein d'un circuit électronique, c'est le bruit thermique. La figure 1.2a illustre le bruit thermique impactant la mesure issue d'un gyroscope.

Ce comportement non corrélé est classiquement modélisé par un bruit blanc Gaussien, c'est-à-dire que sa distribution se traduit par une loi normale centrée en zéro (fig. 1.2b). Le bruit thermique n'est ainsi défini que par sa dispersion, caractérisée par un écart-type σ de sorte que :

$$\mathbf{n} = \mathcal{N}(0, \sigma^2) \quad (1.1.1)$$

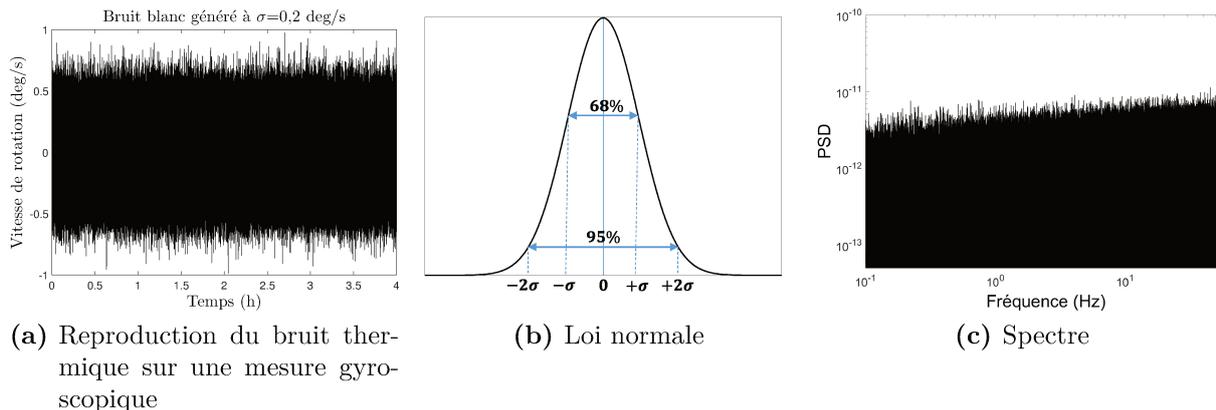


FIGURE 1.2 – Le bruit blanc, modèle du bruit thermique

L'analyse fréquentielle d'un tel bruit montre que toutes les fréquences de la perturbation ont une même intensité spectrale (fig. 1.2c). Notons que dans la littérature, le bruit thermique est souvent abusivement attribué à une perturbation évoluant à haute fréquence alors que l'analyse de son spectre montre qu'il s'agit bien d'un bruit à large bande comme le définissent justement Wall et Bevly [7] ou Flenniken et al. [16]. Il est donc évident que l'ensemble du bruit thermique ne peut pas être éliminé par un filtrage puisque les fréquences qui concernent les mouvements à mesurer appartiennent forcément au spectre de cette perturbation. En revanche, certains auteurs proposent de « nettoyer » les signaux mesurés à l'aide d'un filtre passe-bas ou d'un filtre à ondelettes [17, 15, 1] afin d'éliminer la partie du bruit thermique évoluant à des fréquences bien supérieures à celles du mouvement mesuré. Cependant, si cette pratique semble faire consensus dans les domaines de la navigation, elle n'est, à notre connaissance, jamais mentionnée dans le cadre de l'estimation de l'orientation.

a. Caractérisation du bruit thermique pour les gyroscopes : Angle Random Walk

Le bruit thermique issu d'un gyroscope peut être caractérisé par un écart-type exprimé dans l'unité de la grandeur mesurée, c'est-à-dire une vitesse de rotation (deg/s par exemple). Cependant, les constructeurs ont pris l'habitude de communiquer sur leurs fiches techniques un paramètre plus parlant : *l'Angle Random Walk* (ARW). Cette grandeur anticipe le fait que la mesure issue d'un gyroscope sera intégrée pour obtenir l'orientation du capteur. Après cette intégration, l'erreur obtenue sur l'orientation suit une loi de marche aléatoire (random walk). On calcule alors l'écart-type σ_θ caractéristique de cette marche aléatoire, qui dépend de l'écart-type σ sur le signal directement mesuré, de la durée d'acquisition t et de la période d'échantillonnage δt selon la formule [18] :

$$\sigma_\theta(t) = \sigma \cdot \sqrt{(\delta t \cdot t)} \quad (deg) \quad (1.1.2)$$

Cette expression montre que l'écart-type est d'autant plus grand que la durée d'acquisition est longue. En effet, les erreurs faites sur la vitesse de rotation s'accumulent à chaque pas d'intégration lors du calcul de l'orientation. C'est ce qui engendre le phénomène appelé *dérive*. De plus, l'écart-type est proportionnel à la racine de la période d'échantillonnage. En effet, l'orientation est obtenue grâce à l'intégration numérique du

signal échantillonné de la vitesse de rotation. Ainsi, plus la période d'échantillonnage est grande, plus les erreurs d'intégration dégradent le signal bruité.

Pour simplifier la grandeur caractéristique du bruitage d'un gyroscope et favoriser la comparaison des résultats, les constructeurs expriment l'écart-type du bruit obtenu sur le signal intégré pour une durée d'acquisition unitaire : $t = 1$ s. C'est ainsi que l'*ARW* est obtenu :

$$ARW = \sigma \cdot \sqrt{\delta t} \quad (\text{deg}/\sqrt{s}) \quad (1.1.3)$$

b. Caractérisation du bruit thermique pour les accéléromètres : Velocity Random Walk

De la même façon que pour les gyroscopes, le bruit thermique d'un accéléromètre est classiquement caractérisé non pas par l'écart-type obtenu sur le signal mesuré (en m/s^2 par exemple), mais par un paramètre appelé *Velocity Random Walk* (VRW). Il s'agit de l'écart-type du bruit obtenu après intégration de l'accélération et donc sur un signal homogène à une vitesse [18] :

$$VRW = \sigma \cdot \sqrt{\delta t} \quad (\frac{m}{s}/\sqrt{s}) \quad (1.1.4)$$

C'est donc un paramètre relatif à la vitesse déduite des données d'accélération qui est communiqué par les constructeurs. Or, il est également possible de réaliser une seconde intégration afin d'estimer la position du capteur. En exprimant l'écart-type du bruit σ_p après deux intégrations on caractérise l'influence du bruit thermique sur l'estimation de la position :

$$\sigma_p = \sigma \cdot t^{\frac{3}{2}} \cdot \sqrt{\frac{\delta t}{3}} \quad (m) \quad (1.1.5)$$

Finalement, l'erreur obtenue sur la position suit une marche aléatoire d'ordre 2.

1.1.1.2 L'instabilité du biais

Le bruit basse fréquence est couramment appelé *instabilité du biais* ou encore bruit de Flicker. Le biais est par définition la valeur mesurée alors que la grandeur physique à évaluer est nulle. Comme nous l'aborderons dans le chapitre suivant, le processus de calibrage a notamment le rôle d'annuler la partie déterministe de ce biais qui est propre aux caractéristiques électriques et mécaniques du capteur. Cependant, l'évolution lente du signal au cours du temps entraîne l'existence d'un biais résiduel dont le comportement ne peut pas être traduit par une loi déterministe. C'est cette évolution temporelle du biais qui est appelée instabilité du biais. Si elle est principalement provoquée par des phénomènes électroniques, cette instabilité est également influencée par les variations de température. L'instabilité du biais pure doit donc être évaluée à température constante.

La figure 1.3a représente un biais instable impactant la mesure issue d'un gyroscope. Ce bruit est également mis en évidence, en rouge, sur la figure 1.1. Puisqu'il s'agit d'une perturbation évoluant à basse fréquence, on la qualifie de bruit en $1/f$ [19], comme l'illustre son spectre (fig. 1.3b).

Ce bruit à basse fréquence est caractérisé par une valeur qui traduit la limite de cette instabilité. Cette valeur, notée BI, figure dans la plupart des fiches techniques de capteur inertiel puisqu'il s'agit d'un facteur de performance clé, notamment pour les gyroscopes.

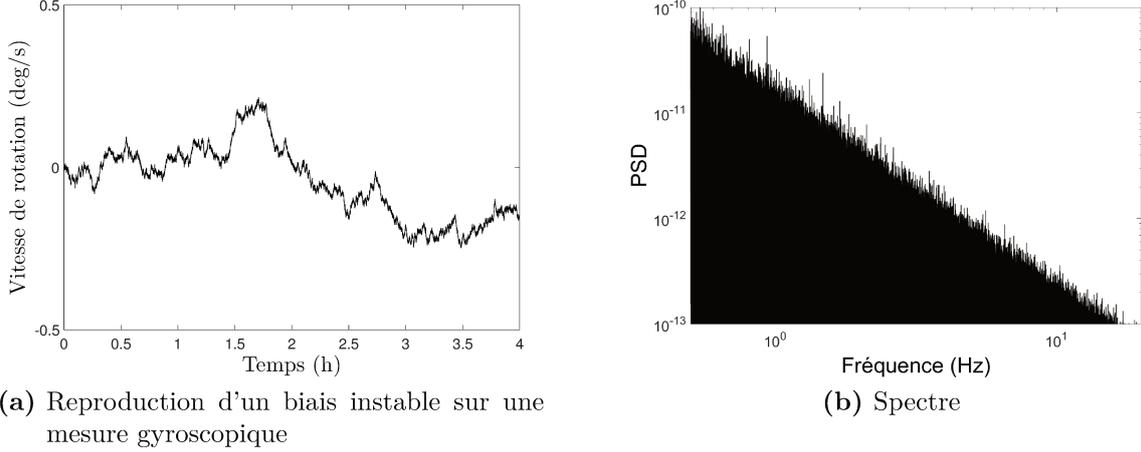


FIGURE 1.3 – L’instabilité du biais, perturbation évoluant à basse fréquence

Puisque cette erreur reste relativement faible par rapport aux grandeurs normalement mesurées, elle est souvent exprimée dans une unité adaptée (deg/h pour les gyroscopes).

Dans la littérature, les propositions de modélisation de l’instabilité du biais sont multiples [1, 20, 18]. Parmi ces propositions, la plupart font appel à l’expression de bruits corrélés c’est-à-dire que, en fonction de l’ordre n du modèle, le biais résiduel dépend des n valeurs précédentes.

a. La marche aléatoire

Dans le cadre de l’estimation de l’orientation, la marche aléatoire est certainement le modèle le plus employé [18, 21, 14] notamment puisqu’il s’agit d’une représentation simple et facilement intégrable à un algorithme de fusion de données. En effet, la marche aléatoire correspond simplement à l’intégration temporelle d’un bruit blanc Gaussien. Ainsi modélisé, c’est donc la dérivée temporelle du biais qui se comporte comme un bruit blanc de moyenne nulle et d’écart-type σ_w :

$$\dot{\mathbf{b}} = \mathbf{w} \quad (1.1.6)$$

$$\mathbf{w} = \mathcal{N}(0, \sigma_w^2) \quad (1.1.7)$$

σ_w est l’écart-type du bruit blanc sous-jacent, traduisant l’*instabilité du biais* modélisée par une marche aléatoire. Lors de l’intégration d’un tel modèle au sein d’un algorithme de fusion de données, cet écart-type devra être déclaré.

Dans le cadre de la modélisation par une marche aléatoire, Woodman [18] définit le lien entre σ_w et le paramètre *instabilité du biais* (BI) de la manière suivante :

$$\sigma_w = \sqrt{\frac{\delta t}{T_0}} \cdot \text{BI} \quad (1.1.8)$$

où T_0 est la période caractéristique de l’instabilité du biais et δt est la période d’échantillonnage.

En intégrant l’équation 1.1.6, on obtient la formulation discrète de la marche aléatoire :

$$\mathbf{b}_{k+1} = \mathbf{b}_k + \mathbf{w}_k \quad (1.1.9)$$

b. Le processus de Gauss-Markov

Le processus de Gauss-Markov est un bruit à corrélation exponentielle, qui constitue une modélisation un peu plus fine de l'instabilité du biais [22]. Ce modèle est très employé dans le domaine de la navigation [1, 2, 16], pour lequel il semble être le plus adapté [23]. Dans ces études, on retrouve presque à chaque fois une justification stipulant que le processus de Gauss-Markov est souvent privilégié car il représente assez bien un grand nombre de phénomènes physiques, à partir d'une formulation mathématique assez simple.

A partir du modèle de Gauss-Markov, l'instabilité du biais est décrite par l'équation temporelle suivante :

$$\dot{\mathbf{b}} = -\frac{1}{T_c} \mathbf{b} + \mathbf{w} \quad (1.1.10)$$

où T_c est la période de corrélation, et \mathbf{w} est toujours un bruit blanc nul en moyenne et d'écart-type σ_w .

L'expression discrète du modèle de Gauss-Markov permet d'être exploitée par des signaux connus à intervalles discrets [13] :

$$\mathbf{b}_{k+1} = e^{-\frac{\delta t}{T_c}} \cdot \mathbf{b}_k + \mathbf{w}_k \quad (1.1.11)$$

Le lien entre l'écart-type du biais ainsi modélisé σ_b et l'écart-type du bruit blanc sous-jacent σ_w est défini par El-Diasty et Pagiatakis [13] :

$$\sigma_b = \frac{\sigma_w}{\sqrt{1 - e^{-2\frac{\delta t}{T_c}}}} \quad (1.1.12)$$

Avec une telle formulation, on peut remarquer qu'un processus de Gauss-Markov à très grande période de corrélation se comporte comme une marche aléatoire, alors qu'une très faible période de corrélation rapproche le processus de Gauss-Markov d'un bruit blanc.

c. Les processus autorégressifs

Pour aller encore plus loin dans la modélisation de l'instabilité du biais, certains auteurs font appel à une modélisation encore plus flexible : les modèles autorégressifs [1, 2]. En effet, les deux modèles présentés précédemment rendent la perturbation dépendante de sa valeur à l'instant précédent, il s'agit donc de modèles d'ordre un. Les modèles autorégressifs permettent une écriture d'ordre supérieur afin de définir la perturbation par une combinaison des n valeurs précédentes. De ce fait, ces modèles sont plus lourds à intégrer au sein d'un algorithme de fusion de données.

Cependant, ces modèles semblent intéressants puisque, d'après Nassar [17], qui a introduit le processus autorégressif comme alternative au modèle de Gauss-Markov pour traduire l'instabilité du biais de gyroscopes et d'accéléromètres, la précision obtenue sur la position ainsi estimée peut être améliorée de 50%. Par ailleurs, cette amélioration ne semble pas être obtenue avec des processus autorégressifs à bas ordre pour des capteurs de technologie MEMS. Dans ce cas, une modélisation par marche aléatoire ou processus de Gauss-Markov donne de meilleurs résultats sur la position estimée [2].

L'expression discrète de l'évolution du biais modélisée par un processus autorégressif d'ordre n est décrite par l'équation linéaire suivante :

$$\mathbf{b}_{k+1} = \sum_{i=1}^n c_i \cdot \mathbf{b}_k + \mathbf{w}_k \quad (1.1.13)$$

Ainsi, on voit bien qu'un processus autorégressif d'ordre 1 se comporte comme un processus de Gauss-Markov et que le cas particulier $c = 1$ correspond à une marche aléatoire.

1.1.1.3 Les autres bruits

Si le bruit blanc et l'instabilité du biais sont généralement utilisés pour traduire les perturbations hautes et basses fréquences d'un capteur inertiel, la littérature décrit d'autres types de bruits.

Tout d'abord, certains auteurs tentent de prendre en compte le biais d'allumage. Il s'agit d'une perturbation constante au cours d'une acquisition, mais variable à chaque mise sous tension du capteur [24]. Cette erreur est alors modélisée par une constante aléatoire dont la dispersion doit être déterminée expérimentalement en réalisant des mises sous tension successives [6, 13]. Notons que ce biais peut aussi être facilement éliminé de la mesure gyroscopique à partir d'une courte phase statique en début d'acquisition.

Ensuite, certains articles introduisent le bruit de quantification [25, 26]. Ce bruit est généré lors de la numérisation du signal analogique, du fait que l'amplitude de la mesure est adaptée à la résolution du convertisseur. Seulement, il s'agit d'un bruit haute fréquence qui est très souvent surpassé par le bruit thermique. Il arrive cependant que ce bruit soit observé pour des capteurs de qualité supérieure, pour lesquels le bruit thermique est relativement faible.

Enfin, certains auteurs définissent la rampe de vitesse (pour les gyroscopes) ou la rampe d'accélération (pour les accéléromètres). Il s'agit en fait simplement de l'impact des erreurs déterministes résiduelles (non prises en charge par le calibrage) sur la mesure. Ces erreurs entraînent une perturbation basse fréquence qui semble n'être observée que sur les capteurs de grade supérieur. En effet, à basse fréquence, les capteurs à bas prix sont principalement perturbés par l'instabilité du biais [18].

1.1.2 Identification et évaluation des principaux bruits de mesure

Puisque différents types de bruits peuvent coexister au sein d'un signal de mesure et que ces bruits sont propres à chaque capteur, il est nécessaire de procéder à leur identification expérimentalement. En fonction des perturbations identifiées, leur comportement pourra être intégré à l'algorithme de fusion des données à l'aide des modélisations évoquées précédemment. De plus, la caractérisation de l'amplitude de chaque perturbation sur le signal doit être réalisée pour que cette perturbation puisse être correctement prise en compte lors de l'estimation de l'orientation.

1.1.2.1 L'autocorrélation

Une première méthode d'identification des bruits consiste à afficher l'autocorrélation d'un signal en fonction de différentes périodes d'échantillonnage. Cette méthode permet de mettre en évidence les périodes sur lesquelles le bruit est corrélé. Afin de ne représenter que les erreurs stochastiques, l'autocorrélation doit être calculée à partir d'une acquisition statique. Cette méthode est particulièrement adaptée à l'identification des bruits à corrélation exponentielle (processus de Gauss-Markov). Dans ce cas, l'allure de la fonction d'autocorrélation est donnée en figure 1.4. A partir de cette courbe, la variance du signal ainsi que la période de corrélation du processus de Gauss-Markov peuvent être identifiées en utilisant une méthode d'ajustement aux moindres carrés [1].

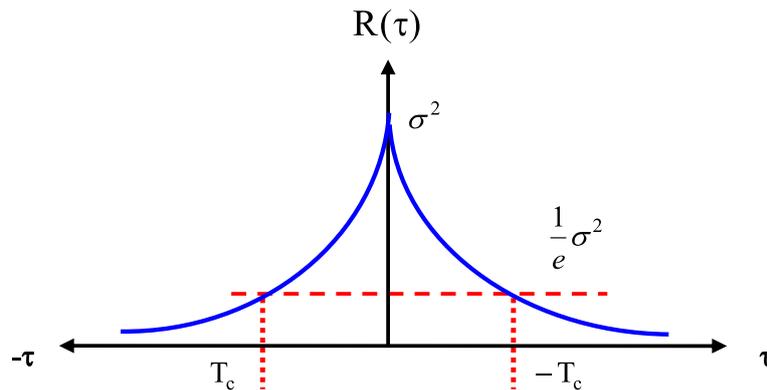


FIGURE 1.4 – Fonction d'autocorrélation d'un processus de Gauss-Markov (d'après El-Diasty et Pagiatakis [1])

Cependant, il semble que cette méthode d'identification ne soit pas adaptée dans les cas où plusieurs perturbations différentes coexistent [25], ce qui est le cas des capteurs inertiels à bas coût. Il semble tout de même qu'un filtrage par ondelettes éliminant les perturbations haute fréquence puisse clarifier la courbe d'autocorrélation obtenue [17, 2], comme le montre la figure 1.5. Cette méthode est aussi problématique puisqu'une identification précise ne peut être menée qu'à partir d'une acquisition très longue, d'une durée de 200 fois la période de corrélation [17, 1].

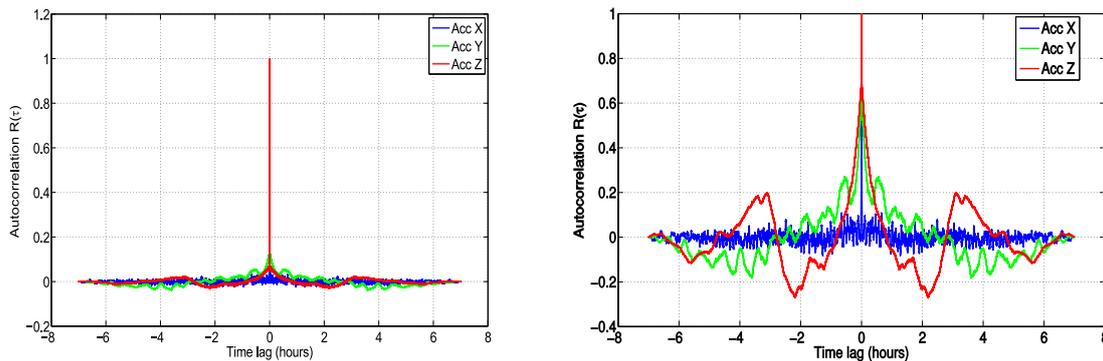


FIGURE 1.5 – Fonction d'autocorrélation issue d'une triade d'accéléromètres avant et après filtrage par ondelettes (d'après Quinchia et al. [2])

1.1.2.2 La densité spectrale de puissance

La densité spectrale de puissance (DSP) est obtenue en déterminant la transformée de Fourier de la fonction d'autocorrélation du signal. Cette approche fréquentielle permet d'accéder à des informations difficilement accessibles depuis le domaine temporel. La figure 1.6 représente les différentes courbes caractéristiques des principaux bruits à partir de l'affichage de la DSP en fonction de la fréquence d'échantillonnage. Par exemple, une droite de pente -2 illustre l'existence d'un bruit blanc, alors qu'une pente à -1 traduit la présence d'un biais instable. En plus de leur identification, cette courbe peut permettre d'évaluer leur importance sur le signal comme le détaillent les spécifications standards [5, 3].

Cependant, ce type de courbe obtenue expérimentalement n'est pas toujours facile à lire, notamment pour les capteurs à bas coût pour lesquels différentes perturbations

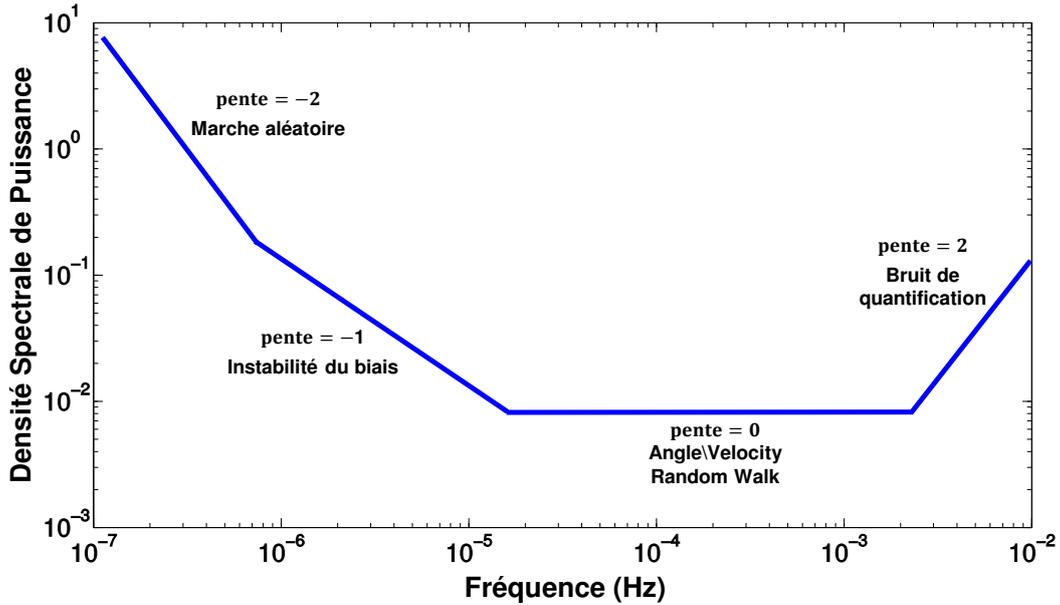


FIGURE 1.6 – Courbe caractéristique de la DSP en fonction de la fréquence d'échantillonnage (modifié à partir des spécifications IEEE [3])

coexistent [25]. De plus, Vukmirica et al. [27] ont montré que la méthode de la variance d'Allan (abordée au paragraphe suivant) permet une identification plus fine des erreurs stochastiques.

1.1.2.3 La variance d'Allan

En 1966, le Dr David Allan introduit une méthode de caractérisation du bruit et de la stabilité d'un système d'horloge [28]. Cette méthode a ensuite été étendue pour extraire le bruit intrinsèque d'un capteur inertiel à partir d'une acquisition statique [5, 3]. Il s'agit désormais de la méthode la plus utilisée pour modéliser le comportement stochastique des capteurs inertiels [6]. Par ailleurs, l'étude menée par El-Sheimy et al. [25] constitue une référence dans la description de la variance d'Allan.

La variance d'Allan se définit comme l'erreur quadratique moyenne du biais en fonction de la période d'échantillonnage. A partir d'une acquisition statique comportant N points de mesure, on constitue des groupes de n points successifs, que l'on appelle des clusters. Chaque cluster est donc associé à une durée $T = n \cdot \delta t$. Soit \hat{m} le signal temporel mesuré par le capteur, on calcule sa moyenne sur chaque cluster de la manière suivante :

$$M_k(T) = \frac{1}{T} \sum_{i=t_k}^{t_k+T} \hat{m}_k \quad (1.1.14)$$

La variance d'Allan est alors définie par l'expression suivante :

$$\sigma^2(T) = \frac{1}{2(N-2n)} \sum_{k=1}^{N-2n} (M_{k+1}(T) - M_k(T))^2 \quad (1.1.15)$$

La variance d'Allan est calculée pour différentes tailles de cluster dont la durée ira de δt jusqu'à quelques heures. On veillera tout de même à ce que le signal soit découpé en un minimum de neuf clusters [18]. En fait, la durée d'un cluster doit être vue comme la période d'échantillonnage fictive du signal sur laquelle le variance d'Allan est calculée

comme l'illustre la figure 1.7. Ainsi, pour calculer la variance d'Allan sur des périodes de l'ordre de l'heure, une acquisition d'au moins 9h est nécessaire.

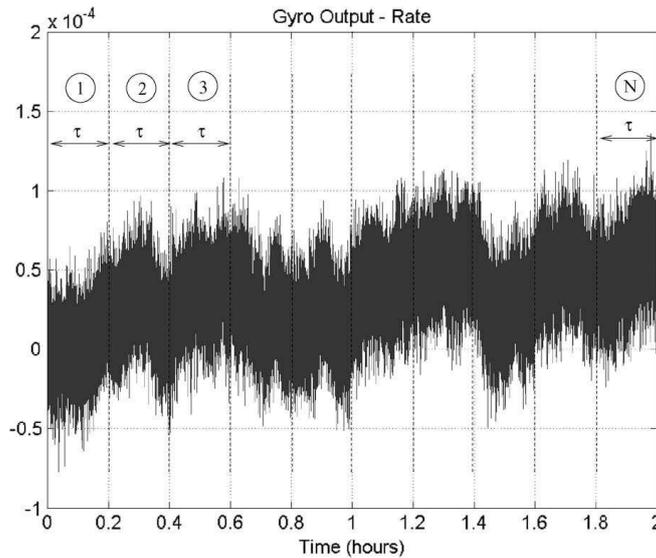


FIGURE 1.7 – Signal découpé en N clusters de durée τ (à partir de Vaccaro et Zaki [4])

Comme pour la méthode de la densité spectrale de puissance, il s'agit ensuite de tracer l'évolution de la variance d'Allan en fonction de la période d'échantillonnage virtuelle sur une échelle logarithmique. Comparativement, la variance d'Allan est reconnue pour donner une estimation plus fine des perturbations stochastiques que la méthode de la densité spectrale de puissance [27].

La spécification standard [5] fournit une courbe caractéristique des principaux bruits (fig. 1.8). Là encore, l'observation de l'allure de cette courbe permet d'identifier des perturbations connues.

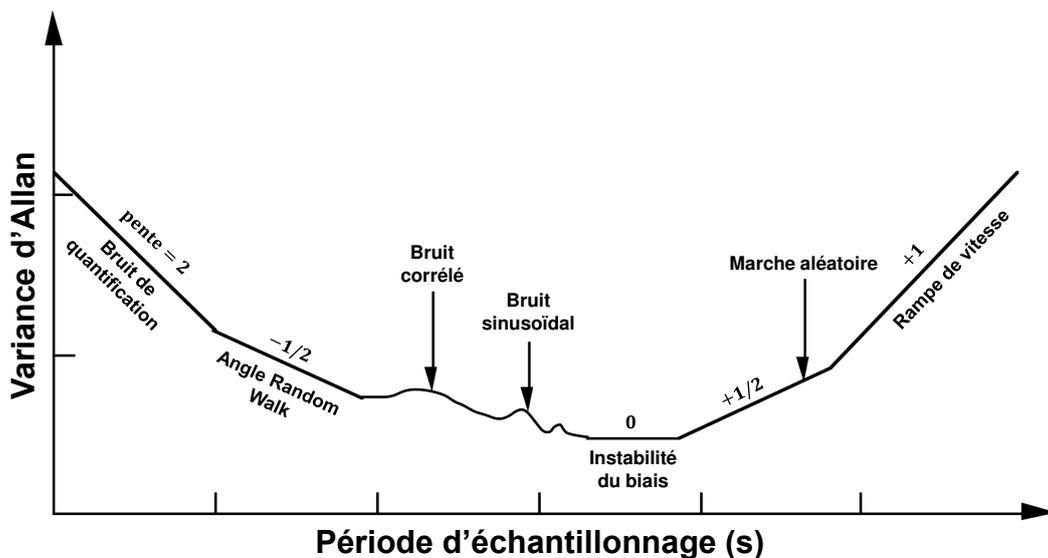


FIGURE 1.8 – Courbe caractéristique de la variance d'Allan en fonction de la période d'échantillonnage (modifiée à partir des spécifications IEEE [5])

a. Le bruit blanc

Qu'ils portent sur les gyroscopes ou les accéléromètres, les articles de modélisation stochastique abordent souvent le bruit blanc sous le nom de ARW puisqu'il s'agit de l'effet qu'a ce bruit sur l'estimation de l'orientation par intégration de la mesure gyroskopique. La démarche est cependant identique pour les accéléromètres et les magnétomètres. L'expression théorique de la variance d'Allan calculée à partir de ce bruit est la suivante :

$$\sigma^2(T) = \frac{\text{ARW}^2}{T} \quad (1.1.16)$$

Cette expression montre bien que l'évolution de $\sigma(T)$ en fonction de T sur une échelle logarithmique est une droite de pente $-1/2$. De plus, la valeur ARW qui était définie par l'équation 1.1.3 peut être identifiée par la valeur de cette pente à $T = 1$ s. La figure 1.9 trace l'évolution de la variance d'Allan calculée à partir du bruit blanc généré à $\sigma_{WN} = 0.2$ deg/s et échantillonné à 128 Hz (fig. 1.2a). Il est assez évident d'ajuster une droite de pente $-1/2$, et d'identifier la valeur à $T = 1$ s. On obtient ainsi $\text{ARW} = 0.018$ deg/ $\sqrt{\text{s}}$, et on retrouve bien $\sigma_{WN} = 0.2$ deg/s grâce à l'équation 1.1.3.

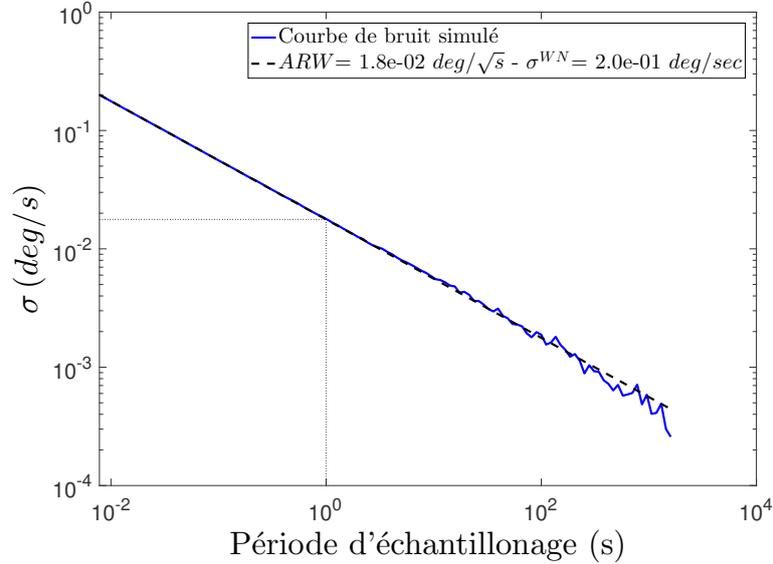


FIGURE 1.9 – Variance d'Allan calculée à partir du bruit blanc généré à $\sigma_{WN} = 0.2$ deg/s

b. L'instabilité du biais

L'instabilité est plus délicate à caractériser par la méthode de la variance d'Allan. D'après les recommandations IEEE [5], l'expression théorique de la variance d'Allan d'un signal à biais instable est :

$$\sigma^2(T) = \frac{2 \cdot \text{BI}^2}{\pi} \left[\ln 2 - \frac{\sin^3 x}{2x^2} (\sin x + 4x \cdot \cos x) + C_i(2x) - C_i(4x) \right] \quad (1.1.17)$$

où $x = \frac{\pi T}{T_0}$ et C_i est la fonction cosinus intégral.

Cette expression conduit à l'existence d'un plateau sur la courbe de la variance d'Allan, ce plateau étant caractéristique de l'instabilité du biais (fig. 1.10). La valeur définissant

l'instabilité du biais peut alors être obtenue à partir de la valeur de la variance d'Allan atteinte sur ce plateau grâce à l'équation suivante :

$$\sqrt{\frac{2 \cdot \ln 2}{\pi}} \text{BI} = \sigma_{\text{plateau}} \quad (1.1.18)$$

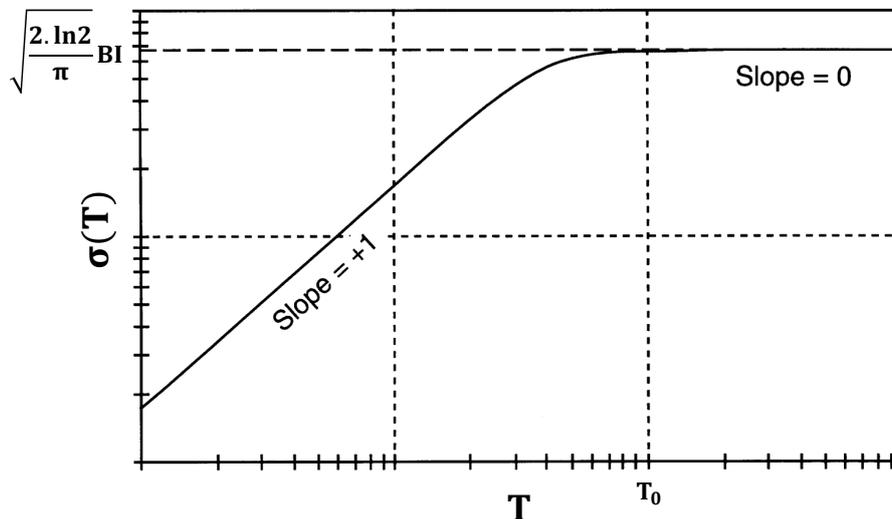


FIGURE 1.10 – Variance d'Allan calculée à partir d'un biais instable (modifiée à partir de IEEE [5])

Cependant, la littérature ne précise pas la formulation de l'instabilité biais permettant d'aboutir à ce résultat. Or, comme détaillé précédemment, il existe plusieurs solutions envisageables pour représenter l'instabilité du biais.

La marche aléatoire

L'expression théorique de la variance d'Allan calculée à partir d'une marche aléatoire est :

$$\sigma^2(T) = \frac{RW^2 T}{3} \quad (1.1.19)$$

Cette expression montre bien que l'évolution de $\sigma(T)$ en fonction de T sur une échelle logarithmique est une droite de pente $+1/2$. La valeur RW qui est la valeur caractéristique de la marche aléatoire peut donc être identifiée par la valeur de cette pente à $T = 3$ s. La figure 1.11 trace l'évolution de la variance d'Allan calculée à partir d'une marche aléatoire générée à partir d'un bruit blanc sous-jacent à $\sigma_{RW} = 0.001$ deg/s. Ici, il est assez évident d'ajuster une droite de pente $+1/2$, et d'identifier la valeur à $T = 3$ s. On obtient ainsi $RW = 0.012$ deg/s^{3/2}, et on retrouve bien $\sigma_{RW} = 0.001$ deg/s grâce à l'équation suivante [2] :

$$\sigma = \frac{RW}{\delta t} \quad (1.1.20)$$

La modélisation du bruit thermique par un bruit blanc et de l'instabilité du biais par une marche aléatoire est la solution choisie par la majorité des auteurs dans le cadre de l'estimation de l'orientation à partir de mesure inertielle [29, 30, 21, 31, 14]. Les figures

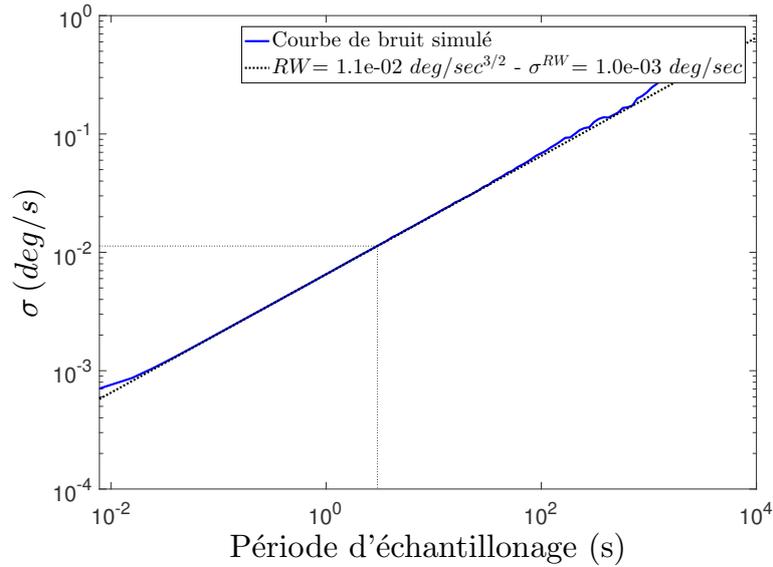
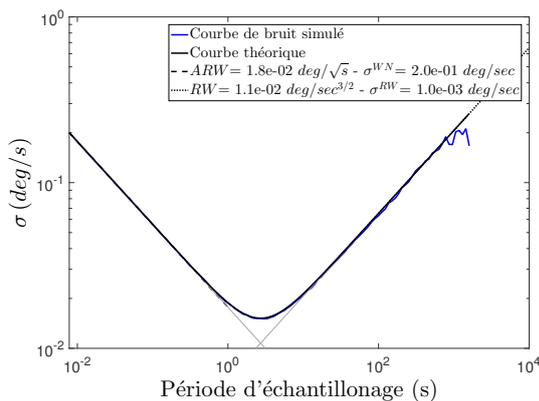


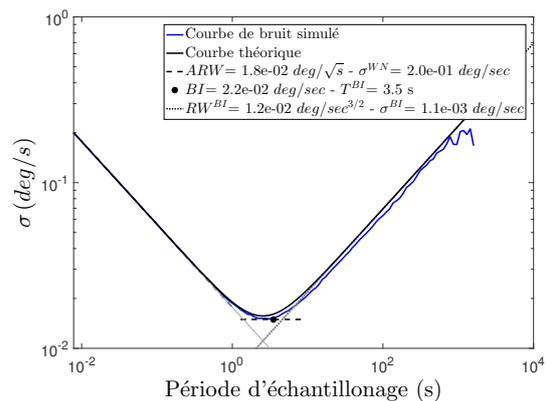
FIGURE 1.11 – Variance d’Allan calculée à partir d’une marche aléatoire générée à partir d’un bruit blanc sous-jacent à $\sigma_{RW} = 0.001$ deg/s

1.12 représentent la courbe d’Allan obtenue à partir de la superposition de ces deux perturbations. On reconnaît bien les pentes à $-1/2$ et à $+1/2$, respectivement caractéristiques du bruit blanc et de la marche aléatoire. La jonction entre ces deux droites fait apparaître un plateau, ce qui illustre également bien l’instabilité du biais. Dans cette situation, la marche aléatoire peut être identifiée en ajustant une droite de régression (fig. 1.12a).

Une deuxième méthode proposée par Woodman [18] consiste à identifier la valeur caractéristique de l’instabilité du biais BI directement à partir du plateau. L’équation 1.1.8 permet alors de déduire l’écart-type du bruit blanc sous-jacent à l’instabilité du biais (fig. 1.12b). Les courbes théoriques obtenues à partir des paramètres identifiés par cette méthode sont également affichées sur la figure.



(a) Identification de la marche aléatoire en ajustant une pente à $+1/2$



(b) Identification de BI en pointant sur le plateau, et déduction de la marche aléatoire à partir de l’équation 1.1.8

FIGURE 1.12 – Variance d’Allan calculée à partir de la superposition d’un bruit blanc généré à $\sigma_{WN} = 0.2$ deg/s et d’une marche aléatoire générée à partir d’un bruit blanc sous-jacent à $\sigma_{RW} = 0.001$ deg/s

Le processus de Gauss-Markov

L'expression théorique de la variance d'Allan calculée à partir d'un processus de Gauss-Markov est [5] :

$$\sigma^2(T) = \frac{(q_c \cdot T_c)^2}{T} \left[1 - \frac{T_c}{2T} \left(3 - 4e^{-\frac{T}{T_c}} + e^{-\frac{2T}{T_c}} \right) \right] \quad (1.1.21)$$

Il est important de remarquer que cette expression peut être simplifiée aux limites, dans le cas où la période d'échantillonnage est très grande ou très petite par rapport à T_c :

$$\sigma^2(T) = \begin{cases} \frac{(q_c \cdot T_c)^2}{T} & \text{pour } T \gg T_c \\ \frac{q_c^2}{3} T & \text{pour } T \ll T_c \end{cases} \quad (1.1.22)$$

En effet comme le laissait sous-entendre la fin du paragraphe b., et comme le rappellent Zhang et al. [26], pour des périodes d'échantillonnage très inférieures à la période de corrélation le processus de Gauss-Markov se comporte comme une marche aléatoire. Ainsi, en ajustant une droite de pente $+1/2$ et en relevant la valeur à $T = 3$ s, on obtient la valeur caractéristique de l'amplitude du processus de Gauss-Markov (q_c), équivalente au paramètre RW. En ajustant une droite de pente $-1/2$ et en relevant la valeur à $T = 1$ s, on obtient le produit $q_c \cdot T_c$, équivalent au paramètre ARW. En prenant le rapport en ces deux valeurs identifiées, on obtient la constante de temps caractéristique du processus de Gauss-Markov : T_c .

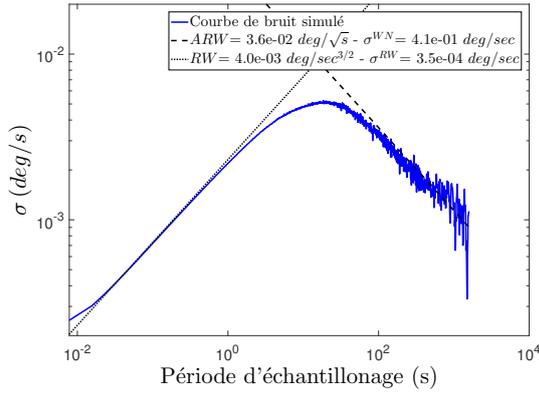
Une seconde approche pour identifier un processus de Gauss-Markov à partir de l'évolution de la variance d'Allan consiste à repérer le point culminant de la courbe. A partir des recommandations IEEE [5], on peut obtenir les deux constantes caractéristiques de la perturbation :

$$T_c = \frac{T_{\text{sommet}}}{1.89} \quad (1.1.23)$$

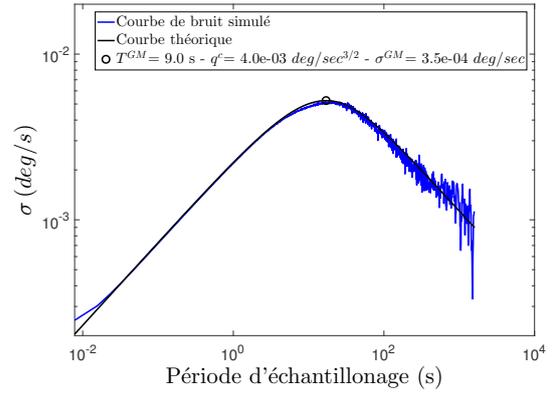
$$q_c = \frac{\sigma_{\text{sommet}}}{0.437\sqrt{T_c}} \quad (1.1.24)$$

Les figures 1.13 représentent l'évolution de la variance d'Allan obtenue à partir d'un processus de Gauss-Markov généré à partir d'un bruit blanc sous-jacent à $\sigma_{GM} = 3,5 \cdot 10^{-4}$ deg/s pour une période de corrélation $T_c = 9$ s. On distingue bien la pente à $+1/2$ caractéristique du comportement de marche aléatoire sur les petites périodes d'échantillonnage ainsi que la pente à $-1/2$ qui illustre la ressemblance avec un bruit blanc sur les grandes périodes d'échantillonnage. En ajustant deux droites de régression (fig. 1.13a), on identifie $ARW = 0.036$ deg/ \sqrt{s} et $RW = 0.004$ deg/s $^{3/2}$. Grâce à l'équation 1.1.20 on obtient bien $\sigma_{GM} = 3,5 \cdot 10^{-4}$ deg/s, puis en prenant le rapport $\frac{ARW}{RW}$ on retrouve bien $T_c = 9$ s. La figure 1.13b illustre quant à elle l'identification de la perturbation à partir de la seconde méthode (équations 1.1.23 et 1.1.24) ainsi que la courbe théorique qui en est déduite.

La modélisation du bruit thermique par un bruit blanc et de l'instabilité du biais par un processus de Gauss-Markov est la solution choisie par la majorité des auteurs dans le cadre des problématiques de navigation [7, 16, 2]. La courbe 1.14 représente l'évolution de la variance d'Allan obtenue à partir d'un tel modèle.



(a) Identification du processus de Gauss-Markov en ajustant deux pentes à $+1/2$ et $-1/2$



(b) Identification du processus de Gauss-Markov en pointant le point culminant

FIGURE 1.13 – Variance d’Allan calculée à partir d’un processus de Gauss-Markov généré à partir d’un bruit blanc sous-jacent à $\sigma_{GM} = 3,5 \cdot 10^{-4} \text{ deg/s}$ pour une période de corrélation $T_c = 9 \text{ s}$

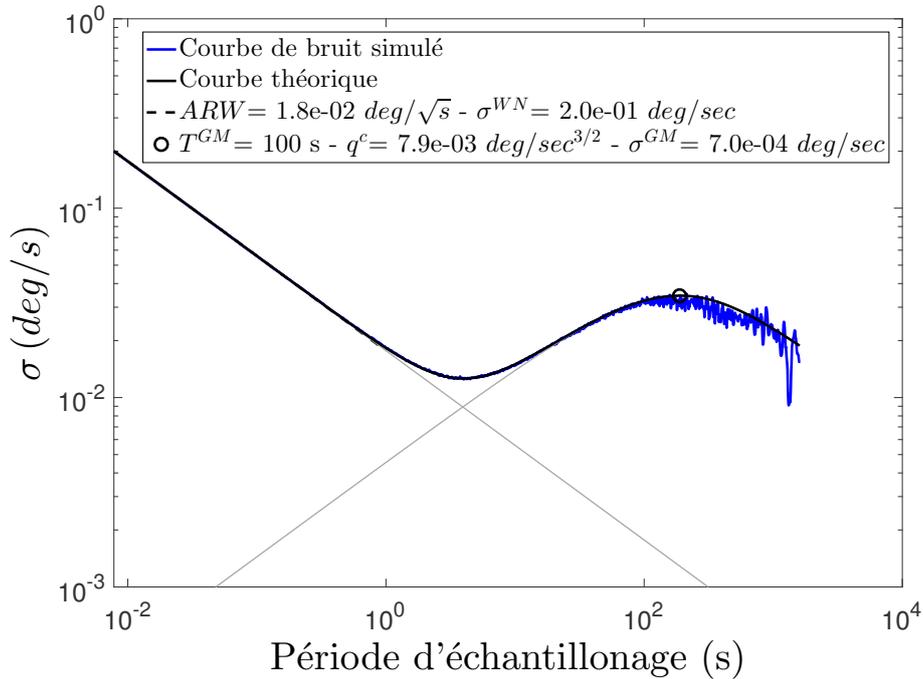


FIGURE 1.14 – Variance d’Allan calculée à partir de la superposition d’un bruit blanc généré à $\sigma_{WN} = 0.2 \text{ deg/s}$ et d’un processus de Gauss-Markov généré à partir d’un bruit blanc sous-jacent à $\sigma_{GM} = 7 \cdot 10^{-4} \text{ deg/s}$ à la période de corrélation $T_c = 100 \text{ s}$

c. Le bruit de quantification

L'expression théorique de la variance d'Allan calculée à partir du bruit de quantification est :

$$\sigma^2(T) = \frac{3Q^2}{T^2} \quad (1.1.25)$$

Cette expression montre que l'évolution de $\sigma(T)$ en fonction de T sur une échelle logarithmique est une droite de pente -1 . De plus, la valeur Q qui est la valeur caractéristique du bruit de quantification peut être identifiée par la valeur de cette pente à $T = \sqrt{3}$ s. La figure 1.15 trace l'évolution de la variance d'Allan calculée à partir d'un bruit de quantification.

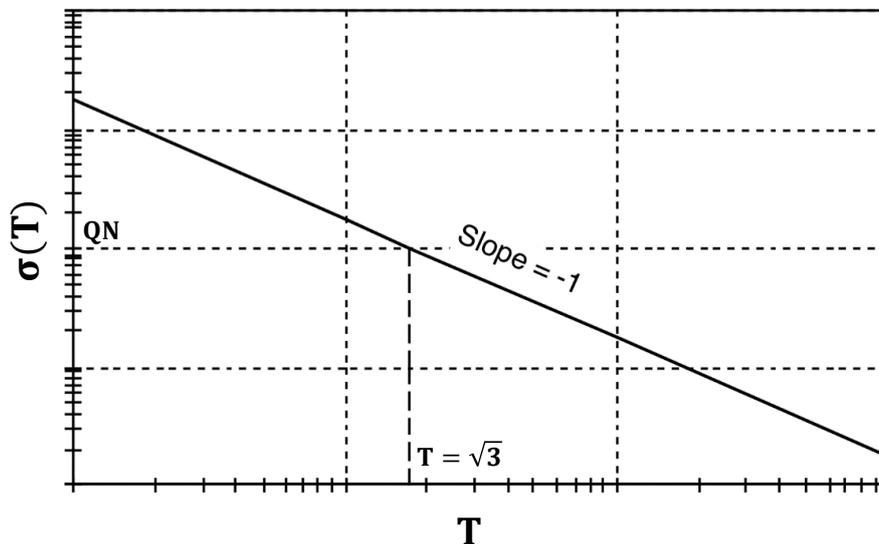


FIGURE 1.15 – Variance d'Allan calculée à partir d'un bruit de quantification (modifiée à partir de IEEE [5])

d. La rampe de vitesse

L'expression théorique de la variance d'Allan calculée à partir d'une rampe de vitesse est :

$$\sigma^2(T) = \frac{R^2 T^2}{2} \quad (1.1.26)$$

Cette expression montre que l'évolution de $\sigma(T)$ en fonction de T sur une échelle logarithmique est une droite de pente $+1$. De plus, la valeur R qui est la valeur caractéristique de la rampe de vitesse peut être identifiée par la valeur de cette pente à $T = \sqrt{2}$ s. La figure 1.16 trace l'évolution de la variance d'Allan calculée à partir d'une telle perturbation.

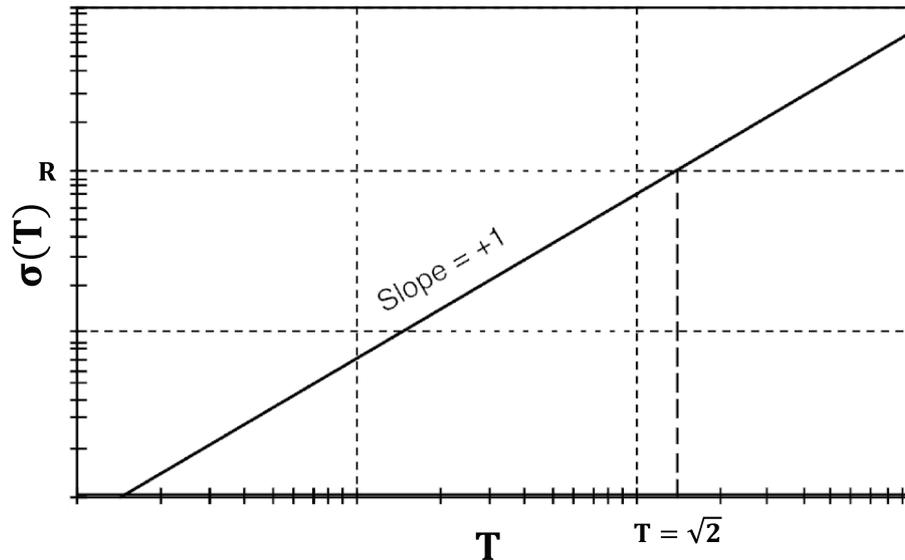


FIGURE 1.16 – Variance d’Allan calculée à partir d’une rampe de vitesse (modifiée à partir de IEEE [5])

e. Remarques sur la variance d’Allan

En pratique, la variance d’Allan est calculée à partir d’un nombre fini de points de mesure, il s’agit donc d’une estimation entachée d’une incertitude. Comme l’introduisent El-Sheimy et al. [25], l’erreur est étroitement liée à la taille des clusters. En effet, l’équation 1.1.27 montre que plus la taille (n) des clusters est petite, plus l’erreur (ε) est faible. En d’autres termes, la partie gauche d’une courbe d’Allan est plus précise que sa partie droite. Certains auteurs font alors apparaître des intervalles de confiance sur leurs courbes d’Allan pour représenter ces incertitudes (fig. 1.17). Ainsi, cette équation permet de calculer l’incertitude d’estimation des constantes caractéristiques des bruits de mesure par la méthode de la variance d’Allan.

$$\varepsilon = \frac{1}{\sqrt{2 \left(\frac{N}{n} - 1 \right)}} \quad (1.1.27)$$

De plus, cette équation montre que plus le nombre de points mesurés (N) est grand, plus l’erreur est réduite, d’où l’importance de réaliser une acquisition longue

Ainsi, il apparaît que l’identification des bruits se manifestant sur les hautes fréquences (bruit blanc, bruit de quantification) est plus précise que l’identification des perturbations agissant à basse fréquence (instabilité du biais, rampe de vitesse). Pour intégrer cet effet, Vaccaro et Zaki [4] proposent d’attribuer un poids à chaque point en fonction de son incertitude lors d’une procédure d’identification.

Finalement, certains auteurs proposent des méthodes d’identification globale qui permettent d’extraire l’ensemble des bruits connus à partir de l’analyse de la variance d’Allan. Par exemple, Yuksel et al. [6] parviennent à identifier les perturbations à partir d’un modèle lourd, constitué d’un bruit blanc, de deux processus autorégressifs du premier ordre, ainsi qu’un du second ordre et d’une marche aléatoire (fig. 1.18). Grantham et Bailey [32] proposent quant à eux une méthode d’identification par ajustement aux moindres carrés à partir d’une courbe d’Allan. Cependant, l’intégration de tels modèles au sein d’un algorithme de fusion de données est excessivement compliqué et alourdi considérablement

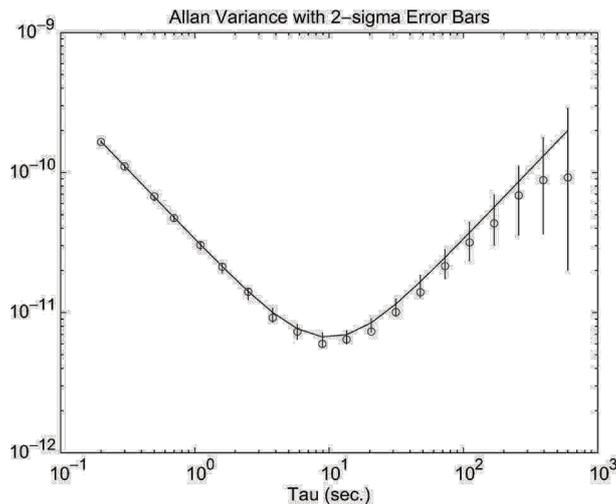


FIGURE 1.17 – Évolution de la variance d’Allan à partir d’un modèle constitué d’un bruit blanc et d’une marche aléatoire. Les barres verticales mettent en évidence les incertitudes (à partir de Vaccaro et Zaki [4])

le temps de calcul [17].

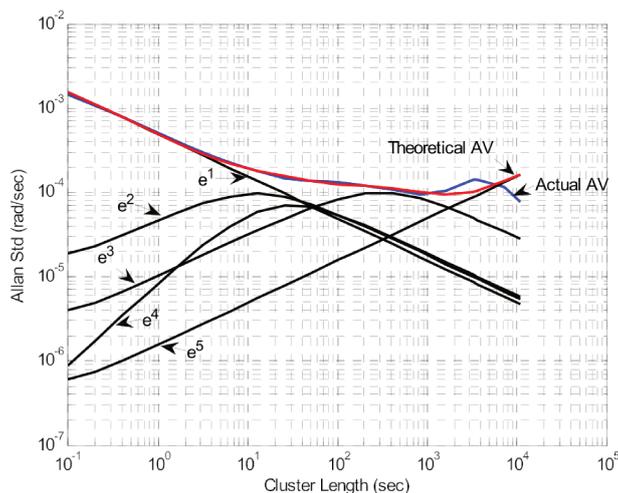


FIGURE 1.18 – Variance d’Allan expérimentale et théorique, à partir d’un modèle complexe (à partir de Yuksel et al. [6])

1.1.3 Effet des bruits sur la mesure inertielle

Une fois la modélisation établie et les constantes caractéristiques des perturbations identifiées, l’impact de ces bruits de mesure sur l’estimation de l’orientation ou de la position peut être estimé. Cela permet d’anticiper les performances des capteurs.

Par exemple, Wall et Bevly [7] mènent cette analyse à partir d’un modèle constitué d’un bruit blanc et d’un processus de Gauss-Markov. Et puisque ces deux perturbations sont non-corrélées, elles peuvent être analysées séparément puis sommées afin d’obtenir un résultat complet. Ainsi, la figure 1.19 trace l’évolution au cours du temps de l’écart-type de l’erreur obtenue après intégration du bruit blanc (courbe bleue), du processus de Gauss-Markov (courbe rouge) ainsi que l’erreur totale (courbe noire). Il s’agit donc d’une prévision de l’erreur obtenue à partir de l’intégration directe d’une mesure gyroscopique.

Cette courbe montre bien que l'accumulation des erreurs à chaque pas d'intégration provoque un phénomène de dérive. De plus, on distingue bien que le bruit blanc est la perturbation dont l'effet est prédominant en début d'acquisition, mais qu'après un certains temps l'instabilité du biais devient très vite l'erreur majeure. Finalement pour une acquisition suffisamment longue, l'effet du bruit blanc est négligeable par rapport à l'effet de l'instabilité du biais.

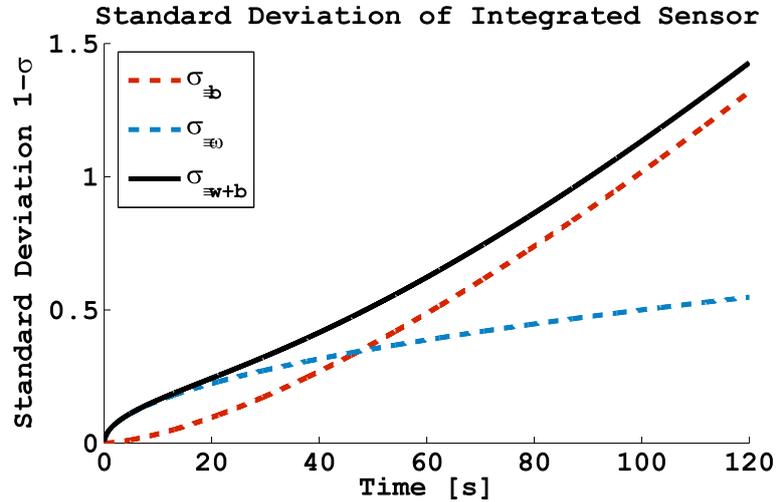


FIGURE 1.19 – Évolution de l'erreur issue du bruit blanc (courbe bleue), du processus de Gauss-Markov (courbe rouge) et de l'erreur totale (courbe noire) (à partir de Wall et Bevly [7])

1.1.4 Bilan

Rappelons que la détection des erreurs stochastiques au sein d'une mesure inertielle doit conduire à l'intégration d'un modèle adapté à l'algorithme de fusion de données (un filtre de Kalman dans notre cas) dans le but d'améliorer l'estimation de l'orientation. Certains auteurs proposent également de compléter certains paramètres d'entrée de ces algorithmes (comme les matrices de covariance d'un filtre de Kalman) à partir des constantes caractéristiques de ces bruits identifiées par la méthode de la variance d'Allan [13].

Le bruit thermique et l'instabilité du biais constituent finalement les deux perturbations stochastiques principales sur la mesure issue d'un capteur inertielle [18]. Ainsi, il convient de définir la grandeur physique mesurée $\hat{\mathbf{m}}(t)$ comme étant la somme de la grandeur physique réelle $\mathbf{m}(t)$, d'un bruit thermique $\mathbf{n}(t)$ et d'un biais évolutif $\mathbf{b}(t)$:

$$\hat{\mathbf{m}}(t) = \mathbf{m}(t) + \mathbf{b}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (1.1.28)$$

Cette écriture rappelle finalement le modèle de référence introduit par Farrenkopf [29] pour les gyroscopes dans le cadre de l'estimation de l'orientation. Dans ce modèle, le bruit thermique est défini par un bruit blanc Gaussien alors que l'instabilité du biais est associée à une marche aléatoire. Ce modèle a ensuite été très largement repris dans la littérature [30, 21, 31, 14].

Il est en effet primordial de prendre en compte l'instabilité du biais des gyroscopes puisque la mesure gyroskopique doit subir une intégration numérique. En revanche, les mesures issues des accéléromètres et magnétomètres étant utilisées directement, la prise

en compte de l'instabilité de leur biais n'est pas aussi indispensable. Les modèles associés aux accéléromètres et aux magnétomètres dans le cadre de l'estimation de l'orientation se limitent ainsi souvent au bruit blanc. Dans le cadre des problématiques de navigation en revanche, la mesure issue des accéléromètres ayant à subir une double intégration, l'instabilité du biais des accéléromètres est souvent modélisée [2].

En ce qui concerne l'opération de fusion des données que nous aborderons au chapitre 5, précisons déjà que le filtre de Kalman est conçu pour gérer des grandeurs perturbées par un bruit blanc. La modélisation courante et rigoureuse du bruit thermique au sein des gyroscopes, accéléromètres et magnétomètres par un bruit blanc est donc parfaitement adaptée à ce type de filtre. En revanche, pour prendre en compte le comportement de l'instabilité du biais, le modèle choisi doit être intégré au modèle dynamique du filtre de Kalman. De cette façon, la valeur instantanée du biais des gyroscopes pourra être estimée en confrontant l'orientation prédite par les gyroscopes avec l'orientation déduite des accéléromètres et des magnétomètres. Cependant, afin de ne pas ralentir l'exécution de l'algorithme, le modèle retenu doit être suffisamment simple. Ces aspects seront abordés plus en détails au chapitre 7.

Comme évoqué précédemment, l'analyse des erreurs stochastiques revêt un autre intérêt : elle permet de différencier la qualité des capteurs en différents grades. En effet, El-Sheimy et al. [25] analysent à partir de la méthode de la variance d'Allan trois niveaux de qualité de capteur inertiel : qualité *navigation* - qualité *tactique* - qualité *consommateur*. Les résultats obtenus montrent que les gyroscopes de qualité *navigation* sont perturbés par un bruit blanc d'amplitude suffisamment faible pour que le bruit de quantification soit perceptible. Sur ce type de capteur, une analyse sur des périodes allant jusqu'à 1000 s ne suffit pas à mettre en évidence l'instabilité du biais. Des résultats proches sont obtenus à partir des gyroscopes de qualité tactique, alors qu'un comportement de marche aléatoire traduisant l'instabilité du biais est observé sur les accéléromètres du même grade. En revanche, l'instabilité du biais est bien identifiable sur l'ensemble des capteurs de qualité *consommateur*. Pour ces capteurs, le bruit blanc identifié est beaucoup plus important que celui obtenu à partir des capteurs de qualité supérieure. Wall et Bevly [7] quant à eux donnent l'évolution des courbes d'Allan obtenues à partir d'un modèle constitué d'un bruit blanc est d'un processus de Gauss-Markov, pour des constantes caractéristiques issues des fiches techniques de deux capteurs de qualité différente (fig. 1.20). On voit bien que la variance issue du gyroscope de qualité supérieure est globalement plus petite que celle issue du capteur à bas coût. De plus, l'instabilité du biais pour le capteur de qualité inférieure est visible à partir des périodes de l'ordre de 10 s, ce qui n'est pas le cas du gyroscope haute performance qui ne semble pas être sujet à l'instabilité du biais sur des périodes allant jusqu'à plus de 2 h.

Enfin, notons que les erreurs stochastiques semblent être dépendantes de la température. En effet, El-Diasty et Pagiatakis [1] montrent que la période de corrélation de l'instabilité du biais, modélisée par un processus autorégressif varie pour des températures allant de -40°C à 60°C . Ainsi, il peut être envisagé d'affiner les modèles de comportement des erreurs stochastiques en prenant en compte le comportement des bruits en fonction de la température. Cependant, de tels modèles seront très lourds à intégrer au sein d'un algorithme de fusion de données.

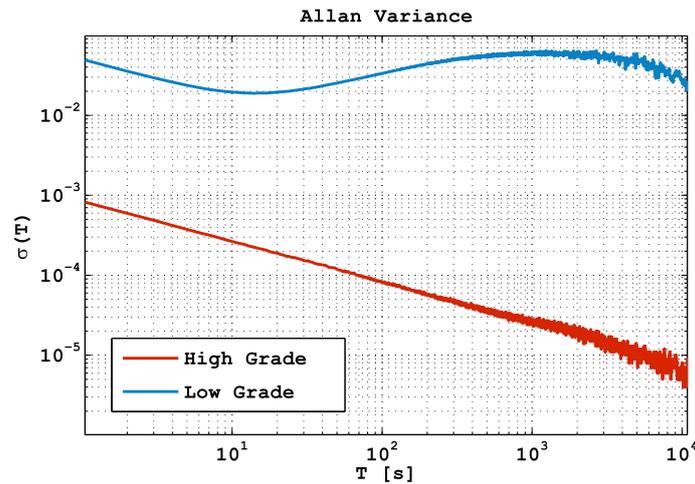


FIGURE 1.20 – Évolution de la variance d’Allan pour deux gyroscopes de qualité différente [7]

1.2 Les erreurs déterministes

1.2.1 Les modèles de mesure

S’il est complexe de prendre en compte les erreurs stochastiques du fait de leur caractère aléatoire, les erreurs déterministes peuvent elles, par définition, être intégralement déterminées. Cette composante déterministe de l’erreur dépend des caractéristiques électriques et mécaniques du capteur ainsi que des conditions physiques de l’essai : valeur et évolution de la grandeur mesurée, conditions extérieures (température, taux d’humidité, ...). Lorsque ces paramètres sont constants, les erreurs déterministes n’évoluent pas au cours du temps, ce qui les rend identifiées.

Les erreurs déterministes sont en fait le fruit d’une conversion imparfaite des potentiels électriques mesurés par le capteur en une unité adaptée à la grandeur physique ciblée. Cette conversion est définie par un modèle de mesure (fig. 1.21). Les coefficients qui interviennent au sein de ce modèle sont identifiés lors d’une procédure de calibrage, ce qui sera abordé à partir du paragraphe 1.2.2. Par conséquent, réduire les erreurs déterministes impliquent deux aspects : le choix d’un modèle de mesure adapté ; l’identification précise des coefficients du modèle par calibrage.

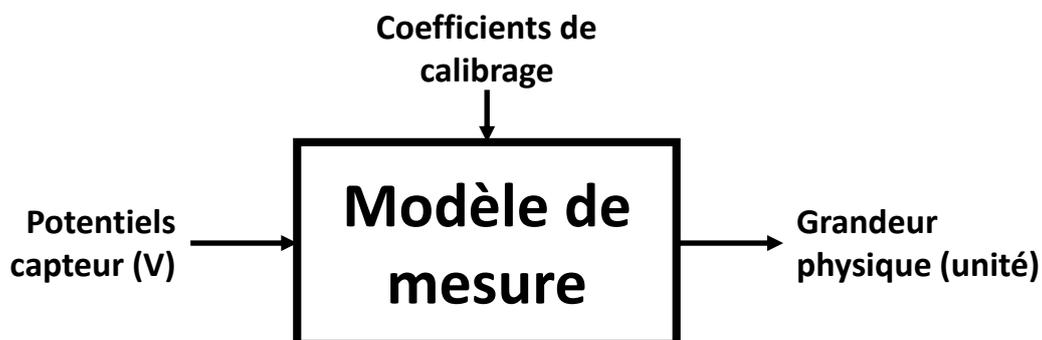


FIGURE 1.21 – Le modèle de mesure assure la conversion des potentiels en une unité adaptée

Dans la littérature, plusieurs types de modèles plus ou moins fins sont utilisés. Dans le but de comprendre comment sont constitués ces modèles de mesure et d'être capable d'identifier la configuration la mieux adaptée à un capteur et à une application, le paragraphe suivant décrit et discute les principaux modèles couramment attribués aux capteurs inertiels. Nous commencerons par un modèle très simple que l'on affinera successivement.

1.2.1.1 Le modèle linéaire simple

Idéalement, un capteur devrait conserver une même sensibilité quelque soit l'amplitude de la mesure. Dans ce cas, le modèle de mesure peut être considéré comme linéaire mais seulement lorsque les conditions extérieures (notamment la température) sont suffisamment stables. Le défaut de linéarité de la mesure réelle par rapport à ce modèle est très souvent évalué par les constructeurs et inscrit dans la documentation technique. Le modèle de mesure pour un capteur parfaitement linéaire s'écrit ainsi :

$$\hat{m} = s.(u - b) \quad (1.2.1)$$

La grandeur physique estimée \hat{m} est ainsi reliée au potentiel mesuré u par l'intermédiaire d'un offset b (signal obtenu lorsque la grandeur physique est nulle) et d'un facteur de sensibilité s (encore appelé facteur d'échelle).

Dans le cas d'une mesure 3D réalisée par une triade de capteurs, le modèle linéaire simple peut être écrit sous forme matricielle :

$$\hat{\mathbf{m}} = \mathbf{S}.\mathbf{(u - b)} \quad (1.2.2)$$

$$\text{avec } \hat{\mathbf{m}} = \begin{bmatrix} \hat{m}_x \\ \hat{m}_y \\ \hat{m}_z \end{bmatrix}; \mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 \\ 0 & 0 & s_z \end{bmatrix}; \mathbf{u} = \begin{bmatrix} u_x \\ u_y \\ u_z \end{bmatrix}; \mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_x \\ b_y \\ b_z \end{bmatrix}$$

En 3D, le lien entre la mesure et la grandeur physique à estimer est défini via uniquement six paramètres de calibrage (trois facteurs de sensibilité et trois offsets). Seulement, ce modèle est basé sur l'hypothèse que les trois axes d'une triade de capteurs sont parfaitement orthogonaux. L'orthogonalité n'étant jamais parfaite, ce modèle n'est que rarement utilisé [33].

1.2.1.2 Prise en compte du défaut d'orthogonalité

Trois capteurs uniaxiaux agencés de façon orthogonale permettent d'exprimer une mesure 3D sous forme canonique. En effet, une grandeur alignée avec l'axe d'un des capteurs n'est mesurée que par ce capteur. Mais en réalité, il est impossible d'assurer une parfaite orthogonalité entre ces trois capteurs de petites dimensions en fabrication. De ce fait, cette même grandeur physique est également détectée par les deux autres capteurs.

En partant du premier axe de la triade, un repère parfaitement orthogonal peut être construit en introduisant trois *petites* rotations qui corrigent les défauts d'orthogonalité (fig. 1.22). Le lien entre ce repère orthogonal et le repère imparfait formé par la triade est généralement défini par une matrice triangulaire \mathbf{T} . Pour prendre en compte ce défaut d'orthogonalité, une seconde version du modèle de mesure peut être établie de la façon suivante :

$$\hat{\mathbf{m}} = \mathbf{T}.\mathbf{S}.\mathbf{(u - b)} \quad (1.2.3)$$

$$\text{avec } \mathbf{T} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \gamma_{yx} & 1 & 0 \\ \gamma_{zx} & \gamma_{zy} & 1 \end{bmatrix}$$

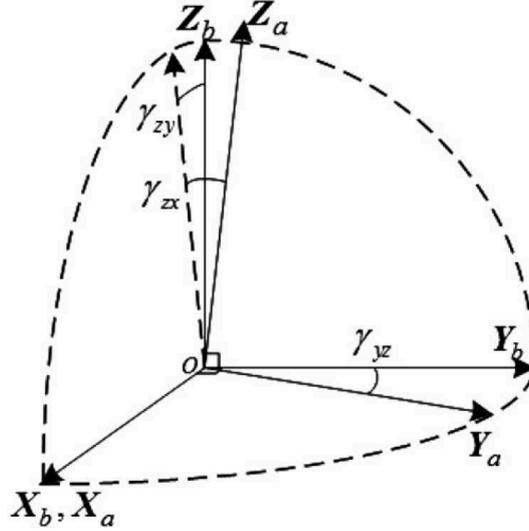


FIGURE 1.22 – Définition du repère orthogonal

Cette seconde version du modèle (eq. 1.2.3) ajoute trois angles (γ_{yx} , γ_{zx} , γ_{yz}) au jeu de paramètres de calibrage qui est désormais constitué de neuf valeurs. Ainsi défini, ce modèle est certainement le plus utilisé dans la littérature [34, 35, 8, 36]. Cependant, il repose sur l'hypothèse qu'un capteur unidimensionnel n'est réellement sensible qu'aux sollicitations le long de son axe. Or il peut arriver qu'une sollicitation transverse ait une influence sur la mesure. C'est surtout vrai pour les accéléromètres de technologie MEMS, constitués d'un élément déformable qui réagit principalement à l'accélération subie dans sa direction mais également (dans une moindre mesure) aux accélérations transverses [37]. De ce fait, ce modèle est adapté aux capteurs haut de gamme, peu sensibles aux sollicitations transverses, mais pas aux capteurs de qualité inférieure. Comme la majorité des centrales inertielles destinées à la mesure du mouvement humain sont constituées de capteurs de technologie MEMS, le modèle doit donc être adapté pour prendre en compte les sensibilités transverses.

1.2.1.3 Prise en compte des sensibilités transverses et du défaut d'alignement

Pour prendre en compte les sensibilités transverses, la matrice des facteurs d'échelle est complétée de la façon suivante :

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{xx} & s_{xy} & s_{xz} \\ s_{yx} & s_{yy} & s_{yz} \\ s_{zx} & s_{zy} & s_{zz} \end{bmatrix} \quad (1.2.4)$$

où les éléments diagonaux de \mathbf{S} sont les sensibilités principales (ou facteurs d'échelle) alors que les éléments non-diagonaux sont les sensibilités transverses.

Ainsi, une composante de la grandeur physique à estimer sera influencée par le potentiel issu du capteur concerné par l'intermédiaire de sa sensibilité principale s_{ii} , mais également par les mesures issues des deux autres capteurs par l'intermédiaire de leurs sensibilités transverses s_{ij} .

A ce défaut d'orthogonalité, s'ajoute un défaut d'alignement entre la triade de capteurs et le boîtier de la centrale qui définit le repère dont on veut obtenir l'orientation. En effet, l'orientation de la triade au sein de son boîtier ne peut pas être parfaitement réalisée là encore, les dimensions des éléments étant très petites. Il arrive que ce défaut soit pris en compte dans certains modèles de mesure de magnétomètres [38] alors qu'il n'est étonnamment jamais considéré pour les accéléromètres ou les gyroscopes. Pour prendre en compte ce défaut, le lien entre le repère orthogonal défini à partir de la triade et le repère orthogonal associé au boîtier du capteur peut être défini par une matrice de désalignement :

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} d_{xx} & d_{xy} & d_{xz} \\ d_{yx} & d_{yy} & d_{yz} \\ d_{zx} & d_{zy} & d_{zz} \end{bmatrix} \quad (1.2.5)$$

En prenant en compte les sensibilités transverses et le défaut d'alignement, le modèle devient :

$$\hat{\mathbf{m}} = \mathbf{D} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{S} \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{b}) \quad (1.2.6)$$

Le produit $\mathbf{D} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{S}$ peut être remplacé par une nouvelle matrice \mathbf{K} dont les coefficients dépendront des différentes sensibilités ainsi que des défaut d'orthogonalité et d'alignement. Finalement, la troisième version du modèle de mesure, qui sera la plus complète, peut s'écrire :

$$\hat{\mathbf{m}} = \mathbf{K} \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{b}) \quad (1.2.7)$$

$$\text{avec } \mathbf{K} = \begin{bmatrix} k_{xx} & k_{xy} & k_{xz} \\ k_{yx} & k_{yy} & k_{yz} \\ k_{zx} & k_{zy} & k_{zz} \end{bmatrix}$$

Ainsi défini, le modèle de mesure dépend de douze paramètres de calibrage (neuf facteurs globaux k_{ij} et trois offsets b_i). Frosio et al. [39] utilisent un modèle similaire à propos d'un accéléromètre triaxial mais ajoute l'hypothèse que \mathbf{K} est symétrique ce qui permet de réduire le nombre de coefficients de calibrage de douze à neuf. Cependant, cette hypothèse n'est pas compatible avec la prise en compte du défaut d'alignement et des sensibilités transverses qui n'ont aucune raison d'être symétriques. Un tel modèle se rapproche donc plus de la seconde version que nous avons établie au paragraphe 1.2.1.2.

1.2.1.4 L'influence de la température

Comme évoqué précédemment, ces paramètres de calibrage sont constants quand les conditions de mesure sont stables. Au contraire, ces paramètres vont évoluer en cas de changement de conditions extérieures comme la température. D'après Sabatini [40], la température a un effet très important sur la mesure issue d'un gyroscope de technologie MEMS, un effet modéré sur un signal délivré par un accéléromètre et un effet insignifiant sur le fonctionnement d'un magnétomètre. On observe notamment un changement de comportement des gyroscopes dans les secondes qui suivent leur mise sous tension du fait de leur auto-échauffement [41]. Il peut donc devenir indispensable de prendre en compte le comportement des coefficients de calibrage au regard des variations de température.

Il n'existe pas de loi universelle caractérisant le comportement de ces coefficients. En effet, l'évolution de la mesure à différents points de température est très variable en

fonction du matériel utilisé et se caractérise très souvent par un comportement non-linéaire [18].

Les figures 1.23 montrent l'évolution de la norme des signaux bruts mesurés par les gyroscopes, accéléromètres et magnétomètres d'un capteur inertielle lors d'une variation de température imposée (chauffe et refroidissement) en situation statique. Les variations observées sont donc principalement provoquées par la variation de température et par les erreurs stochastiques.

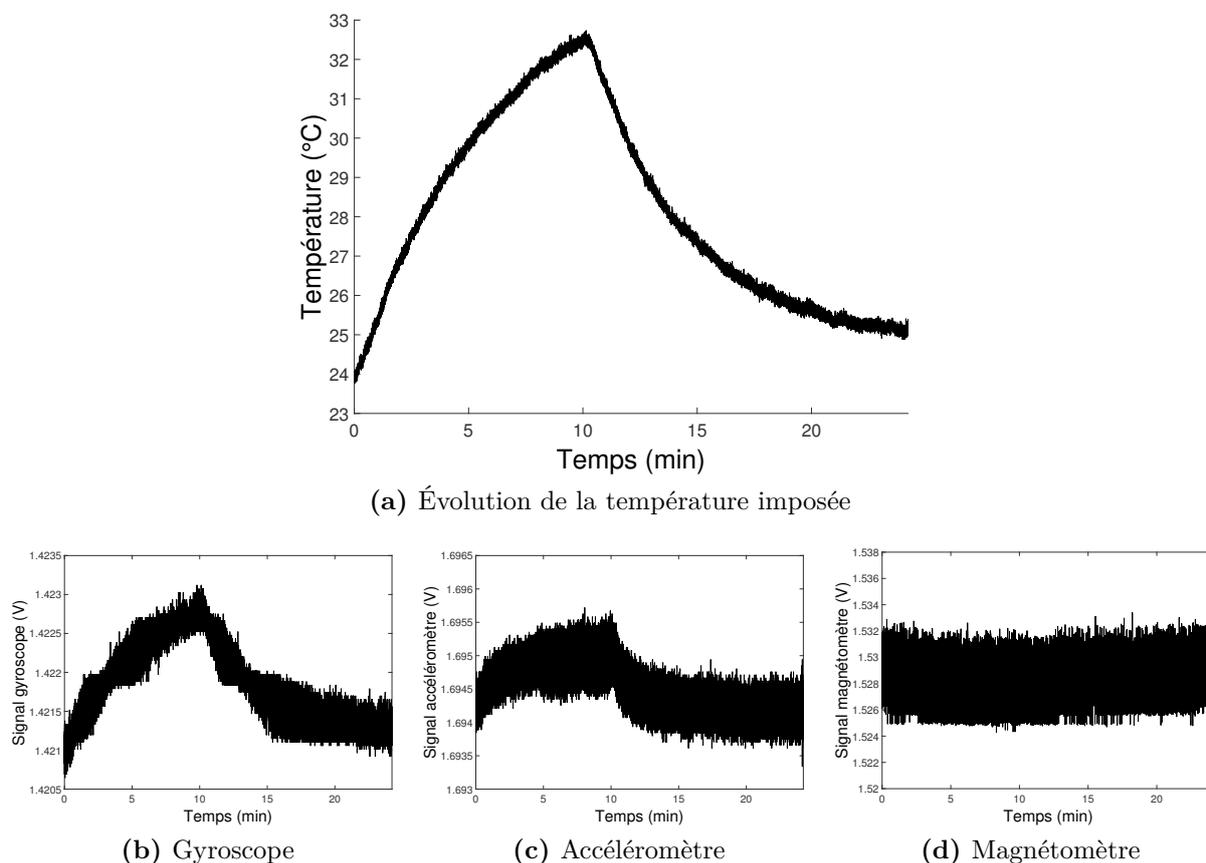


FIGURE 1.23 – Évolution des signaux lors d'une variation de température

L'observation de ces signaux suffit à révéler que, conformément à ce qui est annoncé par Sabatini [40], l'effet de la température se ressent clairement sur la mesure gyroscopique alors qu'elle n'agit que légèrement sur la mesure issue de l'accéléromètre. La troisième courbe semble également confirmer l'effet insignifiant de la température sur la mesure issue du magnétomètre.

1.2.1.5 Erreurs spécifiques aux magnétomètres

Le modèle de mesure défini par l'équation 1.2.7 est applicable à l'ensemble des mesures issues d'accéléromètres, de gyroscopes ou de magnétomètres. Cependant, la littérature détaille des erreurs supplémentaires susceptibles de perturber le signal d'un magnétomètre. D'après Gebre-Egziabher et al. [9], il existe deux types de perturbations (*fer dur* et *fer doux*). Les perturbations dites *fer dur* sont dues aux champs permanents créés par la structure ferromagnétique ainsi que par les champs magnétiques d'origine électrique présents au sein du capteur ou de la structure sur laquelle il est monté. Ces champs permanents sont liés au capteur, on dit ainsi qu'ils *tournent* avec lui. Puisqu'elles sont

constantes du point de vue du capteur, les perturbations *fer dur* se traduisent par un offset supplémentaire sur la mesure et sont donc intégrées dans les coefficients b_x, b_y, b_z .

Les perturbations dites *fer doux* correspondent aux distorsions du champ magnétique terrestre induit par la structure du capteur. Ces champs ne *tournent* pas avec le capteur. Par conséquent, leurs directions et leurs amplitudes varient en fonction de son orientation. Les perturbations *fer doux* sont prises en compte en même temps que les facteurs de sensibilité dans les coefficients $s_x, s_y, s_z, s_{xy}, s_{xz}, s_{yx}, s_{yz}, s_{zx}, s_{zy}$.

1.2.1.6 Erreurs non prises en compte

Finalement, le modèle de mesure permet de convertir les potentiels mesurés par les capteurs en une unité adaptée à la grandeur physique par l'intermédiaire d'offsets et de facteurs d'échelle. Tel qu'il est défini par l'équation 1.2.7, ce modèle prend en compte les défauts d'orthogonalité et d'alignement, les sensibilités transverses (principalement pour les accéléromètres) ainsi que les perturbations magnétiques locales.

Mais ce modèle est construit à partir d'une hypothèse : le potentiel mesuré et la grandeur physique sont liés par une loi linéaire (eq. 1.2.1). Même si le comportement réel en est effectivement très proche, cette hypothèse de linéarité est une approximation, qui est d'ailleurs souvent mentionnée par les constructeurs dans les fiches techniques par un terme appelé *non-linéarité*. Cette grandeur exprimée en pourcentage caractérise la variation des sensibilités réelles parmi l'étendue de mesure (fig. 1.24). Généralement inférieure à 1 % cette erreur est très rarement prise en compte dans les modèles de mesure [8]. Citons tout de même Cai et al. [34] qui proposent une méthode de calibrage des accéléromètres avec prise en compte des non-linéarités.

L'annexe A présente une analyse de la linéarité de la mesure issue d'un gyroscope intégré à un capteur inertiel APDM Opal.

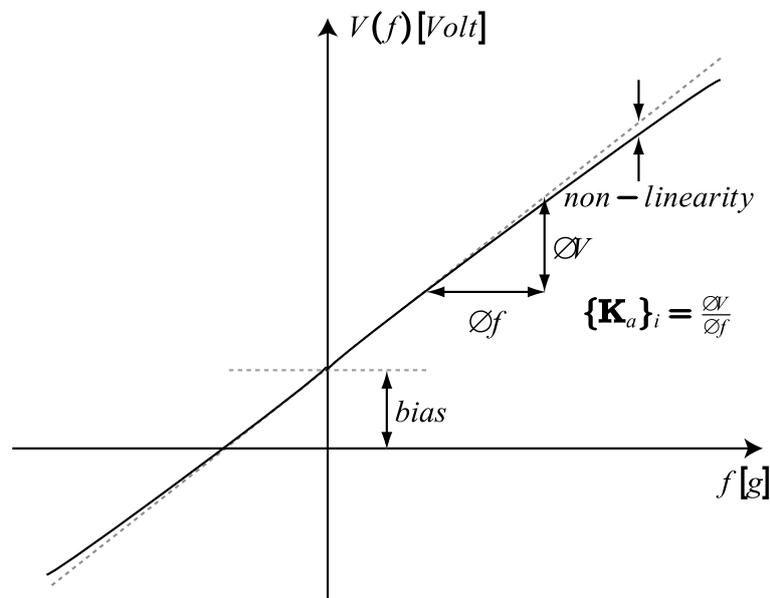


FIGURE 1.24 – Le comportement réel est légèrement non-linéaire (à partir de Skog et Händel [8])

D'autre part, la température est susceptible d'influencer la mesure, en particulier lorsqu'il s'agit des accéléromètres et surtout des gyroscopes. Les paramètres de calibrage devront donc être connus en fonction de la température pour permettre une estimation

quelque soit la valeur et l'évolution de ce paramètre. Mais même en ayant identifié des jeux de valeurs pour les coefficients de calibrage associés à différents points de température, un phénomène d'hystérésis peut intervenir (fig. 1.25). Ce comportement différent selon que la température augmente ou diminue est parfois observé sur les accéléromètres [6] ainsi que sur les gyroscopes [42]. La prise en compte de ce phénomène peut être envisagée en observant le signe de la dérivé temporelle de la température. Cependant, pour identifier les coefficients de calibrage correspondant à la situation de chauffe ou de refroidissement, une procédure de calibrage complexe doit être mise en place. A notre connaissance, le phénomène d'hystérésis n'est jamais pris en compte dans les modèles de mesures associés aux capteurs inertiels destinés à l'analyse du mouvement.

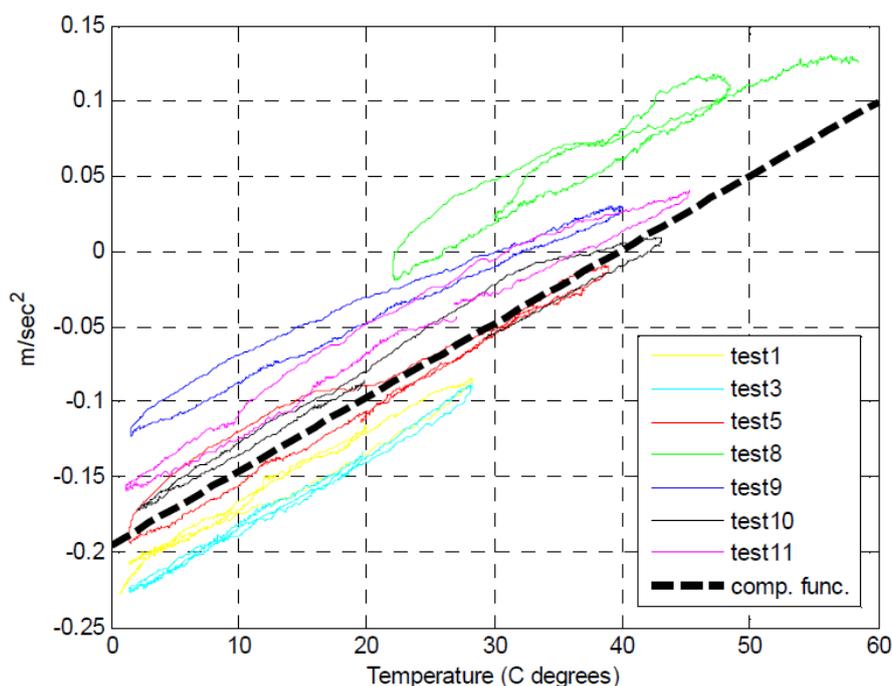


FIGURE 1.25 – Phénomène d'hystérésis sur la mesure issue d'accéléromètres en fonction de la température (à partir de Yuksel et al. [6])

Enfin, la littérature mentionne parfois une erreur appelée *g-sensitivity*, qui s'applique aux gyroscopes. En effet, certains gyroscopes (et notamment les capteurs bon marché de technologie MEMS) sont sensibles aux accélérations. Cette sensibilité est due aux défauts de conception et de fabrication des capteurs [42]. Plus précisément, le terme *g-sensitivity* désigne la dépendance de la mesure aux accélérations linéaires. Pour des capteurs de technologie MEMS, cette erreur peut être de l'ordre de 0.1 deg/s/g et peut parfois être mise en évidence en appliquant des orientations différentes par rapport à l'accélération de pesanteur [6].

D'autre part, la mesure issue des gyroscopes peut également être perturbée par les vibrations. Au delà de l'amplitude des accélérations, c'est également la fréquence des oscillations subies qui a un effet sur la mesure. Cette perturbation, souvent désignée par le terme *g²-sensitivity*, n'est presque jamais spécifiée par les constructeurs même si elle peut être très importante pour les capteurs de technologie MEMS [42]. En ce qui concerne les capteurs de qualité supérieure, cette perturbation est généralement atténuée à l'aide d'un matériau anti-vibration intercalé entre le capteur et sa structure.

Même si la dépendance de la mesure issue des gyroscopes aux accélérations linéaires

pourrait être intégrée au modèle de mesure à l'aide de facteurs de sensibilité supplémentaires, la méthode de calibrage permettant d'identifier ces nouveaux coefficients deviendrait beaucoup plus complexe. L'intégration de la dépendance aux vibrations serait elle encore plus lourde puisque la fréquence instantanée des accélérations subies devrait intervenir dans le modèle. Finalement, même si la dépendance des gyroscopes aux accélérations est bien réelle, elle n'est à notre connaissance jamais intégrée aux modèles de mesure des capteurs inertiels destinés à l'analyse du mouvement.

L'annexe B propose une mise en évidence de la présence des phénomènes d'hystérésis et de g-sensitivity sur la mesure issue d'un gyroscope intégré à un capteur inertiel APDM Opal.

1.2.2 Les procédures de calibrage

Dans le paragraphe précédent, nous avons établi que le modèle de mesure le plus adapté aux capteurs inertiels dédiés à l'analyse du mouvement pouvait s'écrire de la façon suivante (eq. 1.2.7) :

$$\begin{bmatrix} \hat{m}_x \\ \hat{m}_y \\ \hat{m}_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{xx} & k_{xy} & k_{xz} \\ k_{yx} & k_{yy} & k_{yz} \\ k_{zx} & k_{zy} & k_{zz} \end{bmatrix} \cdot \left(\begin{bmatrix} u_x \\ u_y \\ u_z \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} b_x \\ b_y \\ b_z \end{bmatrix} \right)$$

Pour pouvoir estimer la grandeur physique $\hat{\mathbf{m}}$ à partir des potentiels mesurés \mathbf{u} , il faut que les paramètres du modèle (neuf facteurs globaux k_{ij} et trois offsets b_i) soient connus. Une procédure de calibrage correspond à l'identification de ces paramètres. Quelque soit le type de capteur, le calibrage est toujours réalisé en imposant une série de sollicitations contrôlées et en comparant la mesure brute à ces sollicitations. Il s'agit donc d'imposer des vitesses de rotation, des accélérations et des champs magnétiques aux gyroscopes, accéléromètres et magnétomètres respectivement, puis de déterminer les paramètres de calibrage qui permettent de les obtenir au mieux à partir des potentiels mesurés.

Les sollicitations à imposer aux gyroscopes, aux accéléromètres ou aux magnétomètres étant de natures différentes, les procédures de calibrage le sont également. Par ailleurs, la littérature propose souvent plusieurs méthodes de calibrage pour un même capteur puisqu'il peut exister différents moyens d'imposer une sollicitation contrôlée (une accélération à un accéléromètre par exemple). Les procédures de calibrage diffèrent aussi souvent sur le nombre et l'amplitude des sollicitations à imposer ainsi que sur la méthode de calcul permettant d'identifier les paramètres de calibrage.

Dans le but de comprendre comment les gyroscopes, les accéléromètres et les magnétomètres peuvent être calibrés, les trois paragraphes suivants décrivent et discutent les principales méthodes citées dans la littérature.

1.2.2.1 Les magnétomètres

La méthode de calibrage la plus rigoureuse consiste à placer le magnétomètre dans un environnement magnétique maîtrisé. Il suffit alors de comparer le signal obtenu aux valeurs de champ magnétique imposées pour déterminer l'ensemble des coefficients de calibrage. Les bobines de Helmholtz (fig. 1.26) sont un dispositif qui permet de créer un champ magnétique relativement uniforme en son centre et qui permet ainsi d'effectuer le calibrage des magnétomètres [43].

Cependant, le calibrage obtenu n'est valable qu'en l'absence de perturbations magnétiques qui s'ajoutent au champ magnétique terrestre. Or dans le cadre de l'analyse du



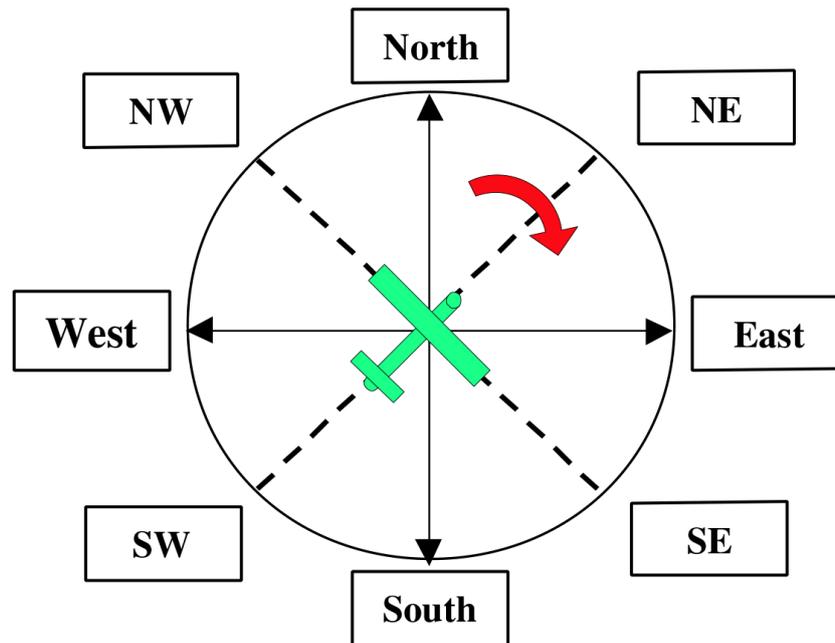
FIGURE 1.26 – Bobines de Helmholtz tri-dimensionnelles (Micro Magnetics, Inc)

mouvement humain, des perturbations sont susceptibles d'être mesurées en fonction de l'environnement de l'expérimentation (présence de matériaux ferromagnétiques ou d'appareils électriques à proximité) ce qui rend ce type de méthode inapplicable.

Comme évoqué au paragraphe 1.2.1.5, le calibrage peut corriger les erreurs provoquées par les champs perturbateurs à condition d'être réalisé en exploitant le champ magnétique environnant et non plus à partir d'un champ créé par un appareil. Il devient alors nécessaire de développer une méthode de calibrage à partir de l'analyse du champ magnétique environnant et de la connaissance des caractéristiques du champ magnétique terrestre. Le champ magnétique terrestre pouvant être vu comme celui d'un aimant à l'échelle terrestre, sa valeur et sa direction dépendent de la position géographique à la surface du globe. Les caractéristiques de ce champ à une date et une localisation données peuvent être estimées à partir du modèle IGRF (champ géomagnétique international de référence) [11].

A partir de ce principe, la méthode dite *swinging* est classiquement utilisée dans les domaines aéronautiques et maritimes pour recalibrer régulièrement les magnétomètres embarqués. Il s'agit d'orienter le véhicule dans une série d'orientations connues afin d'identifier les coefficients de calibrage (fig. 1.27) en comparant la mesure brute avec le champ magnétique déduit du champ magnétique terrestre et de l'orientation du véhicule. Cependant, cette méthode n'est applicable que pour une utilisation des magnétomètres comme compas, c'est à dire comme moyen de mesure de mouvements de lacet. De plus, cette méthode présente l'inconvénient de nécessiter la connaissance d'une série d'orientations de référence, ce qui peut être difficile à obtenir avec précision.

Toujours à partir de l'observation du champ magnétique terrestre, une méthode ne nécessitant pas la connaissance d'une orientation de référence est exposée en détail par Gebre-Egziabher et al. [9]. Cette méthode fait désormais référence dans le domaine de la navigation inertielle puisqu'elle présente l'intérêt de ne nécessiter aucun appareillage et d'être facilement et rapidement applicable partout. De plus, les perturbations magnétiques présentes lors du calibrage seront intégrées aux coefficients de calibrage.


 FIGURE 1.27 – Méthode *swinging* (d'après Gebre-Egziabher et al. [9])

Cette méthode exploite le simple fait que l'amplitude du champ magnétique terrestre est constante quelque soit l'orientation. Les points de mesure au cours d'un mouvement doivent donc appartenir à une sphère centrée en 0 et d'un rayon défini par l'amplitude du champ magnétique environnant. En effet, si l'on considère le cas 2D pour faciliter l'illustration, il est facile d'exprimer les mesures des deux axes m_x et m_y en fonction de l'intensité du champ environnant h et de l'angle de lacet ψ :

$$\begin{aligned} m_x &= h \cdot \cos(\psi) \\ m_y &= -h \cdot \sin(\psi) \end{aligned} \quad (1.2.8)$$

En combinant ces deux équations, on obtient bien l'équation d'un cercle centré en 0 et de rayon h :

$$(m_x)^2 + (m_y)^2 = h^2 \quad (1.2.9)$$

Si l'on considère maintenant que l'offset défini dans le modèle de mesure est incorrect (c'est-à-dire qu'il n'annule plus le signal lorsque le champ magnétique est nul), l'équation devient une équation de cercle excentré :

$$(m_x - b_x)^2 + (m_y - b_y)^2 = h^2 \quad (1.2.10)$$

De plus, si l'on considère que les facteurs d'échelle ne sont pas adaptés, on aboutit à une équation d'ellipse :

$$\left(\frac{m_x - b_x}{S_{xx}} \right)^2 + \left(\frac{m_y - b_y}{S_{yy}} \right)^2 = h^2 \quad (1.2.11)$$

Et enfin, une erreur de facteur de sensibilité transverse va provoquer l'inclinaison de cette ellipse par rapport au repère du capteur. La figure 1.28 illustre l'effet de ces erreurs de calibrage sur la géométrie formée par les points de mesure issus d'une paire de magnétomètres.

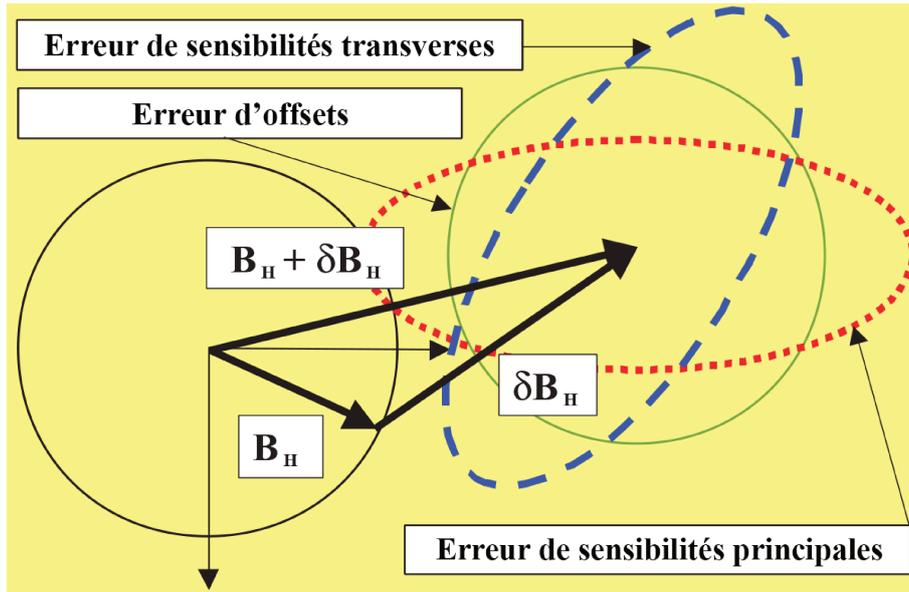


FIGURE 1.28 – Effets de ces erreurs de calibration sur la visualisation 2D de la mesure issue d’une triade de magnétomètres (modifié à partir de Gebre-Egziabher et al. [9])

A partir de cette analyse, la méthode de calibration consiste à identifier les paramètres qui permettent d’aboutir à une sphère centrée en zéro et dont le rayon est défini par l’amplitude du champ magnétique environnant. Cette identification doit être réalisée à partir d’une succession d’orientations différentes du capteur afin de disposer d’un nombre de points suffisant pour ajuster une sphère. Il s’agit donc de minimiser la fonction objectif ε définie comme étant l’écart entre la norme du champ magnétique estimé et l’amplitude locale du champ magnétique terrestre :

$$\varepsilon(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n (|\mathbf{m}_i(\mathbf{x})| - h)^2 \quad (1.2.12)$$

où n est le nombre d’orientations imposées et $\mathbf{m}_i(\mathbf{x})$ est le champ magnétique lors de la $i^{\text{ème}}$ position, estimé à partir du modèle de mesure complet (eq. 1.2.7) et des paramètres de calibration stockés dans un vecteur \mathbf{x} :

$$\mathbf{x} = \left[k_{xx} \ k_{xy} \ k_{xz} \ k_{yx} \ k_{yy} \ k_{yz} \ k_{zx} \ k_{zy} \ k_{zz} \ b_x \ b_y \ b_z \right] \quad (1.2.13)$$

La fonction objectif à minimiser étant non-linéaire, les coefficients de calibration ne peuvent être identifiés qu’à partir d’une méthode d’optimisation récursive, aux moindres carrés. Cette opération est le plus souvent réalisée à l’aide d’un algorithme de Gauss-Newton [9, 44]. Un tel algorithme nécessite d’être initialisé à partir d’une première estimation des paramètres de calibration. Gebre-Egziabher et al. [9] proposent un algorithme permettant d’établir un jeu de valeurs initiales, sans avoir à réaliser une acquisition supplémentaire. Cet *estimateur en deux étapes* propose tout d’abord des valeurs correspondantes à des combinaisons entre les paramètres de calibration, qui sont ensuite extraits à l’aide d’opérations algébriques.

Cependant, l’influence des sensibilités transverses, des défauts d’orthogonalité et d’alignement est finalement négligée dans cette étude. Seuls les trois offsets et les trois sensibilités principales sont donc identifiés. Foster et Elkaim [45] proposent une extension de cet

algorithme afin de prendre également en compte les défauts d'orthogonalité. Cette procédure pourrait être étendue pour l'identification des douze paramètres qui interviennent dans le modèle de mesure complet défini par l'équation 1.2.7.

Désormais, ce type d'approche est très largement appliquée pour réaliser des re-calibrage fréquents, et est même souvent intégrée aux applications fournies par les constructeurs. Par exemple, un aperçu de l'outil de recalibrages proposé par MicroStrain® est donné sur la figure 1.29.

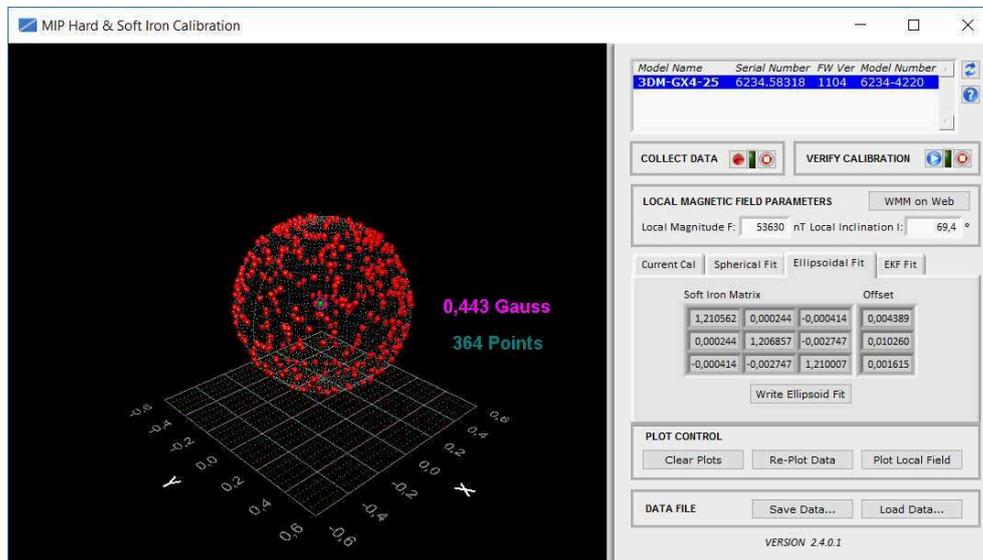


FIGURE 1.29 – Outil de calibrage des magnétomètres MicroStrain®

1.2.2.2 Les accéléromètres

Le calibrage des accéléromètres est un thème très discuté dans la littérature de sorte que de nombreuses méthodes ont été publiées [46, 47, 48, 39]. Parmi l'ensemble des méthodes proposées, le choix d'une procédure doit se faire en fonction du mode d'utilisation de l'accéléromètre. En effet, dans le but de mesurer des vibrations (afin de détecter une usure sur une machine tournante par exemple), l'accéléromètre devra être calibré en lui faisant subir des oscillations contrôlées. Dans le but de déduire une orientation de la mesure, le calibrage pourra être réalisé à partir d'orientations statiques contrôlées. L'accélération perçue par les capteurs pourra alors être déduite de \mathbf{g} (l'accélération de pesanteur connue), projetée dans le repère du capteur. Le problème de l'application d'une accélération contrôlée est ainsi remplacé par un problème de positionnement du capteur par rapport à la verticale. Plusieurs procédures de calibrage peuvent être développées à partir de ce principe. Ces procédures peuvent être classées en deux familles : les calibrages référencés et les calibrages non-référencés. Ces méthodes, particulièrement bien adaptées à l'utilisation qui est faite des accéléromètres triaxiaux dans le cadre de l'estimation d'une orientation, vont maintenant être présentées et discutées.

a. Calibrages référencés

Un calibrage référencé est réalisé en comparant le potentiel électrique mesuré par le capteur avec l'accélération réelle qui dépend de son orientation. L'orientation du capteur par rapport à la verticale doit donc être maîtrisée.

Identification directe à partir d'une surface horizontale

Lorsque le boîtier du capteur est un parallélépipède rectangle, le calibrage peut être réalisé en positionnant ce capteur sur une surface horizontale. Cette méthode, qui fait appelle au modèle de mesure linéaire simple (eq. 1.2.2) est la solution la plus simple et la plus rapide à mettre en place. Elle fut initialement décrite par Titterton et Weston [46], puis reprise sous le nom de *6-position method* [36, 35]. Le capteur est donc placé sur la surface horizontale sur chacune de ses faces, ce qui revient à faire pointer successivement chacun des axes vers le haut, puis vers le bas (fig. 1.30).

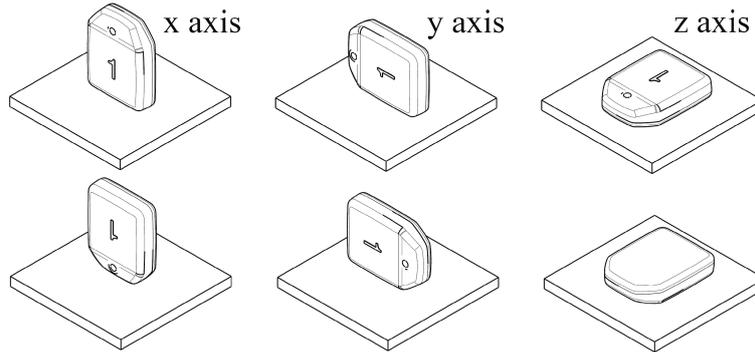


FIGURE 1.30 – Six orientations sont imposées au capteur

Les facteurs d'échelle et les offsets peuvent ainsi être directement calculés à partir des six acquisitions statiques réalisées :

$$b = \frac{u^{haut} - u^{bas}}{2} \quad (1.2.14)$$

$$s = \frac{u^{haut} - u^{bas}}{2.g} - 1 \quad (1.2.15)$$

où u^{haut} et u^{bas} sont les potentiels électriques mesurés par l'accéléromètre lorsqu'il est orienté vers le haut, puis vers le bas.

La précision obtenue à partir de ce calibrage dépend de la qualité de l'alignement du capteur avec l'axe vertical. Par conséquent, les défauts d'horizontalité de la surface sont répercutés sur le résultat obtenu. Par ailleurs, le boîtier du capteur doit être un parallélépipède rectangle ou encastré dans un adaptateur qui permette d'aligner correctement chaque axe avec la surface horizontale.

Comme cela a été évoqué précédemment, la mesure issue d'un capteur électronique (et plus particulièrement d'un capteur de technologie MEMS) est connue pour être perturbée par un bruit thermique [18]. Pour réduire l'impact de ce bruit sur le calibrage, les phases d'acquisition statiques devront durer quelques secondes pendant lesquelles les potentiels électriques seront moyennés.

Si cette méthode de calibrage a l'avantage d'être très simple à mettre en place, elle présente un inconvénient majeur. L'identification des paramètres de calibrage étant réalisée à partir du modèle linéaire simple, les sensibilités transverses ainsi que les défauts d'orthogonalité et d'alignement ne sont pas pris en compte. Cette approche simplifiée n'est donc pas idéale, particulièrement pour les accéléromètres de technologie MEMS pour qui ces défauts ne peuvent être négligés.

Identification optimisée à partir d'une surface horizontale

Afin de prendre en compte les sensibilités transverses ainsi que les défauts d'orthogonalité et d'alignement, la méthode précédente peut être améliorée en estimant les paramètres de calibrage à l'aide d'un critère aux moindres carrés [36, 48]. La version complète du modèle (eq. 1.2.7) peut ainsi être réorganisée de la façon suivante :

$$\mathbf{a} = \mathbf{K} \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{b}) \quad (1.2.16)$$

$$\mathbf{u} = \mathbf{K}^{-1} \cdot \mathbf{a} + \mathbf{b} \quad (1.2.17)$$

$$\mathbf{u} = \mathbf{N} \cdot \tilde{\mathbf{a}} \quad (1.2.18)$$

$$\text{avec } \mathbf{N} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}^{-1} & \mathbf{b} \end{bmatrix} \text{ et } \tilde{\mathbf{a}} = \begin{bmatrix} \mathbf{a} \\ 1 \end{bmatrix}$$

A partir des six acquisitions décrites dans le paragraphe précédent, les potentiels électriques mesurés par les accéléromètres, ainsi que les accélérations imposées (déduites de l'orientation du capteur et de \mathbf{g}) peuvent être stockés dans deux matrices \mathbf{U} et \mathbf{A} :

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2 & \mathbf{u}_3 & \mathbf{u}_4 & \mathbf{u}_5 & \mathbf{u}_6 \end{bmatrix} \quad (1.2.19)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} g & -g & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & g & -g & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & g & -g \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.2.20)$$

Il s'agit alors de résoudre l'équation 1.2.18, dont la matrice \mathbf{N} qui contient les paramètres de calibrage constitue l'inconnue. Nous sommes bien dans un cas d'équation linéaire surdéterminée à coefficients constants. De ce fait, le système dit d'équations normales associées, admet toujours une solution appelée pseudo-solution [36, 48]. Celle-ci correspond à la solution optimale du système initial au sens des moindres carrés et s'exprime de la façon suivante :

$$\mathbf{N} = \mathbf{U} \cdot \mathbf{A}^T \cdot (\mathbf{A} \cdot \mathbf{A}^T)^{-1} \quad (1.2.21)$$

Cette équation renvoie le jeu des douze paramètres de calibrage qui minimise l'erreur entre les accélérations estimées et contrôlées. De la même façon que pour la méthode précédente, la précision obtenue à partir de ce calibrage dépend de la qualité de l'alignement du capteur avec l'axe vertical.

Il pourrait être envisagé d'améliorer la méthode en augmentant le nombre d'orientations imposées au capteur, afin de réaliser l'optimisation à partir d'un jeu de données plus conséquent. Mais puisqu'un boîtier de forme parallélépipédique n'a que six faces, le nombre d'acquisitions ne peut être augmenté qu'en répétant les mesures le long d'une même face.

Identification optimisée à partir d'un dispositif d'orientation

Une méthode de calibrage similaire peut être menée en montant le capteur sur un plateau tournant [46, 47]. A partir d'une orientation verticale et d'un pas angulaire, l'accéléromètre réalise une série d'orientations précisément contrôlées en tournant autour d'un axe. Ainsi, un nombre d'orientations supérieur à six peut être imposé au capteur. Comme précédemment, les paramètres de calibrage sont donnés par la pseudo-solution (eq. 1.2.21) de l'équation matricielle 1.2.18, où la taille des matrices \mathbf{U} et \mathbf{A} peut être supérieure à six.

De la même façon que pour les calibrages à partir d'une surface horizontale, l'alignement précis du plateau tournant avec l'axe vertical est nécessaire. De plus, pour obtenir un lien direct entre l'orientation du plateau et l'orientation du capteur, tout deux doivent être correctement assemblés. Le fait que le capteur soit fixé sur le plateau tournant permet de passer outre les défauts géométriques du boîtier du capteur, ce qui est un avantage sur les méthodes précédentes. Ainsi, le calibrage à partir d'un plateau tournant (ou de n'importe quel dispositif permettant un contrôle angulaire précis) est reconnu pour donner d'excellents résultats [36, 46, 49, 47].

b. Calibrages non-référencés

Lorsque le calibrage est obtenu en réalisant une série d'orientations contrôlées, la précision obtenue sur les paramètres de calibrage est directement dépendante de la qualité d'alignement entre le capteur et l'axe vertical. Un matériel élaboré est donc nécessaire pour garantir ce bon alignement, ce qui rend ces méthodes principalement adaptées aux applications en laboratoire. Les calibrages non-référencés, quant à eux, sont adaptés aux utilisations sur le terrain puisqu'ils ne nécessitent pas d'appareil d'alignement, et ne présentent pas de contre-indication relative à la forme du capteur.

L'idée originale présentée par Lötters et al. [33], consiste en un calibrage en cours d'acquisition. Cette méthode est basée sur le fait que le module de l'accélération, en situation statique dans le champ terrestre, est égale à g :

$$g = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (1.2.22)$$

La première étape consiste à repérer les phases quasi-statiques pendant l'acquisition. Ensuite, le jeu de paramètres de calibrage est corrigé en comparant le module de l'accélération mesurée avec g . Cette méthode a par la suite été adaptée afin de calibrer les accéléromètres avant la réalisation d'une acquisition. Elle est maintenant connue sous le nom de *multi-position method* [36, 34, 39, 10, 35, 8, 49]. On retrouve ici un principe similaire à celui présenté par Gebre-Egziabher et al. [9] pour calibrer les magnétomètres (cf. paragraphe 1.2.2.1). Reprise par de nombreux auteurs, cette méthode de calibrage consiste toujours à positionner le capteur dans une série de n différentes orientations statiques. Le jeu de données obtenu est utilisé pour estimer les paramètres de calibrage qui minimisent la fonction objectif suivante :

$$S(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n (|\mathbf{a}_i(\mathbf{x})| - g)^2 \quad (1.2.23)$$

où $\mathbf{a}_i(\mathbf{x})$ est l'accélération lors de la $i^{\text{ème}}$ position, estimée à partir du modèle de mesure complet (eq. 1.2.7) et des paramètres de calibrage stockés dans un vecteur \mathbf{x} :

$$\mathbf{x} = \left[k_{xx} \quad k_{xy} \quad k_{xz} \quad k_{yx} \quad k_{yy} \quad k_{yz} \quad k_{zx} \quad k_{zy} \quad k_{zz} \quad b_x \quad b_y \quad b_z \right]$$

Ici, une pseudo-solution telle que définie précédemment (eq. 1.2.21) n'est pas possible puisque la fonction objectif (eq. 1.2.23) à minimiser n'est pas linéaire. Les paramètres de calibrage sont alors calculés de façon itérative. Certains auteurs minimisent la fonction objectif en appliquant une factorisation de Cholesky aux équations normales [35, 36], alors que d'autres font appel à la méthode de Newton [39, 8].

Cai et al. [34] proposent un modèle de mesure tenant compte de la non-linéarité des facteurs d'échelle. Il réalise ainsi l'identification des paramètres de calibrage à l'aide de l'algorithme d'optimisation par essais particuliers qui se prête bien aux problèmes non-linéaires. Zhang et al. [49] quant à eux parviennent à réécrire le problème de façon linéaire, à l'aide d'une écriture matricielle. La pseudo-solution décrite dans le paragraphe précédent est ainsi applicable.

Pour ce qui est des algorithmes itératifs, l'initialisation doit être faite à partir d'une première estimation des paramètres de calibrage afin de bien converger vers un minimum global. Le tableau 1.1 montre que certains auteurs utilisent les valeurs constructeur mais celles-ci ne sont pas toujours accessibles. Dans ce cas, Syed et al. [36] proposent d'utiliser la procédure dite *6-position method* décrite au paragraphe a. pour initialiser k_{xx} , k_{yy} , k_{zz} , b_x , b_y , b_z . Les sensibilités transverses ainsi que les défauts d'orthogonalité et d'alignement sont connus pour être significatifs mais tout de même faibles. Ils peuvent donc être initialisés à zéro.

Auteurs	Nb d'orientations	Algorithme	Valeurs initiales
Shin et El-Sheimy [35]	18	Factorisation de Cholesky	?
Syed et al. [36]	26	Factorisation de Cholesky	6-position method
Skog et Händel [8]	18	Méthode de Newton	Valeurs constructeur
Cai et al. [34]	24	Optimisation par essais particuliers	?
Frosio et al. [39]	35, 42, 72	Méthode de Newton	Valeurs constructeur
Zhang et al. [49]	18	Pseudo-solution d'un système linéarisé	-
Zhang et al. [10]	9, 18	Pseudo-solution d'un système linéarisé	-

TABLEAU 1.1 – Nombre d'orientations, algorithmes d'optimisation et valeurs initiales utilisés dans sept études

Finalement, ce problème est bien similaire à celui rencontré lors du calibrage des magnétomètres en comparant le module du champ magnétique mesuré à la valeur du champ magnétique terrestre. Dans ce cadre, les auteurs utilisent le plus souvent un algorithme de Gauss-Newton pour estimer les paramètres de calibrage [9, 44], plutôt que sa version au deuxième ordre (algorithme de Newton). En effet, la méthode de Newton nécessite l'écriture littérale de la matrice hessienne de la fonction coût en fonction de chacun des paramètres de calibrage. Si l'on considère la version la plus complète du modèle (eq. 1.2.7), la matrice 12×12 à traiter induit un temps de calcul important.

Pour que le processus d'optimisation converge, il est nécessaire qu'il contienne au moins autant d'équations que d'inconnues. Ainsi, en considérant le modèle complet (eq. 1.2.7), un minimum de $n = 12$ orientations imposées au capteur sont nécessaires. Il n'y a en revanche clairement pas de consensus dans la littérature à propos du nombre d'orientation imposées (Tab. 1.1).

De plus, ces n équations doivent être indépendantes. Il est donc important de vérifier que les orientations imposées à l'accéléromètre sont toutes différentes du point de vue de l'accélération perçue par le capteur. En effet, les rotations autour de l'axe vertical ne modifient pas l'expression du vecteur mesuré par la triade d'accéléromètres. Zhang et al. [10], proposent une liste d'orientations optimale permettant de maximiser la précision obtenue sur les paramètres de calibrage. Cette procédure optimale est composée d'orientations faisant pointer les axes du capteur vers le haut et vers le bas, ainsi que d'orientations permettant au vecteur \mathbf{g} d'être compris dans le plan formé par deux axes de la triade et formant un angle de 45° ou 135° avec eux (fig. 1.31). Toujours d'après Zhang et al. [10], la réalisation d'orientations supplémentaires améliorerait la précision obtenue sur les paramètres de calibrage.

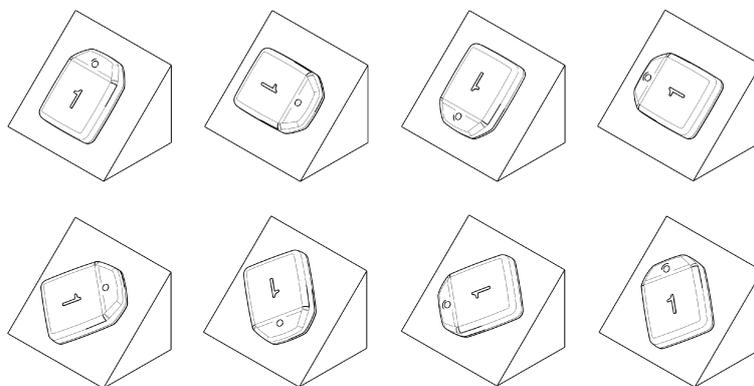


FIGURE 1.31 – Orientations optimales d'après Zhang et al. [10] à reproduire pour l'ensemble des six faces du capteur et à ajouter au schéma de la méthode *6-position*

1.2.2.3 Les gyroscopes

L'analyse bibliographique montre que les paramètres classiquement pris en compte dans les modèles de mesure des gyroscopes sont les offsets, les facteurs d'échelle et les défauts d'orthogonalité [50, 51, 52]. Comme évoqué dans le paragraphe précédent, le défaut d'alignement entre la triade de capteur et le boîtier est un paramètre souvent pris en compte lors du calibrage des magnétomètres. Ce paramètre n'est, à notre connaissance, pas intégré aux modèles de mesure gyroscopiques, alors que ce défaut a toutes les raisons d'exister. D'autre part, les gyroscopes ne semblent pas être sensibles aux sollicitations transverses (perturbation issue d'une sollicitation perpendiculaire à l'axe de mesure) contrairement aux accéléromètres. Quoiqu'il en soit, la prise en compte des défauts d'orthogonalité et d'alignement nécessite l'utilisation du modèle de mesure complet défini par l'équation 1.2.7. Si les sensibilités transverses devaient être non-négligeables, elle seraient ainsi intégrées aux coefficients non-diagonaux de la matrice \mathbf{K} .

En ce qui concerne les gyroscopes de technologie MEMS, la procédure de calibrage est complexifiée par le fait que la mesure est très sensible aux variations de température

[50, 53, 54]. Shcheglov et al. [54] ont notamment montré que les variations de température étaient la principale cause de dérive des gyroscopes de technologie MEMS, en particulier lorsque la température est supérieure à 20°C. Ainsi, l'identification d'un jeu de paramètres de calibrage ne suffit pas, il faut également identifier le comportement de chacun de ces paramètres en fonction de la température.

Dans un premier temps, une méthode de calibrage efficace et réalisable à température ambiante est présentée. Ensuite, deux méthodes complexes permettant de réaliser le calibrage compensé en température des gyroscopes à partir d'un matériel lourd sont discutées.

a. Calibrage à un point de température

La procédure de calibrage, c'est-à-dire l'identification des douze constantes du modèle de mesure, est classiquement réalisée à l'aide d'un plateau rotatif de précision [50, 53, 55]. Les paramètres de calibrage sont alors obtenus en comparant les mesures avec les vitesses de rotations imposées. D'autres méthodes basées sur la mesure de la vitesse de rotation de la terre et non plus sur des rotations imposées par un dispositif ont été proposées [35]. Mais en raison de la très faible amplitude de cette rotation de référence, ces méthodes ne sont applicables qu'aux gyroscopes de qualité dite *tactique*. Pour ce qui est des gyroscopes de technologie MEMS, il est indispensable d'imposer une série de vitesses de rotation à l'aide d'un dispositif motorisé.

De la même façon que pour le calibrage des accéléromètres, le modèle (eq. 1.2.7) peut être réorganisé de la façon suivante :

$$\mathbf{U} = \mathbf{N} \cdot \mathbf{\Omega} \quad (1.2.24)$$

$$\text{avec } \mathbf{N} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}^{-1} & \mathbf{b} \end{bmatrix}$$

A partir d'une série d'acquisitions, les potentiels électriques mesurés par les gyroscopes, ainsi que les vitesses de rotation imposées peuvent être stockés dans les matrices \mathbf{U} et $\mathbf{\Omega}$:

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 & \dots & \mathbf{u}_n \end{bmatrix} \quad (1.2.25)$$

$$\mathbf{\Omega} = \begin{bmatrix} \omega_1 & \dots & \omega_n \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.2.26)$$

La matrice \mathbf{N} qui contient les paramètres de calibrage peut ainsi être obtenue à l'aide de la pseudo-solution :

$$\mathbf{N} = \mathbf{U} \cdot \mathbf{\Omega}^T \cdot (\mathbf{\Omega} \cdot \mathbf{\Omega}^T)^{-1} \quad (1.2.27)$$

Cette équation renvoie le jeu des douze paramètres de calibrage qui minimise l'erreur aux moindres carrés entre les vitesses de rotation estimées et contrôlées. Notons que ces paramètres ne sont valables qu'à la température à laquelle le calibrage a été réalisé

b. Prise en compte de la température

Pour prendre en compte la température, une méthode très discutée dans la littérature consiste à placer le capteur dans une chambre thermique afin de maîtriser la température précisément puis de lui imposer des vitesses de rotations. En réalisant les mouvements de calibrage à différentes températures, cette méthode appelée *Soak method* fournit ainsi des paramètres de calibrage spécifiques à chaque valeur de température [50]. En ajustant des courbes polynomiales [53] ou en réalisant une interpolation [50], les paramètres de calibrage peuvent être obtenus pour n'importe quelle valeur de température.

Une méthode plus rapide, appelée *Thermal ramp method*, consiste à réaliser différents calibrages tout en augmentant linéairement la température du capteur [46]. Cette méthode est connue pour présenter deux défauts principaux : puisque la température n'a pas le temps d'être stabilisée, il y a un écart de température entre la chambre et le capteur ; puisque la température croît linéairement, la température du capteur n'est pas constante lors du calibrage. Un schéma de calibrage rapide ainsi qu'une confrontation entre chauffage et refroidissement du capteur est proposé par Niu et al. [53] afin d'améliorer la méthode originale. Quoi qu'il en soit, ces deux méthodes nécessitent une plateforme rotative multi-axes précis, intégré à une chambre thermique.

1.2.2.4 Bilan

La technologie MEMS est aujourd'hui favorisée pour la fabrication de capteurs inertiels, ce qui permet de réaliser des capteurs miniatures et peu consommateurs d'énergie. Cependant, les atouts offerts par la technologie MEMS se font généralement au détriment de la qualité de la mesure. En effet, les capteurs conçus à partir de cette technologie sont des capteurs de grade dit *consommateur*, ce qui implique que les défauts d'orthogonalité et d'alignement ainsi que les sensibilités transverses sont susceptibles d'être significatifs. Le modèle adapté à ce type de capteur est donc le modèle complet constitué des douze paramètres de calibrage (eq. 1.2.7).

Dans le cadre de l'estimation de l'orientation, le gyroscope est le capteur clé. En effet, sa mesure n'est ni perturbée par les accélérations ni par les perturbations magnétiques extérieures au contraire des accéléromètres et des magnétomètres comme nous le développerons par la suite. C'est ainsi le gyroscope qui rend possible l'estimation de l'orientation d'un objet soumis à de telles perturbations. Mais les gyroscopes de technologie MEMS sont connus pour présenter un défaut critique ; en effet, lorsque l'orientation est estimée en intégrant directement la mesure gyroscopique, les erreurs s'accumulent très vite et un phénomène de dérive apparaît. Puisqu'un petit défaut de calibrage peut se répercuter sur l'orientation estimée dans des proportions très importantes, les gyroscopes sont clairement les capteurs dont le calibrage doit être traité avec le plus d'attention.

Précisons tout de même que, dans le cas particulier des gyroscopes, les offsets peuvent être directement identifiés à partir d'une simple acquisition statique. En effet, le potentiel mesuré par un gyroscope immobile donne la valeur de l'offset qui permet de bien obtenir une mesure à 0 deg/s. Le re-calibrage des offsets d'un gyroscope peut donc être facilement réalisé en observant l'évolution du signal brut mesuré tout en faisant varier la température du capteur. En revanche, ce genre d'identification directe n'est pas réalisable pour les accéléromètres et les magnétomètres qui sont sollicités par l'accélération de pesanteur et le champ magnétique terrestre, même en situation statique.

Un système motorisé devient cependant indispensable lorsqu'il s'agit de recalibrer les

autres paramètres (facteurs d'échelle et sensibilités transverses). Dans cette situation, la difficulté principale consiste à associer un plateau tournant avec une chambre thermique. Un tel dispositif rend le calibrage difficile à réaliser en dehors d'un laboratoire. Dans le cas d'un capteur dont le calibrage est devenu obsolète, à la suite d'une mauvaise manipulation (choc, température excessive, ...) ou simplement du fait du vieillissement des composants, il devient nécessaire de retourner le produit au constructeur afin qu'il procède à un recalibrage.

Dans ce contexte, il serait donc intéressant de proposer une méthode de calibrage des gyroscopes avec compensation des effets de la température, ne nécessitant pas l'utilisation d'une chambre thermique.

De plus, différents niveaux de précision peuvent être requis en fonction des applications. En effet, les accéléromètres par exemple peuvent se trouver employés dans de nombreuses applications très diverses. Dans un premier temps, la mesure de l'accélération peut être directement interprétée dans le cadre de la reconnaissance d'activité [56]. Il s'agit dans ce cas de reconnaître des motifs d'évolution de l'accélération caractéristiques d'une position statique ou d'une activité dynamique [57]. Ensuite, l'accélération peut être utilisée pour estimer l'orientation en situation statique ou quasi-statique dans le cadre d'une analyse posturale par exemple [58]. Intégrés à un capteur inertiel, les accéléromètres interviennent également dans l'estimation de l'orientation en situation dynamique ce qui permet d'accéder aux angles articulaires [59, 40, 60]. Enfin, les accéléromètres sont parfois utilisés afin d'estimer la position [61] en intégrant deux fois la mesure. Ils permettent ainsi d'aborder par exemple les problématiques de localisation de véhicules en cas de perte des données GPS [62] ou de suivi de piétons en intérieur [63].

Dans le cas particulier de l'estimation de la position, la qualité de la mesure de l'accélération est un paramètre crucial afin de limiter le phénomène de dérive engendré par l'intégration. A l'inverse, l'exploitation directe de la mesure de l'accélération dans le cadre de la reconnaissance d'activité ne nécessite pas forcément une précision importante, puisque seuls les motifs d'évolution globale de la mesure sont observés. Pour choisir une méthode adaptée à un capteur et à une application, un compromis doit être fait entre la rapidité du calibrage, sa complexité, la nécessité d'utiliser un matériel sophistiqué (dispositif d'orientation, plateau tournant) ainsi que la précision obtenue sur la mesure qui en résulte.

Il semble ainsi assez difficile de faire un choix adapté en prenant en compte l'ensemble de ces critères, particulièrement pour les accéléromètres pour lesquels les méthodes disponibles sont très variées. C'est pourquoi il serait pertinent d'évaluer la précision obtenue à partir de chacune des méthodes détaillées au paragraphe 1.2.2.2.

Chapitre II

Analyse des bruits de mesure

2.1	Introduction	43
2.2	Identification des bruits de mesure	44
2.2.1	Matériel et méthode	44
2.2.2	Résultats	45
2.2.2.1	Capteurs pour l'analyse du mouvement	45
2.2.2.2	Capteur de niveau tactique	51
2.2.3	Comparaison des capteurs testés	51
2.3	Proposition de modélisation	54
2.3.1	Accéléromètres et magnétomètres	54
2.3.2	Gyroscopes	56
2.4	Discussion	57

2.1 Introduction

Pour évaluer les performances de mesure d'un capteur inertiel, l'analyse stochastique est certainement l'opération la plus rapide et la plus facile à mettre en place puisqu'elle requiert seulement la réalisation d'une acquisition statique. Certes, l'analyse des résultats obtenus dans ce cadre n'est pas toujours évidente, mais il s'agit là d'une première étape ne nécessitant aucun équipement particulier et permettant d'évaluer la qualité d'une mesure ainsi que de comparer différents capteurs entre eux.

Dans ce premier chapitre, nous réalisons l'analyse stochastique des différents capteurs qui seront exploités dans cette thèse. A partir des résultats obtenus et des usages décrits dans la littérature, nous proposons une modélisation simple des bruits de mesure détectés qui pourront être intégrés au filtre de Kalman dans les chapitres suivants.

Cette analyse permet aussi de comparer deux modèles de capteurs de grades différents et d'analyser l'évolution temporelle des bruits de mesure à partir de deux analyses réalisées à environ deux ans d'intervalle.

2.2 Identification des bruits de mesure

2.2.1 Matériel et méthode

Pour identifier les perturbations stochastiques qui dégradent la mesure issue des capteurs inertiels, nous avons utilisé la méthode de la variance d'Allan présentée au chapitre précédent. A partir d'une acquisition statique, la variance d'Allan est donc calculée à l'aide de l'équation 2.2.1 pour différentes tailles de clusters. Pour pouvoir estimer la variance d'Allan sur des périodes fictives supérieures à 1 h, nous avons réalisé des acquisitions d'environ 12 h.

$$\sigma^2(T) = \frac{1}{2(N-2n)} \sum_{k=1}^{N-2n} (M_{k+1}(T) - M_k(T))^2 \quad (2.2.1)$$

Comme cela a été évoqué au chapitre précédent, les deux perturbations principales qui dégradent la mesure issue des capteurs inertiels peuvent être identifiées à partir de l'allure des courbes de variance d'Allan représentées sur une échelle logarithmique en fonction de la période d'échantillonnage fictive. La pente à $-1/2$ illustre la présence d'un bruit blanc alors qu'une portion horizontale est caractéristique de l'instabilité du biais.

Les grandeurs caractéristiques de ces perturbations sont identifiées en relevant certains points de la courbe comme évoqué au chapitre précédent. Ces paramètres qui sont généralement communiqués par les constructeurs sur les fiches techniques sont :

- Angle Random Walk (ARW) pour les gyroscopes et Velocity Random Walk (VRW) pour les accéléromètres. Cette grandeur est ici identifiée en relevant la valeur de la droite de pente $-1/2$ ajustée à la courbe de variance d'Allan à $T = 1$ s. Nous avons aussi caractérisé le bruit blanc plus simplement par son écart-type noté σ . En fait, les fiches techniques donnent généralement l'un ou l'autre de ces deux paramètres dont le lien est défini par l'équation 1.1.3.
- Bias Instability (BI) pour caractériser l'instabilité du biais, c'est à dire l'évolution à basse fréquence du biais résiduel. Ce paramètre est identifié en relevant la variance d'Allan à hauteur de la portion horizontale et en utilisant l'équation 1.1.18. Dans le cas où la marche aléatoire est le modèle choisi pour représenter l'instabilité du biais, l'écart-type du bruit blanc sous-jacent peut être obtenu à partir de la valeur de BI grâce à l'équation 1.1.8.

Notons qu'il est difficile d'automatiser l'obtention de ces valeurs. Ici, nous ajustons la pente à $-1/2$ à l'aide d'une regression linéaire le long de la zone sur laquelle cette tendance est visible. Cette zone est donc pointée au cas par cas. L'instabilité du biais quant à elle est simplement obtenue en relevant la valeur atteinte par le plateau formé par les courbes.

Pour mettre en évidence le comportement stochastique de différents grades de capteurs inertiels, nous avons réalisé cette analyse sur deux modèles de capteur bien différents. Tout d'abord, les accéléromètres, gyroscopes et magnétomètres issus de douze capteurs APDM Opal ont été testés. Les performances prévues pour ce type de capteur destiné à l'analyse du mouvement humain (fig. 2.1) le classent dans la tranche supérieure du grade dit *consommateur*. La fréquence des signaux issus de ces capteurs peut atteindre 128 Hz.

A titre de comparaison, un second capteur inertiel aux performances réputées supérieures (MicroStrain 3DM-GX4-25) a été évalué. Ce capteur (fig. 2.2) classé au grade dit *tactique* est principalement employé dans le cadre d'applications de guidage d'objets tels



FIGURE 2.1 – Capteur inertiel APDM Opal destiné à l'analyse du mouvement humain

que les drones. Cependant, ce capteur n'est pas adapté à l'analyse du mouvement humain puisque le transfert des données et l'alimentation est filaire et que la plage de mesure des gyroscopes est restreinte (300 deg/s). La fréquence des signaux issus de ce capteur peut atteindre 1000 Hz. Leur coût étant important et leur utilisation étant spécifique, il est à noter qu'un seul capteur de ce grade a pu être testé.



FIGURE 2.2 – Capteur inertiel MicroStrain 3DM-GX4-25

2.2.2 Résultats

2.2.2.1 Capteurs pour l'analyse du mouvement

a. Les accéléromètres

La figure 2.3 donne l'exemple de la variance d'Allan obtenue à partir des accéléromètres issus d'un capteur APDM Opal en fonction de la période d'échantillonnage. L'ensemble des courbes obtenues à partir des douze capteurs APDM Opal testés sont présentées en annexe C.

L'analyse de ces courbes (cf. annexe C) montre que les comportements stochastiques des accéléromètres issus des capteurs APDM Opal sont assez proches d'un capteur à l'autre. A chaque fois, les courbes débutent par une pente à environ $-1/2$ ce qui est caractéristique de la présence d'un bruit blanc. Ensuite, cette pente laisse progressivement la place à un plateau révélateur de l'instabilité du biais.

La figure 2.4 illustre les opérations d'identification des grandeurs caractéristiques du bruit blanc et de l'instabilité du biais sur les accéléromètres issus d'un capteur APDM Opal.

A partir de cette figure, on remarque que la pente à $-1/2$ semble être atténuée par l'instabilité du biais dès le début de la courbe. En effet, la fréquence d'acquisition de ces capteurs étant limitée à 128 Hz, nous ne pouvons pas visualiser le comportement obtenu sur des périodes plus faibles. Mais même si l'estimation des grandeurs caractéristiques du

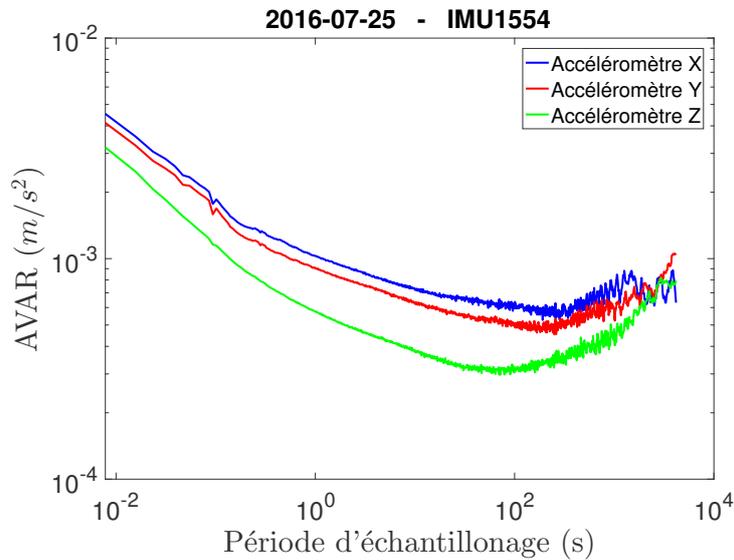


FIGURE 2.3 – Variance d’Allan d’une triade d’accéléromètres intégrée à un capteur APDM Opal

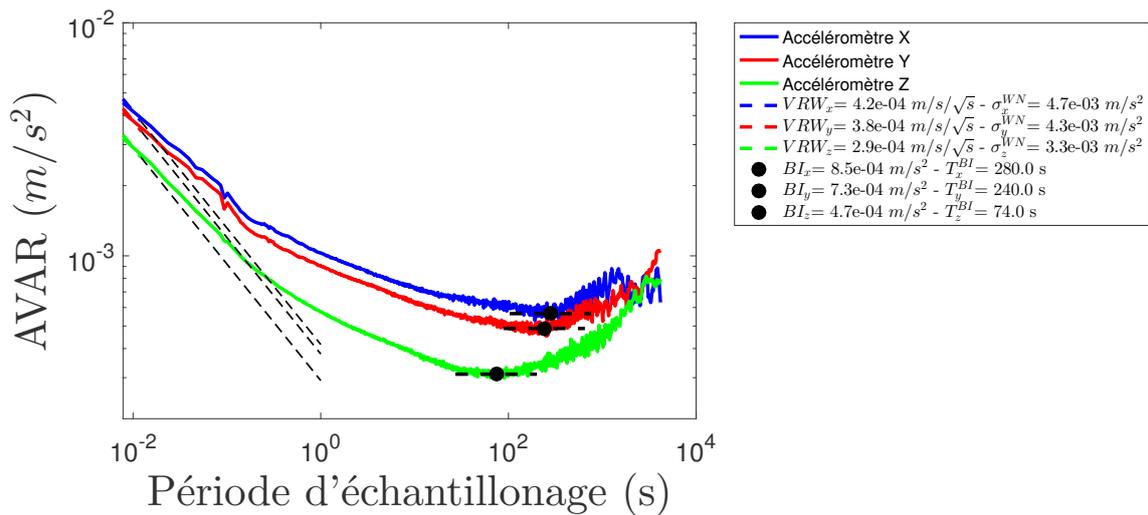


FIGURE 2.4 – Identification des grandeurs caractéristiques du bruit blanc et de l’instabilité du biais sur les accéléromètres d’un capteur APDM Opal

bruit blanc ainsi réalisée est sans doute légèrement altérée, l'ordre de grandeur obtenu reste tout à fait exploitable. Le tableau 2.1 présente les valeurs identifiées (moyenne et écart-type sur les douze capteurs testés) des paramètres VRW, BI ainsi que de l'écart-type du bruit blanc noté σ_a .

VRW ($m/s/\sqrt{s}$)	BI (m/s^2)	σ_a (m/s^2)
$3, 7 \cdot 10^{-4} \pm 22\%$	$7, 2 \cdot 10^{-4} \pm 26\%$	$4, 2 \cdot 10^{-3} \pm 22\%$

TABLEAU 2.1 – Grandeurs caractéristiques des perturbations issues des accéléromètres

Notons que les accéléromètres qui équipent les capteurs APDM Opal peuvent être configurés pour fonctionner sur la plage $\pm 6g$ ou $\pm 2g$. Dans le cadre de la mesure de mouvements humains, les accélérations mesurées dépassent souvent $2g$. Ainsi, les figures 2.3 étaient obtenues à partir d'une configuration à $\pm 6g$. Pour illustrer une différence de comportement, la figure 2.5 donne la comparaison des courbes obtenues à partir d'un même capteur configuré à $\pm 6g$ puis à $\pm 2g$.

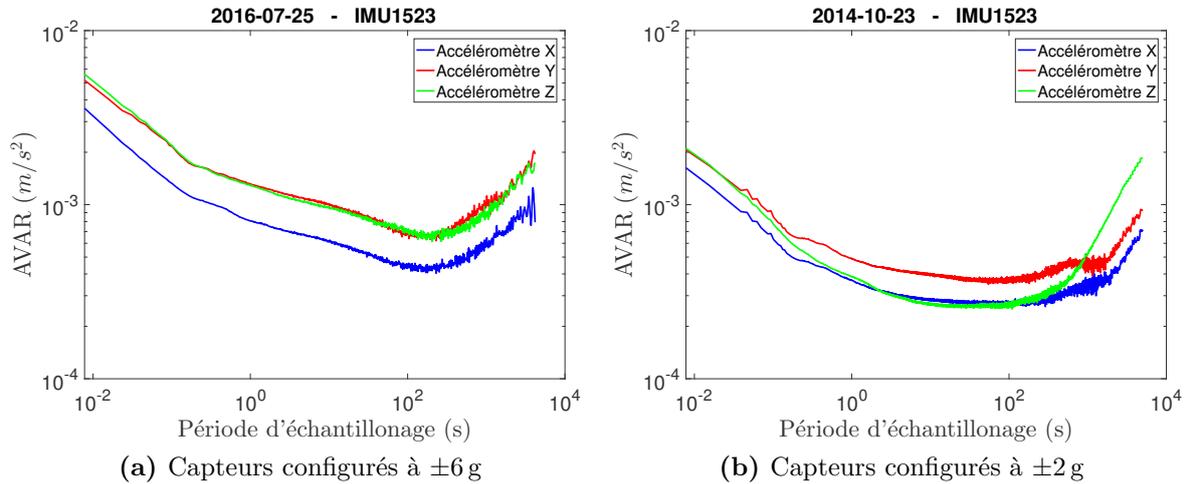


FIGURE 2.5 – Comparaison des courbes de variance d'Allan obtenues en fonction de la configuration des accéléromètres

Cette comparaison montre que, quelle que soit la configuration choisie, l'allure des courbes obtenues est assez proche. En revanche, on remarque surtout que la configuration à $\pm 2g$ mène à une variance d'Allan nettement plus faible tout au long de la plage fréquentielle analysée. Les valeurs caractéristiques du bruit blanc et de l'instabilité du biais identifiées lors de cette configuration seront donc plus faibles. Ce résultat montre que la configuration à $\pm 2g$ conduit à un comportement moins bruité des accéléromètres. Cependant, un tel mode n'est que très rarement exploitable dans le cadre de l'analyse du mouvement humain.

b. Les gyroscopes

La figure 2.6 donne l'exemple de la variance d'Allan obtenue à partir des gyroscopes issus d'un capteur APDM Opal en fonction de la période d'échantillonnage. L'ensemble des courbes obtenues à partir des douze capteurs APDM Opal testés sont présentées en annexe C.

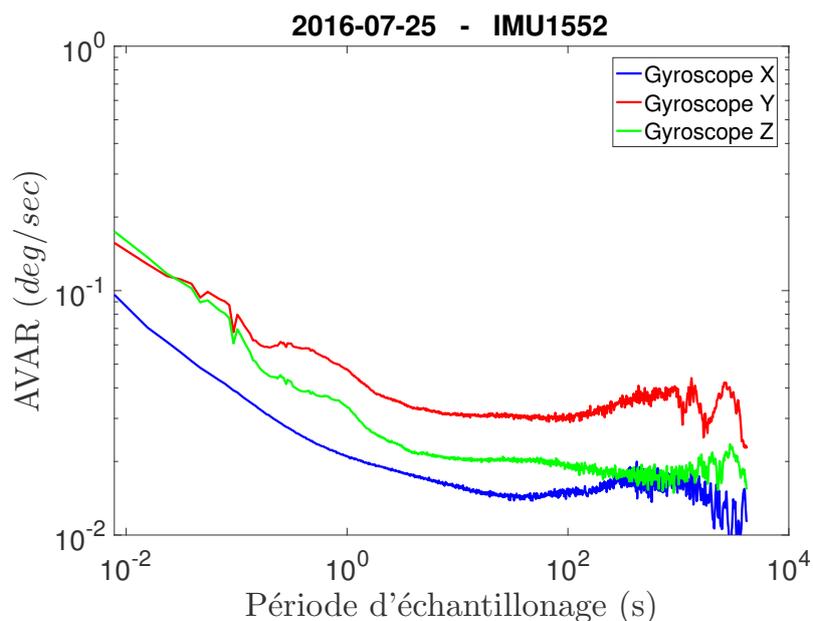


FIGURE 2.6 – Variance d’Allan d’une triade de gyroscopes intégrée à un capteur APDM Opal

Comme observé précédemment pour les accéléromètres, on remarque que les courbes débutent également par une pente à environ $-1/2$ et qu’elles atteignent ensuite un plateau. Ces gyroscopes sont donc également perturbés par un bruit blanc et par un biais instable.

Mais ici ces courbes révèlent souvent des comportements additionnels spécifiques (cf. annexe C). Par exemple, comme l’illustre la figure 2.7a, on peut distinguer un comportement caractéristique d’un processus de Gauss-Markov sur certaines courbes (axe y de l’IMU1523, axe x de l’IMU1556 par exemple). D’autre part, les capteurs IMU1525 et IMU1527 souffrent d’un bruit sinusoïdal (fig. 2.7b) à 1 Hz.

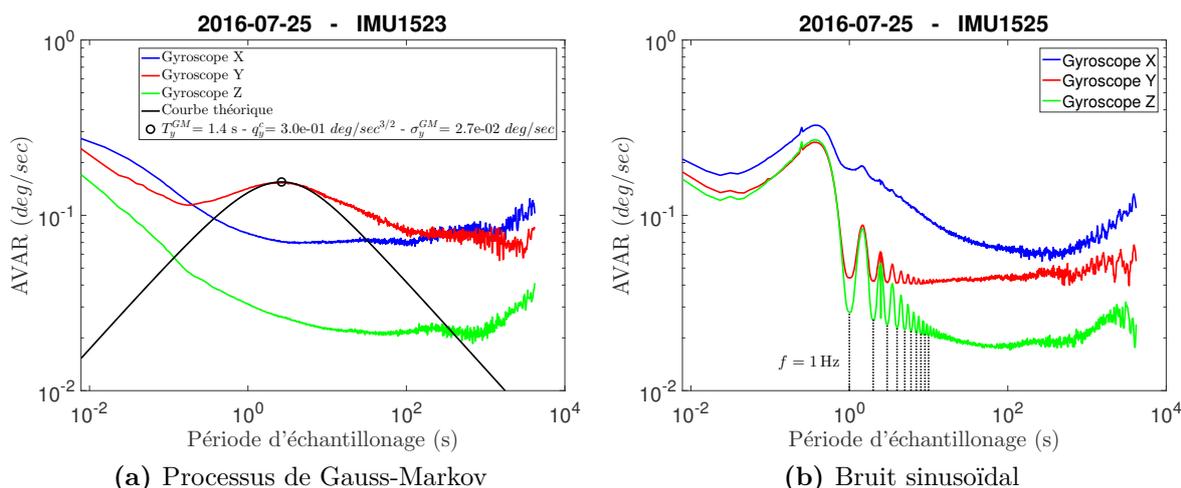


FIGURE 2.7 – Observation de bruits additionnels sur certaines mesures gyroscopiques

D’une façon générale, les comportements stochastiques des gyroscopes sont assez différents d’un capteur à l’autre. En procédant comme sur les accéléromètres, on identifie les paramètres caractéristiques du bruit blanc et de l’instabilité du biais des gyroscopes (fig. 2.8).

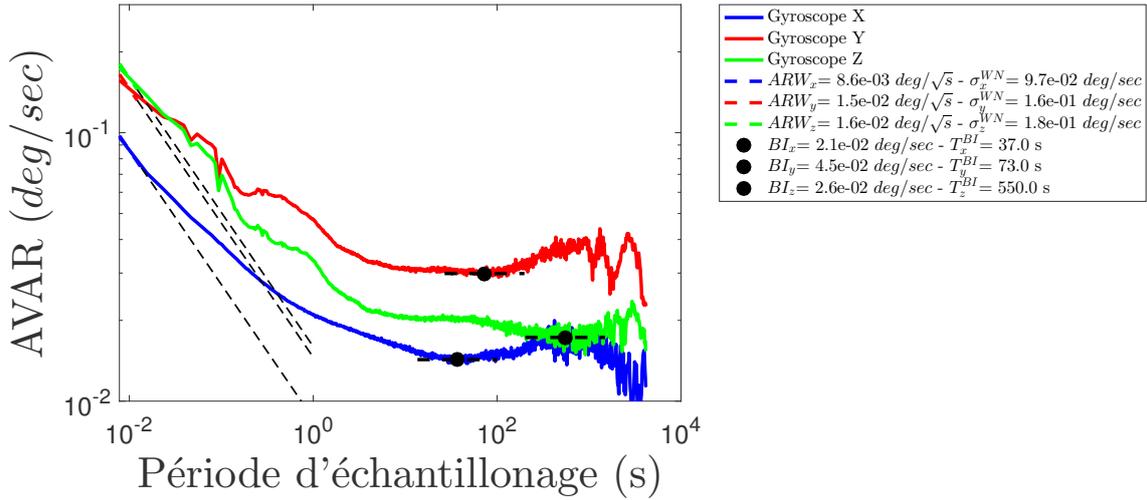


FIGURE 2.8 – Identification des grandeurs caractéristiques du bruit blanc et de l'instabilité du biais sur les gyroscopes d'un capteur APDM Opal

Même si ici aussi la pente à $-1/2$ semble être altérée par l'instabilité du biais dès les premières périodes accessibles, l'ordre de grandeur du paramètre ARW obtenu est tout à fait exploitable. Le tableau 2.2 présente les valeurs identifiées (moyenne et écart-type sur les douze capteurs testés) des paramètres ARW, BI ainsi que de l'écart-type du bruit blanc (σ_g) et de l'écart-type du bruit blanc sous-jacent au modèle de marche aléatoire (σ_{b_g}).

ARW (deg/ \sqrt{s})	BI (m/s^2)	σ_g (m/s^2)	σ_{b_g} (rad/s)
$1,6 \cdot 10^{-2} \pm 20\%$	$5,8 \cdot 10^{-2} \pm 50\%$	$3,2 \cdot 10^{-3} \pm 20\%$	$9,2 \cdot 10^{-4} \pm 125\%$

TABLEAU 2.2 – Grandeurs caractéristiques des perturbations issues des gyroscopes

c. Les magnétomètres

La figure 2.9 donne l'exemple de la variance d'Allan obtenue à partir des magnétomètres issus d'un capteur APDM Opal en fonction de la période d'échantillonnage. L'ensemble des courbes obtenues à partir des douze capteurs APDM Opal testés sont présentées en annexe C.

En ce qui concerne les magnétomètres, on remarque tout de suite un comportement très différents des capteurs suivant les axes x et y par rapport à l'axe z . Il arrive en effet que la disposition particulière des capteurs z au sein des capteurs de technologie MEMS mène à un comportement particulier. En effet, ce capteur est orienté perpendiculairement au plan principal alors que les deux autres sont parallèles à ce plan.

Pour les axes x et y , la pente à $-1/2$ caractéristique du bruit blanc est parfaitement identifiable, même si l'on observe parfois ce qui semble être un processus de Gauss-Markov sous-jacent (axe x de l'IMU1527 et de l'IMU1553 par exemple). Ces magnétomètres sont donc bien perturbés par un bruit blanc dont les caractéristiques sont précisément identifiables.

A basse fréquence, on observe cette fois une pente à $+1$ caractéristique du bruit appelée rampe de vitesse dans le cas des gyroscopes mais qui ne porte à notre connaissance pas

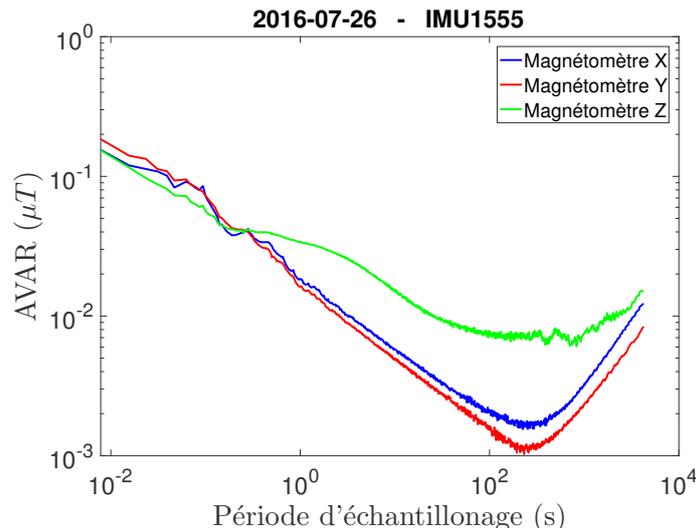


FIGURE 2.9 – Variance d’Allan d’une triade de magnétomètres intégrée à un capteur APDM Opal

de désignation particulière dans le cas des magnétomètres. Ce bruit entraîne l’existence d’un plateau clairement identifiable qui permet de caractériser l’instabilité du biais.

D’une façon générale, les comportements stochastiques des magnétomètres sont assez comparables d’un capteur à l’autre (cf. annexe C). De plus, la mesure issue de ces magnétomètres semble être dégradée par un nombre plus restreint de perturbations stochastiques que ne le sont les gyroscopes. En procédant comme précédemment, on identifie les paramètres caractéristiques du bruit blanc et de l’instabilité du biais des magnétomètres (fig. 2.10). Le tableau 2.3 présente les valeurs identifiées (moyenne et écart-type sur les douze capteurs testés) du paramètre BI ainsi que de l’écart-type du bruit blanc (σ_m).

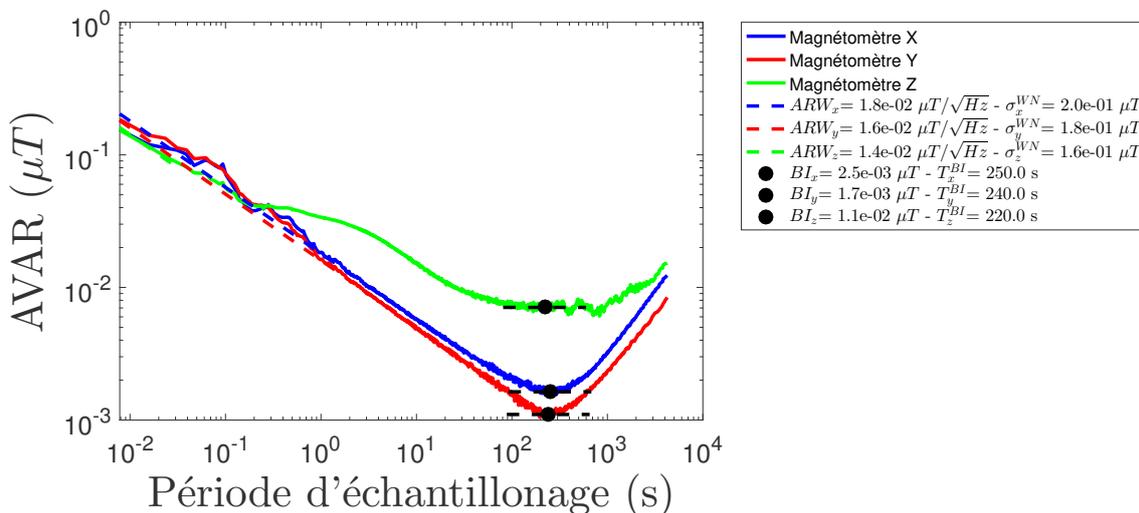


FIGURE 2.10 – Identification des grandeurs caractéristiques du bruit blanc et de l’instabilité du biais sur les magnétomètres d’un capteur APDM Opal

BI (μT)	σ_m (μT)
$5,8 \cdot 10^{-3} \pm 83\%$	$0.18 \pm 25\%$

TABLEAU 2.3 – Grandeurs caractéristiques des perturbations issues des magnétomètres

2.2.2.2 Capteur de niveau tactique

A titre de comparaison, nous analysons maintenant les perturbations stochastiques du capteur inertiel MicroStrain 3DM-GX4-25 classé au grade *tactique*. Les figures 2.11 présentent les courbes obtenues en traçant la variance d'Allan en fonction de la période d'échantillonnage à partir des mesures issues de ce capteur.

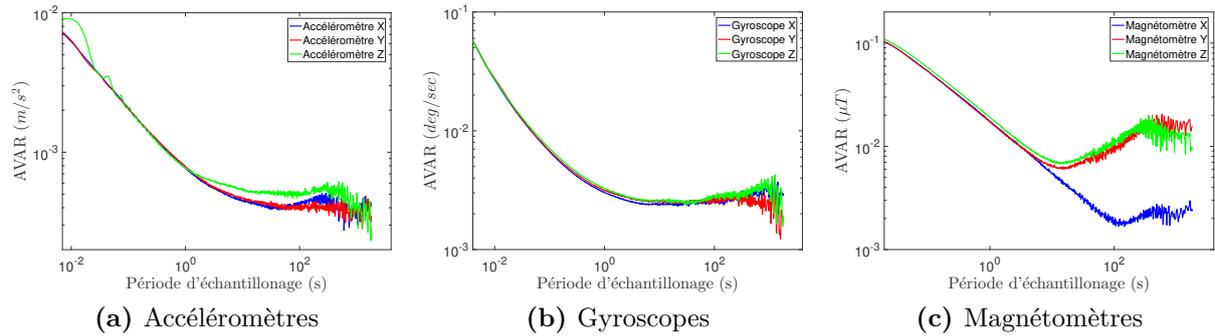


FIGURE 2.11 – Évolution de la variance d'Allan des mesures issues d'un capteur inertiel MicroStrain 3DM-GX4-25

On remarque immédiatement que ces courbes sont beaucoup plus lisibles que celle obtenues à partir des capteurs de grade inférieur. La clarté de ces courbes met déjà en évidence le fait que la mesure est dégradée par un nombre restreint de perturbations stochastiques.

A haute fréquence, on observe assez clairement la présence d'un bruit blanc sur les mesures issues des accéléromètres et des magnétomètres (pente à $-1/2$). En revanche, l'allure initiale de la courbe issue des gyroscopes suit une pente de coefficient -1 , ce qui traduit la présence d'un bruit de quantification. Ensuite, cette pente s'adoucit et tend vers une pente à $-1/2$ provoquée par le bruit blanc. En fait, si le bruit de quantification est observable pour ce gyroscope, c'est parce que l'amplitude du bruit blanc au sein de cette mesure est faible.

A basse fréquence, ces courbes montrent que toutes ces mesures souffrent d'une instabilité du biais dès les fréquences allant de $1 - 10$ Hz. Contrairement aux capteurs APDM Opal, ici les magnétomètres suivent très clairement un comportement de marche aléatoire sur les très basses fréquences.

En procédant comme précédemment, on identifie les grandeurs caractéristiques du bruit blanc et de l'instabilité du biais (fig. 2.12). Les tableaux 2.4 présentent les valeurs identifiées.

2.2.3 Comparaison des capteurs testés

A partir des grandeurs caractéristiques des perturbations stochastiques identifiées précédemment, les capteurs peuvent être comparés entre eux. Pour rappel, les capteurs APDM sont destinés à l'analyse du mouvement tandis que le capteur MicroStrain 3DM-GX4-25

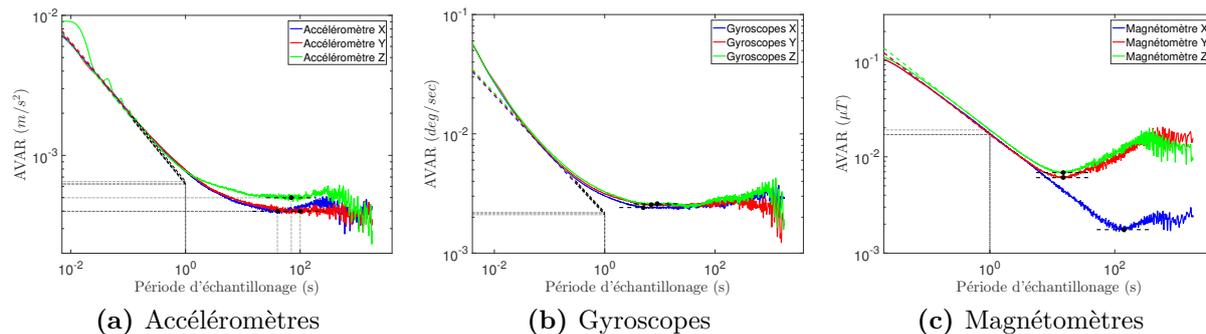


FIGURE 2.12 – Identification des grandeurs caractéristiques du bruit blanc et de l'instabilité du biais sur le capteur MicroStrain 3DM-GX4-25

VRW ($m/s/\sqrt{s}$)	BI (m/s^2)	σ_a (m/s^2)
6, $7 \cdot 10^{-4}$	6, $6 \cdot 10^{-4}$	2, $1 \cdot 10^{-2}$

ARW (deg/\sqrt{s})	BI (m/s^2)	σ_g (m/s^2)	σ_{bg} (rad/s)
2, $2 \cdot 10^{-3}$	3, $8 \cdot 10^{-3}$	3, $2 \cdot 10^{-3}$	1, $3 \cdot 10^{-4}$

BI (μT)	σ_m (μT)
7, $3 \cdot 10^{-3}$	0.57

TABLEAU 2.4 – Grandeurs caractéristiques des perturbations issues du capteur MicroStrain 3DM-GX4-25

est de grade supérieur. Les figures 2.13, 2.14 et 2.15 représentent les valeurs caractéristiques du bruit blanc et de l'instabilité du biais identifiées sur les différents accéléromètres, magnétomètres et gyroscopes. Les grandeurs annoncées par les constructeurs sont également affichées lorsqu'elles sont connues.

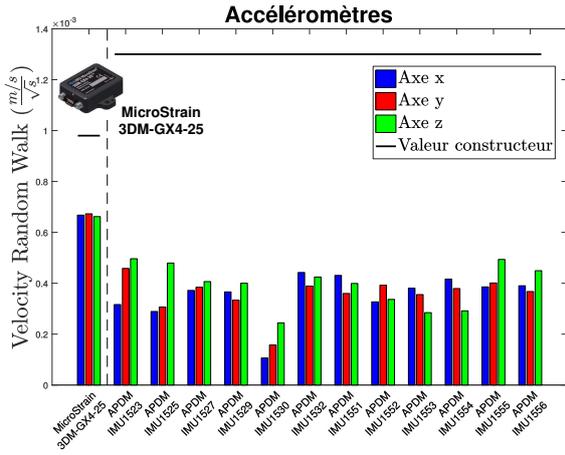
En ce qui concerne les accéléromètres, que ce soit du point de vue du bruit blanc ou de l'instabilité du biais, il apparaît que l'ensemble des capteurs testés sont proches. Sur la figure 2.13a, les bruits blancs présents sur les accéléromètres intégrés au capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 sont même légèrement supérieurs à ceux relevés pour les capteurs APDM. Ces résultats montrent donc que ce capteur de grade supérieur ne se distingue pas des autres par la qualité de ces accéléromètres tout du moins du point de vue des bruits de mesure.

Par ailleurs, on remarque que les valeurs du paramètre VRW affichées par le constructeur des capteurs APDM sont surestimées. Cela s'explique par le fait que les valeurs annoncées correspondent aux valeurs maximales que les capteurs ne doivent dépasser. En revanche, les valeurs affichées pour le capteur MicroStrain sont des valeurs moyennes. C'est pourquoi ces valeurs sont bien du même ordre de grandeur que celles qui ont été identifiées.

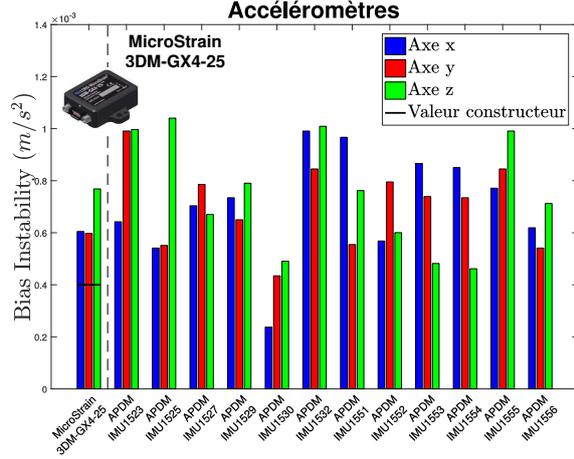
Le constat réalisé précédemment s'applique également aux magnétomètres. Là encore, il semble que le capteur MicroStrain ne se démarque pas des capteurs prévus pour l'analyse du mouvement par la qualité de ses magnétomètres, du point de vue des bruits de mesure.

En ce qui concerne les capteurs APDM Opal, la figure 2.14b illustre bien de nouveau des performances inférieures pour les magnétomètres z par rapport aux magnétomètres x et y .

C'est finalement l'analyse des grandeurs caractéristiques issues des gyroscopes qui met

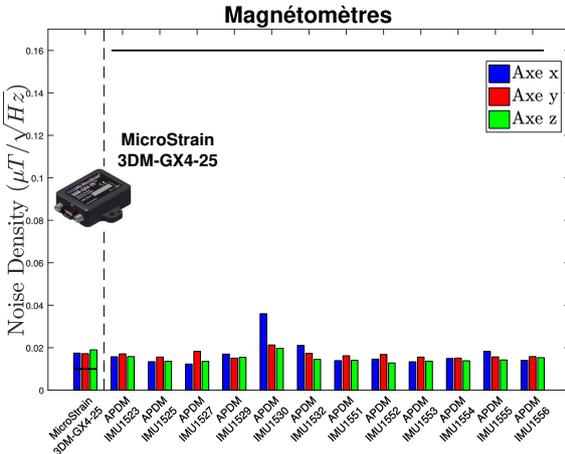


(a) Velocity Random Walk

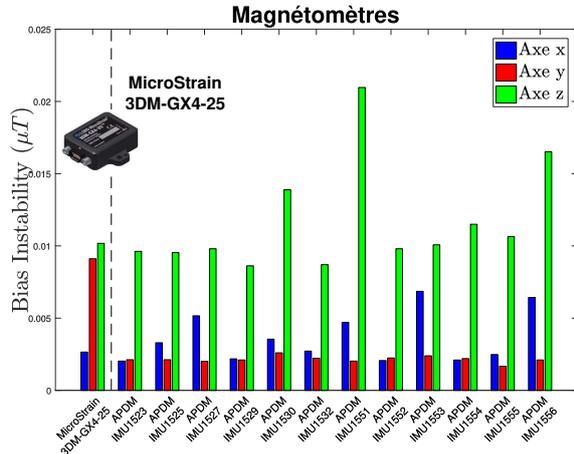


(b) Bias Instability

FIGURE 2.13 – Caractéristiques stochastiques des accéléromètres

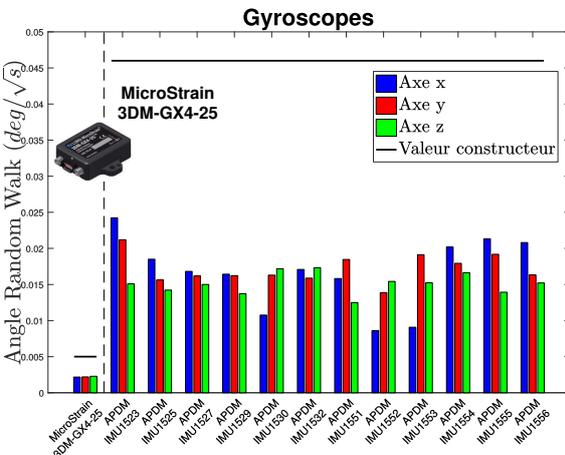


(a) Noise density

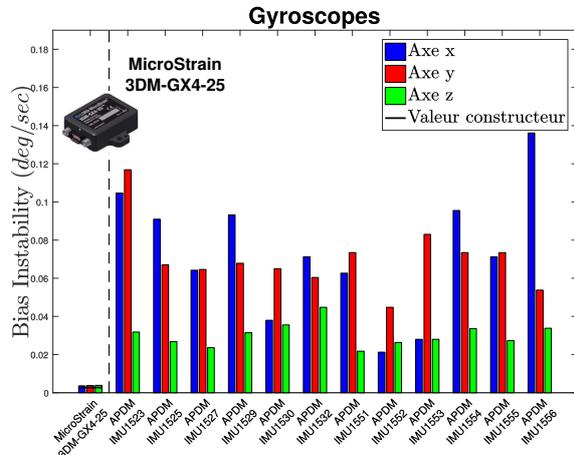


(b) Bias Instability

FIGURE 2.14 – Caractéristiques stochastiques des magnétomètres



(a) Angle Random Walk



(b) Bias Instability

FIGURE 2.15 – Caractéristiques stochastiques des gyroscopes

en évidence l'écart de performance entre les deux modèles de capteurs testés. En effet, les figures 2.15 montrent notamment que l'instabilité du biais du capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 est environ 15 fois plus faible que pour les capteurs APDM Opal.

Les gyroscopes étant les capteurs clés au sein des capteurs inertiels, cette analyse apporte une justification au fait que le capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 soit considéré comme un capteur de grade supérieur. En effet, la classification au sein des divers grades de performances traditionnellement considérés (consommateur, industriel, tactique et navigation) est généralement principalement faite à partir de la valeur du biais des gyroscopes.

Notons enfin qu'en ce qui concerne les capteurs APDM Opal, le constructeur semble avoir fait le choix de compenser les performances inférieures des magnétomètres z par des gyroscopes plus efficaces le long de ce même axe.

2.3 Proposition de modélisation

A partir de l'analyse faite précédemment, l'objectif est ici d'attribuer un modèle stochastique à la mesure issue des accéléromètres, gyroscopes et magnétomètres qui puisse être implanté au sein d'un filtre de Kalman. Il s'agit donc de réaliser un compromis entre la finesse du modèle et la simplicité de sa formulation mathématique, ce qui passe nécessairement par la non prise en compte de certaines perturbation stochastiques. Mais l'analyse stochastique complète telle que nous l'avons réalisée permet tout de même d'évaluer l'importance des approximations qui sont faites par les modèles traditionnels.

D'après Woodman [18], le bruit thermique et l'instabilité du biais sont les deux perturbations majeures à prendre en compte dans le cadre de la mesure inertielle. Même si des perturbations additionnelles ont parfois été observées, l'analyse précédente confirme globalement cette affirmation.

Généralement, le modèle de bruit blanc est parfaitement adapté pour décrire le bruit thermique qui est principalement visible sur les hautes fréquences. Cependant, l'attribution d'un modèle traduisant le comportement de l'instabilité du biais est souvent plus complexe.

2.3.1 Accéléromètres et magnétomètres

En ce qui concerne les accéléromètres, on devine parfois que les courbes prennent la voie d'une pente à $+1/2$ lorsque les très basses fréquences sont atteintes, ce qui est caractéristique d'une marche aléatoire. Cependant, la figure 2.16a montre que la courbe théorique obtenue à partir de cette modélisation simple est imparfaite. Comme l'illustre la figure 2.16b, une modélisation plus fine faisant également intervenir un processus de Gauss-Markov permet de s'approcher du comportement stochastique réel. Mais en fait, la mesure issue de ces accéléromètres de technologie MEMS est dégradée par la superposition de plusieurs perturbations dont la prise en compte complète nécessite l'expression d'un modèle lourd.

En ce qui concerne les magnétomètres, l'attribution d'un modèle stochastique est plus évidente. En considérant simplement un bruit blanc et une « rampe de vitesse », on obtient un comportement très proche du comportement réel pour les capteurs APDM Opal, en tout cas pour ce qui est des axes x et y (fig. 2.17a). En ce qui concerne le capteur

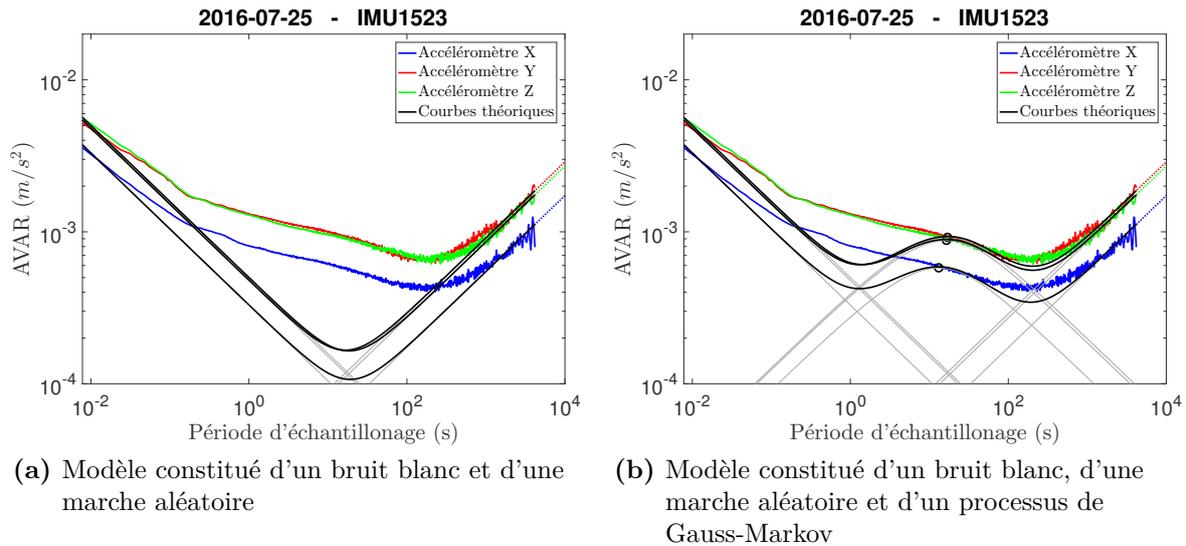


FIGURE 2.16 – Modélisation stochastique des accéléromètres issus d'un capteur APDM Opal

MicroStrain 3DM-GX4-25, un modèle constitué d'un bruit blanc et d'une marche aléatoire convient très bien (fig. 2.17b).

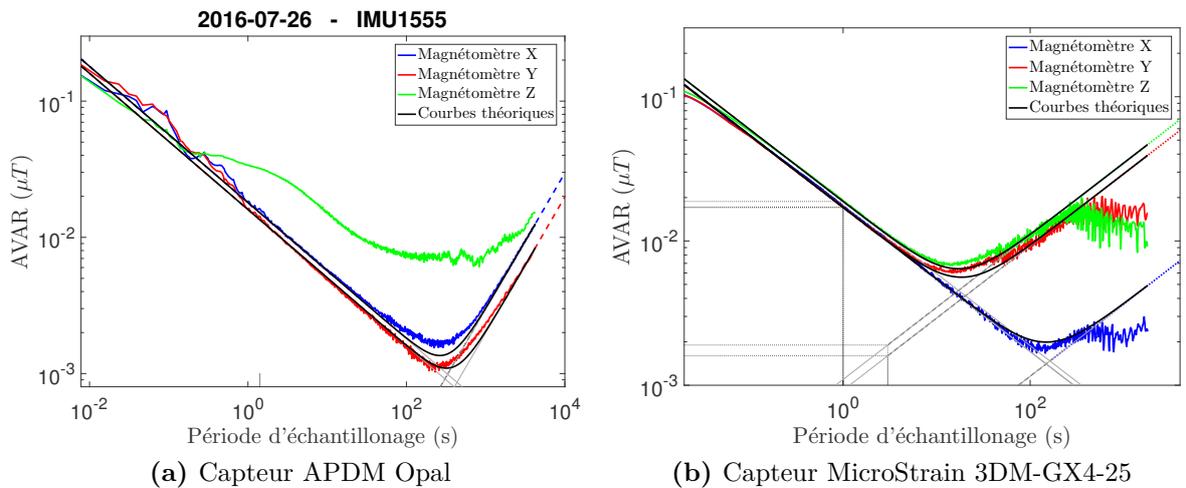


FIGURE 2.17 – Modélisation stochastique des magnétomètres

Dans le cadre de l'estimation de l'orientation, la mesure issue des accéléromètres est directement comparée avec l'accélération de pesanteur afin d'en déduire les angles de roulis et de tangage. De la même façon, la mesure issue des magnétomètres est directement comparée avec le champ magnétique terrestre afin d'en déduire l'angle de lacet. L'effet de l'instabilité du biais des accéléromètres et des magnétomètres sur l'orientation n'est donc pas très important. De plus, les perturbations magnétiques ainsi que les accélérations subies par le capteur au cours du mouvement auront un impact bien supérieur.

Ainsi, dans le but d'alléger au maximum la modélisation stochastique en vue de son intégration à un filtre de Kalman, les modèles couramment employés dans ce cadre ne font généralement intervenir que le bruit blanc et négligent l'existence de l'instabilité du

biais :

$$\tilde{\mathbf{a}}(t) = \mathbf{a}(t) + \mathbf{n}_a(t) \quad (2.3.1)$$

$$\tilde{\mathbf{m}}(t) = \mathbf{m}(t) + \mathbf{n}_m(t) \quad (2.3.2)$$

où $\tilde{\mathbf{a}}$ et $\tilde{\mathbf{m}}$ sont les mesures issues des accéléromètres et des magnétomètres, \mathbf{a} et \mathbf{m} sont l'accélération et le champ magnétique réels et \mathbf{n}_a et \mathbf{n}_m sont des bruit blanc caractérisés par des écarts-types σ_a et σ_m :

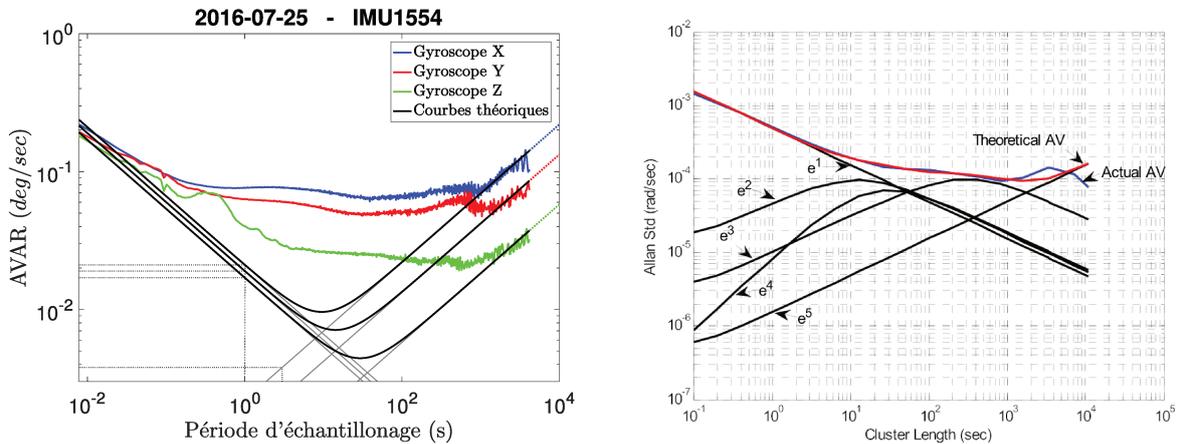
$$\mathbf{n}_a = \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma_a^2) \quad (2.3.3)$$

$$\mathbf{n}_m = \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma_m^2) \quad (2.3.4)$$

2.3.2 Gyroscopes

En ce qui concerne les gyroscopes, l'attribution d'un modèle stochastique semble encore plus délicate que pour les accéléromètres. Là encore, l'attribution d'un modèle simple seulement constitué d'un bruit blanc et d'une marche aléatoire conduit à une courbe théorique imparfaite (fig. 2.18a). Mais pour prendre en compte finement l'ensemble des perturbations perceptibles au travers de ces courbes, il convient d'utiliser une méthode globale intégrant un modèle complexe comme proposé par Yuksel et al. [6] (fig. 2.18b).

Cependant, bien qu'ils soient fidèles aux diverses perturbations stochastiques qui coexistent au sein de la mesure issue d'un gyroscope de technologie MEMS, de tels modèles sont beaucoup trop lourds pour être implantés à un filtre de Kalman.



(a) Modèle simple composé d'un bruit blanc et d'une marche aléatoire

(b) Modèle complexe composé d'un bruit blanc, de 2 processus de Gauss-Markov, d'un modèle autorégressif du 2^{ème} ordre et d'une marche aléatoire (d'après Yuksel et al. [6])

FIGURE 2.18 – Attribution d'un modèle traduisant le comportement stochastique des gyroscopes issus d'un capteur APDM Opal

Mais contrairement aux accéléromètres et aux magnétomètres, les gyroscopes interviennent de façon indirecte dans le processus d'estimation de l'orientation puisque la mesure gyroscopique subit une intégration numérique. De ce fait, l'instabilité du biais qui

correspond finalement à l'existence d'un biais résiduel lentement évolutif conduit rapidement à un phénomène de dérive lors de ce processus. La prise en compte de l'instabilité du biais des gyroscopes est donc un point clé permettant d'améliorer considérablement l'orientation estimée au sein d'un filtre de Kalman.

C'est pourquoi, dans le cadre de l'estimation de l'orientation à partir d'une mesure inertielle, le modèle de référence proposé par Farrenkopf [29] et intégrant un bruit blanc et une marche aléatoire est le plus employé pour décrire la mesure gyroscopique. Il s'agit en effet d'un très bon compromis entre finesse et simplicité du modèle :

$$\tilde{\boldsymbol{\omega}}(t) = \boldsymbol{\omega}(t) + \mathbf{b}_\omega(t) + \mathbf{n}_\omega(t) \quad (2.3.5)$$

où $\tilde{\boldsymbol{\omega}}$ est la mesure issue des gyroscopes, $\boldsymbol{\omega}$ est la vitesse de rotation réelle, \mathbf{b}_ω est une marche aléatoire et \mathbf{n}_ω est un bruit blanc.

$$\dot{\mathbf{b}}_\omega = \mathbf{n}_{b_\omega} \quad ; \quad \mathbf{n}_{b_\omega} = \mathcal{N}(\mathbf{0}, \boldsymbol{\sigma}_{b_\omega}^2) \quad (2.3.6)$$

$$\mathbf{n}_\omega = \mathcal{N}(\mathbf{0}, \boldsymbol{\sigma}_\omega^2) \quad (2.3.7)$$

2.4 Discussion

L'analyse stochastique réalisée sur les capteurs qui sont utilisés dans cette thèse permet de justifier l'exploitation des modèles couramment employés dans la littérature. En effet, pour les capteurs étudiés, le bruit blanc et l'instabilité du biais constituent bien les perturbations majeures comme cela a été généralisé à la mesure issue des capteurs inertiels [18]. Les modélisations exploitables par notre algorithme de fusion de données, un filtre de Kalman, et proposées par la littérature peuvent donc être employées. Ainsi, seul le bruit blanc est généralement considéré pour les accéléromètres et les magnétomètres. En revanche, les gyroscopes sont le plus souvent décrits par un bruit blanc associé à une instabilité du biais puisqu'il s'agit certainement de la perturbation la plus impactante, étant à l'origine du phénomène de dérive à l'issue du processus d'intégration numérique. Dans le cadre de l'estimation de l'orientation, la marche aléatoire est le modèle le plus couramment attribué à l'instabilité du biais des gyroscopes [29, 21].

L'identification des grandeurs caractéristiques de ces principales perturbations revêt un autre intérêt. En effet, ces grandeurs pourront servir de point de départ pour la caractérisation des erreurs de mesures nécessaires au bon fonctionnement du filtre de Kalman. Certains auteurs proposent ainsi de construire les matrices de covariances (qui sont en fait une représentation globale des erreurs de mesure) à partir des grandeurs identifiées par la méthode de la variance d'Allan [13].

Pour aller plus loin, l'analyse stochastique complète telle qu'elle a été réalisée dans ce chapitre permet de mettre en évidence les perturbations qui sont généralement ignorées par les modèles courants et dont l'origine peut parfois être expliquée. Par exemple, nous savons que pour les capteurs APDM Opal, les gyroscopes et les magnétomètres partagent le même convertisseur analogique/numérique. Or, un des traitements interne au capteur consiste à inverser la polarité des magnétomètres à une fréquence de 1 Hz pour compenser le biais induit par les composants même du capteur. Il semble que cette opération interfère parfois avec la mesure gyroscopique au sein du convertisseur, ce qui correspond au bruit sinusoïdal observé pour certains de ces capteurs. La non prise en compte de ces perturbations additionnelles peut expliquer le comportement non optimal du filtre de Kalman

lorsque les matrices de covariance sont simplement construites à partir des grandeurs identifiées par la méthode de la variance d'Allan. Ce problème sera abordé plus en détail au chapitre 7.

Ensuite, la comparaison entre deux modèles de capteurs destinés à des applications différentes a montré que la différence entre les grades de capteurs se situe au niveau des performances des gyroscopes. En effet, les valeurs du bruit blanc et surtout de l'instabilité du biais identifiées à partir du capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 justifient sa classification parmi les capteurs de grade dit tactique. Mais un tel capteur n'est pas utilisable dans le cadre de l'analyse du mouvement humain, notamment parce que le transfert des données et l'alimentation sont filaires.

L'analyse des capteurs APDM Opal destinés à l'analyse du mouvement ont donc abouti à des résultats équivalents du point de vue des accéléromètres et des magnétomètres mais à des performances nettement inférieures pour les gyroscopes. L'analyse des courbes a également montré que la mesure gyroscopique issue de ces capteurs est particulièrement perturbée par un ensemble de perturbations additionnelles et spécifiques à chaque capteur. La considération des modèles simples énoncés précédemment aboutit inévitablement à des approximations non négligeables lors de l'utilisation de ce type de capteurs. Ce comportement stochastique médiocre des gyroscopes qui équipent les capteurs inertiels utilisés pour l'analyse du mouvement est à l'heure actuelle la contrepartie des gains en terme de miniaturisation, de légèreté, d'autonomie et de prix de ces capteurs.

De plus, l'analyse stochastique a montré que les paramètres identifiés étaient parfois assez variables d'un capteur à l'autre. Par exemple, l'instabilité du biais des gyroscopes est assez nettement différente entre l'axe z et les deux autres. La considération classique d'une valeur constante attribuée à l'ensemble des capteurs est donc également une approximation. Ainsi, il peut être judicieux de considérer des valeurs spécifiques à chaque capteur ainsi qu'à chaque axe pour ces paramètres.

En revanche, l'analyse de l'évolution temporelle des bruits de mesure identifiés à près de deux ans d'intervalle montre que l'évolution des grandeurs caractéristiques est très faible sur une telle période. Il ne semble donc pas nécessaire de reproduire régulièrement une telle analyse stochastique. Le détail de cette étude est donné en annexe C

Enfin, il convient de lister les limites inhérentes à la réalisation de ces expérimentations. En effet, lors des acquisitions statiques menées sur une période d'environ 12 h, la température des capteurs n'était pas contrôlée. Or il est reconnu que l'évolution de la température peut avoir un effet conséquent notamment sur le biais des gyroscopes [55]. L'analyse *a posteriori* de la température mesurée par les capteurs au cours de ces acquisitions a montré que les capteurs ont subi un refroidissement global d'environ 2°C. Il est donc probable que l'estimation de l'instabilité du biais des gyroscopes (qui sont les capteurs les plus sensibles à la température) ait été légèrement surestimée, même s'il est difficile de l'évaluer.

Chapitre III

Calibrage des accéléromètres

3.1	Introduction	60
3.2	Étude 1 : Évaluation des méthodes de calibrage existantes	60
3.2.1	Capteurs testés	60
3.2.2	Méthodes de calibrage	61
3.2.2.1	Méthode A : calibrage optimisé à partir d'un dispositif d'orientation	61
3.2.2.2	Méthodes B et C : calibrage optimisé à partir d'une surface horizontale	63
3.2.2.3	Méthode D : calibrage direct à partir d'une surface ho- rizontale	64
3.2.2.4	Méthodes E à G : multi-position	64
3.2.3	Traitement des données	65
3.2.3.1	Calcul de l'erreur d'accélération	65
3.2.3.2	Calcul de l'erreur d'orientation	65
3.2.4	Résultats	67
3.2.4.1	Effet du calibrage sur l'erreur d'accélération	67
3.2.4.2	Effet du calibrage sur l'erreur angulaire	70
3.2.5	Discussion et recommandations	70
3.3	Étude 2 : Prise en compte de la température	73
3.3.1	Proposition d'une méthode de calibrage simple	74
3.3.2	Traitement des données	76
3.3.2.1	Effet de la variabilité thermique sur la mesure	76
3.3.2.2	Variabilité temporelle du calibrage	77
3.3.3	Résultats	78
3.3.3.1	Variabilité du calibrage en fonction de la température	78
3.3.3.2	Effet de la variabilité thermique sur la mesure	81
3.3.3.3	Variabilité temporelle du calibrage	82
3.3.4	Discussion	84

3.1 Introduction

Comme évoqué au paragraphe 1.2.2.2, le calibrage des accéléromètres est un thème très abordé dans la littérature. D'une part, l'arrivée des capteurs à bas coût susceptibles de nécessiter des recalibrages fréquents a entraîné le développement de méthodes simples et rapides à mettre en place. D'autre part, les applications faisant appel à une mesure très fine (par exemple dans le cadre des problématiques de localisation) entraînent le développement de méthodes de calibrage complexes permettant de compenser un maximum de défauts et de perturbations.

Mais parmi l'ensemble des méthodes présentées au paragraphe 1.2.2.2, il n'est pas forcément intuitif d'identifier la meilleure d'entre elles. En fait, le choix d'une méthode de calibrage doit tenir compte de multiples critères dont l'un des plus importants est la précision obtenue sur la mesure résultante. Pour faciliter le choix d'une méthode, il est nécessaire de disposer d'une comparaison des performances offertes par ces méthodes. Ainsi, la première partie de ce chapitre présente une évaluation des erreurs engendrées par les principales méthodes abordées dans la littérature.

Par ailleurs, il est parfois rapporté que la mesure issue des accéléromètres est susceptible d'être dépendante de la température. Cependant, la plupart des méthodes de calibrage présentées dans la littérature n'intègrent pas ce paramètre dans leurs modèles. Pour évaluer l'importance de la température sur la mesure, la deuxième partie de ce chapitre présente une adaptation du calibrage permettant sa prise en compte. A partir des résultats obtenus, l'intérêt de la prise en compte de la température est discuté.

3.2 Étude 1 : Évaluation des méthodes de calibrage existantes

Afin de sélectionner une méthode de calibrage, un des critères à prendre en compte est la précision obtenue sur la grandeur calibrée. Ainsi, il nous semble nécessaire d'évaluer l'erreur résultante de chacune des méthodes de calibrage. Cette étude est à notre connaissance la première qui propose une comparaison des méthodes de calibrage de manière exhaustive.

Cependant, d'autres critères devront également être pris en compte, tels que la complexité de mise en œuvre, le temps ainsi que l'appareillage nécessaire. En fonction des exigences propres à chacune situation, un compromis devra être trouvé.

3.2.1 Capteurs testés

Onze capteurs issus de cinq constructeurs différents ont été évalués (Tab. 3.1). En plus des centrales inertielles APDM Opal, deux capteurs Cometa WaveTrack également destinés à l'analyse du mouvement humain ont été testés ainsi que deux accéléromètres triaxiaux destinés à l'analyse actigraphique (Actigraph wGT3X-BT et Delsys Trigno IM Sensor). Enfin, deux accéléromètres triaxiaux industriels d'un niveau de qualité supérieure et destinés à la mesure vibratoire ont également été étudiés afin de mettre en évidence leur différence de comportement par rapport aux capteurs de technologie MEMS.

Désignation	Nb de capteurs testés	Composition	Domaine d'utilisation	Photo
APDM <i>Opal</i>	5	IMU (triades d'accéléromètres, gyroscopes et magnétomètres)	Analyse du mouvement humain	
Cometa <i>WaveTrack</i>	2	IMU (triades d'accéléromètres, gyroscopes et magnétomètres)	Analyse du mouvement humain	
Actigraph <i>wGT3X-BT</i>	1	Triade d'accéléromètres	Actigraphie	
Delsys <i>Trigno IM Sensor</i>	1	Triade d'accéléromètres + EMG	Actigraphie	
FGP <i>FA3403-A9</i>	2	Triade d'accéléromètres	Industriel (mesure de vibrations)	

TABLEAU 3.1 – Détail des onze capteurs testés

3.2.2 Méthodes de calibrage

Sept méthodes de calibrage ont été testées. Elles diffèrent par le type de calibrage employé (identification optimisée à partir d'un dispositif d'orientation ou d'une surface horizontale ; identification directe à partir d'une surface horizontale ; méthode multi-position) ainsi que par le nombre d'orientations imposées au capteur. Pour certaines méthodes, il n'y a pas de consensus concernant le nombre d'orientations à imposer au capteur dans la littérature. C'est pourquoi ces méthodes ont été répétées en faisant subir un nombre différent d'orientations aux capteurs.

Le tableau 3.2 référence ces sept méthodes ainsi que le nombre d'orientations imposées. La dernière colonne rappelle la référence de calibrage : accélération contrôlée à partir de l'orientation du capteur ou norme de l'accélération égale à g .

3.2.2.1 Méthode A : calibrage optimisé à partir d'un dispositif d'orientation

L'identification optimisée à partir d'un dispositif d'orientation est souvent considérée comme la méthode de calibrage de référence [36, 46, 49, 47]. Ici, les capteurs ont été montés sur un banc motorisé (fig. 3.1). Le moteur synchrone (B&R, Eggelsberg, Autriche) de ce banc est piloté par un contrôleur PID afin d'obtenir une orientation stable et précise. À partir de l'angle d'inclinaison imposé par le banc, l'accélération subie par le capteur est déduite.

Comme discuté dans la revue des méthodes au paragraphe 1.2.2.2, le capteur doit être correctement assemblé avec le dispositif d'orientation qui doit lui-même être précisément aligné avec l'axe vertical. Pour que l'orientation du capteur puisse être rigoureusement déduite de l'angle moteur, les capteurs étaient montés sur l'arbre moteur par l'intermédiaire

Id.	Méthode de calibrage	Nombre d'orientations	Référence
A	Identification optimisée à partir d'un dispositif d'orientation	9	Accélération perçue déduite de l'orientation
B	Identification optimisée à partir d'une surface horizontale	12	Accélération perçue déduite de l'orientation
C	Identification optimisée à partir d'une surface horizontale	6	Accélération perçue déduite de l'orientation
D	Identification directe à partir d'une surface horizontale	6	Accélération perçue déduite de l'orientation
E	Multi-position method	12	Norme de l'accélération égale à g
F	Multi-position method	30	Norme de l'accélération égale à g
G	Multi-position method	54	Norme de l'accélération égale à g

TABLEAU 3.2 – Désignation et détails des sept méthodes de calibrage testées



FIGURE 3.1 – Banc d'essai motorisé équipé d'un capteur APDM Opal

de mécanismes spécifiques à leur géométrie. Les figures 3.2 présentent les adaptateurs réalisés pour les capteurs APDM Opal et Cometa WaveTrack permettant d'aligner successivement les trois axes de la triade avec l'arbre moteur.

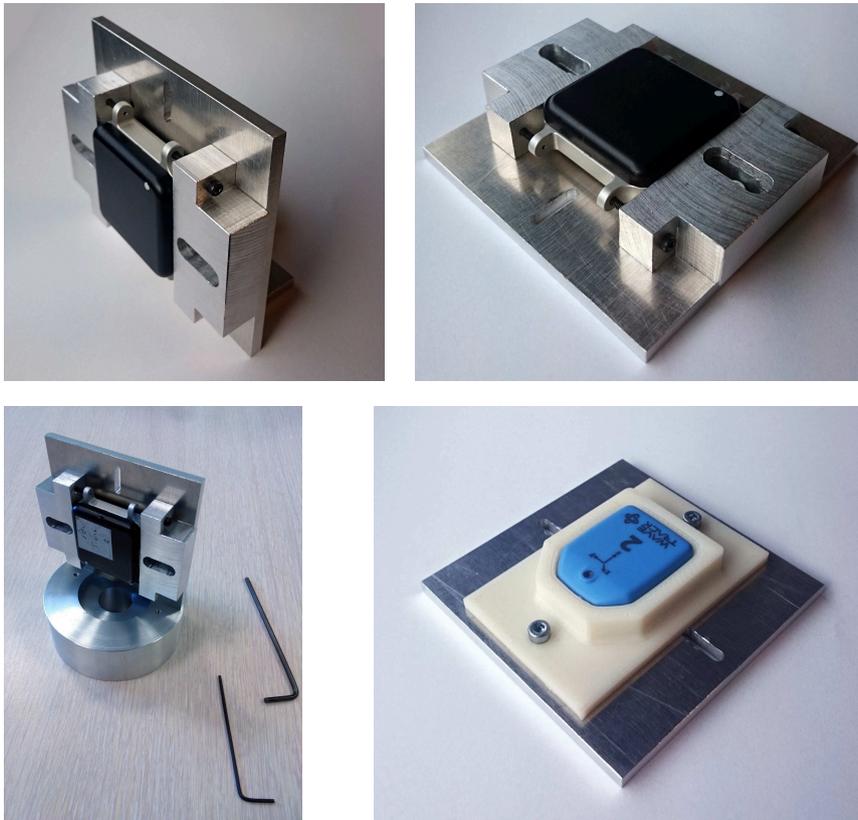


FIGURE 3.2 – Adaptateurs d'assemblage des capteurs APDM Opal et Cometa WaveTrack sur l'arbre moteur

Pour optimiser la procédure de calibrage sur le plan de la rapidité d'exécution, nous avons imposé trois orientations à chaque axe du capteur. En effet, il s'agit du nombre d'orientation minimal permettant d'aboutir à un calibrage précis. L'annexe D présente les résultats qui mènent à cette affirmation. Ici, l'orientation initiale était obtenue en alignant le capteur avec l'axe vertical (0°). Chaque axe d'un capteur était successivement orienté à 0° , 120° puis 240° afin de réaliser trois orientations indépendantes sur un tour complet. Finalement, cela correspond à un total de neuf orientations imposées à une triade d'accéléromètre.

A partir du jeu de neuf acquisitions obtenu, les paramètres de calibrage étaient alors calculés par la pseudo-solution formalisée par l'équation 1.2.21.

3.2.2.2 Méthodes B et C : calibrage optimisé à partir d'une surface horizontale

Pour les méthodes B et C, il n'est plus nécessaire d'utiliser un banc d'essai motorisé. Il suffit de placer les capteurs sur une surface horizontale que nous avons contrôlée au niveau à bulle. Comme présenté précédemment dans la revue des méthodes, il s'agit de positionner le capteur sur la surface horizontale le long de chacune de ses six faces. Cela conduit donc à six orientations ce qui correspond à la méthode C (voir fig. 3.3). Pour tester l'influence du nombre d'orientations imposées au capteur, la même procédure était

menée en réalisant deux acquisitions pour chaque face du capteur, ce qui conduit à douze mesures et qui définit la méthode B.

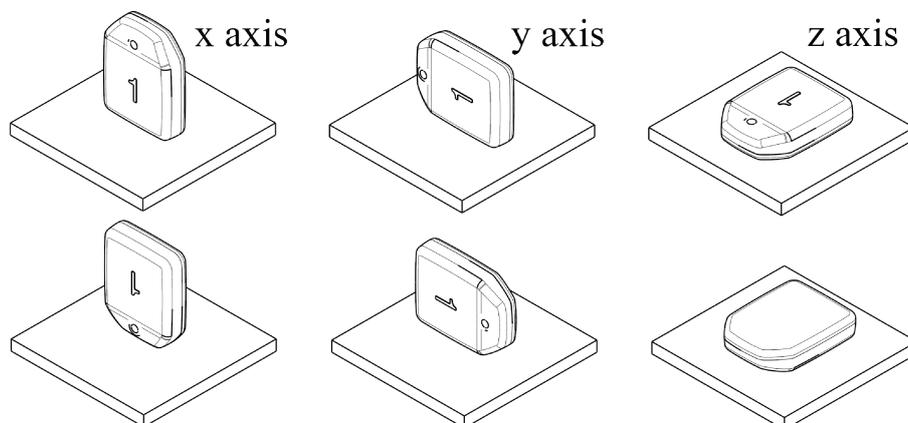


FIGURE 3.3 – Les six orientations qui caractérisent les méthodes B et C

En ce qui concerne les capteurs dont la géométrie n'est pas parallélépipédique, l'adaptateur conçu pour l'assemblage avec l'arbre moteur était réutilisé.

De la même façon que pour le calibrage A, les paramètres de calibrage étaient calculés par la pseudo-solution formalisée par l'équation 1.2.21.

3.2.2.3 Méthode D : calibrage direct à partir d'une surface horizontale

L'identification directe à partir d'une surface horizontale est la solution la plus facile et rapide à réaliser puisqu'elle ne nécessite aucun processus d'optimisation. Par ailleurs, le schéma d'orientations imposées est le même que pour les calibrage B et C (fig. 3.3). Puisque la méthode est fondée sur le modèle linéaire simple (eq. 1.2.2), les paramètres transverses ne peuvent pas être identifiés et sont donc considérés comme nuls. Le calcul des paramètres de calibrage est décrit dans la revue des méthodes (cf. paragraphe 1.2.2.2).

3.2.2.4 Méthodes E à G : multi-position

Les calibrages E à G sont non-référencés, ils ne nécessitent donc pas d'orientations contrôlées. Les accéléromètres doivent seulement être positionnés dans une série d'orientations indépendantes. Puisque la littérature n'aboutit pas à un consensus concernant le nombre d'orientations à imposer, trois séquences d'orientations ont été testées. Les calibrages E, F et G sont ainsi caractérisés par 12, 30 et 54 orientations respectivement.

Afin de tenir compte des orientations optimales proposées par Zhang et al. [10], notre schéma est initié par les six orientations des deux calibrages précédents (fig. 3.3) puis est complété par huit orientations supplémentaires par face en contact avec un plan incliné à environ 45° (fig. 3.4). Ce schéma conduit à $6 + 8 \times 6 = 54$ orientations différentes, qui caractérisent le calibrage G. Les calibrages E et F sont réalisés à partir des 12 et 30 premières orientations de ce schéma.

Comme discuté dans la revue des méthodes, ici, la fonction à optimiser est non-linéaire. En effet, afin de prendre en compte les facteurs transverses, la version la plus complète du modèle constituée de douze paramètres de calibrage est considérée (eq. 1.2.7). Mais dans ce cas, la résolution linéaire proposée par Zhang et al. [10] n'est pas applicable.

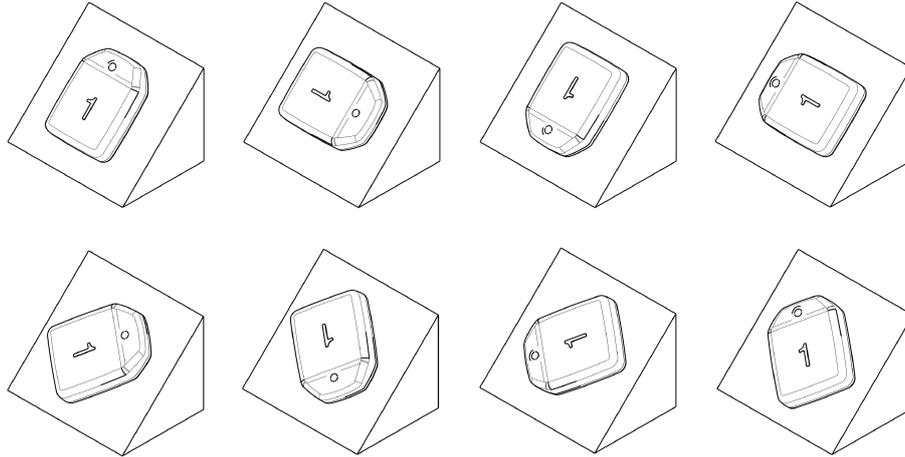


FIGURE 3.4 – Deuxième partie du schéma des calibrages E à G, où l’axe z pointe vers le haut à partir d’un plan incliné à environ 45° . Le schéma est ensuite répété avec l’axe z pointant vers le bas, puis de même avec les axes x et y

Comme de nombreux auteurs, nous avons estimé le jeu de paramètres optimal de façon itérative [39, 8, 9, 44]. Pour faire face aux problèmes de stabilité de l’algorithme de Gauss-Newton, nous avons implémenté un algorithme de Levenberg-Marquardt initialisé à l’aide de la méthode two-step estimator proposée par Gebre-Egziabher et al. [9]. La validation de cet algorithme, en comparaison avec une résolution linéaire dans un cas adapté est présentée en annexe E.

3.2.3 Traitement des données

3.2.3.1 Calcul de l’erreur d’accélération

Pour évaluer la précision de l’accélération estimée à partir des potentiels mesurés et des paramètres de calibrage, nous avons imposé une série de 36 orientations aux capteurs, par pas de 10° autour de leurs trois axes, à l’aide du banc d’essai présenté au paragraphe 3.2.2.1. C’est ainsi $3 \times 36 = 108$ points de contrôle qui étaient imposés aux capteurs. Pour chaque orientation, l’écart entre l’accélération estimée et l’accélération contrôlée a été calculé. Ensuite, l’erreur quadratique moyenne (RMS) a été calculée sur l’ensemble des 108 orientations imposées.

Un test de Friedman a été utilisé pour juger d’une différence significative de précision parmi les méthodes de calibrage. En cas de significativité, le test des rangs signés de Wilcoxon était utilisé afin de comparer les méthodes de calibrage deux-à-deux.

3.2.3.2 Calcul de l’erreur d’orientation

Nous avons également estimé l’impact de cette erreur lors de la mesure de l’accélération sur l’angle qui peut directement en être déduit. Cette erreur a été ajoutée puisqu’elle correspond à un résultat plus adapté au cadre dans lequel nous nous trouvons, c’est-à-dire l’estimation d’une orientation.

A partir d'un accéléromètre

L'angle d'inclinaison d'un objet à un degré de liberté, par rapport au plan horizontal, peut être estimé à partir d'un seul accéléromètre uniaxial (cf. figure 3.5a) :

$$\sin(\theta) = \frac{a}{g} \Rightarrow \theta = \arcsin\left(\frac{a}{g}\right) \quad (3.2.1)$$

En différenciant cette équation, on obtient :

$$d\theta = \frac{da/g}{\sqrt{1 - \left(\frac{a}{g}\right)^2}} = \frac{da/g}{\sqrt{1 - \sin^2(\theta)}} = \frac{da}{g \cdot |\cos(\theta)|} \quad (3.2.2)$$

L'incertitude sur l'angle U_θ peut alors être exprimée à partir de l'incertitude sur l'accélération U_a :

$$U_\theta = \frac{U_a}{g \cdot |\cos(\theta)|} \quad (3.2.3)$$

Cette équation montre que l'incertitude sur l'angle dépend de l'orientation, ce qui est dû à la dérivée de la fonction sinus. Ce problème est discuté dans les deux notes techniques [64, 65]. Ainsi, cette approche n'est envisageable que lorsque l'orientation du capteur est proche de l'horizontal ($\alpha \approx 0$) sans quoi l'incertitude sur l'angle devient énorme.

Pour mieux illustrer l'influence de l'orientation sur l'erreur finale, l'incertitude sur l'angle en fonction de l'inclinaison de l'objet peut être tracée pour chaque incertitude sur l'accélération correspondant aux différentes méthodes de calibrage (voir courbes pointillées à la figure 3.9).

A partir d'une triade d'accéléromètre

Une meilleure approche pour estimer l'angle d'inclinaison nécessite d'utiliser un accéléromètre triaxial, ce qui permet de mesurer l'ensemble des composantes du vecteur accélération. Dans ce cas, l'inclinaison d'un objet à un degré de liberté peut être estimé ainsi (cf. figure 3.5b) [64, 65] :

$$\tan(\theta) = \frac{a_x}{a_y} \Rightarrow \theta = \arctan\left(\frac{a_x}{a_y}\right) \quad (3.2.4)$$

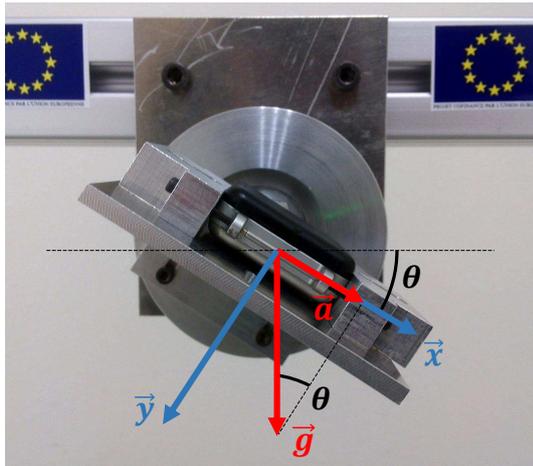
Comme précédemment, en différenciant cette équation :

$$d\theta = \frac{da_x/a_y}{1 - \left(\frac{a_x}{a_y}\right)^2} + \frac{-a_x \cdot da_y/a_y^2}{1 - \left(\frac{a_x}{a_y}\right)^2} = \frac{a_y \cdot da_x}{g^2} + \frac{-a_x \cdot da_y}{g^2} \quad (3.2.5)$$

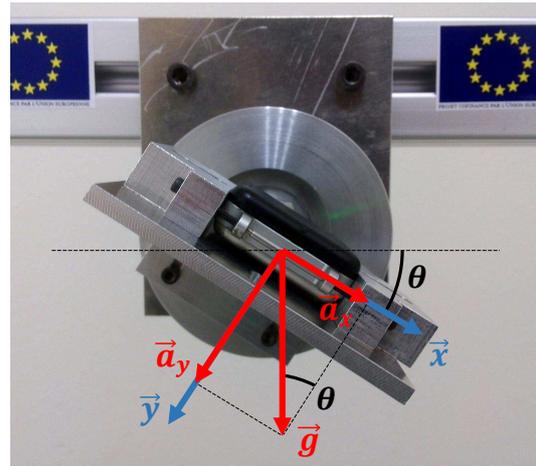
L'incertitude sur l'angle U_θ peut alors être exprimée à partir de l'incertitude sur l'accélération U_a :

$$U_\theta = \sqrt{\left(\frac{a_y \cdot U_a}{g^2}\right)^2 + \left(\frac{-a_x \cdot U_a}{g^2}\right)^2} = \frac{U_a \cdot \sqrt{a_x^2 + a_y^2}}{g^2} = \frac{U_a}{g} \quad (3.2.6)$$

Cette équation montre que l'incertitude sur l'angle ne dépend désormais plus de l'inclinaison. En fait, l'utilisation d'une triade d'accéléromètres permet d'aboutir à l'incertitude minimale qui serait obtenue à partir d'un seul accéléromètre (voir lignes continues à la figure 3.9). D'après la note technique [66], ce résultat peut être généralisé aux angles de roulis-tangage dans le cas global d'un objet à trois degrés de liberté.



(a) Mesure à partir d'un accéléromètre uniaxial



(b) Mesure à partir d'une triade d'accéléromètres

FIGURE 3.5 – Calcul de l'angle d'inclinaison d'un objet à un degré de liberté en rotation à partir de la mesure de \mathbf{g}

3.2.4 Résultats

Comme cela a été introduit au paragraphe précédent, les méthodes de calibrage sont évaluées en exprimant dans un premier temps l'erreur obtenue sur l'accélération mesurée. Dans un second temps, cette erreur est convertie en erreur angulaire, plus facilement interprétable dans le cadre de l'estimation de l'orientation.

3.2.4.1 Effet du calibrage sur l'erreur d'accélération

Pour évaluer la performance des méthodes de calibrage, l'erreur obtenue sur l'accélération à partir de l'ensemble des capteurs de l'étude à l'exception des capteurs haute performance FGP est tout d'abord présentée. Les résultats spécifiques aux capteurs APDM Opal puis aux capteurs FGP sont ensuite présentés.

a. Résultats globaux

L'erreur sur l'accélération (moyenne et écart-type sur l'ensemble des capteurs testés, à l'exception des accéléromètres haute performance FGP dont le comportement est différent) est représentée sur la figure 3.6. Les différences non-significatives, d'après les tests de Wilcoxon, sont également représentées sur le graphique. Ainsi, trois catégories de calibrage sont identifiées et mises en évidence à l'aide de trois couleurs différentes.

Les résultats montrent que le calibrage A (à partir du banc motorisé) offre la meilleure précision sur l'accélération déduite ($\text{RMS}_e = 0.038 \text{ m.s}^{-2}$) et comparativement à toutes les autres méthodes ($p < 0.01$). Les calibrages B et C (à partir d'une surface horizontale) entraînent une précision intermédiaire ($\text{RMS}_e = 0.061 \text{ m.s}^{-2}$) parmi l'ensemble des méthodes testées. Seul le nombre d'orientations imposées distingue les méthodes B et C. Ce paramètre ne semble pas entraîner de différence significative sur le résultat ($p > 0.05$). Enfin, la méthode de calibrage D (identification directe) ainsi que les méthodes E, F et G (méthode multi-position) sont statistiquement équivalentes et offrent une précision inférieure aux autres ($\text{RMS}_e = 0.111 \text{ m.s}^{-2}$). Finalement, trois catégories de calibrage ap-

paraissent : la méthode A (en rouge), les méthodes B et C (en vert), et les méthode D à G (en bleu).

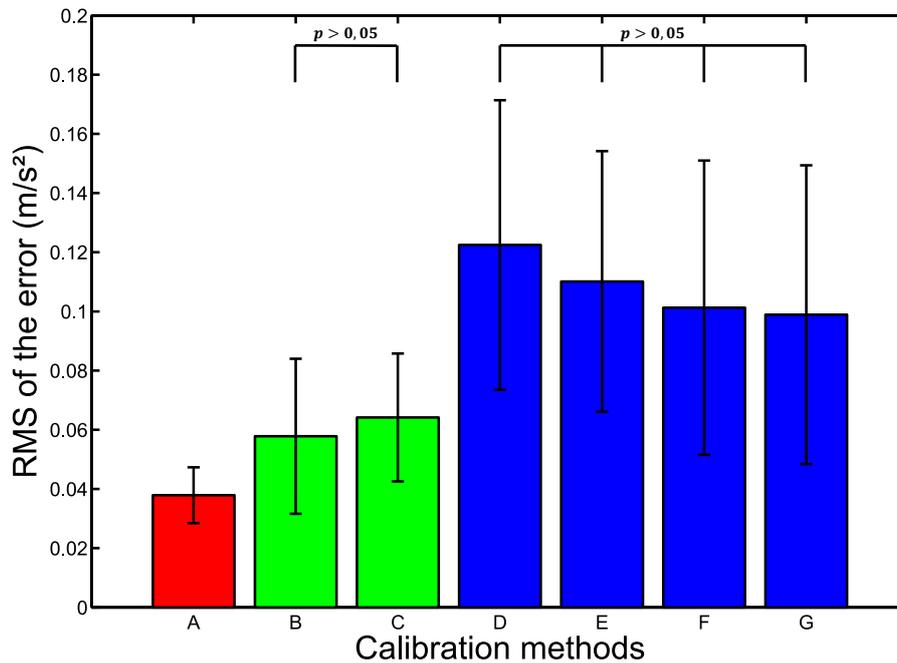


FIGURE 3.6 – Erreur sur l'accélération (moyenne et écart-type) résultante de chaque méthode de calibrage. Les couleurs mettent en évidence les trois groupes pour lesquels la différence est significative.

b. Cas des capteurs APDM Opal

En plus de fournir le signal brut (potentiels mesurés) qui nous permet d'appliquer nos différents calibrages, les capteurs APDM Opal renvoient également un signal calibré à partir d'un modèle et de paramètres identifiés par le constructeur. Notons que la forme du modèle de mesure exploité par le constructeur est inconnue. En revanche, nous savons que ce calibrage a été réalisé par une approche similaire à la méthode A.

La comparaison des résultats issus des calibrages testés avec le calibrage constructeur permet d'évaluer les bénéfices apportés par un re-calibrage dans cette situation. Ainsi, la figure 3.7 répertorie l'erreur obtenue à partir de chaque méthode de calibrage sur les capteur APDM Opal seulement ainsi que l'erreur obtenue en appliquant le calibrage constructeur.

En ce qui concerne les capteurs APDM Opal, la méthode A (calibrage à partir du banc motorisé) réduit l'erreur d'environ 58% par rapport au calibrage constructeur. Les calibrages B et C (à partir de la surface horizontale) améliorent très légèrement la précision sur l'accélération obtenue alors que les calibrages D à G offrent un résultat proche de celui obtenu à partir du calibrage constructeur.

c. Cas des capteurs FGP

Pour mettre en évidence les différences de comportement entre les accéléromètres classiquement utilisés en biomécanique et les accéléromètres destinés aux mesures de vibration,

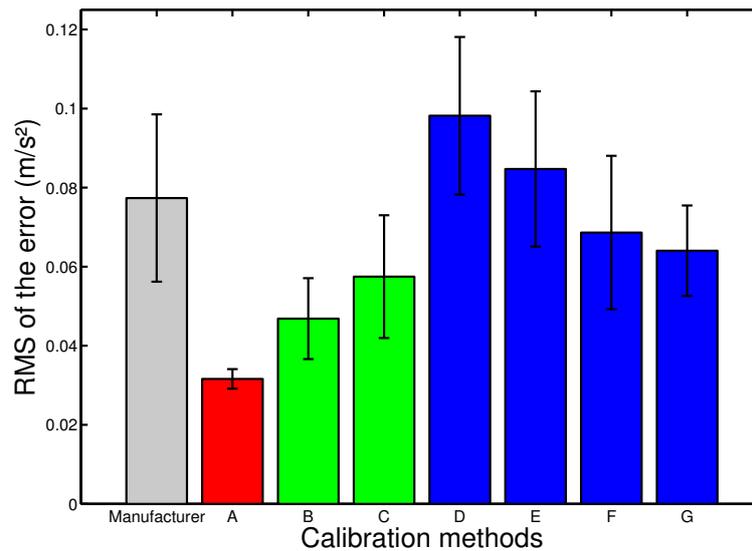


FIGURE 3.7 – Erreurs obtenues sur les capteurs APDM Opal

la figure 3.8 se focalise sur les résultats obtenus sur les capteurs FGP FA3403.

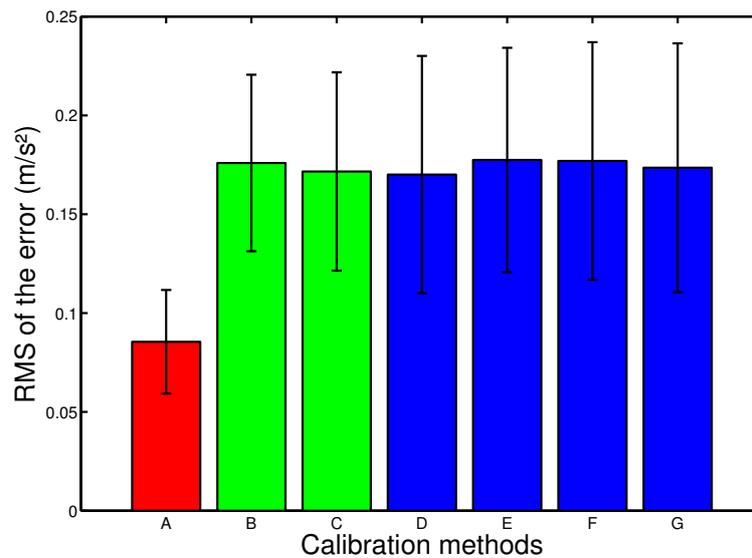


FIGURE 3.8 – Erreurs obtenues sur les capteurs FGP FA3403

Dans ce cas, la méthode A offre toujours le meilleur résultat alors que l'ensemble des autres méthodes sont statistiquement équivalentes. Notons en particulier que la méthode D (identification directe) basée sur le modèle simple à six paramètres donne un résultat similaire aux autres méthodes basées sur le modèle complet à douze paramètres.

Par ailleurs, l'erreur issue de ces capteurs aux performances réputées supérieures est nettement plus importante que l'erreur issue des autres capteurs (fig. 3.6). En effet, ces capteurs sont originellement destinés à la mesure de vibrations et non à l'estimation angulaire. Ainsi, leur performances optimales sont obtenues lors de la mesure d'accélération d'amplitude supérieure à g ce qui n'est pas le cas ici.

3.2.4.2 Effet du calibrage sur l'erreur angulaire

A partir des équations 3.2.3 et 3.2.6, la figure 3.9 représente l'incertitude sur l'angle calculée à partir des erreurs engendrées sur l'accélération par les trois catégories de calibrage identifiées précédemment.

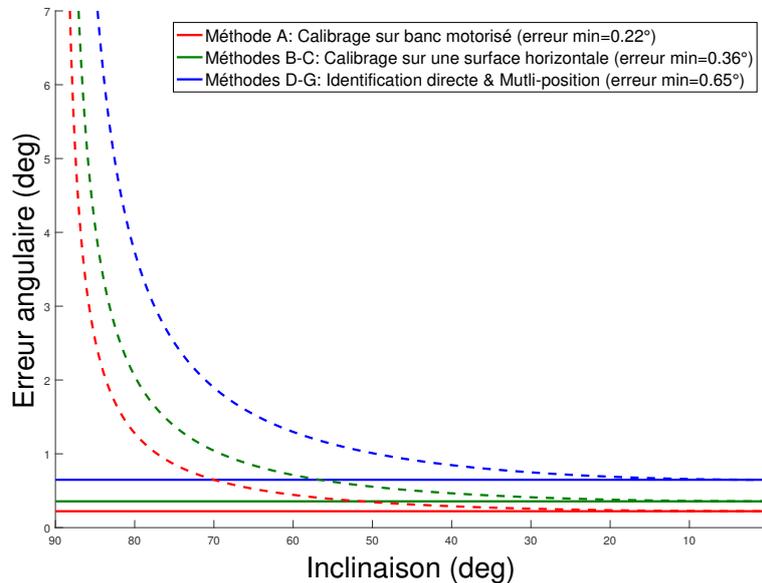


FIGURE 3.9 – Incertitude sur l'angle engendrée par les trois familles de calibrage, sur la plage d'inclinaison $0^\circ - 90^\circ$, à partir d'un accéléromètre uniaxial (courbes pointillées) et à partir d'un accéléromètre triaxial (lignes continues). 0° et 90° correspondent respectivement à l'horizontal et à la vertical.

On observe que, à partir d'un accéléromètre uniaxial, l'incertitude de mesure peut entraîner des erreurs angulaires différentes en fonction de l'inclinaison du capteur. En effet, plus le capteur est proche de l'axe vertical (90°), plus l'erreur angulaire est grande. En revanche, lorsque l'inclinaison du capteur diminue, l'erreur angulaire se rapproche de sa valeur minimale.

En déduisant l'angle d'une triade d'accéléromètres, l'incertitude angulaire devient minimale et ne dépend plus de l'inclinaison. En effet, l'erreur importante issue d'un accéléromètre dont l'axe est proche de la verticale est compensée par les autres axes qui seront alors proche du plan horizontal.

Ainsi, les erreurs angulaires minimales issues des trois familles de calibrage sont respectivement 0.22° , 0.36° et 0.65° .

3.2.5 Discussion et recommandations

Les résultats obtenus permettent d'établir une classification des méthodes de calibrage en fonction de l'erreur engendrée sur l'accélération mesurée ou sur l'orientation estimée. Cette étude est à notre connaissance la première qui propose une comparaison des méthodes de calibrage de manière exhaustive.

La mesure la plus précise est obtenue à partir du calibrage réalisé sur le banc d'essai motorisé (méthode A). Cette méthode aboutit à une erreur de l'ordre de 0.038 m.s^{-2} ce qui se traduit par une erreur de 0.22° sur l'orientation qui peut en être directement estimée. En effet, cette méthode impose au capteur une série d'orientations très précises, contrôlées

par un système motorisé asservi. De plus, le fait que le capteur soit fixé sur l'arbre moteur tout au long du processus de calibrage permet d'éviter les erreurs dues aux défauts géométriques du boîtier. Cette approche doit donc être privilégiée afin d'obtenir une estimation de l'orientation la plus précise possible. Cependant, cette méthode nécessite un système relativement complexe permettant d'appliquer des orientations précises ce qui complique l'application régulière d'une telle méthode en particulier en dehors d'un laboratoire. La conception d'un système mécanique simple permettant d'assurer une fonction équivalente au banc d'essai utilisé ici peut être une perspective intéressante. Par exemple, les plateaux diviseurs comme on en trouve sur les machines-outils réalisent l'orientation précise d'un objet sans contrôle électronique.

L'identification optimisée des paramètres de calibrage à partir d'une surface horizontale (méthodes B et C) aboutit à une erreur de l'ordre de 0.061 m.s^{-2} , ce qui se traduit par une erreur angulaire de 0.36° . Cette méthode, plus facile à mettre en place, engendre donc une erreur supérieure de seulement 0.14° par rapport à la méthode optimale. Le seul paramètre qui doit être contrôlé dans le cadre de cette approche est l'horizontalité de la surface sur laquelle est posé le capteur. Ce contrôle peut être réalisé simplement à l'aide d'un niveau à bulle suffisamment précis (au centième de degré) voire en utilisant un niveau laser qui permet d'atteindre une précision de l'ordre de 10^{-9} deg. Cependant, un bon alignement de chacune des six faces du capteur ne peut être facilement obtenu que si le boîtier est de forme parallélépipédique. Mais la géométrie des boîtiers d'accéléromètres et de capteurs inertiels sont souvent plus complexes (cf. tableau 3.1). Dans ce cas, cette méthode de calibrage ne peut être réalisée qu'en concevant un adaptateur spécifique à la géométrie particulière d'un capteur. Même si la réalisation de ce type de pièce est de plus en plus accessible notamment grâce à la démocratisation de l'impression 3D, la méthode de calibrage s'en trouve complexifiée. Concernant le nombre de rotations imposées, les résultats montrent que l'augmentation du nombre d'orientations en doublant les acquisitions réalisées sur chaque face n'a pas d'impact sur le résultat. Le calibrage simple réalisé à partir d'une acquisition par face semble donc suffisant. Cette étude met donc en évidence le grand potentiel de cette méthode dans le cadre des capteurs à géométrie parallélépipédique. Il s'agit en effet d'un protocole applicable en dehors du laboratoire qui aboutit tout de même à un bon niveau de précision.

L'identification directe des coefficients de calibrage à partir d'une surface horizontale (méthode D) conduit à la précision la plus faible. En effet, cette méthode est basée sur le modèle simple à six paramètres qui ne prend donc en compte ni les défauts d'alignement et d'orthogonalité, ni les sensibilités transverses qui sont pourtant réputées comme étant non négligeables pour les capteurs de technologie MEMS [36, 39, 67]. L'annexe F présente notamment une confrontation des résultats obtenus à partir de différents modèles, ce qui valide effectivement la nécessité d'employer un modèle à douze paramètres. Cependant, il est intéressant de constater que cette méthode mène à un résultat équivalent aux autres dans le cas des capteurs FGP DA3403. Ce résultat illustre le fait que ces capteurs aux performances supérieures sont beaucoup moins sensibles aux accélérations transverses. De même, les défauts d'alignement et d'orthogonalité sont réduits grâce à une conception et à une fabrication plus fine. Par ailleurs, même si cette méthode de calibrage est la moins performante dans le cas des capteurs de technologie MEMS, l'erreur angulaire résultante est tout de même inférieure à 1° (environ 0.65°). De plus, il s'agit clairement de la méthode la plus facile à mettre en place puisqu'elle ne nécessite pas d'algorithme d'optimisation. De la même façon que pour la méthode discutée précédemment, la géométrie du boîtier du capteur doit être parallélépipédique, sans quoi un adaptateur spécifique doit être réa-

lisé. Cette méthode peut donc être adaptée aux applications nécessitant des recalibrages fréquents et rapides à partir de capteurs à géométrie parallélépipédique.

Enfin, la méthode dite multi-position conduit à une précision significativement inférieure à celles obtenues à partir des méthodes A à C. En effet, l'erreur obtenue à partir de cette méthode très discutée dans la littérature est de l'ordre de 0.111 m.s^{-2} , ce qui correspond à une erreur angulaire de 0.65° . Même si la figure 3.6 semble montrer que cette approche (méthodes E à G) serait légèrement plus précise que l'identification directe (méthode D), la différence de résultat n'est pas significative. Ce résultat est en accord avec les conclusions réalisées par Syed et al. [36], mais pas avec Frosio et al. [39] qui semblent obtenir de meilleurs résultats grâce à cette méthode non référencée (erreur comprise entre -0.26° et $+0.26^\circ$) qu'à partir d'une identification directe (erreur comprise entre -1.54° et $+1.15^\circ$). Quoi qu'il en soit, il semble que ces deux méthodes aboutissent à un résultat très proches. Toujours en observant la figure 3.6, il semble que l'erreur diminue en augmentant le nombre d'orientations imposées, ce qui serait en accord avec l'étude de Zhang et al. [10]. Mais là encore, les différences ne sont pas statistiquement significatives. Ainsi, la réalisation d'une méthode dite multi-position à partir de douze orientations indépendantes seulement semble suffisante. Le principal apport de cette méthode par rapport aux autres est qu'aucun contrôle extérieur n'a à être réalisé, ce qui la rend appropriée aux applications ambulatoires et aux boîtiers de capteur de toute forme. Cependant, un algorithme d'optimisation robuste doit être implémenté.

Le tableau 3.3 résume les principaux résultats énoncés précédemment.

Calibrage	Erreur moyenne	Matériel nécessaire	Algorithme
Identification optimisée à partir d'un dispositif d'orientation	0.038 m.s^{-2} 0.22°	Dispositif d'orientation (banc motorisé, plateau diviseur)	Simple (pseudo-solution)
Identification optimisée à partir d'une surface horizontale	0.061 m.s^{-2} 0.36°	Surface horizontale (+ adaptateur)	Simple (pseudo-solution)
Identification directe à partir d'une surface horizontale	0.111 m.s^{-2} 0.65°	Surface horizontale (+ adaptateur)	-
Méthode multi-position	0.111 m.s^{-2} 0.65°	-	Complexe (algorithme d'optimisation)

TABLEAU 3.3 – Résumé des erreurs moyennes ainsi que du matériel et des algorithmes nécessaires aux quatre principaux calibrages

Les conclusions résumées dans le tableau 3.3 peuvent alors être interprétées au regard d'applications spécifiques. Tout d'abord, l'utilisation des accéléromètres dans le cadre de la reconnaissance d'activités par interprétation directe du signal d'accélération ne nécessite pas une précision de mesure très élevée. En effet, au delà des valeurs d'accélération, c'est surtout l'évolution du signal qui est analysée afin d'en extraire des schémas clés. Dans ce cas, l'utilisation du calibrage constructeur doit être largement suffisante. Si ce calibrage par défaut n'est pas disponible ou qu'il est réellement trop médiocre, une identification

directe (méthode D) peut être envisagée pour les capteurs à géométrie parallélépipédique. Dans le cas contraire, une méthode multi-position pourra être utilisée.

Lorsque la mesure issue des accéléromètres est utilisée pour estimer une orientation, en particulier pour le mouvement humain, une précision de mesure supérieure est requise. En fonction de la précision ciblée, du temps à consacrer, du matériel accessible ainsi que des outils de calcul à disposition, chacune des quatre méthodes résumées dans le tableau 3.3 peut être sélectionnée.

Enfin, l'exploitation des capteurs inertiels dans le cadre des problématiques de localisation nécessite une précision de mesure maximale. En effet, l'accélération doit alors être tout d'abord exploitée pour estimer l'orientation, puis être intégrée deux fois pour obtenir la position. Dans ce cas, un calibrage en laboratoire à partir d'un dispositif d'orientation (méthode A) doit être privilégié.

Il est également important de noter que certains auteurs étudient le mouvement humain seulement dans le plan sagittal ou frontal [68]. Dans cette situation, l'orientation des segments peut être estimée à partir d'un accéléromètre uniaxial. Mais dans ce cas, l'erreur angulaire pourra être très importante lorsque l'orientation sera proche de la verticale (fig. 3.9). Ainsi, les capteurs doivent être fixés aux segments de façon à rester les plus proches de l'horizontal lors de la réalisation des mouvements. Lorsque la mesure est réalisée à partir d'accéléromètres triaxiaux, leur orientation par rapport aux segments n'a aucun impacte sur l'erreur résultante qui est alors constamment minimale.

3.3 Étude 2 : Prise en compte de la température

Dans la littérature, il est parfois rapporté que la mesure issue des accéléromètres est influencée par la température [69]. Cette influence est crédible puisque la structure de ces capteurs est en silicone, qui est un matériau connu pour sa haute sensibilité thermique. Cette dépendance thermique des accéléromètres est cependant réputée moins importante que pour les gyroscopes [70]. A notre connaissance, l'effet réel des variations de température sur l'accélération mesurée et son impact sur l'orientation estimée n'a jamais été évalué. Citons tout de même l'étude menée par Liu et al. [71] qui étudient le comportement thermique des accéléromètres de technologie MEMS en modélisant leur structure mécanique. Ce modèle prévoit qu'une variation de température sur la plage 20°C/40°C entraîne une variation d'environ 15% sur la mesure.

Pour prendre en compte la température au sein du calibrage, une première approche consiste à réaliser plusieurs calibrages successifs à différents points de température. De cette façon, les coefficients de calibrage propres à ces températures sont identifiés. Lors d'une acquisition, il suffit alors de sélectionner le jeu de paramètres correspondant à la température de calibrage la plus proche de la température instantanée du capteur afin d'obtenir une mesure précise. Pour estimer la valeur des coefficients de calibrage correspondant aux températures intermédiaires (entre les différentes températures de calibrage), une interpolation peut même être réalisée.

Mais cette approche entraîne certaines complications. Tout d'abord, il est nécessaire que la température soit à chaque fois maintenue constante pendant la réalisation complète de chaque calibrage. Une telle procédure ne peut être correctement réalisée qu'en contrôlant précisément la température du capteur à l'aide d'une chambre thermique. La réalisation précise du calibrage à l'aide d'un banc motorisé par exemple, au sein d'une

chambre thermique rend ce processus complexe et fait inévitablement appel à un matériel sophistiqué.

Par ailleurs, la question de la durée de validité du calibrage dans le temps n'est pas un thème très abordé dans la littérature. Il s'agit pourtant d'une question cruciale dont la réponse conditionne la nécessité de réaliser, ou non, des recalibrages régulièrement.

Les objectifs dans cette seconde étude dédiée au calibrage des accéléromètres sont triples : proposer une méthode de calibrage simple et permettant d'intégrer la température ; analyser l'effet de la température sur l'accélération mesurée afin de conclure sur la nécessité de prendre en compte ou non ce paramètre ; analyser l'évolution temporelle du calibrage afin de conclure sur la nécessité de recalibrer les capteurs.

3.3.1 Proposition d'une méthode de calibrage simple

Précisons tout d'abord que la plupart des capteurs inertiels sont désormais équipés d'un capteur de température destiné à réaliser une compensation de la mesure en fonction de ce paramètre. Pour les capteurs APDM Opal, la plage de mesure de ces capteurs de température est $-10^{\circ}\text{C}/40^{\circ}\text{C}$.

Face aux méthodes de calibrage traditionnelles faisant appel à un équipement complexe, nous proposons une méthode simple ne nécessitant pas de chambre thermique. Ainsi, plutôt que de réaliser plusieurs calibrages complets à différents points de température, l'idée consiste à faire varier continûment et lentement la température au cours de chaque étape du calibrage. Ainsi, ce processus de calibrage est constitué de quatre étapes :

1. Dans un premier temps, le capteur est placé dans un congélateur afin de lui imposer une température négative proche de sa valeur minimale acceptable.
2. Le capteur est ensuite monté sur le dispositif d'orientation. Une fois que la première inclinaison est imposée, l'acquisition débute.
3. Pendant ce temps, la température augmente en se rapprochant de la température ambiante de la pièce d'expérimentation.
4. Pour atteindre des températures supérieures, un chauffage d'appoint est ensuite placé à proximité (fig. 3.10). De cette façon, la température du capteur augmente jusqu'à atteindre sa valeur maximale acceptable.

Ce protocole est ensuite reproduit en imposant les deux autres orientations nécessaires puis est réappliqué aux deux autres axes du capteur. Ces quatre étapes sont donc finalement réalisées neuf fois. La mesure brute issue des trois accéléromètres lors des neuf orientations imposées est alors récupérée (fig. 3.11). Puisque le capteur est immobile lors de chaque acquisition, les variations de mesure ne sont provoquées que par l'évolution de la température.

Ainsi, les potentiels mesurés à n'importe quel point de température au sein de la plage parcourue peuvent être utilisés pour identifier les coefficients de calibrage correspondants à l'aide de la méthode décrite au paragraphe 1.2.2.2. En découplant la plage de température $0^{\circ}\text{C}/40^{\circ}\text{C}$ tous les 0.5°C on obtient ainsi une liste de 81 valeurs pour chaque coefficient. Ce découpage étant suffisamment fin, il n'est pas nécessaire de réaliser d'interpolation. En effet, l'accélération peut être obtenue en sélectionnant les coefficients de calibrage correspondants à la température instantanée au demi degré près.



FIGURE 3.10 – Chauffage d'appoint placé à proximité du capteur dont l'orientation est imposée par le banc motorisé

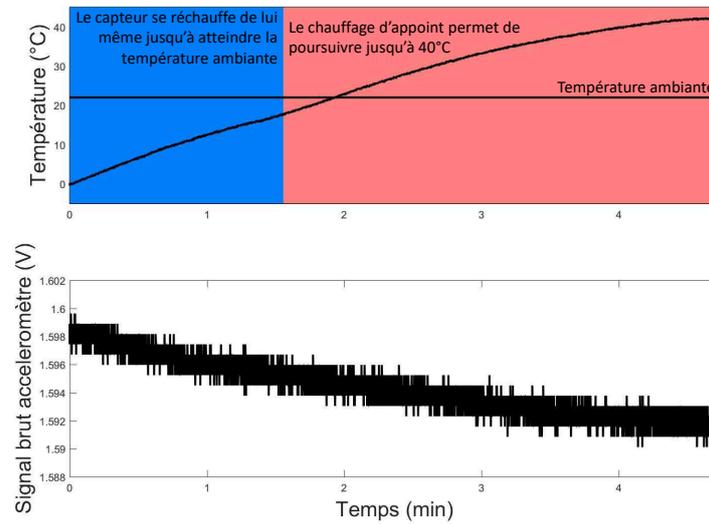


FIGURE 3.11 – La température interne du capteur varie de 0°C jusqu'à 40°C alors que les signaux bruts issus des accéléromètres sont enregistrés

3.3.2 Traitement des données

3.3.2.1 Effet de la variabilité thermique sur la mesure

Pour prévoir l'effet de la variabilité thermique des coefficients de calibrage sur la mesure issue des accéléromètres, nous procédons à un calcul d'incertitude. On rappelle que le modèle de mesure complet relie les potentiels mesurés par les capteurs à l'accélération par l'intermédiaire des coefficients de calibrage :

$$\mathbf{a} = \mathbf{K} \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{b}) \quad (3.3.1)$$

$$\Rightarrow \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{xx}(u_x - b_x) + k_{xy}(u_y - b_y) + k_{xz}(u_z - b_z) \\ k_{yx}(u_x - b_x) + k_{yy}(u_y - b_y) + k_{yz}(u_z - b_z) \\ k_{zx}(u_x - b_x) + k_{zy}(u_y - b_y) + k_{zz}(u_z - b_z) \end{bmatrix} \quad (3.3.2)$$

La norme de l'accélération mesurée peut s'écrire ainsi :

$$a = \|\mathbf{K} \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{b})\| = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (3.3.3)$$

La différentiation de cette égalité aboutit à l'équation suivante :

$$\begin{aligned} da = & \left[-(a_x \cdot k_{xx} + a_y \cdot k_{yx} + a_z \cdot k_{zx}) \cdot db_x - (a_x \cdot k_{xy} + a_y \cdot k_{yy} + a_z \cdot k_{zy}) \cdot db_y \right. \\ & - (a_x \cdot k_{xz} + a_y \cdot k_{yz} + a_z \cdot k_{zz}) \cdot db_z + (u_x - b_x) a_x \cdot dk_{xx} + (u_y - b_y) a_y \cdot dk_{yy} \\ & + (u_z - b_z) a_z \cdot dk_{zz} + (u_y - b_y) a_x \cdot dk_{xy} + (u_z - b_z) a_x \cdot dk_{xz} + (u_x - b_x) a_y \cdot dk_{yx} \\ & \left. + (u_z - b_z) a_y \cdot dk_{yz} + (u_x - b_x) a_z \cdot dk_{zx} + (u_y - b_y) a_z \cdot dk_{zy} \right] / a \end{aligned} \quad (3.3.4)$$

En considérant les sensibilités moyennes définies par la fiche technique des capteurs APDM Opal :

$$k_{xx} = k_{yy} = k_{zz} = 50 \text{ m/s}^2/\text{V} \quad (3.3.5)$$

$$k_{xy} = k_{xz} = k_{yx} = k_{yz} = k_{zx} = k_{zy} = 0 \text{ m/s}^2/\text{V} \quad (3.3.6)$$

D'après le constructeur, les accéléromètres intégrés aux capteurs APDM Opal peuvent mesurer une accélération maximale de 6 g. En envisageant que cette sollicitation maximale soit appliquée à chaque axe, on traite la situation la plus contraignante possible :

$$a_x = a_y = a_z = 6 \text{ g} \approx 60 \text{ m/s}^2 \quad (3.3.7)$$

$$\Rightarrow a = 60 \cdot \sqrt{3} \text{ m/s}^2 \quad (3.3.8)$$

Pour terminer les simplifications, puisque les facteurs transverses sont supposés négligeables par rapport aux sensibilités principales, on obtient :

$$a_x = k_{xx}(u_x - b_x) \quad ; \quad a_y = k_{yy}(u_y - b_y) \quad ; \quad a_z = k_{zz}(u_z - b_z) \quad (3.3.9)$$

Ainsi, les termes suivants peuvent être approchés :

$$u_x - b_x = \frac{a_x}{k_{xx}} = 1.2 \text{ V} \quad ; \quad u_y - b_y = \frac{a_y}{k_{yy}} = 1.2 \text{ V} \quad ; \quad u_z - b_z = \frac{a_z}{k_{zz}} = 1.2 \text{ V} \quad (3.3.10)$$

La différentielle de l'accélération peut alors s'écrire de la façon suivante :

$$da = \left[\frac{6}{5} (dk_{xx} + dk_{xy} + dk_{xz} + dk_{yx} + dk_{yy} + dk_{yz} + dk_{zx} + dk_{zy} + dk_{zz}) - 50(db_x + db_y + db_z) \right] / \sqrt{3} \quad (3.3.11)$$

Finalement, dans le cas particulier des capteurs APDM Opal soumis à une accélération maximale, l'expression de l'incertitude sur l'accélération à partir des incertitudes issues des coefficients de calibrage s'écrit :

$$U_a = \left[\frac{36}{75} (U_{k_{xx}}^2 + U_{k_{xy}}^2 + U_{k_{xz}}^2 + U_{k_{yx}}^2 + U_{k_{yy}}^2 + U_{k_{yz}}^2 + U_{k_{zx}}^2 + U_{k_{zy}}^2 + U_{k_{zz}}^2) + \frac{2500}{3} (U_{b_x}^2 + U_{b_y}^2 + U_{b_z}^2) \right]^{1/2} \quad (3.3.12)$$

Cependant, dans le cadre de l'estimation de l'orientation, l'accélération ne peut être exploitée que lorsque le capteur est soumis à une accélération négligeable devant \mathbf{g} . Dans ce cas, en reprenant les calculs précédents, on obtient l'expression d'incertitude suivante :

$$U_a = \left[\frac{1}{75} (U_{k_{xx}}^2 + U_{k_{xy}}^2 + U_{k_{xz}}^2 + U_{k_{yx}}^2 + U_{k_{yy}}^2 + U_{k_{yz}}^2 + U_{k_{zx}}^2 + U_{k_{zy}}^2 + U_{k_{zz}}^2) + \frac{2500}{3} (U_{b_x}^2 + U_{b_y}^2 + U_{b_z}^2) \right]^{1/2} \quad (3.3.13)$$

3.3.2.2 Variabilité temporelle du calibrage

Dans le but d'étudier la stabilité dans le temps des coefficients de calibrage, trois capteurs ont été calibrés à trois reprises au cours d'une année. Les courbes correspondant à ces trois capteurs (IMU1551 - IMU1552 - IMU1555) seront mises en évidence par une même couleur sur les courbes présentées dans les paragraphes suivants.

Pour prévoir l'effet de la variabilité temporelle des coefficients de calibrage sur la mesure issue des accéléromètres, nous reprenons le calcul d'incertitudes mené précédemment. Cependant, il est nécessaire dans un premier temps d'extraire la part de responsabilité de l'évolution temporelle du calibrage sur la variabilité des coefficients. La figure 3.12 illustre l'évolution de l'offset de l'axe z en fonction de la température obtenue lors des trois calibrages réalisés au cours d'une année. Pour identifier la variabilité *temporelle* d'un tel coefficient de calibrage, nous calculons l'écart quadratique moyen entre les valeurs minimale et maximale des coefficients sur l'ensemble de la plage de température. Cette variabilité s'exprime alors de la façon suivante :

$$U_{b_z} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (b_z^{\max} - b_z^{\min})^2} \quad (3.3.14)$$

où N est le nombre de points de température disponibles.

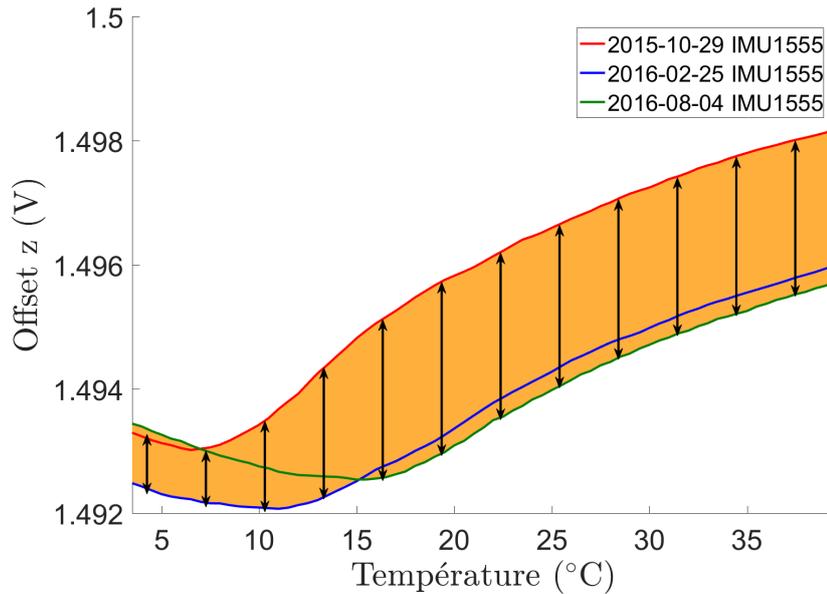


FIGURE 3.12 – Identification de la variabilité due au vieillissement des coefficients de calibrage

A partir de l'identification des variabilités temporelles, l'équation 3.3.13 permet de prédire l'erreur engendrée sur l'accélération mesurée. En se focalisant sur les différents termes de cette équation, il sera également possible d'analyser la part de responsabilité de chaque type de coefficient de calibrage (offset, sensibilité principale ou facteur transverse) sur l'erreur finale.

3.3.3 Résultats

Pour analyser les calibrages obtenus à partir de la méthode présentée précédemment, nous observons tout d'abord l'évolution des coefficients de calibrage identifiés par rapport à la température. Ensuite, nous étudions l'impact de la variabilité thermique des coefficients de calibrage sur l'accélération mesurée à l'aide d'un calcul d'incertitude. Enfin, nous analysons la variabilité temporelle des calibrages à partir des coefficients identifiés à trois reprises au cours d'une année sur deux capteurs. La propagation des incertitudes permet également d'étudier l'effet de cette évolution temporelle sur l'accélération mesurée.

3.3.3.1 Variabilité du calibrage en fonction de la température

Les figures 3.13 donnent un exemple d'évolution des douze coefficients de calibrage en fonction de la température pour un des capteurs APDM Opal (IMU1551). On observe que les variations sont parfois très différentes entre les types de coefficients et même au sein d'une triade. Par exemple, il semble que les offsets x et y aient un comportement assez linéaire alors que l'évolution de l'offset z suit une loi plus complexe.

Les facteurs transverses quant à eux semblent moins impactés par les variations de température. On rappelle que ces coefficients sont prévus pour compenser à la fois les défauts d'orthogonalité et d'alignement ainsi que les sensibilités aux accélérations transverses. Les défauts d'orthogonalité et d'alignement n'étant que des imprécisions géométriques issues du processus de fabrication, on peut faire l'hypothèse qu'ils ne dépendent pas de la tempé-

rature. En revanche, les sensibilités aux accélérations transverses étant dues à la structure déformable des accéléromètres, on peut envisager qu'elles soient influencées par la température comme le sont les sensibilités principales. Ainsi, les valeurs « moyennes » de ces coefficients peuvent être vues comme la correction des défauts d'orthogonalité et d'alignement alors que les faibles variations de ces coefficients en fonction de la température seraient principalement dues aux sensibilités aux accélérations transverses.

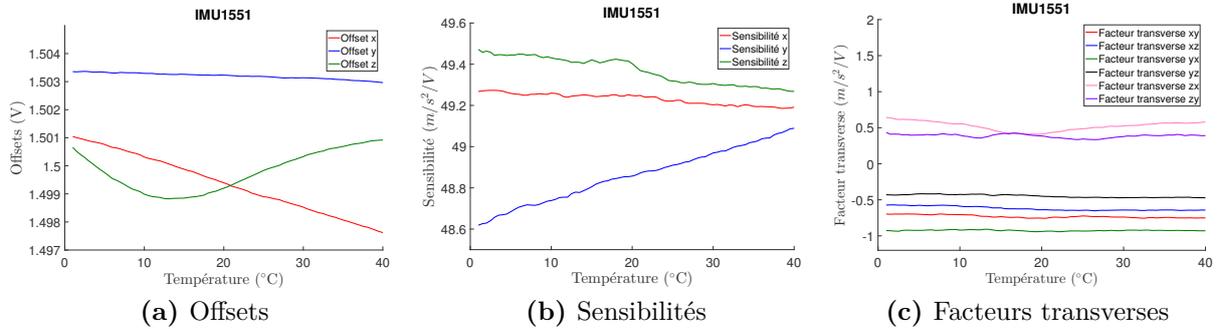


FIGURE 3.13 – Exemple d'évolution des coefficients de calibrage en fonction de la température pour un capteur APDM Opal

Les figures 3.14 représentent la superposition de l'évolution des coefficients de calibrage pour les douze capteurs APDM Opal testés. Tout d'abord, ces courbes mettent en évidence des comportements similaires. En effet, l'évolution particulière de l'offset de l'axe z est bien retrouvée sur l'ensemble des capteurs. Le comportement très linéaire des sensibilités principales selon l'axe y est également retrouvé pour tous les capteurs, le coefficient directeur semblant être répétable. Cependant, la variabilité de ces résultats est trop importante pour que l'on puisse utiliser un seul jeu de coefficients pour l'ensemble des capteurs.

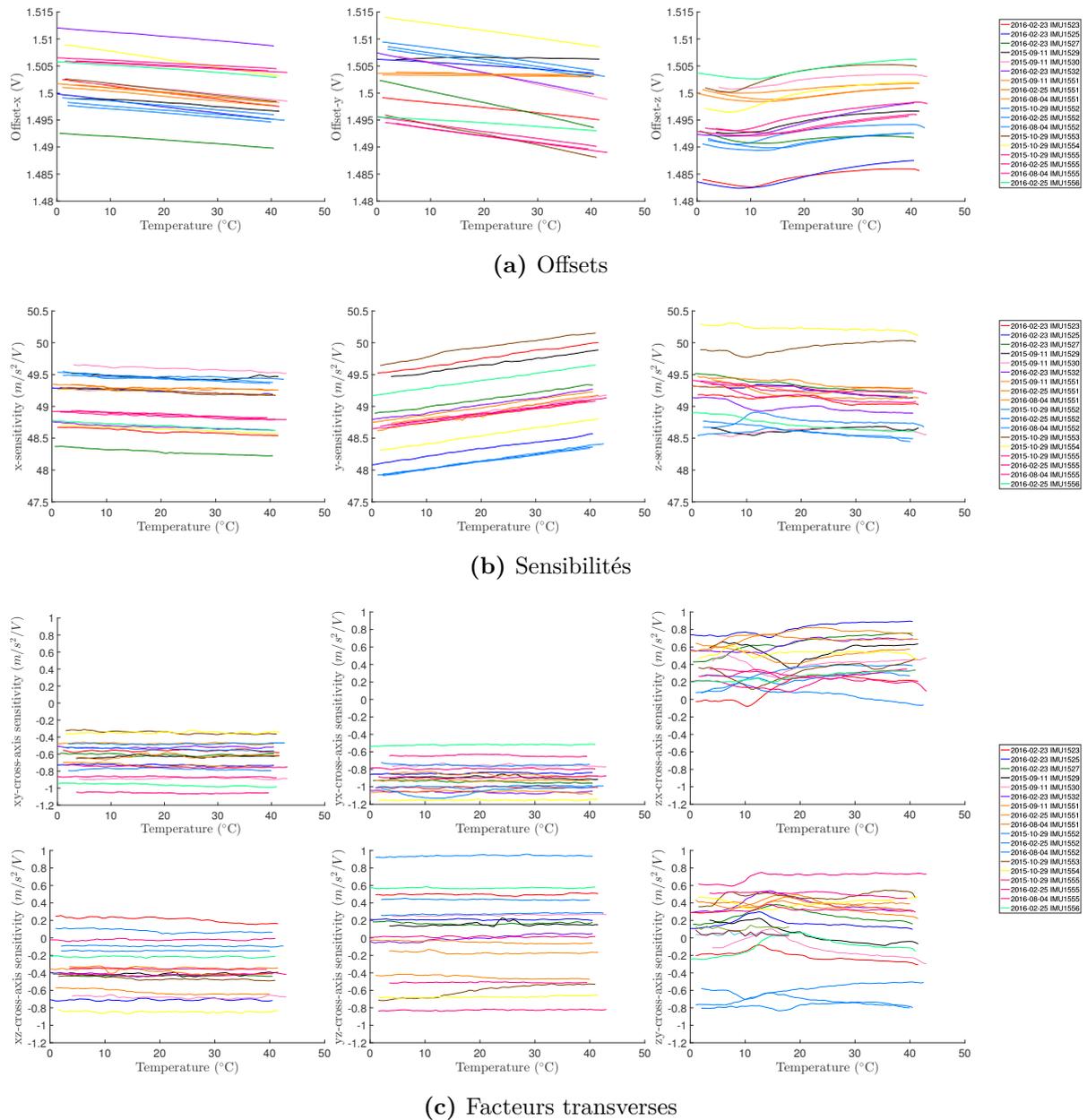


FIGURE 3.14 – Évolution des coefficients de calibrage en fonction de la température pour les douze capteurs APDM Opal

3.3.3.2 Effet de la variabilité thermique sur la mesure

Si la dépendance des coefficients de calibrage à la température est bien réelle, sa prise en compte n'a d'intérêt que si l'impact de ces variations sur l'accélération qui en est déduite est significatif. En exploitant le calcul d'incertitude détaillé précédemment, l'erreur faite sur l'accélération peut ainsi être prédite à partir de la variabilité des coefficients de calibrage en fonction de la température (cf. figures 3.14). La figure 3.15 affiche cette erreur pour chacun des douze capteurs APDM Opal soumis à une sollicitation maximale de 6 g.

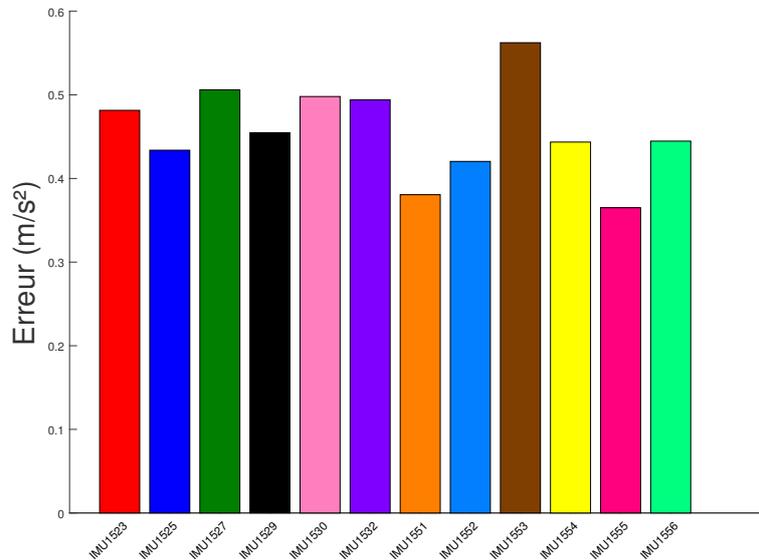


FIGURE 3.15 – Erreur sur l'accélération engendrée par la variabilité thermique des coefficients de calibrage lorsque les capteurs sont soumis à 6 g

L'analyse de cette figure montre que l'erreur engendrée par la variabilité thermique des coefficients de calibrage sur l'accélération mesurée est de 0.45 m/s^2 en moyenne sur l'ensemble des douze capteurs testés, ce qui correspond à une erreur d'environ 0.45 %. Cette sollicitation maximale étant largement supérieure à l'accélération de pesanteur, une telle mesure ne pourrait pas être correctement exploitée dans le cadre de l'estimation de l'orientation. On peut cependant interpréter cette erreur dans le cadre d'une problématique d'estimation de la position. Considérons une approche simplifiée permettant de calculer la distance parcourue en intégrant deux fois l'accélération :

$$d = \frac{1}{2} a \cdot t^2 \quad (3.3.15)$$

Cette équation permet, par exemple, d'affirmer que l'intégration d'une erreur de 0.45 m/s^2 pendant 10 s aboutit à une erreur supérieure à 20 m sur la distance estimée. De ce point de vue, la dépendance en température des coefficients de calibrage ne semble pas pouvoir être ignorée.

La figure 3.16 quant à elle représente l'erreur prédite sur chaque capteur lorsqu'ils ne sont soumis qu'à l'accélération de pesanteur.

Dans cette situation adaptée à l'estimation de l'orientation, l'erreur moyenne entraînée par les variations de température est de l'ordre de 0.2 m/s^2 , soit 1.2 %. D'après l'équation 3.2.6, cela correspond à une erreur de 1.2° sur l'orientation qui peut en être directement

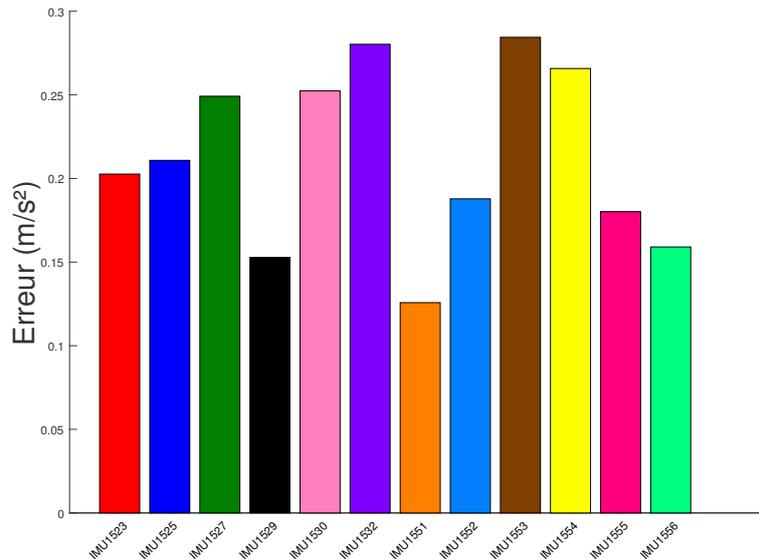


FIGURE 3.16 – Erreur sur l’accélération engendrée par la variabilité thermique des coefficients de calibrage lorsque les capteurs sont soumis à l’accélération de pesanteur

déduite. En fonction des applications, la prise en compte des effets thermiques sur la mesure issue des accéléromètres sera donc nécessaire.

3.3.3.3 Variabilité temporelle du calibrage

Dans le but d’étudier la stabilité dans le temps des coefficients de calibrage, trois capteurs ont été calibrés à trois reprises au cours d’une année. Les figures 3.17 représentent l’évolution des offsets et des sensibilités principales identifiés lors des trois calibrages du capteur IMU1555. Il est rassurant d’observer que l’allure de ces courbes reste proche même si l’on distingue tout de même quelques changements.

Mais là encore, il n’est pas possible de conclure quant à l’importance de ces variations sans en déduire la façon dont elles se reportent sur l’accélération mesurée. En reprenant le calcul d’incertitude mené précédemment, cet effet peut être prédit.

Lorsque les capteurs sont soumis à g , l’équation 3.3.13 aboutit à une erreur de 0.15 m/s^2 . En reprenant encore une fois l’équation 3.2.6, cette erreur d’accélération correspond à une erreur de 0.9° sur l’orientation qui peut en être directement déduite. Ce résultat montre que le vieillissement des capteurs au cours d’une année mène à une erreur non négligeable ce qui met en évidence la nécessité de réaliser des recalibrages fréquents.

Pour aller plus loin, il est possible de détailler la part de responsabilité de chaque type de coefficient de calibrage (offset, sensibilité principale ou facteur transverse) sur l’erreur finale en se focalisant sur les différents termes de l’équation 3.3.13. La figure 3.18 représente cette répartition.

Il est intéressant de remarquer que la variabilité des facteurs transverses est la cause d’erreur majoritaire (59%), suivie des offsets (32%) puis des sensibilités principales (9%). Puisque la variabilité des sensibilités principales est relativement faible, on peut faire l’hypothèse que la variabilité des sensibilités transverses l’est également. L’influence très supérieure des facteurs transverses met donc en évidence que le vieillissement semble agir principalement sur les défauts d’orthogonalité et/ou d’alignement.

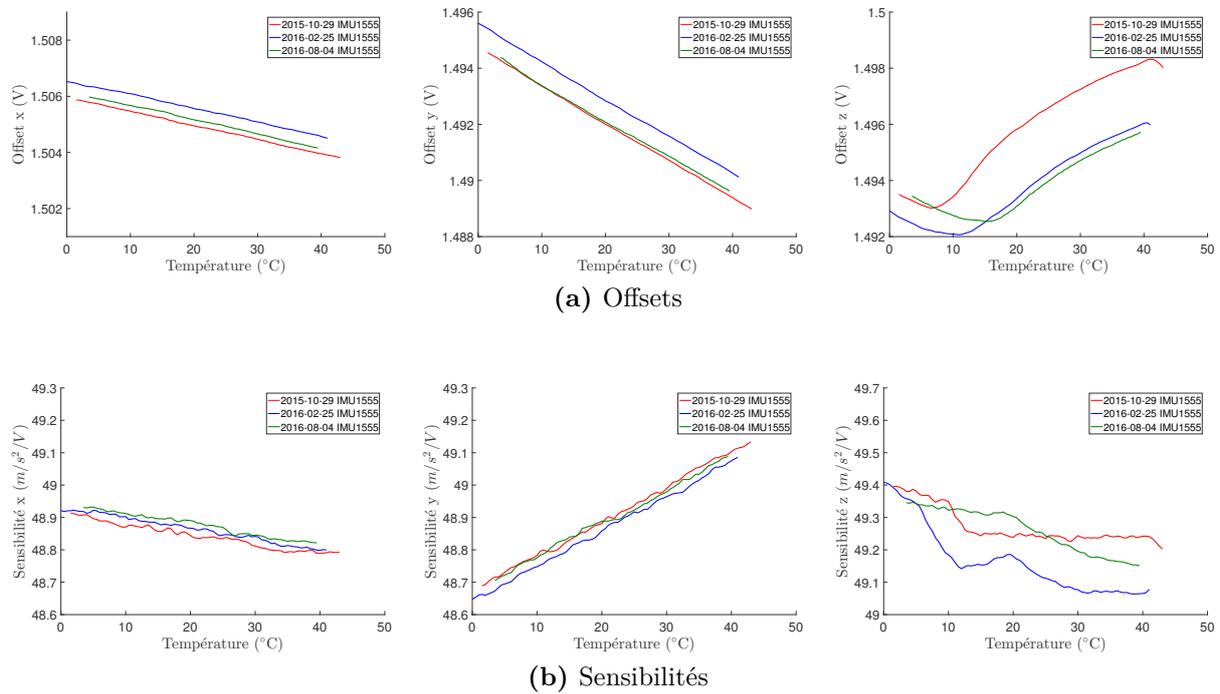


FIGURE 3.17 – Évolution des coefficients de calibration en fonction de la température pour un même capteur APDM Opal calibré trois fois au cours d’une année

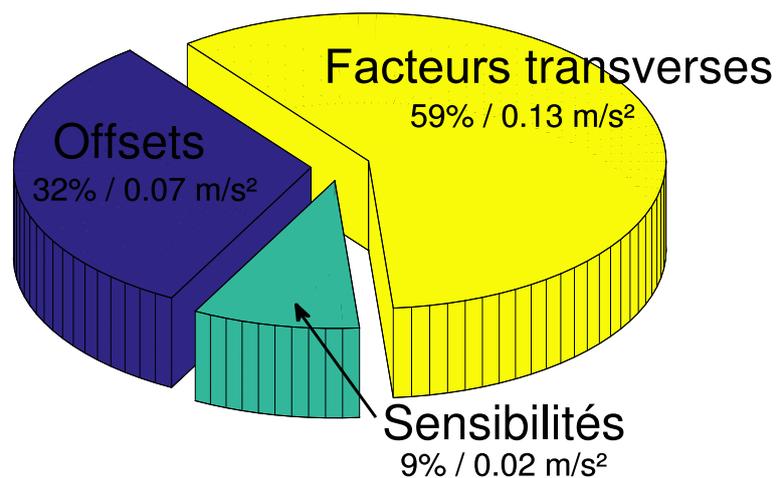


FIGURE 3.18 – Part de responsabilité de chaque type de coefficient de calibration sur l’erreur due au vieillissement

3.3.4 Discussion

Cette étude originale permet d'étudier l'impact de la température sur la mesure issue des accéléromètres incorporés dans les capteurs inertiels utilisés pour l'analyse du mouvement humain.

Les résultats présentés ici montrent pourtant que ce paramètre peut entraîner de graves erreurs lors de l'estimation de la position et peut également altérer la mesure de l'orientation de l'ordre de 1.2° . En effet, l'analyse des courbes précédentes montre que la valeur des offsets et des sensibilités principales évolue nettement le long de la plage de température testée. Les facteurs transverses quand à eux réagissent beaucoup moins aux variations de température. Ce constat nous permet de supposer que ces coefficients sont dominés par les défauts d'alignement et d'orthogonalité qui dépendent principalement de la fabrication du capteur au contraire des sensibilités aux accélérations transverses qui dépendent du comportement thermique de la structure en silicone au même titre que les sensibilités principales. Ces résultats s'opposent au fait que l'effet de la température sur la mesure issue des accéléromètres n'est que rarement pris en compte au contraire des gyroscopes pour lesquels la littérature s'accorde à affirmer que la dépendance thermique est importante.

Le choix d'une méthode de calibrage doit donc être fait en fonction des résultats du paragraphe 3.2 concernant la précision finale obtenue, la complexité de mise en place et le temps nécessaire, mais également en fonction de la nécessité de prendre en compte ou non l'effet de la température. Face aux méthodes traditionnelles de prise en compte de la température, l'approche proposée ne nécessite pas de matériel complexe au delà du banc motorisé. En effet, la température n'est pas contrôlée à l'aide d'une enceinte instrumentée mais n'est que mesurée par le capteur lui-même au cours de variations de température imposées. En contrepartie, cette méthode est relativement longue. En effet, la réalisation des montées de température au cours des neuf orientations imposées au capteur prenait environ 7h. Ce constat met bien en évidence la nécessité d'identifier le nombre minimal d'orientations nécessaires (cf. annexe D) puisque l'application de chaque orientation est très couteuse en temps. En fait, l'étape la plus longue correspond au refroidissement des capteurs de 40°C jusqu'à 0°C . Mais l'instauration d'un roulement permet d'améliorer l'efficacité du processus en montant successivement les capteurs sur le banc pendant que les autres refroidissent. Ainsi, plusieurs capteurs peuvent être calibrés en même temps. Notons enfin que cette méthode nécessite un accès à la température en temps réel afin de contrôler que la température interne au capteur ne dépasse pas ses valeurs limites acceptables.

Par ailleurs, le choix d'une méthode de calibrage doit être fait en fonction de la fréquence à laquelle les capteurs nécessitent un recalibrage. En effet, les résultats précédents montrent que l'évolution des capteurs au cours d'une année peut entraîner une erreur de l'ordre de 0.9° sur l'orientation estimée. L'analyse de ces résultats met également en évidence l'impact majoritaire des facteurs transverses sur cette erreur. Ce constat nous permet de supposer que le vieillissement des capteurs se traduit principalement par une évolution des défauts d'alignement et/ou d'orthogonalité. En fonction des applications, il pourra donc être jugé nécessaire de mettre à jour régulièrement les coefficients de calibrage. Si les constructeurs intègrent souvent dans les logiciels vendus avec les capteurs la possibilité de recalibrer les magnétomètres (à partir de la méthode présentée au chapitre I) ainsi que le biais des gyroscopes en réalisant une acquisition statique, ils ne proposent généralement pas de méthode simple permettant de recalibrer les accéléromètres. La réalisation d'un mécanisme simple et transportable permettant d'imposer les trois orientations nécessaires à chaque axe nous semble être une approche efficace afin de réaliser des cali-

brages fréquents avec prise en compte des effets thermiques.

Enfin, il nous semble important d'insister sur le fait que les résultats obtenus précédemment ne sont strictement valables que pour les capteurs testés (APDM Opal). Les courbes présentées précédemment montrent que le comportement des douze capteurs testés est comparable, mais ces résultats ne peuvent pas être transposés intégralement aux autres modèles de capteurs.

En conclusion, les accéléromètres de technologie MEMS intégrés aux capteur inertiels destinés à l'analyse du mouvement humain sont susceptibles d'être sensibles à la température et au vieillissement. La quantification des erreurs engendrées pourra être réalisée au cas par cas à l'aide des méthodologies présentées dans ce chapitre.

Chapitre IV

Calibrage des gyroscopes

4.1	Introduction	87
4.2	Etude 1 : Proposition d'une méthode de calibrage simple	88
4.2.1	Matériel et méthode	88
4.2.1.1	Calibrage à un point de température	88
4.2.1.2	Prise en compte de la température	89
4.2.2	Traitement des données	90
4.2.2.1	Effet de la variabilité thermique sur la mesure	90
4.2.2.2	Variabilité temporelle du calibrage	92
4.2.3	Résultats	93
4.2.3.1	Variabilité du calibrage en fonction de la température	93
4.2.3.2	Effet de la variabilité thermique sur la mesure	94
4.2.3.3	Variabilité temporelle du calibrage	97
4.3	Etude 2 : Evaluation des méthodes de calibrage	99
4.3.1	Méthode	99
4.3.2	Résultats	102
4.3.3	Discussion	104

4.1 Introduction

Dans la littérature, le calibrage des gyroscopes de technologie MEMS n'est généralement pas traité indépendamment de la mesure de température. Pour réaliser ce calibrage, les méthodes de référence dites *Soak* [50] et *Thermal ramp* [46] évoquées au chapitre I imposent des rotations au capteur tout en faisant varier la température. Bien que performantes, ces méthodes nécessitent l'utilisation d'un plateau tournant multi-axes intégré à une chambre thermique. Par conséquent, il n'est pas évident de procéder au calibrage fréquent des gyroscopes qui équipent les capteurs inertiels employés en analyse du mouvement, notamment à l'extérieur d'un laboratoire.

Dans ce contexte, nous proposons dans ce chapitre une méthode de calibrage intégrant les effets thermiques et ne nécessitant pas de matériel complexe de contrôle de la température. Cette méthode est en fait l'adaptation aux gyroscopes de la procédure présentée au chapitre précédent pour calibrer les accéléromètres.

L'analyse des coefficients de calibrage obtenus permet ensuite d'étudier l'impact de la variabilité thermique ainsi que l'impact de l'évolution temporelle des capteurs sur la

vitesse de rotation mesurée. Enfin, le calibrage obtenu à partir de cette méthode est évalué en comparaison avec une mesure de référence issue d'un système optoélectronique.

4.2 Etude 1 : Proposition d'une méthode de calibrage simple

4.2.1 Matériel et méthode

4.2.1.1 Calibrage à un point de température

Pour imposer des rotations aux capteurs, nous avons réutilisé le banc d'essai motorisé présenté au chapitre précédent. Pour s'affranchir des problèmes de dépendance aux accélérations, l'arbre moteur était orienté verticalement de sorte que l'axe de rotation soit confondu avec l'accélération de pesanteur (fig.4.1). De cette façon, l'accélération perçue par les gyroscopes au cours des rotations imposées est constante. Pour garantir un alignement correcte des capteurs avec l'arbre moteur, les adaptateurs réalisés dans le cadre du calibrage des accéléromètres étaient réutilisés.

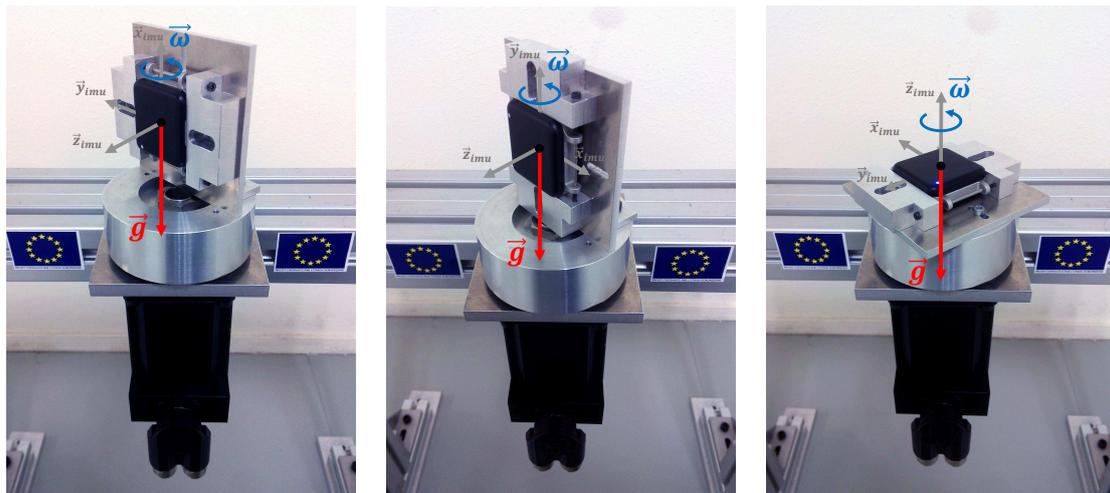


FIGURE 4.1 – Alignement des trois axes du capteur avec l'arbre moteur vertical

Une étude similaire à celle menée pour les accéléromètres (cf. annexe D) aboutit au même résultat lors du calibrage des gyroscopes : l'application de trois vitesses de rotation par axe est le minimum permettant de mener à un résultat précis. Nous avons ainsi imposé une vitesse de rotation proche de la valeur maximale autorisée (1400 deg/s) dans les sens positif et négatif de chaque axe du capteur. Pour imposer une troisième valeur de vitesse de rotation, le processus de calibrage était terminé par une acquisition statique (0 deg/s) commune aux trois axes. De cette façon, le processus de calibrage est composé de $3 \times 2 + 1 = 7$ acquisitions (fig. 4.2).

A partir de ces sept acquisitions, les matrices \mathbf{U} et $\mathbf{\Omega}$ définies au chapitre I par les équations 1.2.25 et 1.2.26 peuvent être complétées de la façon suivante :

$$\mathbf{U} = \left[\mathbf{u}_1 \quad \mathbf{u}_2 \quad \mathbf{u}_3 \quad \mathbf{u}_4 \quad \mathbf{u}_5 \quad \mathbf{u}_6 \quad \mathbf{u}_7 \right] \quad (4.2.1)$$

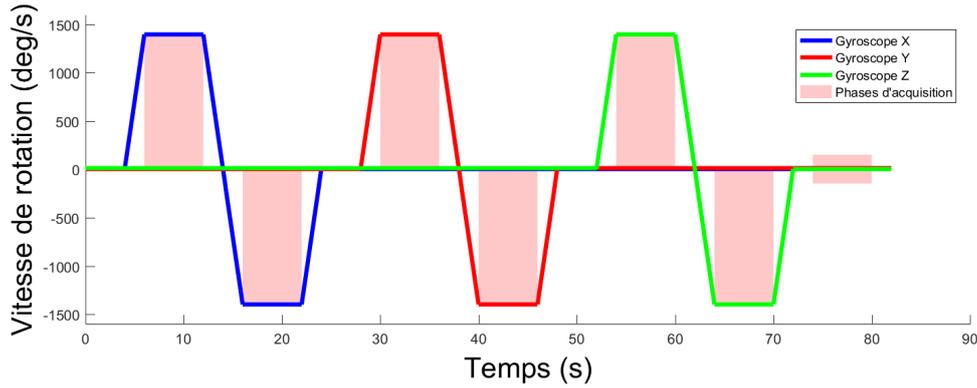


FIGURE 4.2 – Représentation simplifiée du profil de vitesse imposé par le banc à la triade de gyroscopes. Les sept acquisitions sont mises en évidence en rouge

$$\Omega = \begin{bmatrix} +1400 & -1400 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & +1400 & -1400 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & +1400 & -1400 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.2.2)$$

où les vecteurs \mathbf{u}_i sont les potentiels moyens mesurés par les trois gyroscopes au cours des sept acquisitions.

Les coefficients de calibrage peuvent alors être directement obtenus à l'aide de la pseudo solution (eq. 1.2.27).

4.2.1.2 Prise en compte de la température

Pour intégrer la température au processus de calibrage, les méthodes traditionnelles consistent à réaliser des calibrages successifs en différents points de température, ce qui nécessite l'utilisation d'un plateau rotatif multi-axes intégré à une chambre thermique. Il est ici proposé de procéder de la même manière que pour le calibrage des accéléromètres traité précédemment. Là encore, il s'agit de faire varier continûment et lentement la température au sein du capteur au cours de chacun des mouvements de calibrage.

De la même façon que pour les accéléromètres, la méthode de calibrage proposée est donc constituée de quatre étapes :

1. Le capteur est placé dans un congélateur afin de lui imposer une température négative proche de sa valeur minimale acceptable.
2. Le capteur est ensuite monté sur le banc d'essai et la première vitesse de rotation est imposée. Au cours de la rotation, les signaux bruts mesurés par la triade de gyroscopes sont enregistrés.
3. Pendant ce temps, la température augmente en se rapprochant de la température ambiante de la pièce d'expérimentation.
4. Pour atteindre des températures supérieures, un chauffage d'appoint est ensuite placé à proximité (fig. 4.3). De cette façon, la température du capteur augmente jusqu'à atteindre sa valeur maximale acceptable.

Ce protocole est ensuite reproduit en appliquant la rotation en sens inverse et est ensuite ré-appliqué aux deux autres axes du capteur. Pour finir, l'acquisition statique est réalisée en balayant de nouveau la plage de température. La mesure brute issue des



FIGURE 4.3 – Chauffage d’appoint placé à proximité du capteur dont la vitesse de rotation est imposée par le banc motorisé

trois gyroscopes lors des six rotations imposées et lors de l’acquisition statique est alors récupérée (fig. 4.4). Puisque la vitesse de rotation est constante lors de chaque acquisition, les variations de mesure ne sont provoquées que par l’évolution de la température.

Ainsi, les potentiels mesurés à n’importe quel point de température au sein de la plage parcourue peuvent être utilisés pour identifier les coefficients de calibrage correspondants à l’aide de la méthode décrite au paragraphe 1.2.2.3. En découpant la plage de température 0°C/40°C tous les 0.5°C on obtient ainsi une liste de 81 valeurs pour chaque coefficient. Ce découpage étant suffisamment fin, il n’est alors pas nécessaire de réaliser d’interpolation pour estimer la valeur des coefficients de calibrage entre les températures de calibrage. En effet, la vitesse de rotation peut être obtenue en sélectionnant les coefficients de calibrage correspondants à la température instantanée au demi degré près.

4.2.2 Traitement des données

4.2.2.1 Effet de la variabilité thermique sur la mesure

Pour prévoir l’effet de la variabilité thermique des coefficients de calibrage sur la vitesse de rotation mesurée par les gyroscopes, nous reprenons le calcul d’incertitude mené au chapitre précédent lors de l’étude des accéléromètres. On rappelle que le modèle de mesure complet relie les potentiels mesurés par les capteurs à la vitesse de rotation par l’intermédiaire des coefficients de calibrage :

$$\boldsymbol{\omega} = \mathbf{K} \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{b}) \quad (4.2.3)$$

$$\Rightarrow \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{xx}(u_x - b_x) + k_{xy}(u_y - b_y) + k_{xz}(u_z - b_z) \\ k_{yx}(u_x - b_x) + k_{yy}(u_y - b_y) + k_{yz}(u_z - b_z) \\ k_{zx}(u_x - b_x) + k_{zy}(u_y - b_y) + k_{zz}(u_z - b_z) \end{bmatrix} \quad (4.2.4)$$

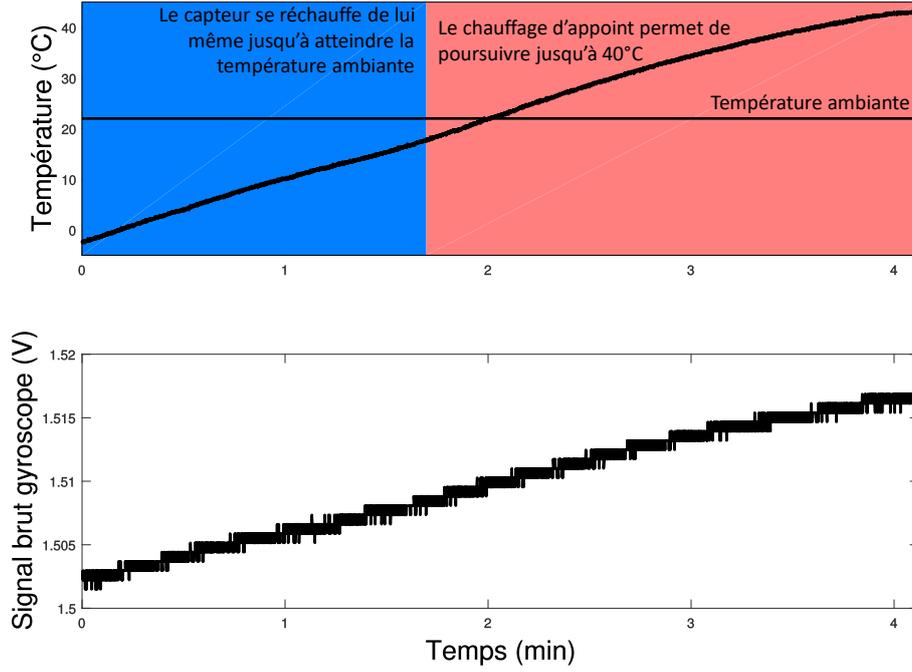


FIGURE 4.4 – La température interne du capteur varie de 0°C jusqu'à 40°C alors que les signaux bruts issus des gyroscopes sont enregistrés

La norme de la vitesse de rotation mesurée peut s'écrire ainsi :

$$\omega = \|\mathbf{K} \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{b})\| = \sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2 + \omega_z^2} \quad (4.2.5)$$

La différentiation de cette égalité aboutit à l'équation suivante :

$$\begin{aligned} d\omega = & \left[-(\omega_x \cdot k_{xx} + \omega_y \cdot k_{yx} + \omega_z \cdot k_{zx}) \cdot db_x - (\omega_x \cdot k_{xy} + \omega_y \cdot k_{yy} + \omega_z \cdot k_{zy}) \cdot db_y \right. \\ & - (\omega_x \cdot k_{xz} + \omega_y \cdot k_{yz} + \omega_z \cdot k_{zz}) \cdot db_z + (u_x - b_x) \omega_x \cdot dk_{xx} + (u_y - b_y) \omega_y \cdot dk_{yy} \\ & + (u_z - b_z) \omega_z \cdot dk_{zz} + (u_y - b_y) \omega_x \cdot dk_{xy} + (u_z - b_z) \omega_x \cdot dk_{xz} + (u_x - b_x) \omega_y \cdot dk_{yx} \\ & \left. + (u_z - b_z) \omega_y \cdot dk_{yz} + (u_x - b_x) \omega_z \cdot dk_{zx} + (u_y - b_y) \omega_z \cdot dk_{zy} \right] / \omega \end{aligned} \quad (4.2.6)$$

En considérant les sensibilités moyennes définies par la fiche technique des capteurs APDM Opal :

$$k_{xx} = k_{yy} = k_{zz} = 2000 \text{ deg/s/V} \quad (4.2.7)$$

$$k_{xy} = k_{xz} = k_{yx} = k_{yz} = k_{zx} = k_{zy} = 0 \text{ deg/s/V} \quad (4.2.8)$$

D'après le constructeur, les gyroscopes x et y intégrés aux capteurs APDM Opal peuvent mesurer une vitesse de rotation maximale de 2000 deg/s alors que les gyroscopes z sont limités à 1500 deg/s. En envisageant que chaque axe soit soumis à sa sollicitation maximale, on traite la situation la plus contraignante possible :

$$\omega_x = \omega_y = 2000 \text{ deg/s} \quad ; \quad \omega_z = 1500 \text{ deg/s} \quad (4.2.9)$$

$$\Rightarrow \omega = 500 \cdot \sqrt{41} \text{ deg/s} \approx 3200 \text{ deg/s} \quad (4.2.10)$$

Pour terminer les simplifications, puisque les facteurs transverses sont supposés négligeables par rapport aux sensibilités principales, on obtient :

$$\omega_x = k_{xx} (u_x - b_x) \quad ; \quad \omega_y = k_{yy} (u_y - b_y) \quad ; \quad \omega_z = k_{zz} (u_z - b_z) \quad (4.2.11)$$

Ainsi, les termes suivants peuvent être approchés :

$$u_x - b_x = \frac{\omega_x}{k_{xx}} = 1 \text{ V} \quad ; \quad u_y - b_y = \frac{\omega_y}{k_{yy}} = 1 \text{ V} \quad ; \quad u_z - b_z = \frac{\omega_z}{k_{zz}} = 0.75 \text{ V} \quad (4.2.12)$$

La différentielle de la vitesse de rotation peut alors s'écrire de la façon suivante :

$$\begin{aligned} d\omega = & \left(4dk_{xx} + 4dk_{xy} + 3dk_{xz} + 4dk_{yx} + 4dk_{yy} + 3dk_{yz} + 3dk_{zx} + 3dk_{zy} + 2.25dk_{zz} \right. \\ & \left. - 8000db_x - 8000db_y - 6000db_z \right) / \sqrt{41} \end{aligned} \quad (4.2.13)$$

Finalement, dans le cas particulier des capteurs APDM Opal soumis à une vitesse de rotation maximale, l'expression de l'incertitude sur la vitesse de rotation à partir des incertitudes issues des coefficients de calibrage s'écrit ainsi :

$$\begin{aligned} U_\omega = & \left[\left((8000U_{b_x})^2 + (8000U_{b_y})^2 + (6000U_{b_z})^2 + (4U_{k_{xx}})^2 + (4U_{k_{yy}})^2 + (2.25U_{k_{zz}})^2 \right. \right. \\ & \left. \left. + (4U_{k_{xy}})^2 + (3U_{k_{xz}})^2 + (4U_{k_{yx}})^2 + (3U_{k_{yz}})^2 + (3U_{k_{zx}})^2 + (3U_{k_{zy}})^2 \right) / 41 \right]^{1/2} \end{aligned} \quad (4.2.14)$$

4.2.2.2 Variabilité temporelle du calibrage

Dans le but d'étudier la stabilité dans le temps des coefficients de calibrage, deux capteurs ont été calibrés à quatre reprises au cours d'une année. Les courbes correspondant à ces deux capteurs (IMU1551 - IMU1552) seront mises en évidence par une même couleur sur les courbes présentées dans les paragraphes suivants.

Comme nous l'avons fait au chapitre précédent pour les accéléromètres, nous identifions la part de responsabilité de l'évolution temporelle sur la variabilité des coefficients de calibrage. La figure 4.5 illustre l'évolution de la sensibilité principale de l'axe y en fonction de la température obtenue lors des quatre calibrages réalisés au cours d'une année. Pour identifier la variabilité *temporelle* d'un tel coefficient de calibrage, nous calculons l'écart quadratique moyen entre les valeurs minimale et maximale des coefficients sur l'ensemble de la plage de température. Cette variabilité s'exprime alors de la façon suivante :

$$U_{b_z} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S_y^{max} - S_y^{min})^2} \quad (4.2.15)$$

où N est le nombre de points de température disponibles.

À partir de l'identification des variabilités temporelles, l'équation 4.2.14 permet de prédire l'erreur engendrée sur la vitesse de rotation mesurée. En se focalisant sur les différents

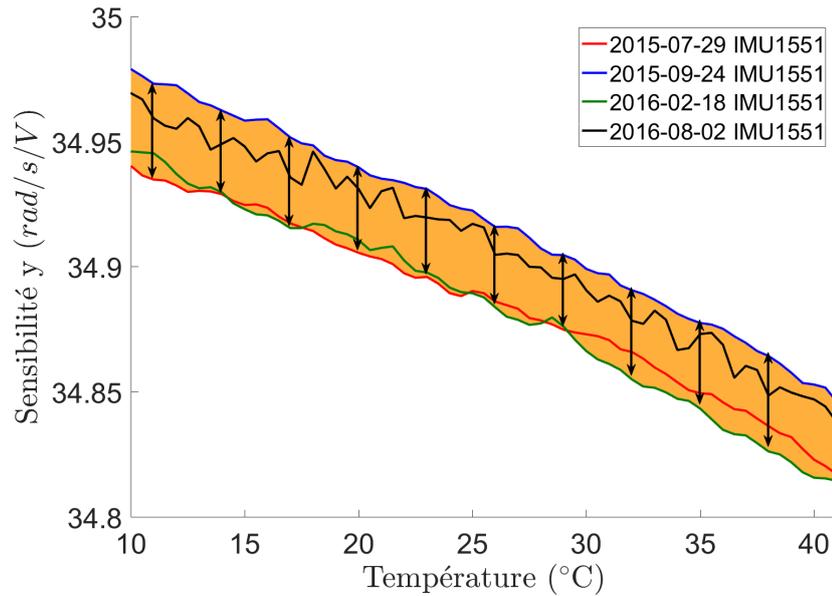


FIGURE 4.5 – Identification de la variabilité temporelle des coefficients de calibrage

termes de cette équation, il sera également possible d'analyser la part de responsabilité de chaque type de coefficient de calibrage (offset, sensibilité principale ou facteur transverse) sur l'erreur finale.

4.2.3 Résultats

Pour analyser les calibrages obtenus à partir de la méthode présentée précédemment, nous observons tout d'abord l'évolution des coefficients de calibrage identifiés par rapport à la température. Ensuite, nous étudions l'impact de la variabilité thermique des coefficients de calibrage sur la vitesse de rotation mesurée à l'aide d'un calcul d'incertitude. Enfin, nous analysons la variabilité temporelle des calibrages à partir des coefficients identifiés à quatre reprises au cours d'une année sur deux capteurs. La propagation des incertitudes permet également d'étudier l'effet de cette évolution temporelle sur la vitesse de rotation mesurée.

4.2.3.1 Variabilité du calibrage en fonction de la température

Les figures 4.6 donnent un exemple d'évolution des douze coefficients de calibrage en fonction de la température pour un des capteurs APDM Opal (IMU1530). Tout comme les coefficients identifiés pour les accéléromètres, le comportement de ces différents paramètres de calibrage est très variable.

On remarque clairement que les offsets et les sensibilités principales évoluent en fonction de l'environnement thermique. En revanche, les facteurs transverses sont tout à fait constants malgré les variations de température. En faisant à nouveau l'hypothèse que les sensibilités aux sollicitations transverses sont influencées par la température comme le sont les sensibilités principales, et en supposant encore que les défauts d'alignement et d'orthogonalité ne sont dus qu'au processus de fabrication et ne sont donc pas modifiés par la température, cette observation tend à confirmer le fait que les gyroscopes ne sont pas sensibles aux sollicitations transverses comme peuvent l'être les accéléromètres. Dans

le cadre des gyroscopes, les facteurs transverses ne semblent donc corriger que les défauts d'orthogonalité et/ou d'alignement.

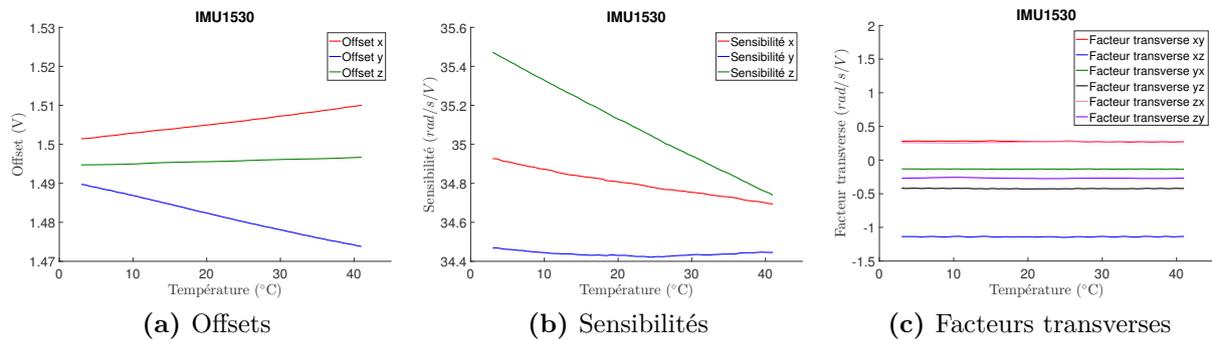


FIGURE 4.6 – Exemple d'évolution des coefficients de calibrage en fonction de la température pour un capteur APDM Opal

Les figures 4.7 représentent la superposition de l'évolution des coefficients de calibrage pour les douze capteurs APDM Opal testés. Contrairement à ce qui était observé sur les accéléromètres, le comportement de ces coefficients est parfois très différent d'un capteur à l'autre. Par exemple, l'évolution de l'offset de l'axe y sur la plage de température testée est plus ou moins croissante en fonction des capteurs mais apparaît décroissante pour l'un d'entre eux. Le calibrage d'un gyroscope ne peut donc absolument pas être déduit d'un autre.

Les résultats pour les douze gyroscopes confirment également l'indépendance des facteurs transverses vis-à-vis de la température pour l'ensemble des capteurs testés. Il semble donc envisageable de ne considérer qu'une valeur constante pour ces coefficients définie comme la moyenne des valeurs obtenues sur la plage de température.

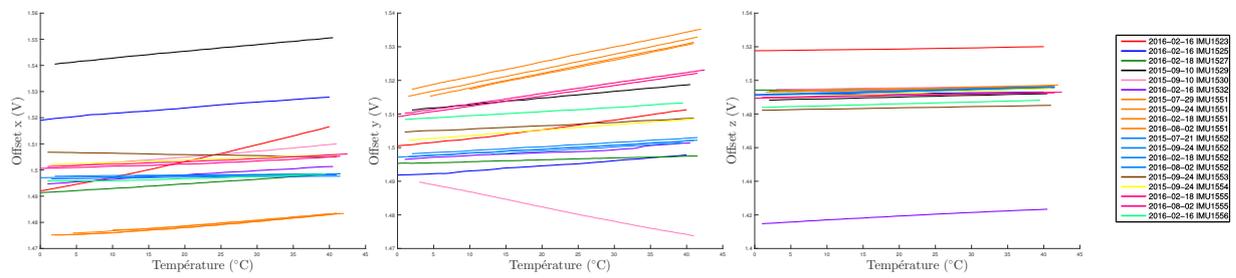
4.2.3.2 Effet de la variabilité thermique sur la mesure

D'après ce qui précède, à part les facteurs transverses, les coefficients de calibrage sont bien influencés par la température. En exploitant le calcul d'incertitude détaillé précédemment, l'erreur faite sur la vitesse de rotation peut ainsi être prédite à partir de la variabilité des coefficients de calibrage en fonction de la température (cf. figures 4.7). La figure 4.8 affiche cette erreur pour chacun des douze capteurs APDM Opal soumis à une vitesse de rotation maximale.

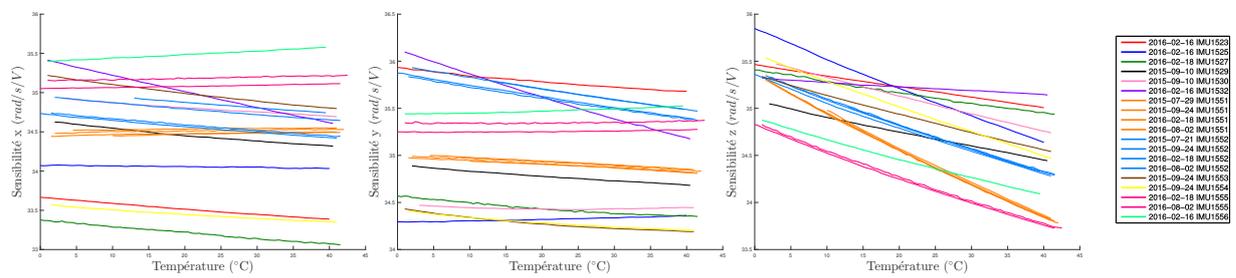
Tout d'abord, l'analyse de cette figure montre que l'erreur engendrée par la variabilité thermique des coefficients de calibrage sur la vitesse de rotation mesurée est très variable d'un capteur à l'autre. Ceci semble logique compte-tenu du fait que le comportement thermique des coefficients de calibrage peut être très différent au sein des différents capteurs testés comme cela a été montré précédemment (fig. 4.7).

En revanche, l'erreur obtenue à partir des différents calibrages réalisés au cours d'une année pour un même capteur semble assez répétable. Ce résultat laisse présager d'une faible évolution du comportement des capteurs au cours du temps.

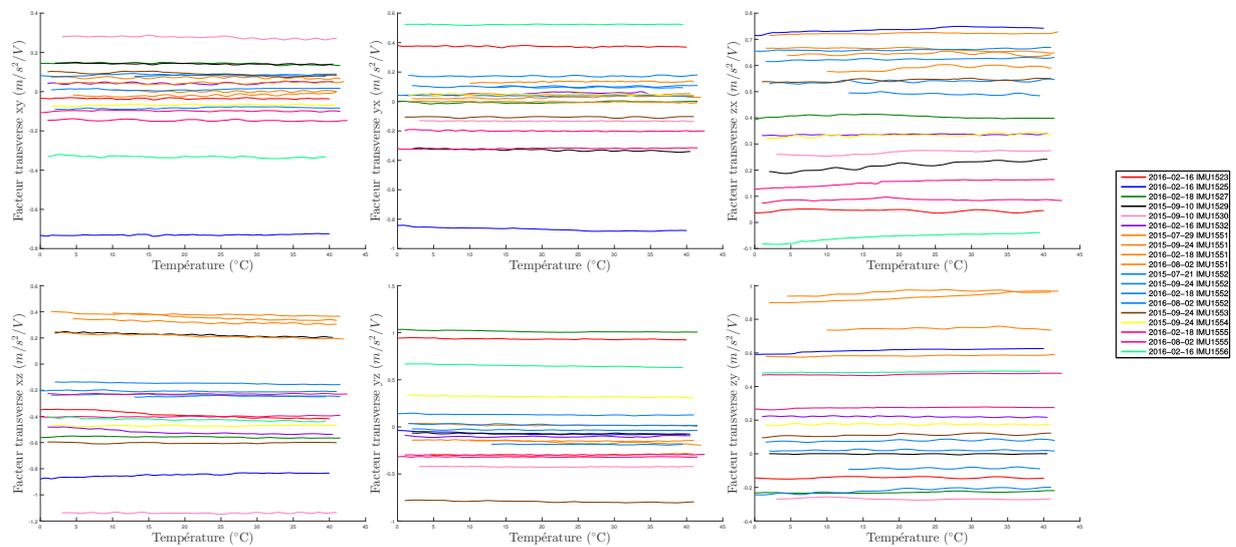
Il est également important de noter que même si l'erreur résultante est variable d'un capteur à l'autre, elle est comprise entre 5 deg/s et 30 deg/s ce qui est considérable. Ce résultat suffit à conclure que la compensation des effets thermiques sur la mesure issue des gyroscopes est indispensable.



(a) Offsets



(b) Sensibilités



(c) Facteurs transverse

FIGURE 4.7 – Évolution des coefficients de calibrage en fonction de la température pour les douze capteurs APDM Opal

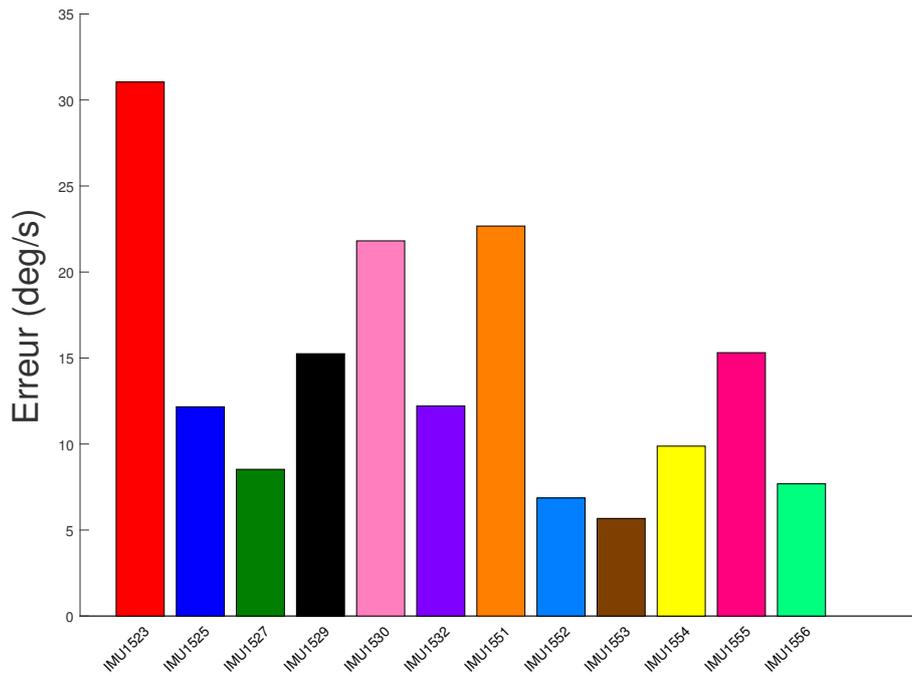


FIGURE 4.8 – Erreur sur la vitesse de rotation engendrée par la variabilité thermique des coefficients de calibrage

Pour aller plus loin, nous détaillons la part de responsabilité de chaque type de coefficient de calibrage (offset, sensibilité ou facteur transverse) sur l'erreur finale en se focalisant sur les différents termes de l'équation 4.2.14. La figure 4.9 représente cette répartition.

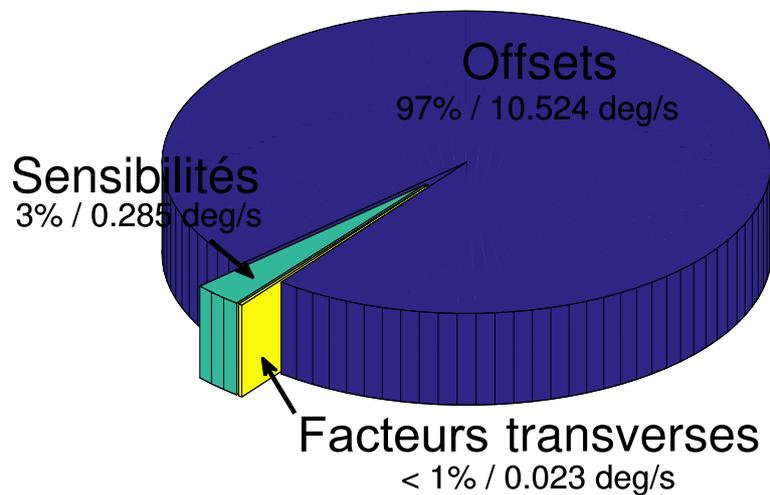


FIGURE 4.9 – Part de responsabilité de chaque type de coefficient de calibrage sur l'erreur due aux variations de température

Il est très intéressant de remarquer que la variabilité des offsets est responsable de la quasi-totalité de l'erreur obtenue (97%). La variabilité des sensibilités observée sur les figures 4.7 n'a donc finalement que très peu d'effet sur la vitesse de rotation estimée (3%). En revanche, il n'est pas étonnant d'observer que l'effet des facteurs transverses est négligeable puisque ces coefficients sont proches d'une valeur constante indépendante de la température.

Puisque la variabilité des offsets est responsable de la quasi-totalité de l'erreur due à la température, il peut être envisager de ne considérer que le comportement thermique de ces coefficients, ce qui simplifie considérablement le processus de calibrage. En effet, les offsets des gyroscopes peuvent être identifiés simplement par l'acquisition statique qui était la dernière étape du calibrage proposé précédemment. Le balayage de la plage de température acceptable par le capteur peut donc n'être réalisé que lors d'une acquisition statique et non plus lors de rotations imposées sur un banc motorisé. La réalisation des rotations est donc simplement réalisée à température ambiante ce qui permet d'identifier les sensibilités principale et les facteurs transverses valables quelque soit la température. De cette façon, la réalisation du calibrage est plus facile et, surtout, beaucoup plus rapide.

4.2.3.3 Variabilité temporelle du calibrage

Dans le but d'étudier la stabilité dans le temps des coefficients de calibrage, deux capteurs ont été calibrés à quatre reprises au cours d'une année. Les figures 4.10 représentent l'évolution des offsets et des sensibilités principales identifiés lors des quatre calibrages du capteur IMU1551. Il est rassurant de constater que les courbes issues de ces quatre calibrages sont très proches, en particulier pour les sensibilités principales. Même si l'allure des offsets est très comparable d'un calibrage à l'autre, on remarque parfois un décalage entre ces courbes surtout pour l'offset de l'axe y . En effet, comme évoqué au chapitre I, les gyroscopes souffrent d'une erreur due au biais d'allumage dont la valeur est constante au cours d'une acquisition mais variable à chaque mise sous tension du capteur. En pratique, cette erreur est corrigée en début d'acquisition en recalant l'offset grâce à une phase statique. Pour nous placer dans le cas réel où cette erreur sera bien corrigée, les courbes d'évolution des offsets en fonction de la température ont donc été recalées (fig. 4.11).

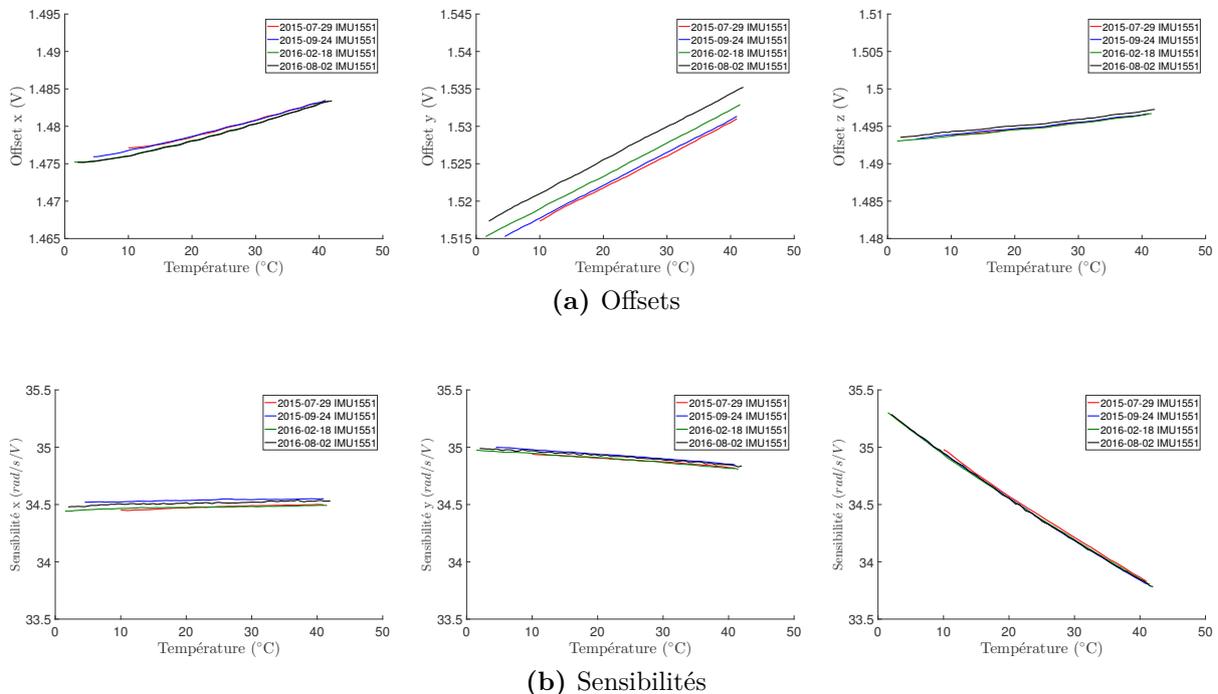


FIGURE 4.10 – Évolution des coefficients de calibrage en fonction de la température pour un même capteur APDM Opal calibré quatre fois au cours d'une année

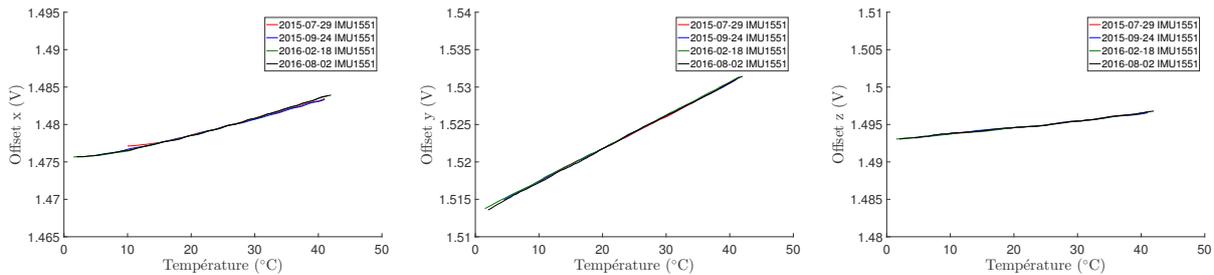


FIGURE 4.11 – Évolution des offsets, après correction du biais d’allumage, en fonction de la température pour un même capteur APDM Opal calibré quatre fois au cours d’une année

En reprenant le calcul d’incertitude réalisé précédemment, l’impact de l’évolution temporelle sur la vitesse de rotation mesurée peut être calculé à partir de cette variabilité temporelle des coefficients de calibrage. Le tableau 4.1 rapporte les résultats obtenus pour les deux capteurs analysés.

IMU1551	$U_{\omega} = 0.48 \text{ deg/s}$
IMU1552	$U_{\omega} = 0.40 \text{ deg/s}$

TABLEAU 4.1 – Erreur due à l’évolution des capteurs au cours d’une année sur la vitesse de rotation mesurée

L’erreur due à l’évolution des capteurs au cours d’une année est donc inférieure à 0.5 deg/s dans le cas où les capteurs sont soumis à une vitesse de rotation maximale, ce qui correspond à une erreur de 0.015%. Cette valeur relativement faible semble donc modérer le besoin de réaliser des recalibrages fréquents pour les gyroscopes. En reprenant à nouveau l’équation 4.2.14 et en se focalisant sur les différents termes, la figure 4.12 représente la répartition des responsabilités issues de chaque type de coefficient de calibrage sur cette erreur.

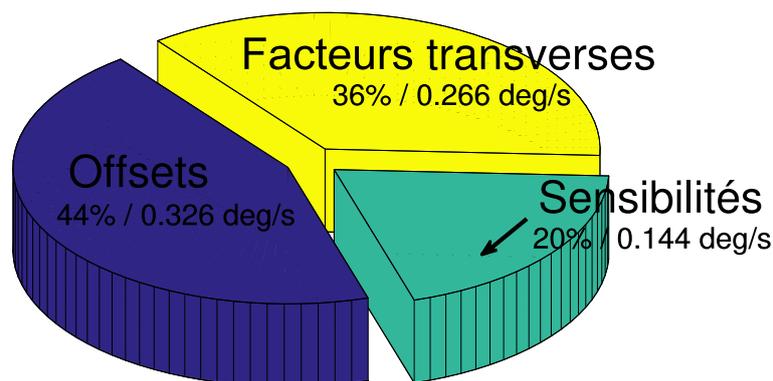


FIGURE 4.12 – Part de responsabilité de chaque type de coefficient de calibrage sur l’erreur due à l’évolution des capteurs au cours d’une année

Comme nous l’avons observé au chapitre précédent pour les accéléromètres, l’évolution temporelle semble également agir d’une façon significative sur les défauts d’alignement et d’orthogonalité des gyroscopes qui sont compensés par les facteurs transverses (36%). Il est également intéressant de remarquer que la variation des offsets au cours d’une année

reste la cause d'erreur majoritaire (44%). En réalisant un calibrage partiel à partir d'une acquisition statique seulement, la mise à jour des offsets pourra donc déjà corriger la moitié des erreurs dues au temps.

4.3 Etude 2 : Evaluation des méthodes de calibrage

Si l'analyse précédente a permis de conclure notamment sur la nécessité d'intégrer la température aux processus de calibrage des gyroscopes, nous proposons maintenant d'évaluer la mesure issue du calibrage proposé. On rappelle que, en plus de fournir le signal brut (potentiels mesurés) qui nous permet d'appliquer nos différents calibrages, les capteurs APDM Opal renvoient également un signal calibré à partir d'un modèle et de paramètres identifiés par le constructeur. Si la forme du modèle de mesure exploité par le constructeur est inconnue, nous savons que ce calibrage a été réalisé par une approche traditionnelle au sein d'une chambre thermique. La comparaison des résultats issus du calibrage proposé et du calibrage constructeur permet donc d'évaluer l'efficacité de notre méthode simple par rapport aux approches traditionnelles.

4.3.1 Méthode

4.3.1.1 Analyse statique

Dans un premier temps la performance des calibrages peut être facilement analysée dans le cas statique sans nécessiter d'équipement particulier. En effet, il suffit de mesurer la vitesse de rotation en laissant le capteur immobile et en comparant la mesure avec 0 deg/s. Pour observer le comportement du calibrage en fonction de la température, nous imposons une variation de la température au sein du capteur à l'aide d'un chauffage d'appoint.

Nous testons ici trois calibrages différents appliqués à un capteur APDM Opal : le calibrage proposé précédemment, le calibrage constructeur ainsi qu'un calibrage non-compensé thermiquement et réalisé à 20°C.

Notons que la mesure issue des deux calibrages compensés en température a été recalée en retranchant le biais d'allumage identifié en tout début d'acquisition. Cette opération ne peut pas être appliquée au calibrage non-compensé puisque l'erreur initiale issue de ce calibrage est principalement due à l'effet de la température plus qu'au biais d'allumage.

4.3.1.2 Evaluation dynamique

Pour évaluer la précision de la vitesse de rotation mesurée par les gyroscopes et calculée à partir du calibrage proposé lors d'un mouvement, nous avons choisi de la confronter à une mesure de référence lors de la réalisation d'un mouvement appliqué à la main. Cette approche permet d'évaluer la mesure gyroscopique dans le cadre d'un mouvement 3D d'intensité variable. De cette façon, les calibrages sont évalués dans une situation proche de l'utilisation réelle de ces capteurs destinés à l'analyse du mouvement humain.

Dans le cadre de l'analyse du mouvement humain, les systèmes optoélectroniques permettent de mesurer la position des marqueurs réfléchissants préalablement scotchés sur les segments humains. En construisant des repères segmentaires à partir de ces marqueurs, l'orientation des segments peut être obtenue au cours du temps.

Pour comparer la mesure gyroscopique à la mesure optoélectronique, nous avons équipé un objet rigide d'un capteur inertiel ainsi que de cinq marqueurs réfléchissants (fig. 4.13). En fait, l'objet utilisé correspondait à l'équerre normalement utilisée pour calibrer les systèmes optoélectroniques. Ainsi, l'orientation de cet objet était mesurée par les caméras grâce aux marqueurs réfléchissants. En dérivant numériquement cette orientation, la vitesse de rotation instantanée de l'objet était alors calculée. A partir du bruit de mesure identifié à partir de ce système ($\sigma = 5.7 \mu\text{m}$), l'annexe G détaille le calcul permettant d'estimer à 0.26 deg/s l'erreur obtenue sur la vitesse de rotation. Cette erreur étant faible, la mesure optoélectronique peut être considérée comme la mesure de référence.

Notons qu'une telle approche aurait pu être adaptée à la validation du calibrage des accéléromètres. Cependant, une telle procédure n'a pas été mise en place pour deux raisons principales. Tout d'abord, contrairement à la vitesse de rotation, l'accélération d'un objet rigide dépend du point auquel elle est exprimée. Il n'est ainsi pas évident de déduire l'accélération du capteur à partir de l'observation de marqueurs réfléchissants positionnés ailleurs. D'autre part, la déduction de l'accélération à partir de la mesure optoélectronique nécessite l'application de deux dérivations successives. Lors d'un tel processus, le bruit de mesure se répercute de façon importante sur l'accélération estimée.

a. Matériel et méthode

Dans le cadre de cette étude, la mesure de référence était obtenue à partir d'un système Vicon constitué de 20 caméras séquencées à 250 Hz. L'orientation de l'équerre était obtenue à l'aide de la méthode QUEST qui sera présentée en détails au chapitre 5. Cette méthode permet notamment de prendre en compte la totalité des cinq marqueurs réfléchissants à chaque instant, ce qui a pour effet d'atténuer les erreurs occasionnelles dues à une perte de marqueur par exemple.

Pour évaluer le calibrage proposé précédemment, un capteur inertiel APDM Opal (IMU1551) était fixé à l'objet et mesurait la vitesse de rotation à 128 Hz. Pour que la vitesse de rotation mesurée par le système optoélectronique et par les gyroscopes soit exprimée dans le même repère, le capteur inertiel doit être correctement aligné avec le repère formé par les marqueurs réfléchissants. Ici, nous avons réutilisé l'adaptateur conçu pour monter les capteurs sur le banc d'essai lors de la réalisation des calibrages afin de garantir cet alignement (cf. figure 4.13).

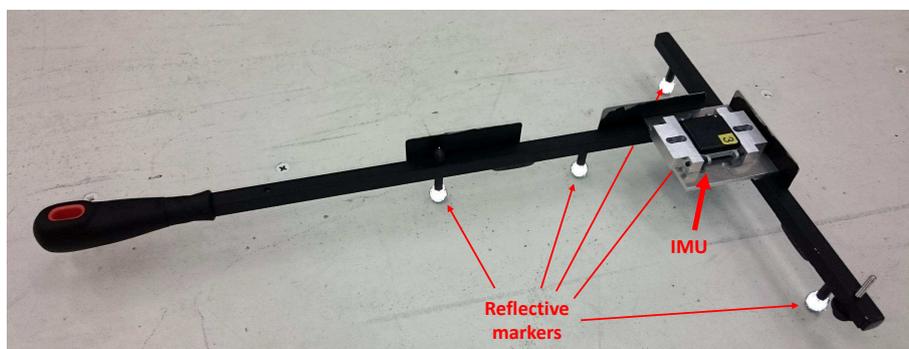


FIGURE 4.13 – Équerre équipée de cinq marqueurs réfléchissants et d'un capteur inertiel

b. Protocole

Pour valider le comportement thermique de la méthode de calibrage, l'acquisition était réalisée en faisant varier la température interne du capteur. Le capteur inertiel était donc tout d'abord placé dans un congélateur pour atteindre une température négative puis était monté sur l'équerre. Ainsi équipée, l'équerre était alors mise en mouvement à la main dans le champ des caméras pendant 10 min (fig. 4.14).

La nature des mouvements était réalisée de façon aléatoire à une intensité aussi constante que possible au cours des 10 min d'acquisition. Le tableau 4.2 résume les caractéristiques moyennes de la cinématique ainsi imposée. Au cours du mouvement, la température du capteur augmentait jusqu'à atteindre la température ambiante. Un chauffage d'appoint placé juste à côté permettait ensuite de dépasser légèrement cette température ambiante.



FIGURE 4.14 – L'équerre est mise en mouvement à la main pendant 10 min

Accélération	$0.7 \pm 0.5 \text{ g}$
Vitesse de rotation	$300 \pm 150 \text{ deg/s}$

TABLEAU 4.2 – Caractéristiques moyennes de la cinématique imposée à l'équerre

A l'issue de cette expérimentation, la mesure de référence obtenue à partir du système optoélectronique permettait d'évaluer la mesure gyroscopique obtenue à partir de différents calibrages. Ici, les sept calibrages suivants ont été testés : le calibrage constructeur, le calibrage complet proposé initialement dans ce chapitre ainsi que sa version simplifiée ne tenant compte du comportement thermique que des offsets, puis quatre calibrages non-compensés thermiquement et réalisés respectivement à 10°C , 20°C , 30°C et 40°C .

4.3.2 Résultats

4.3.2.1 Analyse statique

Avant d'analyser la vitesse de rotation mesurée au cours d'un mouvement, la figure 4.15 met déjà en évidence l'effet du calibrage sur une mesure réalisée lors d'une acquisition statique soumise à une variation de température allant de 7°C jusqu'à 40°C. Cette figure met en évidence le comportement du calibrage proposé précédemment, du calibrage constructeur ainsi que d'un calibrage non-compensé thermiquement et réalisé à 20°C.

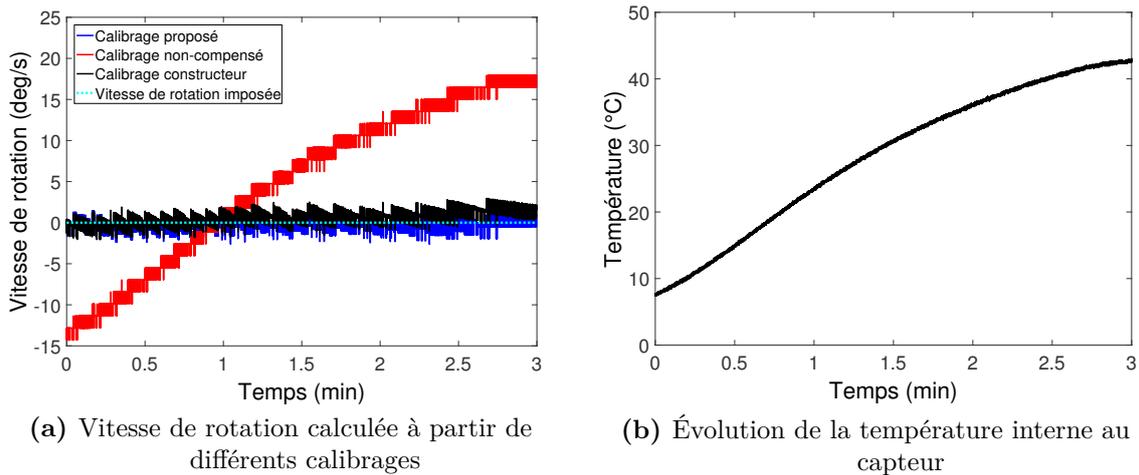


FIGURE 4.15 – Mesure gyroskopique soumise à une variation de température imposée lors d'une acquisition statique

Les résultats montrent que la mesure issue du calibrage non-compensé est très imprécise lorsque la température du capteur est éloignée de la température à laquelle le calibrage avait été réalisé (20°C). Pour ce capteur, l'erreur quadratique moyenne obtenue sur la plage de température testée est de 11 deg/s alors que l'erreur instantanée peut atteindre jusqu'à 17 deg/s, ce qui est considérable.

Puisque les deux autres calibrages intègrent l'effet de la température, ils aboutissent à un résultat beaucoup plus précis et ce quelque soit la température. En effet, l'erreur quadratique moyenne issue du calibrage constructeur est égale à 1.1 deg/s alors que l'erreur issue du calibrage proposé est de 0.7 deg/s pour ce capteur. Ce résultat confirme que l'intégration de la température au sein du processus de calibrage des gyroscopes est indispensable afin d'obtenir une mesure précise.

4.3.2.2 Évaluation dynamique

A partir de l'expérimentation décrite précédemment, la vitesse de rotation était donc calculée à partir de la mesure gyroskopique et à l'aide des différents calibrages lors de la réalisation d'un mouvement. La figure 4.16 trace la courbe d'évolution de la vitesse de rotation au cours des 10 min d'acquisition mesurée à partir des deux systèmes d'acquisition.

La figure 4.17 représente l'erreur quadratique moyenne issue des sept calibrages testés, calculée en comparaison avec la mesure optoélectronique. Cette figure montre que la méthode proposée aboutit à un résultat similaire à celui obtenu à partir du calibrage constructeur réalisé par une méthode traditionnelle à l'aide d'une chambre thermique. En

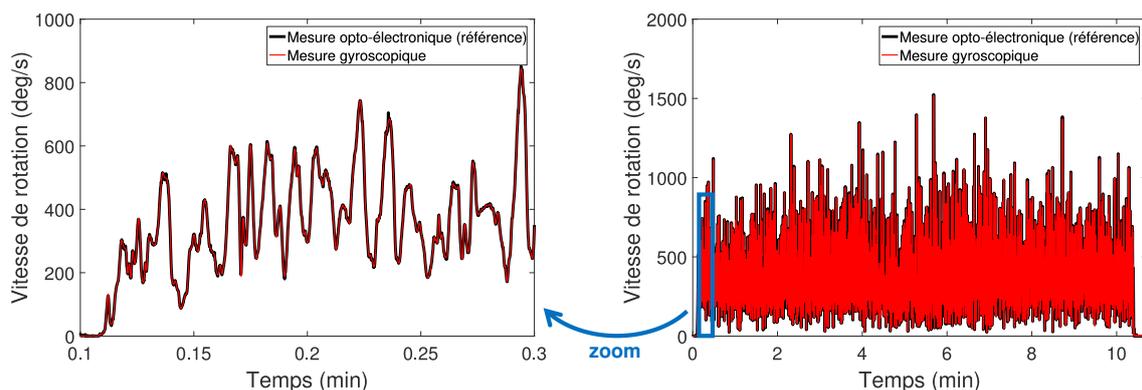
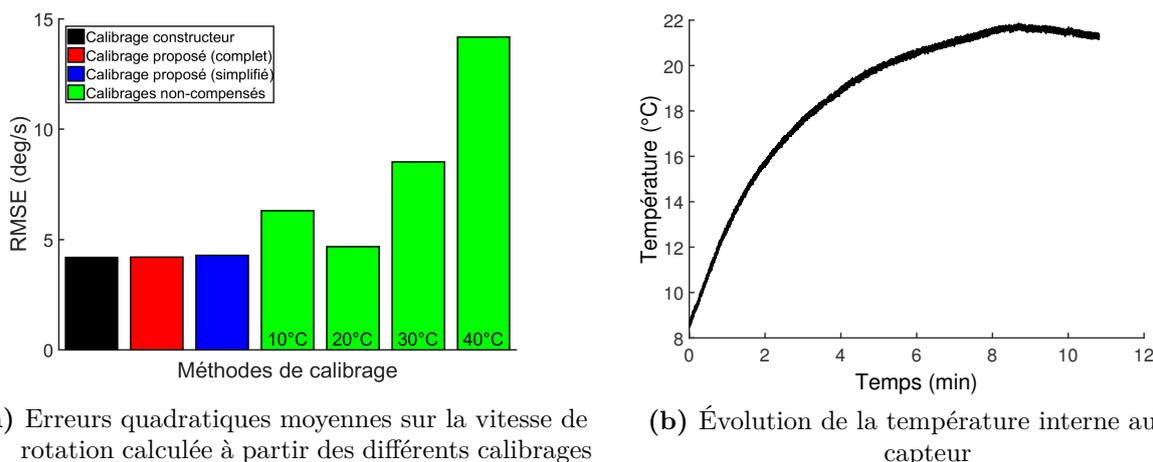


FIGURE 4.16 – Comparaison entre la vitesse de rotation de référence mesurée par le système optoélectronique et par les gyroscopes à l’aide du calibrage proposé dans ce chapitre.

effet, l’erreur obtenue à partir de ces deux calibrages était respectivement de 4.20 deg/s et 4.18 deg/s pour le capteur testé. Ce résultat valide les performances de la méthode de calibrage abordée dans ce chapitre qui présente pour rappel l’avantage de ne pas nécessiter de chambre thermique.



(a) Erreurs quadratiques moyennes sur la vitesse de rotation calculée à partir des différents calibrages

(b) Évolution de la température interne au capteur

FIGURE 4.17 – Évaluation des méthodes de calibrage des gyroscopes en comparaison avec la mesure optoélectronique

De plus, en remarquant que la variabilité thermique des sensibilités principales et des facteurs transverses était négligeable par rapport à l’effet des offsets, une méthode simplifiée a été proposée (cf. paragraphe 4.2.3.2). Cette méthode, qui ne prend donc en compte le comportement thermique que des offsets et considère des valeurs constantes pour les sensibilités principales et les facteurs transverses, aboutit également à un résultat très proche. En effet, l’erreur obtenue à partir de ce calibrage était de 4.28 deg/s sur les 10 min d’acquisition. Ce résultat met en évidence l’efficacité de cette méthode beaucoup plus simple et rapide à réaliser.

Enfin, les calibrages non-compensés thermiquement mènent à des erreurs importante en fonction de l’écart entre la température d’expérimentation et la température à laquelle le calibrage est réalisée. Le résultat acceptable obtenu à partir du calibrage réalisé à 20°C s’explique par le fait que la température du capteur était finalement très proche de 20°C

pendant plus de la moitié de l'acquisition. En revanche, le calibrage réalisé à 40°C mène à une erreur supérieure à 14 deg/s. Ce résultat confirme une fois de plus que la compensation thermique est indispensable.

4.3.3 Discussion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une méthode de calibrage des gyroscopes intégrant les effets de la température et ne nécessitant pas de chambre thermique. La nécessité de prendre en compte la température est bien mise en évidence par les résultats présentés dans cette étude. En effet, l'erreur due à ce paramètre sur la mesure gyroscopique peut atteindre 25 deg/s ce qui est considérable. La compensation des effets thermiques au sein du processus de calibrage est donc clairement indispensable pour les gyroscopes.

De plus, la procédure de calibrage présentée ici (qui ne nécessite pas de contrôle précis de la température) est plus simple à mettre en oeuvre que ne le sont les méthodes traditionnelles qui emploient un matériel complexe (plateau rotatif de précision multi-axes intégré à une chambre thermique). En contrepartie, cette méthode est assez longue à réaliser : environ 5h pour réaliser les montées de température sur les sept acquisitions nécessaires. Mais comme évoqué au chapitre précédent, ce processus peut être optimisé en instaurant un roulement permettant de calibrer plusieurs capteurs en même temps.

Mais surtout, cette étude a permis de montrer que cette méthode de calibrage peut être considérablement simplifiée en ne considérant le comportement thermique que des offsets (responsables à hauteur de 97% de l'erreur engendrée par la température). De cette façon, la réalisation du calibrage est beaucoup plus rapide. De plus, les résultats montrent que l'évolution des offsets au cours d'une année est responsable de la moitié de l'erreur provoquée par l'évolution temporelle des capteurs sur cette période. Ainsi, un calibrage partiel peut être envisagé en ne mettant à jour que les offsets à partir d'une acquisition statique.

De la même façon qu'au chapitre précédent, les résultats obtenus ici ne sont strictement valables que pour les capteurs testés (APDM Opal). Même si la nécessité d'intégrer le comportement thermique des coefficients de calibrage semble être un résultat universel (en tout cas pour les gyroscopes de technologie MEMS), les simplifications proposées ici doivent être prises avec prudence et leur validité doit être vérifiée en fonction des capteurs utilisés.

L'évaluation des différentes méthodes de calibrage montre que lorsque la température est amenée à varier au cours d'une acquisition, la vitesse de rotation ne peut être obtenue avec précision qu'en employant un calibrage compensé en température. Ce constat est valable tant en statique qu'en dynamique. Mais en ce qui concerne les applications réalisées à température suffisamment constante, un calibrage simple peut donner des résultats satisfaisants à condition que ce calibrage ait bien été réalisé à la même température. En effet, dans le cas présent, le calibrage réalisé à 20°C donne un résultat certes moins précis que les calibrages compensés mais tout de même acceptable (cf. figure 4.17).

Après avoir été comparée au calibrage constructeur connu pour être réalisé par une approche traditionnelle, la méthode de calibrage présentée en début de chapitre présente finalement deux atouts : elle aboutit à des performances proches de celles obtenues à partir des méthodes de calibrage de référence ; elle est beaucoup plus accessible que ces méthodes traditionnelles puisqu'elle ne nécessite pas de chambre thermique. De plus, la méthode de calibrage simplifiée ne considérant le comportement thermique que des offsets

aboutit également à une bonne estimation de la vitesse de rotation malgré les variations de température. Étant encore plus facile et rapide à réaliser, ces résultats mettent en évidence le grand potentiel de cette méthode.

Cependant, ces conclusions doivent être modérées en tenant compte de certaines limites apportées par la méthode de validation employée. En effet, les calibrages n'ont été évalués qu'à partir d'un capteur. Or, comme évoqué précédemment, le comportement thermique des coefficients de calibrage des gyroscopes est très variable d'un capteur à l'autre (cf. figures 4.7). Pour généraliser ces résultats, la méthode de validation présentée dans cette partie pourrait être appliquée à un jeu de capteurs.

De plus, la variation de température imposée dans le cadre de cette expérimentation de validation n'est finalement constituée que d'une montée de température de 9°C à 22°C. Au delà du fait que cette plage est réduite par rapport à la plage supportable par le capteur, le comportement des calibrages n'a pas été étudié dans le cadre d'un refroidissement ou lors de variations alternatives de la température. Cette variation de température étant finalement proche de la variation imposée lors de la réalisation du calibrage, il est possible que l'évaluation des performances du calibrage proposé soit quelque peu surévaluée et que la mesure obtenue dans le cas d'un refroidissement soit légèrement moins précise à cause d'un phénomène d'hystérésis par exemple.

Enfin, les résultats très proches obtenus à partir du calibrage constructeur et du calibrage proposé ne sont pas évidents à interpréter puisque le calibrage constructeur a été réalisé il y a cinq ans. Une première hypothèse pourrait être de supposer que le calibrage constructeur ayant été réalisé en chambre thermique, il a abouti à un meilleur résultat. Le résultat équivalent obtenu ici avec la méthode ne nécessitant pas de chambre thermique mettrait alors en évidence le fait que le calibrage constructeur s'est dégradé au cours du temps. Une hypothèse différente serait de considérer simplement que les deux méthodes aboutissent bien à un résultat proche et que le temps n'a que très peu d'effet sur le calibrage des gyroscopes. Des données supplémentaires dans ce domaine seront apportées au chapitre 6 lorsque l'effet du calibrage sur l'orientation estimée à partir du filtre de Kalman sera discuté.

Partie B

Estimation de l'orientation

Dès lors que les capteurs sont calibrés et que les bruits de mesure qui les perturbent sont connus, il peut être envisagé d'exploiter pleinement une mesure inertielle. Dans le domaine de la biomécanique, les signaux mesurés par un capteur inertielle sont parfois directement interprétés sans avoir à subir de transformation importante. Par exemple, l'accélération peut être exploitée dans le cadre de la reconnaissance d'activités [56, 57].

Mais le plus souvent, les différentes mesures issues d'un capteur inertielle sont combinées entre elles et intégrées au sein d'un algorithme dans le but d'accéder à une nouvelle grandeur. L'exemple le plus utilisé et le plus discuté dans la littérature est l'estimation de l'orientation [72]. Il s'agit aussi d'une priorité dans le cadre de l'analyse du mouvement humain. En effet, la connaissance de l'orientation des segments humains permet d'obtenir l'évolution des angles articulaires au cours d'un mouvement, ce qui permet de réaliser une analyse cinématique. Ainsi, l'objectif est de déduire des signaux issus des accéléromètres, des gyroscopes et des magnétomètres, l'orientation du capteur. Comme le rappelle la figure B.1, il s'agit de la deuxième étape du processus de mesure inertielle du mouvement humain.

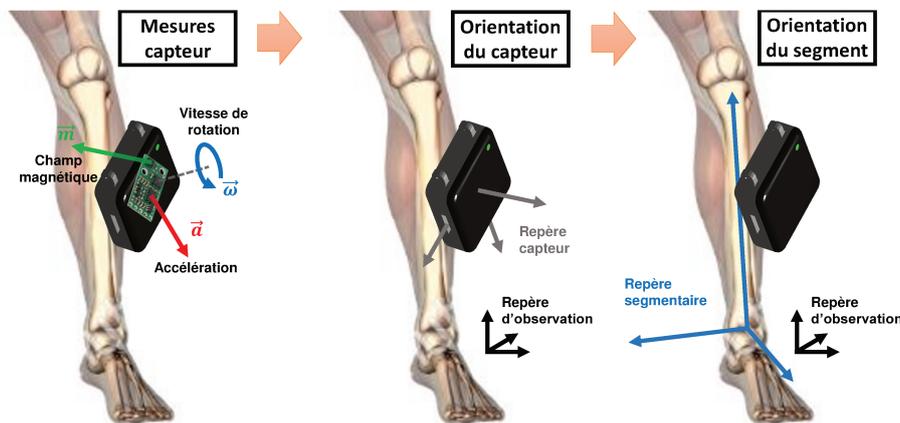


FIGURE B.1 – Deuxième étape du processus de mesure inertielle du mouvement humain : estimation de l'orientation des capteurs

Le chapitre 5 est une revue de littérature qui décrit les différentes stratégies envisageables dans le cadre de l'analyse du mouvement humain. A partir de cette analyse, un filtre de Kalman adapté à la mesure inertielle pour l'analyse du mouvement humain est proposé au chapitre 6. Enfin, le chapitre 7 aborde un problème fondamental qui n'est pour autant que très peu abordé dans la littérature : l'identification des matrices de covariance dont le rôle est d'attribuer une caractérisation globale aux erreurs de mesure au sein du filtre de Kalman.

Chapitre V

Revue de littérature

5.1	Représentation de l'orientation	109
5.1.1	Définition des repères de travail	109
5.1.2	Différents formalismes	110
5.2	Les algorithmes déterministes	115
5.2.1	Définition des vecteurs de référence	115
5.2.2	Problème de Wahba	116
5.2.3	4 algorithmes principaux	117
5.3	Les algorithmes stochastiques	122
5.3.1	Prise en compte des gyroscopes	123
5.3.2	Le filtre complémentaire	126
5.3.3	L'approche Bayésienne	128
5.4	Le filtre de Kalman	132
5.4.1	Présentation	132
5.4.2	Le filtre de Kalman étendu	133
5.4.3	Paramétrisation d'un filtre de Kalman	133

5.1 Représentation de l'orientation

5.1.1 Définition des repères de travail

Pour définir l'orientation des objets évoluant au niveau de la surface de la terre, un repère propre à l'objet (appelé repère *local*) est comparé avec un repère fixe dans le référentiel d'observation (appelé repère *global* ou repère *d'observation*). Dans le cadre de la mesure inertielle, un repère d'observation courant est le repère NED (North-East-Down) défini par trois vecteurs pointant respectivement le nord, l'est et la verticale descendante (fig. 5.1a). En effet, la mesure de l'accélération de pesanteur pourra donner une image de la verticale descendante, alors que la mesure du champ magnétique terrestre sera orientée vers le nord. Ce repère est également le repère de référence pour définir l'orientation d'un véhicule aérien, sous-marin ou spatial.

Cependant, il arrive également que le repère ENU (East-North-Up) soit utilisé, puisqu'il s'agit du repère de référence pour définir l'orientation d'un véhicule terrestre (fig. 5.1b). Dans cette thèse, nous avons fait le choix d'utiliser le repère NED, qui se prête parfaitement à la mesure inertielle.

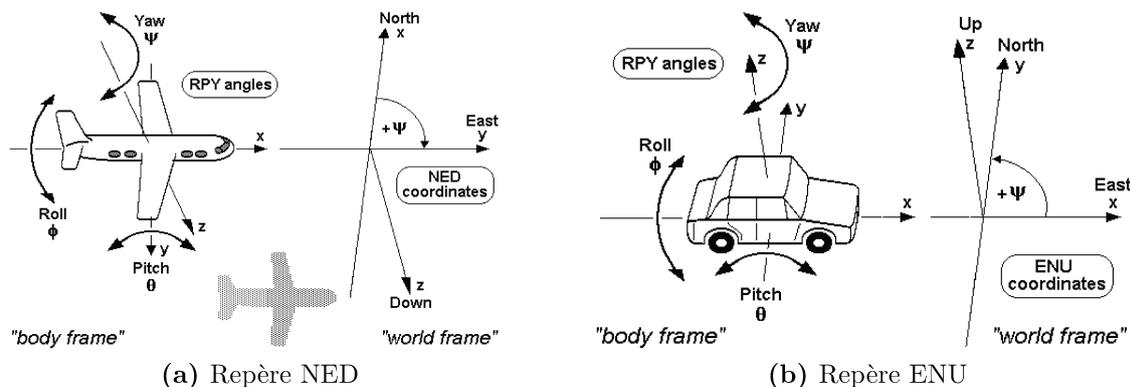


FIGURE 5.1 – Définition des repères d'observation

En ce qui concerne le repère local, il sera généralement défini par la géométrie du boîtier du capteur. Son orientation générale sera imposée par l'orientation des triades de capteur à l'intérieur du boîtier, mais la prise en compte des défauts d'orthogonalité et d'alignement définis lors du modèle de mesure montre bien que le repère local est défini par le boîtier externe (fig. 5.2).

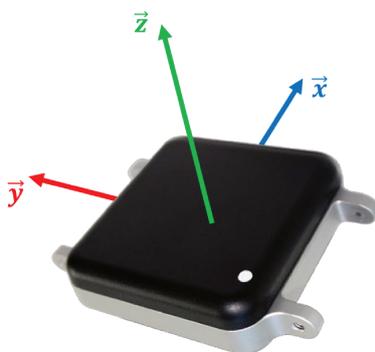


FIGURE 5.2 – Définition du repère local

Notons qu'il convient pour la définition des repères local et d'observation de considérer des repères orthonormés directs. Dans la suite de ce manuscrit, l'orientation du capteur sera définie par la rotation nécessaire pour passer du repère d'observation au repère local du capteur.

5.1.2 Différents formalismes

Pour définir l'orientation d'un objet par rapport à un repère d'observation, différents formalismes ont été développés. Les trois formalismes les plus utilisés sont détaillés ci-dessous.

5.1.2.1 Les angles d'Euler

D'une façon générale, l'orientation d'un objet dans un espace en trois dimensions peut être complètement définie par trois angles élémentaires. Les angles d'Euler sont définis par l'angle de précession ψ , l'angle de nutation θ , et la rotation propre φ (fig. 5.3a). Au sens strict, les angles d'Euler sont le fruit de trois rotations élémentaires, dont la première et la troisième sont définies par le même axe (par exemple les séquences $z - x - z$ ou $x - y - x$).

Les angles de Tait-Bryan sont définis de la même façon que les angles d'Euler, à la différence près que les rotations sont effectuées autour de trois axes distincts (par exemple les séquences $z - y - x$ ou $x - z - y$). Cependant, il existe une confusion au sein de la littérature puisque les angles de Tait-Bryan sont très généralement appelés angles d'Euler.

Notons que la séquence particulière $z - y - x$ des angles de Tait-Bryan peut également être appelée angles de Cardan, ou angles nautiques. Dans ce cas, les trois angles sont communément nommés *lacet-tangage-roulis* (fig. 5.3b). Pour l'analyse du mouvement humain, les angles de Tait-Bryan sont couramment utilisés pour définir les angles articulaires. Par exemple la séquence $x - y - z$ permet de définir les angles de flexion, abduction et rotation interne/externe (fig. 5.3c) [73, 74].

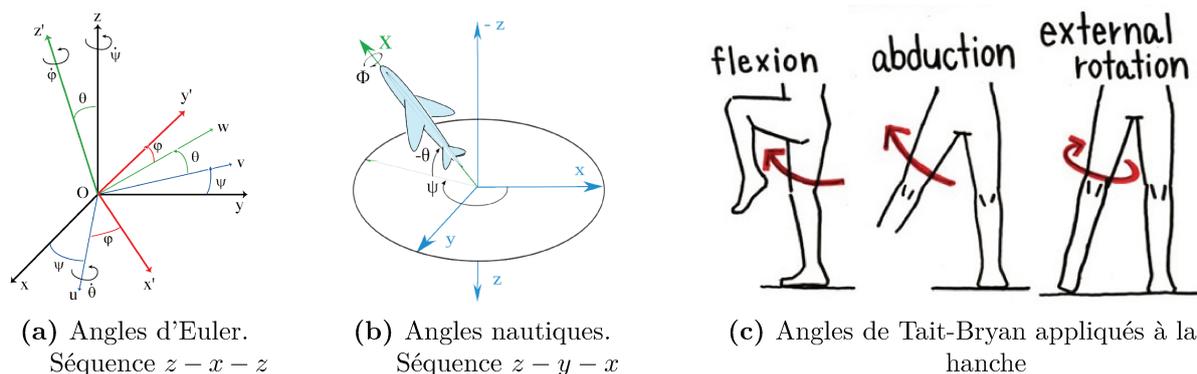


FIGURE 5.3 – Exemples de séquences d'angles

Notons déjà que la séquence définie par les angles nautiques se prête tout particulièrement bien à la mesure inertielle, puisque le rôle des magnétomètres est bien d'estimer l'angle de lacet alors que les accéléromètres ne peuvent que mesurer les angles de roulis et de tangage. De plus, une part importante de la littérature abordant la mesure inertielle le fait dans le cadre de problématiques aéronautiques et spatiales qui utilisent traditionnellement les angles nautiques.

Les angles d'Euler constituent le moyen le plus concis (trois angles) pour définir une orientation dans un espace en trois dimensions. Bien que l'effet du choix de la séquence d'angle conditionne fortement les valeurs obtenues, la lecture des angles d'Euler est assez concrète ce qui les rend adaptés lors des phases d'interprétation de résultat.

Cependant, le formalisme des angles d'Euler se prête difficilement aux calculs. En effet, ces angles sont liés par des relations trigonométriques qui alourdissent et complexifient les opérations. De plus, ce formalisme souffre d'une singularité, notamment connue sous le nom de blocage de Cardan. Par exemple, lorsque l'angle de tangage est à $\pm 90^\circ$, les axes qui définissent le roulis et le lacet sont confondus. Il devient alors impossible de distinguer ces deux angles (fig. 5.4).

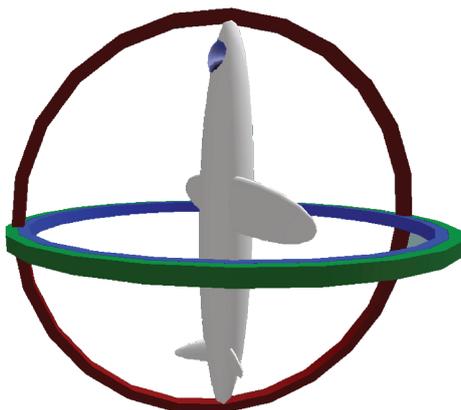


FIGURE 5.4 – Blocage de Cardan intervenant lorsque le tangage est à $\pm 90^\circ$

5.1.2.2 La matrice de rotation

La matrice de rotation est certainement l'outil le plus couramment utilisé en biomécanique pour définir l'orientation des segments humains. Il s'agit de construire la matrice 3×3 dont les colonnes sont les vecteurs du repère local, exprimés dans le repère d'observation. La figure 5.5 donne ainsi l'exemple de trois vecteurs $(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z})$ qui définissent un repère orthonormé lié à une cuisse. Ces trois vecteurs sont définis dans le repère d'observation (également orthonormé) par 3 composantes chacun :

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= x_1 \cdot \mathbf{X} + x_2 \cdot \mathbf{Y} + x_3 \cdot \mathbf{Z} \\ \mathbf{y} &= y_1 \cdot \mathbf{X} + y_2 \cdot \mathbf{Y} + y_3 \cdot \mathbf{Z} \\ \mathbf{z} &= z_1 \cdot \mathbf{X} + z_2 \cdot \mathbf{Y} + z_3 \cdot \mathbf{Z} \end{aligned} \quad (5.1.1)$$

La matrice de rotation qui définit l'orientation de la cuisse par rapport au repère d'observation est alors :

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 \\ y_1 & y_2 & y_3 \\ z_1 & z_2 & z_3 \end{bmatrix} \quad (5.1.2)$$

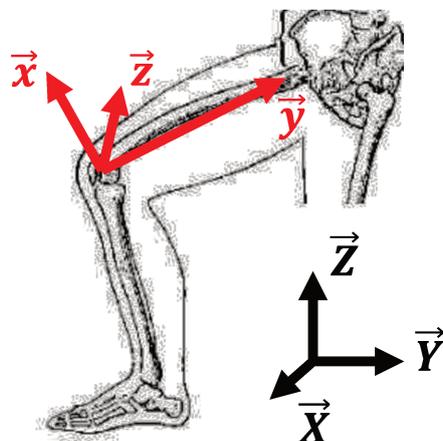


FIGURE 5.5 – Définition du repère attribué à la cuisse

La matrice de rotation est donc une matrice orthogonale, c'est-à-dire quelle vérifie la relation $\mathbf{R} \cdot \mathbf{R}^T = \mathbf{I}$. Cette relation ajoute six contraintes aux neuf termes de la matrice. L'orientation est donc bien définie par trois paramètres indépendants. De plus, la matrice de rotation doit être de déterminant 1, afin de conserver l'orientation des repères. Finalement, les matrices de rotations appartiennent au sous-groupe de l'espace euclidien 3D noté $\text{SO}(3)$.

Le formalisme des matrices de rotation se prête bien au calcul. En effet, un simple produit matriciel permet d'appliquer la rotation à un vecteur, d'effectuer un changement de repère, ou encore de composer plusieurs rotations. Cependant, la lecture d'une matrice de rotation n'est pas triviale. Ainsi, il est courant de transférer un résultat en angles d'Euler, pour faciliter son interprétation. En effet, la matrice de rotation peut être décomposée en trois matrices élémentaires afin de faire apparaître trois angles d'Euler. Si nous prenons l'exemple des angles nautiques :

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\varphi) & -\sin(\varphi) \\ 0 & \sin(\varphi) & \cos(\varphi) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & 0 & \sin(\theta) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\theta) & 0 & \cos(\theta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\psi) & -\sin(\psi) & 0 \\ \sin(\psi) & \cos(\psi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.1.3)$$

Ainsi les angles nautiques peuvent être traduits en matrice, et inversement :

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} c_\theta c_\psi & -c_\theta s_\psi & s_\theta \\ c_\varphi s_\psi + s_\varphi s_\theta c_\psi & c_\varphi c_\psi - s_\varphi s_\theta s_\psi & -s_\varphi c_\theta \\ s_\varphi s_\psi - c_\varphi s_\theta c_\psi & s_\varphi c_\psi + c_\varphi s_\theta s_\psi & c_\varphi c_\theta \end{bmatrix} \quad (5.1.4)$$

5.1.2.3 Les quaternions

Les quaternions, introduits par Hamilton [75], peuvent être exploités pour caractériser une orientation [76]. Ce formalisme est désormais largement exploité dans les domaines de la robotique, de la mécanique des objets spatiaux ou de la navigation. Leur utilisation en biomécanique est assez nouvelle puisqu'elle est souvent liée à l'exploitation des données inertielles.

Les quaternions sont des nombres hypercomplexes composés de quatre termes. Leur écriture est souvent simplifiée sous la forme d'un vecteur regroupant ces quatre termes :

$$\bar{q} = q_1 \cdot \mathbf{i} + q_2 \cdot \mathbf{j} + q_3 \cdot \mathbf{k} + q_4 = \begin{bmatrix} q_1 & q_2 & q_3 & q_4 \end{bmatrix} \quad (5.1.5)$$

Parmi l'ensemble des quaternions, seuls les quaternions unitaires peuvent représenter une orientation. Ce critère est l'équivalent du déterminant égal à 1 pour les matrices de rotation.

$$q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 + q_4^2 = 1 \quad (5.1.6)$$

La rotation caractérisée par un quaternion unitaire se définit par un angle θ autour d'un axe dirigé par un vecteur \mathbf{n} (fig. 5.6). Le dernier terme du quaternion est la partie scalaire, alors que les trois premiers termes forment la partie vectorielle. La correspondance entre le quaternion et les deux paramètres de la rotation sont ainsi définis :

$$\begin{bmatrix} q_1 & q_2 & q_3 \end{bmatrix} = \sin(\theta/2) \cdot \mathbf{n} \quad (5.1.7)$$

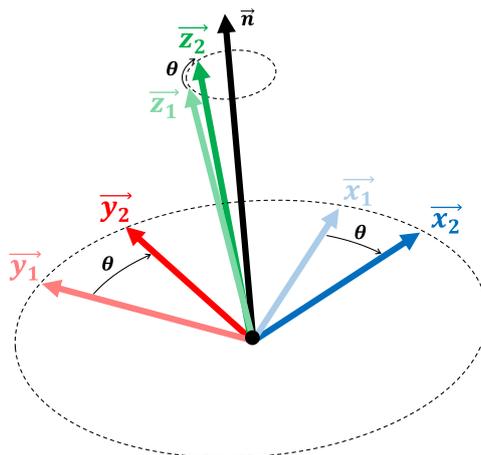


FIGURE 5.6 – Illustration de la rotation définie par un quaternion

Notons déjà qu'il existe un second mode de représentation des quaternions : $\bar{q} = \begin{bmatrix} q_0 & q_1 & q_2 & q_3 \end{bmatrix}$. Dans ce cas, c'est q_0 qui contient la partie scalaire, et $\begin{bmatrix} q_1 & q_2 & q_3 \end{bmatrix}$ qui a le rôle de la partie vectorielle. Ces deux modes de représentations sont traités dans la littérature et aucun ne semble malheureusement faire consensus.

De la même façon que le produit matriciel permet de réaliser un changement de repère, il existe un produit de quaternion qui permet de réaliser la même opération. Soit \mathbf{R} la matrice de passage du repère local vers le repère global, et \bar{q} le quaternion équivalent :

$$\mathbf{x}_{|obs} = \mathbf{R} \cdot \mathbf{x}_{|loc} = \bar{q} \otimes \mathbf{x}_{|loc} \otimes \bar{q}^* \quad (5.1.8)$$

L'analogie avec les matrices de rotation se poursuit dans le cas des combinaisons de rotations :

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_1 \cdot \mathbf{R}_2 \Leftrightarrow \bar{q} = \bar{q}_2 \otimes \bar{q}_1 \quad (5.1.9)$$

Un formulaire assez complet répertoriant les opérations élémentaires réalisables à partir des quaternions est disponible dans le rapport technique de Trawny et Roumeliotis [77] ainsi que dans la revue de littérature de Sabatini [70].

Finalement, les quaternions bénéficient des mêmes avantages que les matrices de rotation : ils se prêtent bien au calcul et ne souffrent pas de problèmes de singularité comme les angles d'Euler. Leur efficacité au sein d'algorithmes est même meilleure, puisqu'ils ne sont composés que de quatre termes contre neuf pour les matrices de rotation. De plus, l'opération qui consiste à normer un quaternion est beaucoup plus facile à réaliser que l'orthonormalisation d'une matrice. Dans le cadre de l'analyse du mouvement, cette opération est fréquente puisqu'il s'agit dans les deux cas de bien obtenir un quaternion de rotation ou une matrice de rotation. Du point de vue du traitement algorithmique, le quaternion est donc l'outil idéal.

Remarquons tout de même que l'unicité dans la définition d'une rotation par une matrice n'est pas une propriété retrouvée dans le cadre des quaternions. En effet, la rotation d'un angle opposé autour d'un vecteur opposé est équivalent à la rotation initiale. Autrement dit, $\bar{q} = -\bar{q}$. Mais cela ne pose finalement pas de véritable problème. Notons enfin que l'interprétation directe d'un quaternion en tant que rotation peut s'avérer plus aisée qu'à partir d'une matrice, puisque les parties scalaires et vectorielles sont clairement identifiables. Il est cependant assez commun, encore une fois, de convertir un résultat en angle d'Euler afin de mieux l'interpréter.

Pour conclure, précisons qu'il existe d'autres formalismes tels que les paramètres d'Euler-Rodrigues dont l'expression est très proche des quaternions. Ces formalismes ne se prêtent cependant pas aussi bien aux calculs que ne le font les quaternions.

A présent que nous avons détaillé les différentes façons d'exprimer l'orientation d'un repère mobile dans une base fixe, nous allons nous intéresser à la construction de ce changement de repère à partir des mesures issues d'un capteur inertiel.

5.2 Les algorithmes déterministes

A partir du formalisme des quaternions (ou parfois des matrices de rotation), les algorithmes *déterministes* estiment directement l'orientation du capteur à partir des données *actuelles*. Les grandeurs mesurées avant l'instant présent n'ont donc aucun impact sur le résultat. Ainsi, la vitesse de rotation mesurée par les gyroscopes étant une mesure dynamique, elle ne peut pas être exploitée par les algorithmes déterministes. Finalement, seules les mesures issues des accéléromètres et des magnétomètres pourront être utilisées.

Il s'agit donc ici de comparer l'accélération mesurée avec l'accélération de pesanteur ainsi que de comparer le champ magnétique mesuré avec le champ magnétique terrestre afin de préciser l'orientation du capteur par rapport à la verticale et au nord magnétique. En fait, tous les algorithmes déterministes ont pour objectif de proposer une solution au problème de Wahba présenté au paragraphe 5.2.2 en se basant sur des concepts de concordances de vecteurs.

5.2.1 Définition des vecteurs de référence

Rappelons que l'accélération de pesanteur est dirigée, par définition, par l'axe vertical. Son expression dans le repère NED est donc la suivante :

$$\mathbf{g} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & g \end{bmatrix} \quad (5.2.1)$$

Le champ magnétique en un point géographique est défini par trois grandeurs : l'intensité (\mathbf{F}), l'angle de déclinaison (\mathbf{D}) et l'angle d'inclinaison (\mathbf{I}). La figure 5.7 représente les trois composantes de ce vecteur dont l'expression dans le repère NED est la suivante :

$$\mathbf{h} = F \cdot \begin{bmatrix} \cos(I) \cdot \cos(D) \\ \cos(I) \cdot \sin(D) \\ \sin(I) \end{bmatrix} \quad (5.2.2)$$

L'analyse des résultats obtenus en France en 2015 à partir du modèle IGRF [11] montre que l'intensité du champ magnétique vaut environ $47 \mu\text{T}$, que l'angle d'inclinaison vaut 60° et que l'angle de déclinaison est inférieur à 1° (fig. 5.8).

Le fait que l'angle de déclinaison soit faible traduit le fait que les directions du nord magnétique et du nord géographique sont très proches. Finalement, le fait de ne pas prendre en compte cet angle reviendrait simplement à construire le repère NED à partir du nord magnétique et non pas à partir du nord géographique, ce qui en réalité ne pose aucun problème. Dans le cadre de l'analyse du mouvement à partir d'une mesure inertielle, il est ainsi tout à fait adapté de considérer un angle de déclinaison strictement nul, ce qui conduit à l'expression simplifiée suivante :

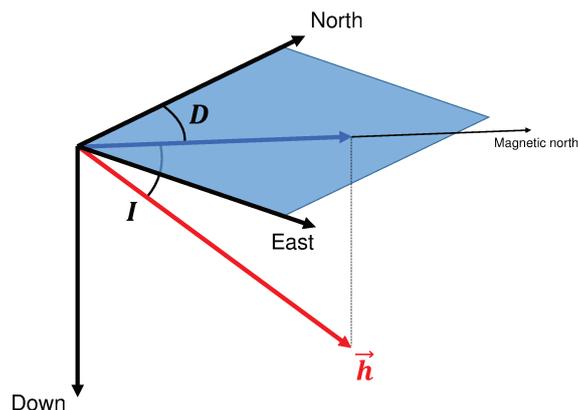


FIGURE 5.7 – Les composantes du champ magnétique terrestre dans le repère NED

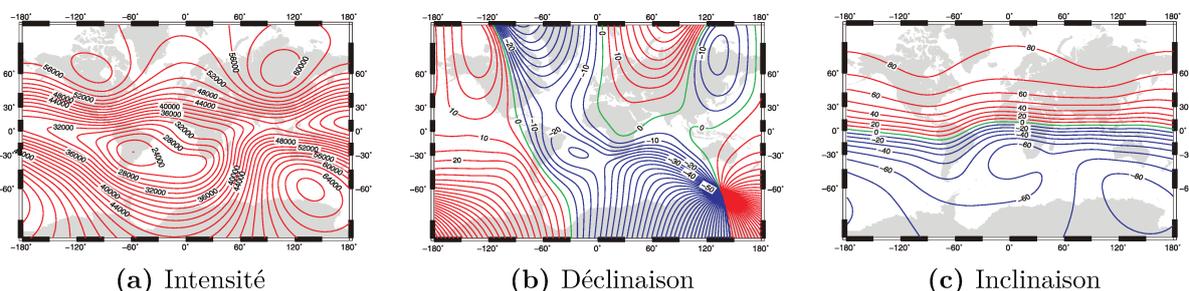


FIGURE 5.8 – Cartes des caractéristiques du champ magnétique terrestre en 2015 (d'après le modèle IGRF [11])

$$\mathbf{h} = 47. \begin{bmatrix} \cos(I) \\ 0 \\ \sin(I) \end{bmatrix} \quad (5.2.3)$$

Le champ magnétique terrestre est donc constitué d'une composante horizontale et d'une composante verticale. Remarquons déjà que les informations apportées par la mesure de la composante verticale seront redondantes avec la mesure de l'accélération de pesanteur (également verticale) par les accéléromètres. La composante horizontale permettra en revanche d'accéder à l'orientation du capteur autour de l'axe vertical qui elle n'est pas contenue dans la mesure de \mathbf{g} .

5.2.2 Problème de Wahba

Dans le cadre de la mesure inertielle, il s'agit d'identifier la matrice \mathbf{R} (ou le quaternion \bar{q}) qui permet de transformer le vecteur accélération de pesanteur \mathbf{g} vers l'accélération mesurée par les accéléromètres \mathbf{a} ainsi que le vecteur champ magnétique terrestre \mathbf{h} vers le champ mesuré par les magnétomètres \mathbf{m} :

$$\mathbf{a} = \mathbf{R} \cdot (-\mathbf{g}) \quad (5.2.4)$$

$$\mathbf{m} = \mathbf{R} \cdot \mathbf{h} \quad (5.2.5)$$

Puisque les vecteurs \mathbf{a} et \mathbf{m} sont issus d'une mesure, l'angle obtenu entre ces deux grandeurs n'a aucune chance d'être strictement égal à l'angle formé par les deux grandeurs de référence \mathbf{g} et \mathbf{h} . Le problème à résoudre est donc un système d'équations surdéterminé pour lequel aucune matrice \mathbf{R} ne pourra aboutir aux deux égalités strictes des équations 5.2.4 et 5.2.5. On se contentera donc d'identifier une matrice \mathbf{R} optimale permettant de répondre *au mieux* à ces deux égalités.

En 1965, le professeur Wahba cherche à estimer l'orientation d'un satellite à partir de données magnétiques et GPS. Elle est alors la première à formaliser ce problème sous la forme d'une fonction à minimiser au sens des moindres carrés [78]. Son objectif est d'identifier la matrice \mathbf{R} qui minimise l'écart entre un jeu de vecteurs unitaires mesurés dans le repère du satellite \mathbf{s}_i , et un jeu de vecteurs du repère d'observation \mathbf{r}_i ayant subi la rotation définie par la matrice \mathbf{R} .

$$L(\mathbf{R}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n a_i \cdot |\mathbf{s}_i - \mathbf{R} \cdot \mathbf{r}_i| \quad (5.2.6)$$

Les coefficients a_i sont des poids qui permettent de jouer sur l'importance à accorder aux différents vecteurs. Comme évoqué précédemment, la matrice recherchée doit satisfaire à la condition de déterminant unitaire, condition nécessaire à la définition d'une matrice rotation.

Cette approche peut très facilement être appliquée à la mesure inertielle, en considérant les vecteurs \mathbf{a} , \mathbf{m} , \mathbf{g} et \mathbf{h} .

5.2.3 4 algorithmes principaux

D'après Sabatini [70], quatre méthodes principales permettent de résoudre le problème de Wahba.

5.2.3.1 Tri-axial Attitude Determination (TRIAD)

La méthode TRIAD, décrite par Lerner [79], est la méthode la plus simple et la plus rapide pour aboutir à une matrice \mathbf{R} qui soit une solution du problème de Wahba. Grâce à sa rapidité d'exécution, cette méthode était très populaire dans le cadre de la navigation spatiale dans les années 70. En effet, cet algorithme était implémenté par la NASA au sein des satellites des missions *Small Astronomy Satellite* (1970-1975) ou *Seasat* (1978) par exemple. Cette méthode TRIAD est par ailleurs toujours très employée dans le domaine de la biomécanique faisant appel à des mesures issues des systèmes optoélectroniques.

Cette méthode consiste tout d'abord à construire deux repères orthonormés à partir des vecteurs de référence et des vecteurs d'observation (fig. 5.9) :

$$(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}) \text{ avec } \quad \mathbf{Z} = \frac{\mathbf{g}}{|\mathbf{g}|} \quad ; \quad \mathbf{Y} = \frac{\mathbf{Z} \wedge \mathbf{h}}{|\mathbf{Z} \wedge \mathbf{h}|} \quad ; \quad \mathbf{X} = \mathbf{Y} \wedge \mathbf{Z} \quad (5.2.7)$$

$$(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}) \text{ avec } \quad \mathbf{z} = \frac{-\mathbf{a}}{|\mathbf{a}|} \quad ; \quad \mathbf{y} = \frac{\mathbf{z} \wedge \mathbf{m}}{|\mathbf{z} \wedge \mathbf{m}|} \quad ; \quad \mathbf{x} = \mathbf{y} \wedge \mathbf{z} \quad (5.2.8)$$

Finalement, le premier repère correspond exactement au repère d'observation NED. Le second repère est quant à lui lié au capteur. L'expression de ces deux repères permet alors de construire la matrice d'orientation du repère de référence par rapport au repère NED, puis la matrice d'orientation du repère d'observation par rapport au repère capteur :

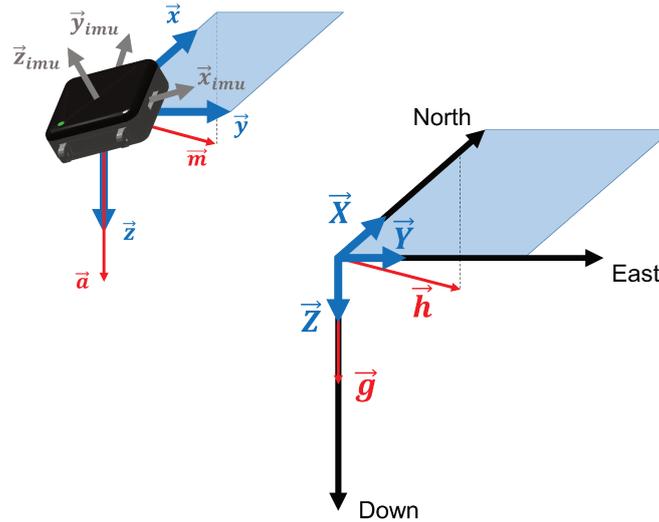


FIGURE 5.9 – Création des repères orthonormés de la méthode TRIAD

$$\mathbf{M}_{ref/ned} = \begin{bmatrix} \mathbf{X} & \mathbf{Y} & \mathbf{Z} \end{bmatrix} \quad (5.2.9)$$

$$\mathbf{M}_{obs/imu} = \begin{bmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{y} & \mathbf{z} \end{bmatrix} \quad (5.2.10)$$

De cette façon, la matrice de rotation qui permet de passer des vecteurs de référence aux vecteurs d'observation peut être calculée directement :

$$\mathbf{R} = \mathbf{M}_{obs} \cdot \mathbf{M}_{ref}^T \quad (5.2.11)$$

Puisque le repère de référence est exactement équivalent au repère NED, la matrice $\mathbf{M}_{ref/ned}$ est la matrice identité, ce qui conduit à l'expression simplifiée :

$$\mathbf{R} = \mathbf{M}_{obs} \quad (5.2.12)$$

D'après Shuster et Oh [80], la méthode TRIAD souffre de deux limites principales. Tout d'abord, la matrice optimale ne peut être obtenue qu'à partir de deux vecteurs d'observation. Mais cette limite générale ne pose finalement aucun problème dans le cadre de la mesure inertielle qui fournit bien deux vecteurs : l'accélération et le champ magnétique.

Il est vrai en revanche que le traitement accordé à chacun de ces deux vecteurs n'est pas équitable. En effet, le premier vecteur permet de définir complètement le premier axe du repère alors que le deuxième vecteur ne sert qu'à définir un plan dont la normale donne le second axe du repère. Cette opération permet de bien obtenir un repère orthogonal même si les deux vecteurs de départ ne le sont pas seulement, une partie des informations contenues dans le second vecteur est perdue. La matrice \mathbf{R} obtenue à partir de cette méthode ne constitue donc pas *stricto sensu* une solution optimale telle que le définit le problème de Wahba. Mais cette limite générale constitue plutôt un atout dans le cadre de la mesure inertielle puisque la mesure issue des magnétomètres est souvent altérée par des perturbations magnétiques. En créant l'axe \mathbf{y} comme le décrit l'équation 5.2.8, seules les composantes horizontales du champ magnétique sont finalement exploitées. De cette façon, les magnétomètres n'ont un effet que sur l'angle de lacet, alors que les accéléromètres estiment les angles de roulis et de tangage.

5.2.3.2 Quaternion ESTimator (QUEST)

Contrairement à la méthode précédente, l'algorithme QUEST aboutit à une solution optimale du problème de Wahba. Cette méthode a donc été quelque peu privilégiée par rapport à la méthode TRIAD. Elle a tout d'abord été implantée par la NASA sur l'observatoire spatial *HEAO* (1977) puis sur le satellite *Magsat* (1979).

L'étape initiale consiste à réécrire la fonction objectif à minimiser du problème de Wahba (eq. 5.2.6) à l'aide du formalisme des quaternions. En effet, la minimisation de la fonction originale est délicate puisque les neuf paramètres de la matrice \mathbf{R} sont liés par six contraintes qui assurent que cette matrice est bien orthonormale. Le passage au formalisme des quaternions réduit le problème à quatre paramètres contraints par une seule condition : le quaternion doit être unitaire. D'après Davenport (cf. Keat [81]), le problème de Wahba peut se traduire par une fonction gain qu'il faut désormais maximiser :

$$g(\mathbf{R}) = \sum_{i=1}^n a_i \cdot \mathbf{s}_i \cdot \mathbf{R} \cdot \mathbf{r}_i \quad (5.2.13)$$

La réécriture de cette fonction à partir du formalisme des quaternions donne :

$$g(\bar{q}) = \bar{q}^T \cdot \mathbf{K} \cdot \bar{q} \quad (5.2.14)$$

où \mathbf{K} est une matrice 4×4 qui contient les vecteurs de référence et d'observation ainsi que les poids a_i . Le détail de cette matrice est présenté par Keat [81] et repris par Shuster et Oh [80].

L'analyse de cette nouvelle fonction montre que le quaternion optimal est le vecteur propre de \mathbf{K} associé à la plus grande des valeurs propres [81]. Il devient donc nécessaire de diagonaliser la matrice \mathbf{K} pour aboutir à la solution optimale. Ce calcul assez lourd rend l'algorithme QUEST environ deux fois plus lent que la méthode TRIAD.

Un autre avantage de la méthode QUEST est qu'elle permet d'obtenir systématiquement l'orientation optimale tout en autorisant la gestion de plus de deux vecteurs d'observation. De plus, les coefficients a_i permettent de jouer sur l'importance à accorder aux différents vecteurs d'observation, en fonction de leur précision *a priori*. Dans le cadre de la mesure inertielle, il est donc possible d'adapter la confiance accordée aux magnétomètres par rapport aux accéléromètres en fonction des situations (perturbations magnétiques par exemple). Cette méthode est également parfaitement adaptée au traitement de la mesure optoélectronique afin d'estimer l'orientation d'un objet à partir de n marqueurs.

5.2.3.3 Gauss-Newton (GN)

Pour accélérer le processus d'identification de la matrice \mathbf{R} , Marins et al. [82] proposent de minimiser la fonction objectif du problème de Wahba à l'aide d'un algorithme de Gauss-Newton. Dans le cadre de la mesure inertielle, la fonction cout (eq. 5.2.6) peut s'écrire sous la forme d'un vecteur d'erreur :

$$\boldsymbol{\varepsilon}(\bar{q}) = \begin{bmatrix} \mathbf{a} - \mathbf{R}(\bar{q}) \cdot \mathbf{g} \\ \rho(\mathbf{m} - \mathbf{R}(\bar{q}) \cdot \mathbf{h}) \end{bmatrix} \quad (5.2.15)$$

où ρ est un coefficient qui permet de gérer l'influence des magnétomètres sur le résultat.

Ainsi, en calculant la matrice jacobienne de cette erreur et en partant d'une première estimation du quaternion, l'algorithme de Gauss-Newton peut être initialisé. Cette approche itérative est finalement plus rapide que la méthode originale QUEST. En effet,

l'écart d'orientation entre deux instants successifs est faible ce qui permet à l'algorithme de converger en seulement une ou deux itérations [70]. Cette méthode facilite donc l'estimation de l'orientation en particulier dans le cadre des applications temps réel.

5.2.3.4 Factored Quaternion Algorithm (FQA)

La méthode FQA introduite par Yun Xiaoping et al. [83] est exclusivement conçue pour l'estimation de l'orientation à partir d'une mesure inertielle. Son originalité réside dans le découplage des données mesurées par les accéléromètres et les magnétomètres grâce à l'utilisation de la séquence des angles nautiques. En effet, l'angle de lacet (*yaw*) est obtenu à partir des magnétomètres alors que les angles de roulis (*roll*) et de tangage (*pitch*) ne sont déduits qu'à partir des accéléromètres. De cette façon, les erreurs fréquentes dues aux perturbations magnétiques n'auront d'effet que sur l'estimation du lacet mais pas sur les deux autres angles. Précisons que le séquençage de l'orientation en lacet, tangage et roulis ne signifie pas que cette méthode fait appel au formalisme des angles d'Euler. Comme son nom l'indique bien, la méthode FQA exploite le formalisme des quaternions.

Dans le cadre de cette méthode, nous considérerons que les grandeurs d'accélération et de champ magnétique mesurées sont normées.

a. Identification du tangage

La première étape consiste à estimer le quaternion caractéristique du tangage θ :

$$\bar{q}_p = \left[0 \quad \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \quad 0 \quad \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \right] \quad (5.2.16)$$

En effet, cet angle peut être directement identifié à partir de l'accélération mesurée selon l'axe \mathbf{x} du capteur :

$$\sin(\theta) = a_x \quad (5.2.17)$$

A partir de cette équation, les relations trigonométriques permettent d'obtenir les expressions de $\sin\left(\frac{\theta}{2}\right)$ et $\cos\left(\frac{\theta}{2}\right)$ nécessaires à l'expression du quaternion de tangage \bar{q}_p .

b. Identification du roulis

La seconde étape consiste à estimer le quaternion caractéristique du roulis φ :

$$\bar{q}_r = \left[\sin\left(\frac{\varphi}{2}\right) \quad 0 \quad 0 \quad \cos\left(\frac{\varphi}{2}\right) \right] \quad (5.2.18)$$

L'angle de roulis peut être obtenu à partir de l'accélération mesurée dans les directions \mathbf{y} et \mathbf{z} , et de l'angle de tangage déjà identifié :

$$\sin(\varphi) = \frac{-a_y}{\cos(\theta)} \quad ; \quad \cos(\varphi) = \frac{-a_z}{\cos(\theta)} \quad (5.2.19)$$

c. Identification du lacet

La troisième étape consiste à estimer le quaternion caractéristique du lacet ψ :

$$\bar{q}_y = \left[0 \quad 0 \quad \sin\left(\frac{\psi}{2}\right) \quad \cos\left(\frac{\psi}{2}\right) \right] \quad (5.2.20)$$

Le lacet étant le premier angle de la séquence, il s'agit d'identifier le champ magnétique qui aurait été mesuré avant l'application des angles de tangage et de roulis :

$$\tilde{\mathbf{m}} = \bar{q}_p^* \otimes \bar{q}_r^* \otimes \mathbf{m} \otimes \bar{q}_r \otimes \bar{q}_p \quad (5.2.21)$$

En ignorant la composante verticale, l'angle de lacet définit la rotation entre ce vecteur et le champ magnétique terrestre \mathbf{h} :

$$\begin{bmatrix} h_x \\ h_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi) & -\sin(\psi) \\ \sin(\psi) & \cos(\psi) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{m}_x \\ \tilde{m}_y \end{bmatrix} \quad (5.2.22)$$

ce qui permet bien d'identifier l'angle de lacet :

$$\begin{bmatrix} \cos(\psi) \\ \sin(\psi) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{m}_x & \tilde{m}_y \\ -\tilde{m}_y & \tilde{m}_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_x \\ h_y \end{bmatrix} \quad (5.2.23)$$

d. Déduction de l'orientation complète

A partir des trois quaternions identifiés et en respectant la séquence des angles nautiques, on obtient l'orientation du capteur en combinant les rotations :

$$\bar{q} = \bar{q}_r \otimes \bar{q}_p \otimes \bar{q}_y \quad (5.2.24)$$

Remarquons que, du fait du séquençage à l'aide des angles nautiques, une singularité apparaît lorsque l'angle de tangage se rapproche de $\pm\pi$ (eq. 5.2.19). Cependant, ce problème se résout très facilement en appliquant une rotation supplémentaire permettant de s'écarter de cette singularité puis en appliquant, à la fin, la rotation inverse pour revenir à l'orientation réelle.

Finalement, l'algorithme FQA donne un résultat exactement équivalent à la méthode TRIAD, mais exprimé à l'aide du formalisme des quaternions. Des résultats expérimentaux ont montré que la précision sur l'orientation obtenue à partir de cette méthode est proche de celle obtenue à partir de l'algorithme optimal QUEST mais en un temps légèrement plus court [83].

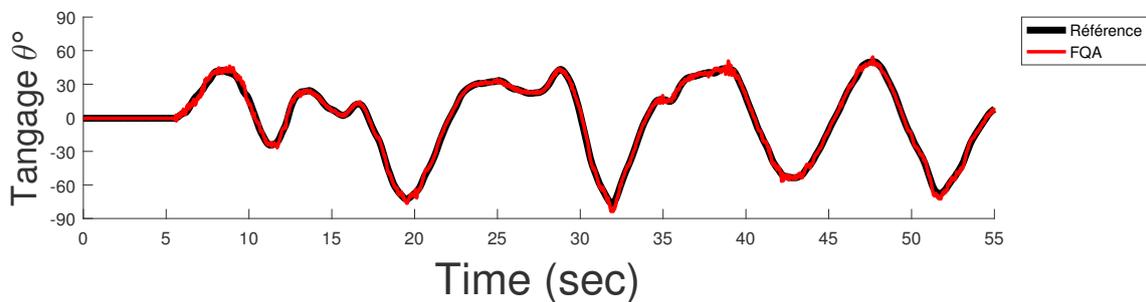
5.2.3.5 Bilan

Finalement, l'algorithme QUEST est la référence générale lorsqu'il s'agit d'identifier une orientation par concordance de vecteurs. En effet, la solution obtenue est optimale au sens du problème de Wahba. Cependant, cette solution optimale est obtenue au prix d'un calcul assez long. Pour faciliter les applications temps réel, l'algorithme de Gauss-Newton est une alternative itérative plus rapide qui conduit à un résultat équivalent. Mais dans le cadre précis de la mesure inertielle, ces méthodes présentent le défaut de prendre en compte la composante verticale du champ magnétique et donc d'identifier les angles de roulis et de tangage à partir à la fois des accéléromètres et des magnétomètres. Pour limiter l'action des magnétomètres à l'estimation du lacet, les algorithmes TRIAD et FQA parviennent à découpler complètement les mesures issues de ces deux capteurs. Même si la méthode TRIAD aboutit à une matrice de rotation alors que l'algorithme FQA conduit à un quaternion, les résultats obtenus sont bien identiques. L'algorithme FQA peut donc être considéré comme la référence parmi les approches déterministes dans le cadre de la mesure inertielle.

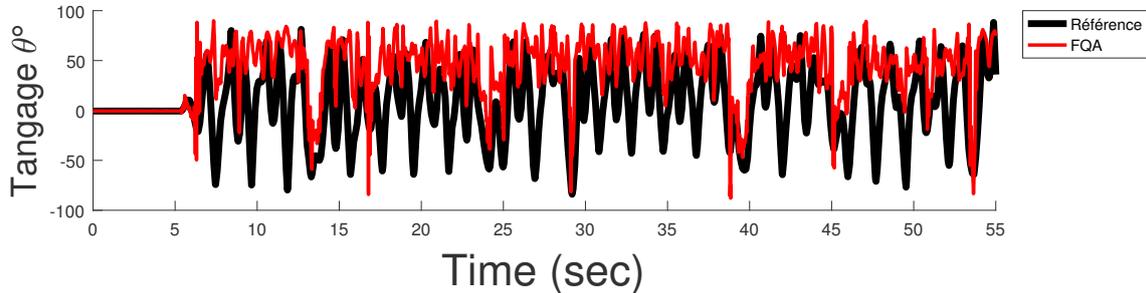
Seulement, ces approches déterministes reposent toutes sur l'hypothèse que seule l'accélération de pesanteur est mesurée par les accéléromètres et que seul le champ magnétique

terrestre est capté par les magnétomètres. Or, l'accélération mesurée est en fait la superposition de l'accélération de pesanteur et de l'accélération subie par le capteur dans un référentiel galiléen. De même, le champ magnétique mesuré est la combinaison du champ magnétique terrestre et des perturbations magnétiques dues à l'environnement local. L'identification de l'orientation par une approche déterministe n'est donc envisageable que dans le cas où les accélérations subies par le capteur sont négligeables devant \mathbf{g} et que les perturbations magnétiques sont faibles. Une telle situation est finalement très rare dans le cadre de l'analyse du mouvement où, puisqu'il y a mouvement, les accélérations ne peuvent être négligées. De plus, dans la mesure où le sujet peut être amené à se déplacer lors de l'acquisition, les perturbations magnétiques peuvent évoluer en fonction de l'environnement traversé.

La figure 5.10 illustre l'angle de tangage obtenu à partir de l'algorithme FQA, lors d'un mouvement très lent (accélérations négligeables) et d'un mouvement plus intense. L'angle estimé est confronté à une mesure de référence.



(a) Mouvement très lent



(b) Mouvement plus intense

FIGURE 5.10 – Angle de tangage obtenu à partir de l'algorithme FQA, comparé avec l'angle de référence

Cette limite réduit considérablement le champ d'application des algorithmes déterministes. Ce sont finalement les gyroscopes qui permettent de surmonter cette difficulté, en apportant une donnée supplémentaire gérée par les algorithmes dits *stochastiques*.

5.3 Les algorithmes stochastiques

Les algorithmes stochastiques estiment une grandeur de façon récursive, en deux étapes. Tout d'abord, un modèle traduisant le comportement temporel de la variable est utilisé pour *prédire* sa valeur à partir de la valeur à l'instant précédent. Ensuite, un modèle de mesure est utilisé pour confronter la *prédiction* à la *mesure*. A l'issue de ce processus, le résultat est donc le fruit d'un compromis entre le comportement modélisé et la mesure

réelle. Cette approche permet d'obtenir une estimation satisfaisante même lorsque la mesure est bruitée, temporairement perturbée ou intermittente.

Dans un algorithme stochastique, le bruit qui perturbe les données d'entrée est pris en compte. La mesure est donc associée à un intervalle de confiance d'autant plus large que le bruit est important. Plus précisément, on caractérise la mesure par sa densité de probabilité que l'on note couramment PDF (probability density function). Ainsi, les grandeurs à estimer sont également associées à une densité de probabilité.

Dans le cadre de la mesure inertielle, la phase de *prédiction* de l'orientation du capteur à partir de son orientation connue à l'instant précédent est réalisée en exploitant les vitesses de rotation mesurées par les gyroscopes. Ensuite, cette orientation prédite est confrontée à l'accélération et au champ magnétique mesurés qui peuvent eux aussi traduire l'orientation du capteur comme évoqué dans la présentation des méthodes déterministes. La prise en compte des gyroscopes dans un tel algorithme ne limite donc plus la mesure à des mouvements lents effectués dans un environnement sans perturbation magnétique.

5.3.1 Prise en compte des gyroscopes

5.3.1.1 Les quaternions appliqués à la cinématique d'un solide rigide

Pour constituer le modèle dynamique qui traduit l'évolution temporelle de l'orientation, il est nécessaire d'appliquer les règles cinématiques classiques au formalisme des quaternions. Considérons tout d'abord le cas simple d'un solide rigide à un degré de liberté en rotation par rapport au repère d'observation. A partir de la définition de la dérivée, et en faisant l'hypothèse que la vitesse de rotation est constante sur l'intervalle de temps T , l'évolution de son orientation est facilement définie à partir d'une relation itérative :

$$\dot{\theta}(t) = \omega(t) = \lim_{T \rightarrow 0} \frac{\theta(t+T) - \theta(t)}{T} \quad (5.3.1)$$

$$\theta(t+T) = \theta(t) + \omega(t) \cdot T \quad (5.3.2)$$

où ω est la vitesse de rotation de l'objet, et θ est l'angle d'orientation.

Dans le cadre d'un objet subissant un mouvement 3D dans le repère d'observation, il est possible de généraliser cette expression à l'aide des quaternions. D'après Trawny et Roumeliotis [77], la dérivée temporelle du quaternion définissant l'orientation de l'objet est définie par l'expression suivante :

$$\dot{\bar{q}} = \frac{1}{2} \cdot \mathbf{\Omega}(\boldsymbol{\omega}) \cdot \bar{q} \quad (5.3.3)$$

$$\text{où } \mathbf{\Omega}(\boldsymbol{\omega}) = \begin{bmatrix} 0 & \omega_z & -\omega_y & \omega_x \\ -\omega_z & 0 & \omega_x & \omega_y \\ \omega_y & -\omega_x & 0 & \omega_z \\ -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z & 0 \end{bmatrix}$$

et $\boldsymbol{\omega} = \begin{bmatrix} \omega_x & \omega_y & \omega_z \end{bmatrix}$ est la vitesse de rotation exprimée dans le repère local.

L'expression itérative de l'orientation en fonction de $\boldsymbol{\omega}$ est obtenue en intégrant cette équation différentielle.

a. Résolution d'ordre 0

Dans un premier temps, si l'on fait l'hypothèse que ω est constant sur une période, la solution de l'équation 5.3.3 est :

$$\bar{q}_{k+1} = \exp\left(\frac{1}{2} \cdot \Omega(\omega) \cdot T\right) \cdot \bar{q}_k \quad (5.3.4)$$

Cependant, le calcul de cette exponentielle matricielle est assez long. En développant cette expression en série de Taylor, on obtient une expression plus efficace en termes de temps de calcul :

$$\bar{q}_{k+1} = \left[\cos\left(\frac{|\omega|T}{2}\right) \cdot \mathbf{I}_4 + \frac{1}{|\omega|} \cdot \sin\left(\frac{|\omega|T}{2}\right) \cdot \Omega(\omega) \right] \cdot \bar{q}_k \quad (5.3.5)$$

Finalement, cette opération peut être mise sous la forme d'un produit de quaternions. Cette écriture montre bien que le passage de \bar{q}_k vers \bar{q}_{k+1} se fait par une rotation d'angle $|\omega| \cdot T$ autour d'un axe dirigé par ω :

$$\bar{q}_{k+1} = \left[\begin{array}{c} \frac{\omega}{|\omega|} \cdot \sin\left(\frac{|\omega|T}{2}\right) \\ \cos\left(\frac{|\omega|T}{2}\right) \end{array} \right] \otimes \bar{q}_k \quad (5.3.6)$$

b. Résolution d'ordre 1

Considérons maintenant une approche plus fine, en faisant l'hypothèse que ω évolue linéairement pendant une période T . Toujours d'après Trawny et Roumeliotis [77], l'expression itérative de l'orientation peut alors s'écrire :

$$\bar{q}_{k+1} = \left[\exp\left(\frac{1}{2} \cdot \Omega(\bar{\omega}) \cdot T\right) + \frac{1}{48} (\Omega(\omega_{k+1}) \cdot \Omega(\omega_k) - \Omega(\omega_k) \cdot \Omega(\omega_{k+1})) T^2 \right] \cdot \bar{q}_k \quad (5.3.7)$$

où $\bar{\omega}$ est la vitesse de rotation moyenne :

$$\bar{\omega} = \frac{\omega_{k+1} - \omega_k}{2} \quad (5.3.8)$$

Cette fois encore, l'exponentielle peut être développée en série de Taylor.

5.3.1.2 Intégration de la mesure gyroscopique

A partir de la relation itérative caractérisée par l'équation 5.3.7, l'orientation du capteur peut être obtenue. Cette approche ne fait appel qu'aux données mesurées par les gyroscopes. Cependant, l'orientation initiale doit être connue afin d'initialiser les itérations. Cette valeur de départ est généralement obtenue à l'aide d'un algorithme déterministe, donc à partir des accéléromètres et des magnétomètres.

La figure 5.11 illustre l'évolution de l'angle de tangage obtenu à partir de l'intégration de la mesure gyroscopique à l'aide d'une résolution d'ordre 1 (eq. 5.3.7). La première courbe compare l'orientation obtenue avec une orientation de référence en début d'acquisition, alors que les deux autres courbes ont été prises après une et six minutes respectivement. Ces courbes mettent clairement en évidence le phénomène de dérive qui apparaît lors de l'intégration d'une mesure gyroscopique. La figure 5.12 trace l'évolution de l'erreur obtenue par cette méthode au cours d'une acquisition de sept minutes.

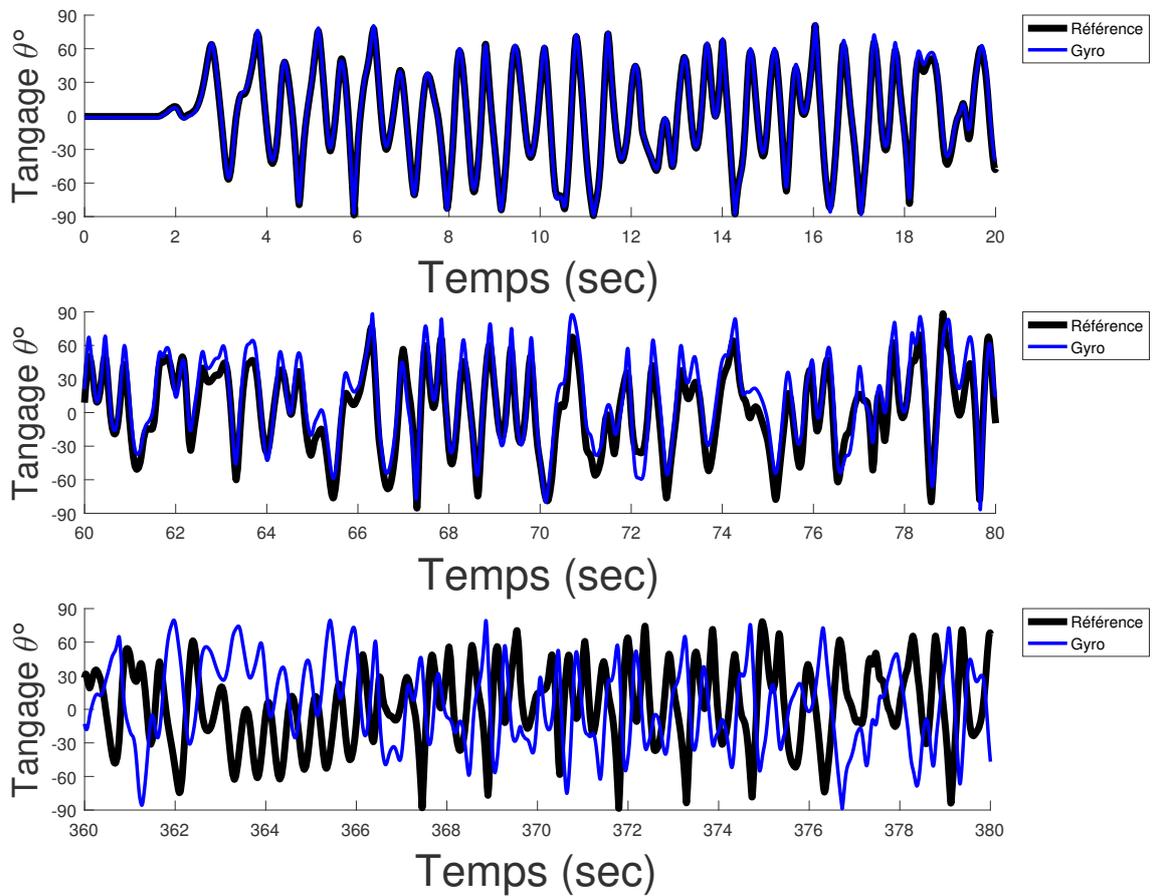


FIGURE 5.11 – Évolution de l'angle de tangage à partir de l'intégration de la mesure gyroscopique, en comparaison avec une orientation de référence

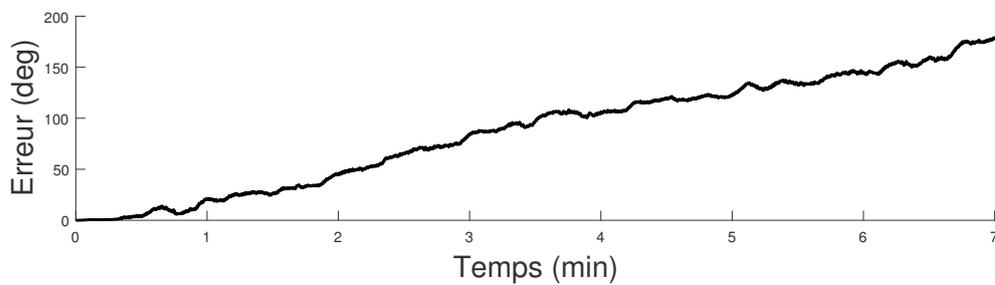


FIGURE 5.12 – Phénomène de dérive lors de l'intégration de la mesure gyroscopique

La figure 5.13 quant à elle illustre l'évolution de l'erreur obtenue à partir des résolutions d'ordre 0 et d'ordre 1. Cette courbe montre que lorsque l'on considère que la vitesse de rotation évolue linéairement pendant une période d'intégration (résolution d'ordre 1), la variabilité de l'erreur est réduite par rapport à la résolution d'ordre 0 qui considère que la vitesse est constante sur cet intervalle.

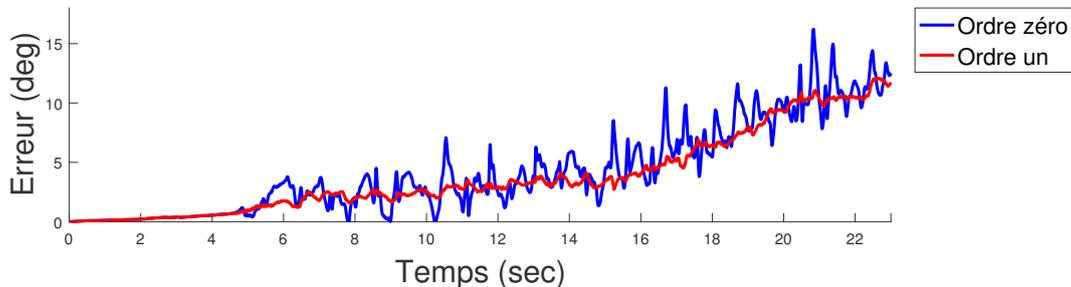


FIGURE 5.13 – Comparaison de l'erreur obtenue à partir de la résolution d'ordre zéro et d'ordre un

Même si une intégration d'ordre 1 diminue l'erreur, ces courbes montrent que l'erreur peut atteindre 10° en 20s puis 150° après 6 min ce qui est considérable. L'intégration gyroscopique seule ne peut donc être exploitée que dans le cadre de mouvements très courts, de l'ordre de quelques secondes.

5.3.2 Le filtre complémentaire

Les algorithmes déterministes parviennent donc à estimer l'orientation lorsque le mouvement est très lent (accélération subie négligeable par rapport à g) et que les perturbations magnétiques sont faibles. Et avec ces algorithmes déterministes, la durée d'acquisition n'est pas un facteur impactant la précision de l'orientation estimée par ces algorithmes. L'intégration de la mesure gyroscopique permet quant à elle d'obtenir l'orientation sans être perturbée ni par les accélérations subies, ni par les perturbations magnétiques. En revanche, cette méthode n'est applicable qu'aux acquisitions très courtes.

Le filtre complémentaire, dont le terme semble avoir été introduit par Anderson et Fritze [84], a vocation à exploiter les atouts des ces deux approches afin d'obtenir un résultat satisfaisant quelques soient les conditions (acquisition longue, accélérations non-négligeables, perturbations magnétiques). Il s'agit de considérer que la mesure gyroscopique est dégradée par des perturbations basses fréquences (phénomène de dérive) tandis que les hautes fréquences sont fiables. A l'inverse, on considère que la mesure issue des accéléromètres et des magnétomètres n'est exploitable que pour les basses fréquences (mouvements lents) alors que les hautes fréquences sont principalement provoquées par les accélérations subies par le capteur et doivent être écartées.

A partir de ce constat, la première étape du filtre complémentaire consiste en l'application d'un filtre passe-haut à l'orientation estimée par les gyroscopes et d'un filtre passe-bas à l'orientation mesurée par les accéléromètres et les magnétomètres [12]. En reconstituant le signal à partir de ces deux données (fig. 5.14), l'orientation est obtenue en tant que compromis de l'ensemble des mesures issues du capteur inertiel.

Les figures 5.15 illustrent l'évolution de l'angle de tangage estimé lors d'un mouvement relativement lent mais entrecoupé de chocs réguliers par l'algorithme déterministe FQA, par intégration directe de la mesure gyroscopique et par un filtre complémentaire. La première courbe montre bien que l'algorithme FQA est largement perturbé par les chocs

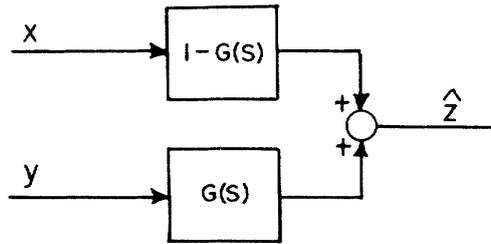
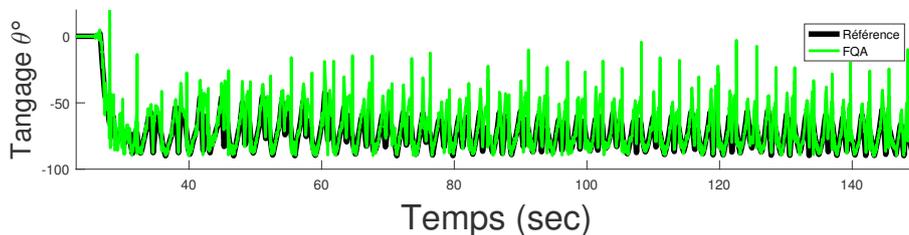
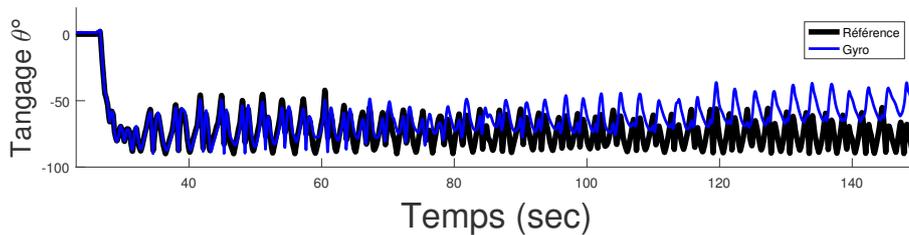


FIGURE 5.14 – La structure du filtre complémentaire (à partir de Higgins [12]). G est un filtre passe-bas alors que $1 - G$ est un filtre passe-haut.

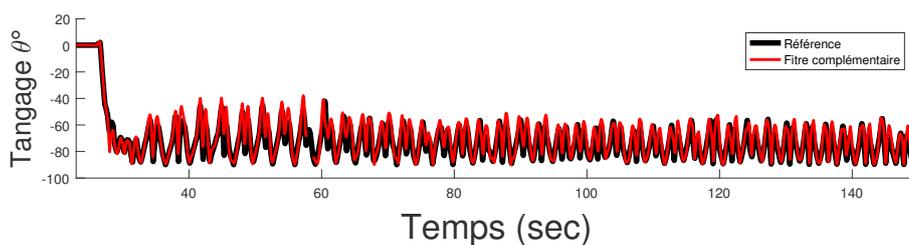
alors que la seconde courbe fait apparaître le phénomène de dérive lié à l'intégration de la mesure gyroscopique. La troisième courbe quant à elle montre bien que le filtre complémentaire parvient à réaliser un compromis entre ces deux méthodes.



(a) Algorithme déterministe FQA



(b) Intégration directe de la mesure gyroscopique

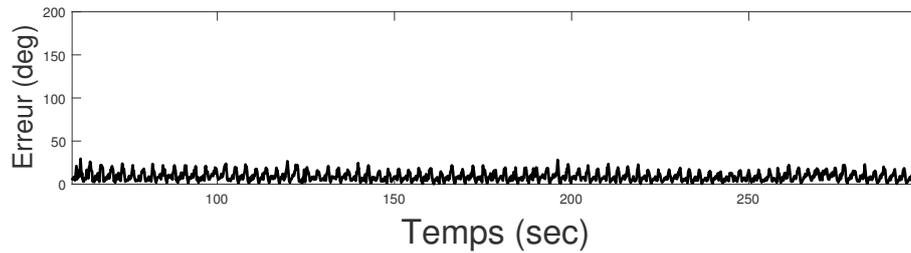


(c) Filtre complémentaire

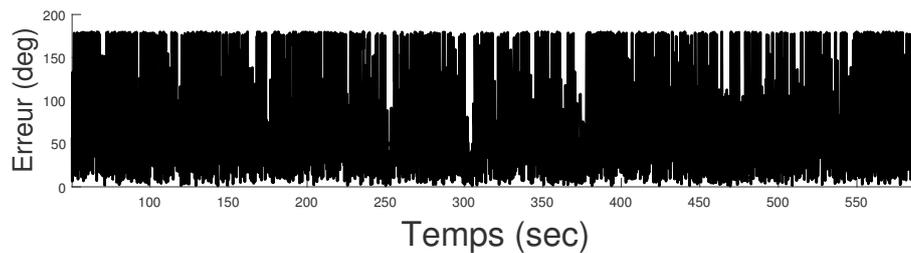
FIGURE 5.15 – Angle de tangage estimé au cours d'un mouvement de plus de deux minutes constitué de chocs réguliers

Cependant, le filtre complémentaire souffre de certaines limites. Tout d'abord, le mouvement doit être constitué de phases pendant lesquelles l'orientation estimée par les accéléromètres est exploitable. En d'autres termes, l'objet peut être soumis à des accélérations franches mais doit également évoluer régulièrement très lentement pour que la mesure issue des accéléromètres recale la dérive des gyroscopes. Les figures 5.16 illustrent l'évolution de l'erreur d'orientation issue du filtre complémentaire dans le cas du mouvement lent entrecoupé de chocs réguliers (de l'ordre de 1 g) et dans le cas d'un mouvement dont

l'accélération imposée est également de l'ordre de 1 g mais cette fois sans répit (aucune phase quasi-statique).



(a) Mouvement lent avec chocs réguliers



(b) Mouvement plus intense

FIGURE 5.16 – Évolution de l'erreur d'orientation issue du filtre complémentaire

La première courbe montre bien que le filtre complémentaire est relativement efficace lors du premier mouvement ($\text{RMS}_e = 10.3 \text{ deg}$). En effet, les gyroscopes garantissent l'estimation de l'orientation lors des phases de chocs alors que les accéléromètres prennent le relais lors des phases intermédiaires. En revanche, l'orientation estimée lors du mouvement sans répit est très mauvaise ($\text{RMS}_e = 85 \text{ deg}$) puisque aucune phase quasi-statique ne permet aux accéléromètres d'agir efficacement.

Ainsi, ce type de filtre est principalement utilisé pour le contrôle d'objets volants [85, 86] pour lesquels les mouvements réalisés ne sont pas très intenses et sont fréquemment entrecoupés de phases stables. On trouve également quelques références quant à l'utilisation du filtre complémentaire dans le cadre de l'analyse de mouvements mais chez les animaux [87].

5.3.3 L'approche Bayésienne

Le filtre complémentaire est l'outil de fusion de données le plus simple à mettre en place. Cependant, le principe simple de répartition fréquentielle entre les différents capteurs ne permet pas toujours d'aboutir à un résultat optimal. En effet, les hautes fréquences mesurées par les accéléromètres sont susceptibles de contenir des informations qui ne sont pas du tout exploitées par cette approche. De la même façon, les mouvements lents sont bien perçus par les gyroscopes même s'il sont difficiles à distinguer de l'instabilité du biais. Pour mieux prendre en compte l'ensemble de ces informations, différents algorithmes se basent sur une approche probabiliste dite *Bayésienne*.

Dans ce cadre, la résolution d'un problème temporel est abordée par une approche dite *d'espace d'état* (state-space), ce qui signifie que l'ensemble des grandeurs à estimer sont placées dans un *vecteur d'état* noté \mathbf{x} . Dans le cas de l'estimation de l'orientation, ce vecteur est constitué de termes qui caractérisent l'orientation (quatre termes à partir du formalisme des quaternions ou neuf termes si l'on privilégie les matrices de rotation). Mais

ce vecteur peut inclure des termes additionnels dont l'estimation est jugée utile, tels que le biais des gyroscopes. De la même façon, un *vecteur de mesure* noté \mathbf{z} est constitué à partir de l'ensemble des grandeurs mesurées.

Tels qu'ont été introduits les algorithmes stochastiques, l'estimation du vecteur d'état est réalisée de façon itérative en deux étapes. La première étape consiste à prédire l'état actuel à partir de l'état précédent supposé connu à l'aide d'un *modèle dynamique*. Un tel modèle traduit donc l'évolution temporelle du vecteur d'état (eq. 5.3.9). La seconde étape consiste à confronter cette prédiction au vecteur de mesure par l'intermédiaire d'un *modèle de mesure*. Ce second modèle met donc en relation le vecteur de mesure avec le vecteur d'état (eq. 5.3.10) :

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}_k(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1}) \quad (5.3.9)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{n}_k) \quad (5.3.10)$$

\mathbf{f} et \mathbf{h} sont des fonctions éventuellement non-linéaires. Le *bruit de process* \mathbf{v} caractérise l'ensemble des erreurs faites lors de la phase de prédiction dues par exemple aux défauts de modélisation. Le *bruit de mesure* \mathbf{n} caractérise l'ensemble des erreurs faites lors de la phase de mise à jour que l'on attribue principalement au bruit issu des capteurs.

L'approche Bayésienne consiste à formuler ces deux modèles sous une forme probabiliste [88]. Les vecteurs d'état et de mesure sont donc caractérisés par leur *densité de probabilité* (PDF). En d'autres termes, il s'agit de calculer récursivement le degré de confiance accordé au vecteur d'état à chaque instant connaissant l'ensemble des mesures réalisées jusqu'à cet instant. Cette densité de probabilité se note $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$.

Étape 1 : prédiction

En utilisant l'équation de Chapman–Kolmogorov, l'étape de prédiction donne la densité de probabilité attribuée au vecteur d'état à l'instant k connaissant l'ensemble des mesures précédentes :

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (5.3.11)$$

La propagation temporelle de la densité de probabilité attribuée au vecteur d'état $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ est réalisée à partir du modèle dynamique (eq. 5.3.9) alors que la PDF précédente $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})$ est supposée connue.

Notons que l'approche Bayésienne est basée sur le fait que \mathbf{x} suit un processus de Markov, c'est-à-dire que $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{1:k-1}) = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$. En d'autres termes, l'instant actuel ne dépend que de l'instant directement précédent.

Étape 2 : mise à jour

Ensuite, le théorème de Bayes permet d'obtenir la PDF attribuée au vecteur d'état en intégrant la mesure actuelle :

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})}{\int p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_k} \quad (5.3.12)$$

La densité de probabilité $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$ est obtenue à partir du modèle de mesure (eq. 5.3.10).

Les équations 5.3.11 et 5.3.12 forment la structure récursive qui permet d'obtenir la solution optimale du vecteur d'état. Seulement, la détermination analytique d'une telle solution n'est généralement pas accessible. Différents algorithmes permettent toutefois d'accéder à une solution en intégrant quelques hypothèses supplémentaires.

Le filtre de Kalman est le plus commun d'entre eux. Introduit par Kalman [89] en 1960, il considère que la densité de probabilité associée au vecteur d'état est gaussienne, c'est-à-dire qu'elle peut être complètement définie par sa moyenne et sa covariance. Pour que le caractère gaussien de la PDF soit conservé au cours du processus itératif, les fonctions \mathbf{f} et \mathbf{h} qui caractérisent le modèle dynamique et le modèle de mesure doivent être linéaires. De plus, \mathbf{v} et \mathbf{n} doivent être des bruits blancs gaussiens, c'est-à-dire qu'ils sont également caractérisés par une covariance et qu'ils sont nuls en moyenne.

Mais dans le cadre de l'estimation de l'orientation, les fonctions \mathbf{f} et \mathbf{h} ne sont généralement pas linéaires, ce qui conduit à utiliser le filtre de Kalman dit *étendu*. Cette extension du filtre de Kalman parvient à résoudre les problèmes non linéaires en linéarisant les fonctions \mathbf{f} et \mathbf{h} au voisinage de chaque instant à l'aide d'une décomposition en séries de Taylor. Le filtre de Kalman étendu souffre de deux principales limites. Tout d'abord, le processus de linéarisation n'est pas efficace lorsque les non-linéarités sont trop importantes. Ensuite, les densités de probabilité doivent être approchées par des distributions gaussiennes. Même si les grandeurs en jeu sont initialement gaussiennement distribuées, ce caractère n'est plus strictement conservé au fur et à mesure qu'elles sont transformées au sein des modèles linéarisés. Lorsque les PDF réelles deviennent trop éloignées d'une distribution gaussienne, les performances du filtre de Kalman étendu sont fortement dégradées [70].

Introduit plus récemment, le filtre de Kalman *unscented* [90] a vocation à gérer les problèmes non-linéaires plus efficacement. Julier et Uhlmann [91] expliquent qu'il est parfois plus facile d'identifier une densité de probabilité que d'identifier une fonction non-linéaire. Dans le cadre du filtre de Kalman *unscented*, les fonctions non-linéaires sont exploitées telles qu'elles sont, sans processus de linéarisation locale. En appliquant les transformations définies par ces fonctions à un jeu de points bien choisis, la moyenne et la covariance de la distribution gaussienne sont alors identifiées *a posteriori*. Cet algorithme est connu pour donner de meilleurs résultats que le filtre de Kalman étendu à partir de modèles fortement non-linéaires [92] ou lorsque les erreurs d'initialisation sont importantes [93].

Enfin, le filtre particulière [94, 88] est l'unique alternative lorsque les densités de probabilité sont significativement non-gaussiennes. En effet, cet algorithme caractérise les PDF en analysant un jeu de points plutôt qu'en estimant sa moyenne et sa covariance comme le font les filtres de Kalman. Cependant, le nombre de points nécessaires à l'identification efficace de la distribution étant conséquent, ce type d'algorithme est beaucoup plus coûteux en temps de calcul. Bien que prometteur, le filtre particulière n'est donc pas encore véritablement exploité dans le cadre de l'estimation de l'orientation [92].

Dans le cadre précis de la mesure du mouvement humain, ces trois algorithmes sont connus pour aboutir à des résultats équivalents [95]. Le fait que le filtre particulière ne soit pas plus efficace que les filtres de Kalman semble montrer que les grandeurs en jeu sont bien caractérisables par des distributions gaussiennes. En effet, comme évoqué au chapitre 1, le bruit présent sur la mesure issue des capteurs classiquement utilisés dans ce domaine est généralement dominé par le bruit thermique dont un modèle adapté est le

bruit blanc gaussien.

Les performances équivalentes du filtre de Kalman unscented par rapport à sa version étendue mettent en évidence une efficacité suffisante du processus de linéarisation locale de ce dernier algorithme dans le cadre de la mesure du mouvement humain. Pour la plupart des applications liées à l'estimation de l'orientation à partir d'une mesure inertielle, la littérature s'accorde donc globalement à privilégier le filtre de Kalman étendu [96]. En effet, cet algorithme a su prouver sa fiabilité dans le cadre de la navigation spatiale, un domaine dans lequel il est devenu une référence [92]. C'est donc assez naturellement qu'il est également privilégié dans le cadre de la mesure du mouvement humain. De ce fait, dans la suite de ce travail, nous nous consacrons à l'étude et à l'implémentation du filtre de Kalman.

De ce fait, le prochain paragraphe revient plus en détails sur les caractéristiques du filtre de Kalman.

« The Kalman filter is perhaps the perfect tool for elegantly combining multisensor fusion, filtering, and motion prediction in a single fast and accurate framework.. »"

(G. Welch)

5.4 Le filtre de Kalman

5.4.1 Présentation

Comme évoqué précédemment, le filtre de Kalman considère dans sa version de base que les fonctions \mathbf{f} et \mathbf{h} sont linéaires. La structure récursive décrite dans le cas général par les équations 5.3.9 et 5.3.10 peut donc s'écrire ainsi :

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_k \cdot \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1} \quad (5.4.1)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \cdot \mathbf{x}_k + \mathbf{n}_k \quad (5.4.2)$$

où \mathbf{F}_k et \mathbf{H}_k sont des matrices connues qui traduisent les fonctions linéaires \mathbf{f} et \mathbf{h} . \mathbf{v}_k et \mathbf{n}_k représentent des bruits blancs gaussiens, ils sont donc nuls en moyenne et caractérisés par des matrices de covariance \mathbf{Q}_k et \mathbf{R}_k . La densité de probabilité associée à l'état \mathbf{x}_k , décrite par une distribution gaussienne, est donc caractérisée par une moyenne $\hat{\mathbf{x}}_k$ et une matrice de covariance \mathbf{P}_k :

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) = \mathcal{N}(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{P}_k) \quad (5.4.3)$$

Étape 1 : prédiction

Supposons que la densité de probabilité à l'instant précédent est connue :

$$p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) = \mathcal{N}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{P}_{k-1}) \quad (5.4.4)$$

A partir de cette PDF (densité de probabilité) précédente et du modèle dynamique (eq. 5.4.1), la moyenne et la covariance de la PDF du vecteur d'état sont prédites :

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k \cdot \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (5.4.5)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k \cdot \mathbf{P}_{k-1} \cdot \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (5.4.6)$$

On accède ainsi à la prédiction de la PDF du vecteur d'état à l'instant k :

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) = \mathcal{N}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{P}_{k|k-1}) \quad (5.4.7)$$

Étape 2 : mise à jour

Le modèle de mesure (eq. 5.4.2) permet de corriger cette prédiction en la confrontant au vecteur \mathbf{z}_k . La première étape consiste à calculer le résidu \mathbf{r}_k (c'est-à-dire l'écart entre la mesure et la prédiction) ainsi que sa covariance associée \mathbf{S}_k :

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \cdot \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (5.4.8)$$

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \cdot \mathbf{P}_{k|k-1} \cdot \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (5.4.9)$$

La moyenne et la covariance de la PDF du vecteur d'état peuvent alors être mises à jour proportionnellement au résidu et ce, par l'intermédiaire du *gain de Kalman* \mathbf{K}_k :

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \cdot \mathbf{r}_k \quad (5.4.10)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \cdot \mathbf{H}_k \cdot \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (5.4.11)$$

Puisque le filtre de Kalman a vocation à aboutir à une solution optimale, le gain de Kalman doit être choisi de façon à minimiser l'erreur quadratique moyenne $E[\|\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k\|^2]$. D'après Kalman [89], l'expression du gain optimal est la suivante :

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \cdot \mathbf{H}_k^T \cdot \mathbf{S}_k^{-1} \quad (5.4.12)$$

A l'issue de ces deux étapes, on obtient une solution optimale (dans le cadre des hypothèses du filtre de Kalman) de la PDF associée au vecteur d'état :

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) = \mathcal{N}(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{P}_k) \quad (5.4.13)$$

La moyenne $\hat{\mathbf{x}}_k$ donne l'estimation des valeurs attribuées aux différents termes du vecteur d'état alors que la matrice de covariance \mathbf{P}_k peut être interprétée comme une estimation de la précision.

5.4.2 Le filtre de Kalman étendu

Lorsque le modèle dynamique et/ou le modèle de mesure est non-linéaire, les fonctions \mathbf{f} et \mathbf{h} peuvent être linéarisées au voisinage de chaque instant k . Le filtre de Kalman étendu reprend la structure originale décrite précédemment en attribuant aux matrices \mathbf{F}_k et \mathbf{H}_k les matrices jacobiniennes des fonctions \mathbf{f} et \mathbf{h} :

$$\hat{\mathbf{F}}_k = \left. \frac{\partial \mathbf{f}_k(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k-1}} \quad (5.4.14)$$

$$\hat{\mathbf{H}}_k = \left. \frac{\partial \mathbf{h}_k(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}} \quad (5.4.15)$$

Cette approximation ne permet plus d'aboutir à une solution optimale, le filtre de Kalman étendu est donc qualifié d'algorithme sous-optimal [88]. Ce processus de linéarisation rend l'algorithme plus sensible à l'estimation initiale et pose parfois des problèmes de convergence et de stabilité [70].

5.4.3 Paramétrisation d'un filtre de Kalman

Les premières applications du filtre de Kalman aux problématiques d'estimation de l'orientation ont eu lieu dans le domaine aérospatial, à l'initiative du programme Apollo en 1961. Étant intégrées à des programmes de défense nationale, ces premières études n'ont pas été publiées. A l'initiative de Farrell [97], les années 1970 ont donné le coup d'envoi d'une multitude de publications traitant de l'application du filtre de Kalman à la navigation spatiale. Sur la base de ces développements, le filtre de Kalman a plus récemment été adapté à l'analyse du mouvement humain, ce qui continue de nourrir la littérature.

Dans le cadre précis de l'estimation de l'orientation, la première étape consiste à choisir un formalisme. Les premières applications de filtre de Kalman à cette problématique employaient le formalisme des angles d'Euler [97]. Cependant, comme discuté au paragraphe

5.1.2, ce formalisme souffre de problèmes de singularité et la construction d'un modèle dynamique adapté à ce formalisme aboutit inévitablement à des relations trigonométriques non-linéaires.

Par la suite, les auteurs ont privilégié le formalisme des matrices de rotation. Cependant, l'application des calculs imposés par le filtre de Kalman, notamment lors de la phase de mise à jour, conduit petit à petit à des matrices non-orthogonales [98]. Même si des méthodes de re-normalisation systématiques ont alors été employées, Giardina et al. [99] ont montré qu'un tel processus était très coûteux en temps de calcul. Ainsi, les matrices de rotation sont désormais très peu utilisées au sein des filtres de Kalman.

Finalement, les atouts apportés par les quaternions ont rapidement fait l'unanimité. Il s'agit en effet d'un formalisme plus léger que la matrice de rotation (quatre termes contre neuf) et qui n'entraîne pas de singularité. De plus, l'écriture d'un modèle dynamique à partir des quaternions aboutit généralement à une équation linéaire (eq. 5.3.7). Enfin, la normalisation d'un quaternion, qui est un processus équivalent à l'orthogonalisation d'une matrice, est une opération simple et rapide. Les quaternions sont donc le formalisme privilégié lors de l'implémentation d'un filtre de Kalman tant dans les domaines aéronautique et spatial que dans le cadre de l'analyse du mouvement humain.

En reprenant le schéma global décrit précédemment et en se limitant au formalisme des quaternions, l'application d'un filtre de Kalman offre de grandes libertés dans le choix de sa structure et de son paramétrage [100, 70]. Les cinq paragraphes suivants répertorient et discutent les principaux choix réalisables lors de l'implémentation d'un filtre de Kalman.

5.4.3.1 Choix de la structure

a. La structure additive

Lorsque le vecteur d'état est constitué d'un quaternion, l'équation 5.4.10 qui traduit l'étape de mise à jour peut s'écrire de la façon suivante :

$$\hat{q}_k = \hat{q}_{k|k-1} + \Delta \bar{q}_k \quad (5.4.16)$$

\hat{q}_k est le quaternion estimé par le filtre de Kalman à l'instant k à partir de $\hat{q}_{k|k-1}$ le quaternion prédit par le modèle dynamique et de $\Delta \bar{q}_k$ la correction (composée du résidu et du gain de Kalman) apportée par l'étape de mise à jour.

Il s'agit là de la structure originale du filtre de Kalman, dite *additive*, puisque la correction du vecteur d'état lors de la phase de mise à jour est faite en ajoutant un terme. Mais lorsque le vecteur d'état est composé d'un quaternion, cette étape n'est pas pleinement satisfaisante. En effet, pour représenter une orientation, les quatre termes du quaternion sont liés par la contrainte de norme unitaire. Mais lorsque le terme correctif est ajouté au quaternion prédit, sa norme évolue. La plupart du temps, ce problème est résolu en re-normant régulièrement le quaternion, ce qui est une opération simple et rapide [70]. Mais cette solution n'est pas idéale dans le sens où l'addition de quaternions n'a pas de sens physique dans le cadre de la représentation d'une orientation.

b. L'approche indirecte

Pour contourner ce problème, le filtre de Kalman *indirect* introduit la notion d'erreur du vecteur d'état. Il s'agit de traduire le quaternion prédit par le modèle dynamique \hat{q} comme la combinaison du quaternion parfait \bar{q} et d'une erreur $\delta \bar{q}$:

$$\bar{q} = \delta\bar{q} \otimes \hat{q} \quad (5.4.17)$$

Lorsque la structure indirecte est employée, c'est le quaternion erreur qui est estimé et non plus le quaternion lui-même comme dans le cadre du filtre de Kalman classique. Le quaternion erreur $\delta\bar{q}$ caractérise finalement une très petite rotation et peut donc être approximé de la façon suivante [77] :

$$\delta\bar{q} = \begin{bmatrix} \mathbf{n} \cdot \sin(\delta\theta/2) \\ \cos(\delta\theta/2) \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \frac{1}{2}\delta\boldsymbol{\theta} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5.4.18)$$

Le quaternion erreur peut donc être complètement défini par le vecteur erreur $\delta\boldsymbol{\theta}$ qui caractérise cette petite rotation. C'est donc ce vecteur erreur $\delta\boldsymbol{\theta}$ qui est estimé par le filtre de Kalman indirect en étant intégré au vecteur dit *vecteur d'état erreur* (Eq. 5.4.19). Notons déjà que cette stratégie permet d'alléger le vecteur d'état à seulement trois termes ce qui est intéressant en terme de rapidité d'exécution de l'algorithme.

$$\tilde{\mathbf{x}} = \delta\boldsymbol{\theta} \quad (5.4.19)$$

c. La structure multiplicative

A partir de l'approche indirecte, c'est donc l'estimation du quaternion erreur $\delta\hat{q}_k$ qui est obtenue par le filtre de Kalman. La correction du quaternion est donc réalisée *a posteriori*, en multipliant le quaternion prédit $\hat{q}_{k|k-1}$ par l'estimation du quaternion erreur $\delta\hat{q}_k$:

$$\hat{q}_k = \delta\hat{q}_k \otimes \hat{q}_{k|k-1} \quad (5.4.20)$$

Finalement, cette opération est le fondement de la structure dite *multiplicative* du filtre de Kalman qui permet de conserver des quaternions unitaires.

5.4.3.2 Choix du vecteur d'état et constitution du modèle dynamique

Le vecteur d'état doit contenir l'ensemble des grandeurs à estimer par le filtre de Kalman. L'évolution temporelle des ces grandeurs doit être décrite par le modèle dynamique.

a. Le quaternion

Dans le cas d'un filtre de Kalman étendu classique, le vecteur d'état est inévitablement constitué du quaternion. Le modèle dynamique doit donc décrire l'évolution temporelle du quaternion en intégrant la mesure gyroscopique à l'aide d'une résolution d'ordre un de préférence (eq. 5.3.7). La mesure gyroscopique est donc exploitée en tant que donnée d'entrée du modèle dynamique mais n'est pas intégrée au vecteur de mesure comme le sont les mesures issues des accéléromètres et des magnétomètres.

b. Le biais des gyroscopes

Cependant, il est couramment rapporté que le biais des gyroscopes est la perturbation principale qui dégrade la mesure inertielle [70]. En effet, le modèle de référence introduit par Farrenkopf [29] et détaillé au chapitre I (eq. 1.1.28) considère que la mesure gyroscopique $\boldsymbol{\omega}_m$ est la superposition de la vitesse de rotation réelle $\boldsymbol{\omega}$, d'un biais évolutif \mathbf{b}_g et d'un bruit blanc gaussien \mathbf{v}_g .

$$\boldsymbol{\omega}_m(t) = \boldsymbol{\omega}(t) + \mathbf{b}_g(t) + \mathbf{v}_g(t) \quad (5.4.21)$$

Or, comme nous l'avons abordé au chapitre I, l'instabilité du biais peut être décrite par un modèle stochastique. Dans le cadre de l'estimation de l'orientation, le biais des gyroscopes est le plus souvent modélisé par une marche aléatoire. De nombreux auteurs proposent d'intégrer un tel comportement au sein du modèle dynamique du filtre de Kalman afin d'estimer à chaque instant la valeur du biais des gyroscopes [77, 100, 14, 101]. C'est ainsi une vitesse de rotation corrigée qui sera utilisée lors de l'intégration numérique.

Dans ce cas, le vecteur d'état doit être complété par les biais des trois gyroscopes. Cette approche, introduite par Friedland [102], aboutit à un nouveau vecteur d'état dit *augmenté* constitué de sept termes :

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \bar{q} \\ \mathbf{b}_g \end{bmatrix} \quad (5.4.22)$$

On rappelle l'équation 5.3.3 qui décrit l'évolution temporelle du quaternion en fonction des vitesses de rotation :

$$\dot{\bar{q}} = \frac{1}{2} \cdot \boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega}) \cdot \bar{q} = \frac{1}{2} \cdot \boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega}_m - \mathbf{b}_g - \mathbf{v}_g) \cdot \bar{q} \quad (5.4.23)$$

On rappelle également la définition de la marche aléatoire abordée au chapitre I (eq. 1.1.6 et 1.1.7) :

$$\dot{\mathbf{b}}_g = \mathbf{v}_{b_g} \quad (5.4.24)$$

où \mathbf{v}_{b_g} est un bruit blanc gaussien : $\mathbf{v}_{b_g} = \mathcal{N}(0, \boldsymbol{\sigma}_{b_g}^2)$

L'équation 5.4.23 montre bien que l'évolution du quaternion est influencée par l'estimation du biais des gyroscopes. Les deux équations 5.4.23 et 5.4.24 qui sont le point de départ de la construction d'un modèle dynamique ne sont donc pas indépendantes. Pour écrire sous forme matricielle le modèle dynamique traduisant l'évolution temporelle du vecteur d'état augmenté, il est nécessaire d'utiliser une approche indirecte du filtre de Kalman. Dans ce cas, le vecteur d'état erreur contient les deux termes suivants :

$$\tilde{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \delta\boldsymbol{\theta} \\ \Delta\mathbf{b} \end{bmatrix} \quad (5.4.25)$$

où $\Delta\mathbf{b}$ est l'erreur de biais :

$$\Delta\mathbf{b} = \mathbf{b}_g - \hat{\mathbf{b}}_g \quad (5.4.26)$$

et \mathbf{b}_g est le biais réel alors que $\hat{\mathbf{b}}_g$ est le biais estimé.

c. Le biais des accéléromètres et/ou des magnétomètres

Comme abordé au chapitre I, les accéléromètres et les magnétomètres sont également susceptibles d'être perturbés par une instabilité de biais. On rappelle que la mesure issue de ces deux capteurs est comparée à l'accélération de pesanteur et au champ magnétique terrestre, ce qui renseigne sur leur orientation. Puisque cette mesure est exploitée

directement, au contraire de la mesure gyroscopique qui subit un processus d'intégration numérique, l'impact de l'instabilité du biais des accéléromètres et des magnétomètres sur l'orientation estimée n'est pas très important.

En revanche, les erreurs provoquées par les accélérations subies et par les perturbations magnétiques sont très souvent d'amplitude supérieure et leur prise en compte est donc déterminante. Pour résoudre les problèmes provoqués par les perturbations magnétiques, plusieurs auteurs abordent la mesure issue des magnétomètres \mathbf{m} comme la superposition du champ magnétique terrestre \mathbf{h} , d'un biais évolutif \mathbf{b}_m dû aux champs perturbateurs et d'un bruit blanc gaussien \mathbf{v}_m .

$$\mathbf{m}(t) = \mathbf{h}(t) + \mathbf{b}_m(t) + \mathbf{v}_m(t) \quad (5.4.27)$$

Dans ce cas, il s'agit d'intégrer le biais \mathbf{b}_m au vecteur d'état et de prédire son comportement à l'aide d'un modèle stochastique. Ces perturbations magnétiques sont généralement décrites par une marche aléatoire [70] ou plus finement par un processus de Gauss-Markov [14].

Plutôt que d'essayer de leur attribuer un modèle de comportement temporel, les accélérations subies sont plus souvent corrigées par des méthodes dites *d'adaptation* qui seront abordées au paragraphe 5.4.3.5. On trouve cependant quelques propositions d'estimation du biais des accéléromètres (regroupant à la fois l'instabilité du biais et les accélérations subies) en l'intégrant au vecteur d'état [40, 103].

d. Autres grandeurs

D'une façon générale, le filtre de Kalman est susceptible d'estimer n'importe quelle grandeur à condition qu'elle soit intégrée au vecteur d'état et qu'un modèle dynamique traduise son comportement temporel. Dans le cadre des outils de réalité virtuelle par exemple, il est souvent nécessaire d'estimer la vitesse de rotation plutôt que l'orientation. Le vecteur d'état est alors augmenté en ajoutant ce terme et un modèle traduisant l'évolution de la vitesse de rotation est implémenté [104].

Pour terminer Luinge et Veltink [103] ont l'idée originale de distinguer l'estimation des accélérations subies et de l'accélération de pesanteur à partir de la mesure issue des accéléromètres en réalisant des hypothèses sur la nature de ces deux grandeurs (fréquence des accélérations limitée par l'inertie des segments, les accélérations sont nulles en moyenne). Ils proposent donc d'inclure ces grandeurs au vecteur d'état.

5.4.3.3 Choix du vecteur et du modèle de mesure

On rappelle que le modèle de mesure doit établir le lien entre le vecteur de mesure \mathbf{z} et le vecteur d'état \mathbf{x} :

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{n}_k) \quad (5.4.28)$$

On rappelle également que dans le cadre du filtre de Kalman, ce modèle doit être linéaire ou pouvoir être linéarisé localement afin d'être mis sous la forme matricielle suivante :

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \cdot \mathbf{x}_k + \mathbf{n}_k \quad (5.4.29)$$

a. Première approche

Au contraire des gyroscopes, les accéléromètres et les magnétomètres alimentent le modèle de mesure. Mais pour confronter le vecteur d'état prédit à la mesure lors de la phase de mise à jour, deux approches s'opposent. La plus populaire consiste à associer directement les mesures issues de ces deux capteurs au vecteur de mesure :

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} \mathbf{a} \\ \mathbf{m} \end{bmatrix} \quad (5.4.30)$$

A partir du formalisme des matrices de rotation, ces grandeurs peuvent être facilement mises en relation avec l'orientation :

$$\mathbf{a} = \mathbf{R}.(-\mathbf{g}) + \mathbf{n}_a \quad (5.4.31)$$

$$\mathbf{m} = \mathbf{R}.\mathbf{h} + \mathbf{n}_m \quad (5.4.32)$$

où \mathbf{n}_a et \mathbf{n}_m sont les bruits de mesure issus des accéléromètres et des magnétomètres modélisés par un bruit blanc gaussien.

En revenant au formalisme des quaternions, on obtient des équations équivalentes :

$$\begin{bmatrix} \mathbf{a} \\ 0 \end{bmatrix} = \bar{q} \otimes \begin{bmatrix} -\mathbf{g} \\ 0 \end{bmatrix} \otimes \bar{q}^* + \mathbf{n}_a \quad (5.4.33)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{m} \\ 0 \end{bmatrix} = \bar{q} \otimes \begin{bmatrix} \mathbf{h} \\ 0 \end{bmatrix} \otimes \bar{q}^* + \mathbf{n}_m \quad (5.4.34)$$

Ces deux équations définissent la fonction \mathbf{h} du modèle de mesure qui met en relation le vecteur de mesure et le vecteur d'état. Mais ainsi définie, cette fonction est non-linéaire. Pour pouvoir écrire le modèle sous la forme matricielle donnée par l'équation 5.4.29, cette fonction doit être linéarisée. On se trouve donc bien dans le cas d'un filtre de Kalman étendu.

b. Deuxième approche

Une seconde approche consiste à traiter les données mesurées par les accéléromètres et les magnétomètres en amont afin d'en déduire un quaternion. Cette étape fait appel à un algorithme déterministe présenté au paragraphe 5.2. Le vecteur de mesure est alors constitué de ce quaternion \bar{q}_d obtenu en résolvant le problème de Wahba à chaque instant :

$$\mathbf{z} = \bar{q}_d \quad (5.4.35)$$

De cette façon, le modèle de mesure s'écrit simplement :

$$\bar{q}_d = \bar{q} + \mathbf{n}_q \quad (5.4.36)$$

où \mathbf{n}_q est l'erreur faite sur le quaternion \bar{q}_d , notamment à cause du bruit de mesure issu des accéléromètres et de magnétomètres.

Par cette approche, le modèle de mesure est linéaire et la matrice \mathbf{H} n'est autre qu'une matrice identité. Cette astuce permet donc d'éviter d'avoir à faire appel au filtre de Kalman étendu en traitant des modèles exclusivement linéaires. Cependant, ce regroupement de données limite la réalisation de certaines opérations supplémentaires au sein du filtre de Kalman telles que l'adaptation (cf. paragraphe 5.4.3.5).

5.4.3.4 Choix des matrices de covariances Q et R

La constitution des matrices de covariance Q et R qui caractérisent la dispersion gaussienne du bruit de process et du bruit de mesure respectivement est une question délicate.

a. Le bruit de process

On rappelle que le bruit de process \mathbf{v} caractérise les erreurs faites au sein du modèle dynamique :

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_k \cdot \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1} \quad (5.4.37)$$

D'après les hypothèses du filtre de Kalman, ce bruit est gaussien et nul en moyenne. Sa dispersion est caractérisée par la matrice de covariance Q .

Les erreurs en question sont de deux types : les erreurs de mesure issues des gyroscopes et les erreurs dues au processus d'intégration numérique. Pour ce qui est des erreurs de mesure, le modèle de mesure gyroscopique retenu (eq. 5.4.21) ne tient compte que d'un bruit blanc gaussien de l'instabilité du biais modélisée par une marche aléatoire. Le bruit blanc \mathbf{v}_g , qui traduit principalement l'effet du bruit thermique (cf. chapitre I), est donc directement présent dans le bruit de process. En revanche, l'instabilité du biais étant intégrée au modèle dynamique du filtre de Kalman, c'est le bruit blanc sous-jacent \mathbf{v}_{b_g} qui apparait dans le bruit de process (eq. 5.4.24).

Ces deux bruits blancs sont généralement associés à un modèle isotropique, c'est-à-dire qu'ils sont supposés agir de façon équivalente sur les trois capteurs d'une même triade. Les matrices de covariance associées à ces bruits sont donc proportionnelles à des matrices identités :

$$E [\mathbf{v}_g(t + \tau) \mathbf{v}_g^T(t)] = \sigma_g^2 \cdot \mathbf{I}_3 \quad (5.4.38)$$

$$E [\mathbf{v}_{b_g}(t + \tau) \mathbf{v}_{b_g}^T(t)] = \sigma_{b_g}^2 \cdot \mathbf{I}_3 \quad (5.4.39)$$

où σ_g et σ_{b_g} correspondent aux écarts-types de ces deux bruits.

A ce stade, il reste à définir comment ces bruits se propagent sur l'estimation du quaternion au sein du modèle dynamique, et aussi comment le processus d'intégration numérique impacte le résultat.

Par exemple, dans le cadre de la structure additive du filtre de Kalman, Sabatini [40] donne directement l'expression de l'erreur faite sur le quaternion ${}^q\mathbf{v}_k$ à partir du bruit blanc issu des gyroscopes ${}^g\mathbf{v}_k$ et de la période d'intégration T :

$${}^q\mathbf{v}_k = -\frac{T}{2} \cdot \Xi(\bar{q}_k) \cdot {}^g\mathbf{v}_k \quad (5.4.40)$$

où la matrice $\Xi(\bar{q})$, permet de traduire l'effet du bruit des gyroscopes sur le quaternion :

$$\Xi(\bar{q}) = \begin{bmatrix} q_4 & -q_3 & q_2 \\ q_3 & q_4 & -q_1 \\ -q_2 & q_1 & q_4 \\ -q_1 & -q_2 & -q_3 \end{bmatrix} \quad (5.4.41)$$

Dans le cadre de la structure multiplicative du filtre de Kalman, l'expression de la matrice \mathbf{Q} en fonction des deux bruits blancs caractérisés par σ_g et σ_{b_g} et de la période d'échantillonnage est donnée par Trawny et Roumeliotis [77].

Cependant, ces expressions théoriques sont basées sur les approximations du modèle de mesure gyroscopique décrit par l'équation 5.4.21. La matrice \mathbf{Q} telle qu'elle vient d'être définie omet donc certaines perturbations supplémentaires (non-linéarité, g-sensitivity, hystérésis), ce qui peut aboutir à un comportement médiocre voire instable du filtre de Kalman [100].

b. Le bruit de mesure

On rappelle que le bruit de mesure \mathbf{n} caractérise les erreurs faites au sein du modèle de mesure :

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \cdot \mathbf{x}_k + \mathbf{n}_k \quad (5.4.42)$$

D'après les hypothèses du filtre de Kalman, ce bruit est gaussien et nul en moyenne. Sa dispersion est caractérisée par la matrice de covariance \mathbf{R} .

Les erreurs à prendre en compte à ce stade sont de deux types : les erreurs de mesure issues des accéléromètres et des magnétomètres ainsi que la mesure de sollicitations indésirables telle que les accélérations subies ou les perturbations magnétiques. Comme évoqué au chapitre I, les modèles attribués aux accéléromètres et aux magnétomètres ne sont généralement constitués que d'un bruit blanc gaussien. En effet, l'influence de l'instabilité du biais issue de ces capteurs sur l'estimation de l'orientation est négligeable par rapport au cas des gyroscopes qui subissent une intégration numérique. Les bruits blancs associés à ces mesures d'accélération et de champ magnétique sont également représentés par un modèle isotropique :

$$E [\mathbf{n}_a(t + \tau) \mathbf{n}_a^T(t)] = \sigma_a^2 \cdot \mathbf{I}_3 \quad (5.4.43)$$

$$E [\mathbf{n}_m(t + \tau) \mathbf{n}_m^T(t)] = \sigma_m^2 \cdot \mathbf{I}_3 \quad (5.4.44)$$

où σ_a et σ_m sont les écarts-types de ces deux bruits.

La matrice de covariance \mathbf{R} peut alors être facilement construite à partir de ces deux écarts-types [70] :

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sigma_a^2 \cdot \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_3 \\ \mathbf{0}_3 & \sigma_m^2 \cdot \mathbf{I}_3 \end{bmatrix} \quad (5.4.45)$$

Mais ainsi définie, la matrice de covariance ne traduit que les erreurs de mesure liées aux perturbations stochastiques. Or comme nous l'avons déjà évoqué plusieurs fois, l'estimation de l'orientation repose sur l'hypothèse que les accéléromètres ne mesurent que l'accélération de pesanteur et que les magnétomètres ne mesurent que le champ magnétique terrestre. Dans les cas très fréquents où ces hypothèses ne sont pas respectées, la non prise en compte de ces perturbations au sein du modèle de mesure peut aboutir à un comportement inadéquat du filtre de Kalman.

5.4.3.5 Comportement adaptatif

Le paragraphe précédent a soulevé une question fondamentale : comment gérer au mieux les perturbations extérieures telles que les accélérations subies ou les perturbations magnétiques qui s'appliquent sur la mesure occasionnellement ? En fait, le filtre de Kalman réalise un compromis entre la prédiction issue du modèle dynamique et la mesure par l'intermédiaire du gain de Kalman. Comme il a été défini par l'équation 5.4.12, le gain optimal peut finalement être vu comme le rapport entre la covariance de l'erreur de mesure prédite et la covariance du résidu :

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \cdot \mathbf{H}_k^T \cdot (\mathbf{H}_k \cdot \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (5.4.46)$$

C'est ainsi que le filtre de Kalman gère les poids à accorder au modèle et à la mesure afin d'aboutir à une estimation optimale. L'augmentation du gain rend l'estimation plus fidèle à la mesure, alors que sa réduction entraîne un comportement plus proche du modèle dynamique. Mais l'expression du gain optimal ne tient pas compte des perturbations extérieures telles que les accélérations subies ou les perturbations magnétiques. Les filtres de Kalman dits *adaptatifs* sont une alternative ayant vocation à tenir compte de ces perturbations intermittentes.

Une première approche simple consiste à comparer l'accélération mesurée avec \mathbf{g} . Lorsque l'écart entre ces deux grandeurs est jugé trop important, la mesure issue des accéléromètres est écartée en attribuant une valeur très importante à l'écart-type associé au bruit issu de ces capteurs [70] :

$$\sigma_a^2 = \begin{cases} \sigma_a^2 & \text{si } |\mathbf{a} - \mathbf{R} \cdot \mathbf{g}| < \varepsilon_a \\ \infty & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.4.47)$$

où ε_a est un seuil à déterminer.

Une approche similaire peut être menée pour gérer les perturbations magnétiques en comparant le champ magnétique mesuré au champ magnétique terrestre. Bien qu'assez simple à mettre en place, cette méthode présente l'inconvénient d'agir assez brutalement en fonction que le seuil soit dépassé ou non. De plus, ce critère de sélection ne fait aucune distinction parmi les trois axes d'une triade. Dans le cas où un choc est produit le long d'un axe, cette méthode écarte entièrement la mesure alors que les accélérations mesurées par les deux autres axes pourraient être exploitées.

Une seconde approche consiste à faire tourner en parallèle différents filtres de Kalman constitués de matrices de covariance différentes [105]. A chaque fois, la PDF associée à la prédiction est calculée. Le vecteur d'état est finalement défini comme la moyenne des estimations issues des différents filtres, pondérée par les PDF associées. Cette approche présente l'intérêt d'être très simple à implémenter mais multiplie le temps de calcul par le nombre de filtres exploités simultanément.

Une dernière approche, plus fine, consiste à analyser le résidu afin de détecter les incohérences provoquées par les perturbations [106, 107]. On rappelle que le résidu \mathbf{r} est calculé à chaque itération comme étant l'écart entre la mesure réelle et la prédiction issue du modèle dynamique (eq. 5.4.8). On rappelle également que la covariance du résidu est définie de la façon suivante :

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \cdot \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (5.4.48)$$

Le principe de base consiste à estimer cette matrice de covariance à partir d'un certain nombre n d'observations passées :

$$\mathbf{S}_k = E \left[\mathbf{r}_k(t + \tau) \mathbf{r}_k^T(t) \right] \approx \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=0}^{n-1} \mathbf{r}_{k-i} \cdot \mathbf{r}_{k-i}^T \quad (5.4.49)$$

Il s'agit ensuite de déduire la matrice \mathbf{R} qui permet d'aboutir à un tel résultat. Dans le cadre de l'estimation de l'orientation, Suh [108] propose une application très prometteuse de cette dernière méthode à un filtre de Kalman multiplicatif étendu.

5.4.3.6 Bilan

Que ce soit par l'intermédiaire du choix de sa structure, des vecteurs d'état et de mesure ainsi que lors de la constitution des modèles, le filtre de Kalman est extrêmement personnalisable. Au delà de ces choix de base, la gestion des erreurs récurrentes (bruits issus des capteurs, erreurs d'intégration) ou occasionnelles (chocs, perturbations magnétiques) est un problème complexe. Ce constat permet bien de comprendre pourquoi la littérature est envahie de propositions de filtres de Kalman adaptés à diverses situations.

La structure additive du filtre de Kalman étant le format original, elle est employée par de nombreux auteurs [40, 109, 110]. Puisque cette approche pose problème du point de vue de la conservation d'une norme de quaternion unitaire, certaines études proposent de contraindre les quatre termes du quaternion au sein d'une structure additive. Une telle approche aboutit effectivement au même résultat que celui obtenu à partir d'une structure multiplicative, mais au prix d'opérations plus lourdes [80]. Un consensus semble donc établi pour affirmer que la structure multiplicative est la solution idéale dans le cadre de l'estimation de l'orientation à partir du formalisme des quaternions [111]. En effet, cette approche est désormais largement employée [77, 112, 108].

De plus, cette approche permet d'intégrer efficacement le biais des gyroscopes à l'estimation afin de réaliser l'intégration numérique à partir d'une vitesse de rotation corrigée. Même s'il est possible d'intégrer des grandeurs supplémentaires au vecteur d'état (biais des accéléromètres et/ou des magnétomètres, vitesse de rotation, ...) il est important de garder à l'esprit que cette technique alourdit le vecteur d'état ainsi que le modèle dynamique. L'exécution d'un tel algorithme sera donc beaucoup plus lente. De plus, la constitution d'un vecteur d'état trop important par rapport au nombre de grandeurs mesurées est connue pour poser des problèmes d'observabilité [113].

En ce qui concerne la constitution du vecteur de mesure, la méthode alternative consistant à calculer un quaternion à partir des mesures en amont du filtre de Kalman présente un avantage clair : les opérations non-linéaires étant réalisées *a priori*, le filtre de Kalman original peut être appliqué. Le calcul systématique des matrices jacobiennes n'étant plus nécessaire, un tel algorithme s'exécute plus rapidement. Cette approche présente donc un intérêt réel, notamment dans le cadre des applications temps réel [100, 82, 114].

Cependant, cette méthode entraîne deux difficultés. Tout d'abord, l'expression de la matrice de covariance du bruit de mesure \mathbf{R} n'est pas triviale puisque les bruits de mesure doivent être « convertis » pour caractériser leur effet sur le quaternion obtenu par une approche déterministe. Ce problème a été abordé par Shuster et Oh [80] qui proposent

l'expression de cette matrice de covariance dans le cadre de l'utilisation des algorithmes TRIAD ou QUEST. Cependant, l'algorithme FQA qui présente l'avantage de découpler les données magnétiques des mesures d'accélération n'est, à notre connaissance, pas traité. Ensuite, la combinaison *a priori* des mesures issues des accéléromètres et des magnétomètres complique la réalisation d'opérations supplémentaires au sein du filtre de Kalman, comme le processus d'adaptation.

De ce fait, la méthode originale qui consiste à associer les mesures directement dans le vecteur de mesure est largement privilégiée [40, 108, 112]. Cependant, l'application de cette méthode telle qu'elle a été présentée jusqu'à maintenant sous entend que la mesure magnétique apporte une correction tant en terme de lacet qu'en terme de roulis et de tangage à cause de la composante verticale du champ magnétique terrestre. Ce problème est résolu dans le cadre des algorithmes déterministes grâce à la méthode FQA qui parvient à n'exploiter les magnétomètres que pour estimer l'angle de lacet. Suh [108] propose l'application d'une méthode équivalente au sein d'un filtre de Kalman en réalisant le processus de mise à jour en deux étapes. La première étape fait intervenir la mesure issue des accéléromètres pour corriger l'orientation par rapport à l'axe vertical alors que la seconde fait intervenir la mesure magnétique pour corriger l'angle de lacet.

Précisons tout de même ici qu'une proposition apportée par Choukroun et al. [115] mène à une écriture linéaire du modèle de mesure en exploitant directement les mesures et non pas un quaternion précalculé. Cette approche semble permettre l'exploitation d'un filtre de Kalman classique et devrait donc être explorée plus en détails.

La constitution des matrices de covariance \mathbf{Q} et \mathbf{R} est généralement réalisée à partir de l'estimation des bruits issus de la mesure [13]. L'importance de l'analyse stochastique abordée au chapitre I est ainsi mise en évidence. Mais les hypothèses du filtre de Kalman ne nous permettent de prendre en compte que le bruit blanc gaussien et l'instabilité de biais. Or, comme nous l'avons abordé au paragraphe 1.1, cette mesure est susceptible d'être dégradée par des perturbations stochastiques supplémentaires tels que le bruit de quantification ou la rampe de vitesse. Mais l'hypothèse la plus forte concernant la gestion des perturbations stochastiques est peut être l'attribution d'un modèle de marche aléatoire à l'instabilité du biais. Même si la marche aléatoire est un modèle fiable pour décrire l'instabilité du biais des capteurs de qualité dite tactique, ce constat est beaucoup moins clair lorsqu'il s'agit de capteurs de qualité inférieure. Dans ce cas, les perturbations à basses fréquences peuvent parfois être représentées par une combinaison de modèles [6], ce qui devient beaucoup trop lourd à intégrer au filtre de Kalman. En fait, la marche aléatoire est souvent une approximation franche mais ce modèle présente l'intérêt d'être très simple à traduire mathématiquement. C'est cet argument qui fait de la marche aléatoire le modèle privilégié, en tout cas dans les problématiques liées à l'estimation de l'orientation.

D'autre part, comme abordé au chapitre I, le modèle de calibrage attribué aux gyroscopes permet de déduire la vitesse de rotation à partir des potentiels mesurés par les capteurs par l'intermédiaire d'offsets et de facteurs d'échelle. Le modèle retenu intègre les erreurs d'orthogonalité au sein de la triade ainsi que le défaut d'alignement entre le capteur et son boîtier. Or, comme nous l'avons évoqué au paragraphe 1.2.1.6, ce modèle exclu des erreurs qui sont pourtant connues mais qui alourdirait considérablement le processus de calibrage. Parmi ces erreurs, citons le défaut de linéarité du capteur ainsi que sa sensibilité aux accélérations linéaires (*g*-sensitivity) et aux vibrations (*g*²-sensitivity). Au delà de ces approximations, la gestion de la température au sein du modèle de mesure est également susceptible de poser problème. En effet, il arrive qu'un phénomène d'hys-

térésis soit présent, ce qui se traduit par un comportement différent en fonction que la température augmente ou diminue.

L'ensemble des erreurs que nous venons de répertorier peuvent souvent être difficilement représenté par une distribution gaussienne. De plus, elles sont parfois liées à des paramètres extérieurs tels que l'accélération ou la température. La constitution de la matrice de covariance du bruit de process \mathbf{Q} à partir d'un bruit blanc gaussien et d'une marche aléatoire constitue donc une approximation qui peut s'avérer importante en fonction de la qualité du capteur et de l'utilisation qui en est faite.

Ainsi, la littérature rapporte parfois que cette approximation mène à un comportement médiocre du filtre de Kalman. Foxlin [100] précise notamment que la constitution classique des matrices de covariance a mené, dans son cas, à de gros problèmes de convergence. Il recommande alors de surestimer les valeurs théoriques afin d'aboutir à un comportement stable. Tout ceci sous-entend que la constitution de ces matrices de covariance représente toujours une difficulté puisqu'aucune solution satisfaisante n'a été proposée.

Précisons ici que les algorithmes appelés observateurs d'état sont de plus en plus proposés comme alternative au filtre de Kalman dans le cadre des problèmes linéaires et non-linéaires [116, 117, 118]. Cette approche est finalement réputée plus simple que le filtre de Kalman tant en terme de structure que de paramétrage. Mais à notre connaissance, l'efficacité de ces algorithmes n'a pour l'instant été mise en évidence que pour des mouvements d'intensité relativement faible par rapport à ceux qui peuvent être réalisés dans le cadre d'un geste sportif et sur des durées d'acquisition assez courtes. Toutefois, même si nous privilégions dans ce document l'exploitation du filtre de Kalman, il nous semble important de mentionner l'existence de ces algorithmes qui commencent à être appliqués à la mesure du mouvement humain et dont les performances obtenues semblent être effectivement intéressantes [119].

Chapitre VI

Implémentation d'un filtre de Kalman appliqué à l'estimation de l'orientation à partir d'une mesure inertielle

6.1	Introduction	145
6.2	Détails des choix réalisés	145
6.3	Détails de l'algorithme	147
6.3.1	Initialisation	147
6.3.2	Prédiction	147
6.3.3	Mise à jour	150
6.4	Discussion	153

6.1 Introduction

A partir de l'inventaire des aspects personnalisables du filtre de Kalman présenté au chapitre précédent, nous proposons ici de préciser les choix réalisés lors de l'implémentation d'un filtre de Kalman appliqué à l'estimation de l'orientation à partir d'une mesure inertielle. Même si l'application de cette estimation à l'analyse du mouvement humain ne conditionne pas fondamentalement les choix réalisés à ce stade, nous gardons à l'esprit cette finalité.

Dans un second temps, nous donnons le détail des opérations réalisées au sein d'un tel filtre de Kalman. L'algorithme proposé ici est en partie inspiré de la solution décrite par Trawny et Roumeliotis [77].

6.2 Détails des choix réalisés

Formalisme de représentation de l'orientation

Puisqu'il s'agit du formalisme qui se prête le mieux au filtre de Kalman comme en témoigne le fait qu'il est désormais largement privilégié, nous caractérisons l'orientation à partir des quaternions.

Approche classique ou indirecte

Pour alléger le vecteur d'état, le filtre de Kalman proposé ici est construit par une approche indirecte. En effet, cette approche considère le *vecteur d'état erreur* lors de la phase de mise à jour. De cette façon, les termes consacrés à l'orientation au sein de ce vecteur caractérisent une petite rotation. Cette rotation peut donc être définie à partir de trois termes seulement au lieu de quatre.

Gestion de la phase de mise à jour

A partir d'une approche indirecte, nous choisissons d'exploiter une structure multiplicative lors de la phase de mise à jour. De cette façon, le terme correctif est appliqué aux quaternions par l'intermédiaire d'une multiplication, ce qui permet de respecter la norme unitaire des quaternions représentatifs d'une orientation. Aucune opération de re-normalisation n'est ainsi nécessaire.

De plus, nous réaliserons cette mise à jour en deux étapes à partir de la méthode présentée par Suh [108]. Cette méthode permet de découpler l'effet des accélérations et des champs magnétiques mesurés afin que les magnétomètres ne corrigent que la composante de lacet de l'orientation.

Vecteur d'état

Au delà du quaternion, nous considérons un vecteur d'état augmenté intégrant également le biais des gyroscopes. De cette façon, ce biais est également estimé à chaque instant si bien que l'intégration numérique est réalisée à partir d'une vitesse de rotation corrigée.

Puisqu'il s'agit d'un bon compromis entre la finesse du modèle et la simplicité de sa formulation, nous traduisons l'évolution du biais des gyroscopes à l'aide d'un modèle de marche aléatoire. Il s'agit en effet de la solution privilégiée dans le cadre de l'estimation de l'orientation.

Nous n'intégrons pas d'éléments supplémentaires au vecteur d'état pour éviter tout problème d'observabilité et pour que le temps d'exécution de l'algorithme soit raisonnable.

Vecteur de mesure

Nous constituons le vecteur de mesure à partir de l'accélération et du champ magnétique mesurés par les capteurs. En effet, même si ce choix conduit à un modèle de mesure non-linéaire et donc à l'exploitation d'un filtre de Kalman étendu, il rend possible la réalisation d'opérations supplémentaires telles que la mise à jour en deux étapes ou encore le comportement adaptatif des matrices de covariance.

Adaptation

Puisque le processus d'adaptation est complexe et qu'il nécessite une paramétrisation rigoureuse, nous ne l'intégrerons que plus tard.

La figure 6.1 représente la structure générale d'un tel filtre de Kalman.

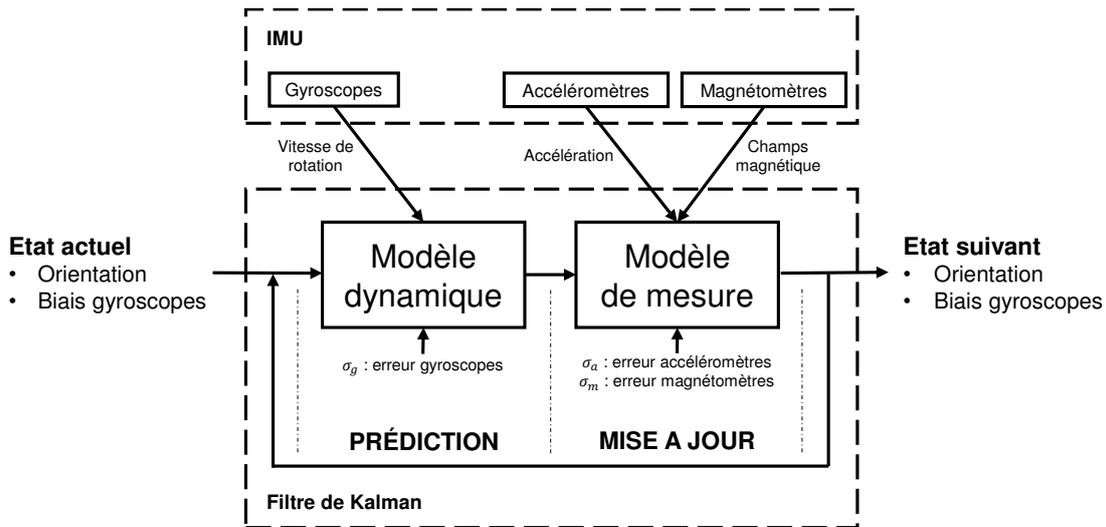


FIGURE 6.1 – Structure générale du filtre de Kalman

6.3 Détails de l'algorithme

6.3.1 Initialisation

Le filtre de Kalman étant un algorithme itératif, il est nécessaire de l'initialiser. Traditionnellement, le quaternion initial est estimé à l'aide d'un algorithme déterministe. Ici, nous proposons d'utiliser l'algorithme FQA qui présente l'avantage de découpler les données magnétiques des données issues des accéléromètres. Cette approche convient généralement très bien puisque les acquisitions débutent souvent à l'arrêt, ce qui correspond à une situation exploitable par ce genre d'algorithme.

De plus, l'observation de la mesure gyroscopique dans les premières secondes permet d'estimer le biais initial des gyroscopes, à condition qu'il s'agisse bien d'une situation statique. Par sécurité, en cas de doute sur l'immobilité des capteurs dans les premières secondes, le biais des gyroscopes est initialisé à zéro.

6.3.2 Prédiction

On rappelle que la phase de prédiction donne une première estimation de l'état actuel et que cette estimation s'effectue à l'aide de la connaissance de l'état précédent et d'un modèle dynamique défini par l'équation suivante :

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_k \cdot \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1} \quad (6.3.1)$$

Propagation du vecteur d'état

Le vecteur d'état est constitué du quaternion et du biais des gyroscopes :

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{q}} \\ \mathbf{b} \end{bmatrix} \quad (6.3.2)$$

Dans un premier temps, le modèle de marche aléatoire permet de prédire la valeur du biais des gyroscopes actuel à partir de sa valeur à l'instant précédent :

$$\hat{\mathbf{b}}_{k|k-1} = \hat{\mathbf{b}}_{k-1} \quad (6.3.3)$$

Ainsi, on accède à une première estimation de la vitesse de rotation à partir de la mesure gyroscopique et de ce biais :

$$\hat{\boldsymbol{\omega}}_{k|k-1} = \boldsymbol{\omega}_k^m - \hat{\mathbf{b}}_{k|k-1} \quad (6.3.4)$$

Cette vitesse de rotation est alors utilisée pour prédire le quaternion actuel à partir du quaternion connu à l'instant précédent. On utilise ici la résolution d'ordre 1 dont le bon comportement a été illustré au chapitre 5 :

$$\begin{aligned} \hat{q}_{k|k-1} = & \left[\exp\left(\frac{1}{2} \cdot \boldsymbol{\Omega}(\bar{\boldsymbol{\omega}}) \cdot T\right) + \frac{1}{48} \left(\boldsymbol{\Omega}(\hat{\boldsymbol{\omega}}_{k|k-1}) \cdot \boldsymbol{\Omega}(\hat{\boldsymbol{\omega}}_{k-1}) \right. \right. \\ & \left. \left. - \boldsymbol{\Omega}(\hat{\boldsymbol{\omega}}_{k-1}) \cdot \boldsymbol{\Omega}(\hat{\boldsymbol{\omega}}_{k|k-1}) \right) T^2 \right] \cdot \hat{q}_{k-1} \end{aligned} \quad (6.3.5)$$

où $\bar{\boldsymbol{\omega}}$ est la vitesse de rotation moyenne :

$$\bar{\boldsymbol{\omega}} = \frac{\hat{\boldsymbol{\omega}}_{k|k-1} - \hat{\boldsymbol{\omega}}_{k-1}}{2} \quad (6.3.6)$$

Modèle dynamique

Puisque l'on considère une approche indirecte, la mise à jour est réalisée à partir du vecteur d'état erreur constitué de l'erreur d'orientation $\delta\boldsymbol{\theta}$ et de l'erreur de biais $\Delta\mathbf{b}$:

$$\tilde{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \delta\boldsymbol{\theta} \\ \Delta\mathbf{b} \end{bmatrix} \quad (6.3.7)$$

La construction de la matrice qui traduit le modèle dynamique doit donc être réalisée à partir de ce vecteur d'état erreur. Le détail de cette résolution est donné par Lefferts et al. [112] et plus récemment par Trawny et Roumeliotis [77]. Cette résolution aboutit au modèle suivant :

$$\dot{\tilde{\mathbf{x}}} = \mathbf{F}_c \tilde{\mathbf{x}} + \mathbf{G}_c \cdot \mathbf{v} \quad (6.3.8)$$

où \mathbf{v} est le bruit de process et \mathbf{F}_c et \mathbf{G}_c sont des matrices définies de la façon suivante :

$$\mathbf{F}_c = \begin{bmatrix} -[\hat{\boldsymbol{\omega}} \times] & -\mathbf{I}_3 \\ \mathbf{0}_3 & \mathbf{0}_3 \end{bmatrix} \quad \mathbf{G}_c = \begin{bmatrix} -\mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_3 \\ \mathbf{0}_3 & \mathbf{I}_3 \end{bmatrix} \quad \mathbf{v} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_g \\ \mathbf{v}_{b_g} \end{bmatrix} \quad (6.3.9)$$

et où $[\mathbf{u} \times]$ est la matrice de produit vectoriel d'un vecteur \mathbf{u} .

Les équations temporelles présentées précédemment sont continues. Dans le cas réel, les mesures issues d'un capteur inertielle sont obtenues à intervalles discrets. La matrice \mathbf{F}_c qui traduit de façon continue le comportement dynamique du vecteur d'état doit donc être discrétisée en une matrice Φ . D'après Trawny et Roumeliotis [77], en considérant que \mathbf{F}_c est constante sur une période d'échantillonnage T , on obtient :

$$\Phi = \exp(\mathbf{F}_c.T) \quad (6.3.10)$$

Comme nous l'avons déjà évoqué au paragraphe a., le calcul de cette exponentielle matricielle est très coûteux en temps de calcul. Puisque cette opération est réalisée à chaque itération du filtre de Kalman, il est primordial de la décomposer en séries de Taylor afin d'accélérer le temps de calcul. On obtient ainsi une matrice habituelle mise sous la forme suivante :

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Theta & \Psi \\ \mathbf{0}_3 & \mathbf{I}_3 \end{bmatrix} \quad (6.3.11)$$

avec Θ et Ψ ainsi définis :

$$\Theta = \cos(|\hat{\omega}|T) \cdot \mathbf{I}_3 - \sin(|\hat{\omega}|T) \cdot \begin{bmatrix} \hat{\omega} \\ |\hat{\omega}| \end{bmatrix} \times + (1 - \cos(|\hat{\omega}|T)) \cdot \frac{\hat{\omega} \hat{\omega}^T}{|\hat{\omega}| |\hat{\omega}|} \quad (6.3.12)$$

$$\Psi = -\mathbf{I}_3.T + \frac{1}{|\hat{\omega}|^2} (1 - \cos(|\hat{\omega}|T)) \cdot [\hat{\omega} \times] - \frac{1}{|\hat{\omega}|^3} (|\hat{\omega}|T - \sin(|\hat{\omega}|T)) \cdot [\hat{\omega} \times]^2 \quad (6.3.13)$$

Covariance du bruit de process

Dans le cadre d'une structure multiplicative du filtre de Kalman avec estimation du biais des gyroscopes et dans le cadre d'un système continu, la matrice de covariance du bruit de process est directement définie à partir des écarts-types caractéristiques des bruits de mesure issus de la mesure gyroscopique :

$$\mathbf{Q}_c = \begin{bmatrix} \sigma_g^2 \cdot \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_3 \\ \mathbf{0}_3 & \sigma_{b_g}^2 \cdot \mathbf{I}_3 \end{bmatrix} \quad (6.3.14)$$

Encore une fois, Trawny et Roumeliotis [77] donnent l'expression de cette matrice de covariance appliquée au cas discret :

$$\mathbf{Q}_d = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_{11} & \mathbf{Q}_{12} \\ \mathbf{Q}_{12}^T & \mathbf{Q}_{22} \end{bmatrix} \quad (6.3.15)$$

avec :

$$\mathbf{Q}_{11} = \sigma_g^2.T \cdot \mathbf{I}_3 + \sigma_{b_g}^2 \cdot \left(\mathbf{I}_3 \cdot \frac{T^3}{3} + \frac{(|\hat{\omega}|T)^3}{3} + \frac{2 \sin(|\hat{\omega}|T) - 2|\hat{\omega}|T}{|\hat{\omega}|^5} \cdot [\hat{\omega} \times]^2 \right) \quad (6.3.16)$$

$$\mathbf{Q}_{12} = -\sigma_{b_g}^2 \left(\mathbf{I}_3 \cdot \frac{T^2}{2} - \frac{|\hat{\omega}|T - \sin(|\hat{\omega}|T)}{|\hat{\omega}|^3} \cdot [\hat{\omega} \times] + \frac{(|\hat{\omega}|T)^2 + \cos(|\hat{\omega}|T) - 1}{|\hat{\omega}|^4} \cdot [\hat{\omega} \times]^2 \right) \quad (6.3.17)$$

$$\mathbf{Q}_{22} = \sigma_{b_g}^2.T \cdot \mathbf{I}_3 \quad (6.3.18)$$

Propagation de la matrice de covariance du vecteur d'état

A partir des matrices définies précédemment, la matrice de covariance actuelle du vecteur d'état est prédite à partir de la matrice connue à l'instant précédent :

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \Phi_k \cdot \mathbf{P}_{k-1} \cdot \Phi_k^T + \mathbf{Q}_{dk-1} \quad (6.3.19)$$

6.3.3 Mise à jour

On rappelle que la phase de mise à jour consiste en la confrontation de l'état prédit précédemment avec la mesure, par l'intermédiaire du modèle de mesure :

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \cdot \mathbf{x}_k + \mathbf{n}_k \quad (6.3.20)$$

Trawny et Roumeliotis [77] donnent le détail de cette mise à jour réalisée à partir d'un capteur solaire. Ce type de capteur, généralement embarqué à bord des véhicules spatiaux, renseigne sur l'orientation relative du soleil ce qui est finalement un mécanisme assez proche des accéléromètres et des magnétomètres qui mesurent l'orientation relative de l'accélération de pesanteur et du champ magnétique terrestre. Ainsi, ces résultats peuvent être facilement transposés au cas où le vecteur de mesure est construit à partir de l'accélération et du champ magnétique.

Mais en constituant le vecteur de mesure à partir de ces deux grandeurs, les effets de l'accélération et du champ magnétique sont appliqués simultanément lors de la phase de mise à jour. Or, comme cela a été évoqué au chapitre 5, il est généralement avantageux de faire en sorte que la mesure magnétique n'affecte que la composante de lacet de l'orientation estimée. En effet, cette mesure est susceptible de subir des perturbations fréquentes et importantes en fonction de l'environnement d'expérimentation. Notons que dans le cadre particulier de l'analyse du mouvement humain, cet environnement peut être amené à évoluer au cours d'une acquisition ce qui peut soumettre la mesure à des perturbations alternatives.

Dans le cadre des approches déterministes, l'algorithme FQA détaillé au chapitre 5 permet de découpler les mesures issues des accéléromètres et des magnétomètres. En ce qui concerne le filtre de Kalman, Suh [108] propose de réaliser la mise à jour en deux étapes. La première étape ne fait appel qu'à la mesure issue des accéléromètres pour recalibrer les angles de roulis et de tangage. La seconde étape applique quant à elle une correction contrainte à partir de la mesure magnétique pour que seul l'angle de lacet soit affecté.

6.3.3.1 Étape 1 : correction des composantes de roulis-tangage

Nous considérons ici un modèle de mesure réduit, ne faisant intervenir que l'accélération. Pour alléger l'écriture, nous omettons l'indice k qui précise habituellement l'instant lorsqu'il n'est pas indispensable :

$$\mathbf{z}_a = \mathbf{H}_a \cdot \mathbf{x} + \mathbf{n}_a \quad (6.3.21)$$

Le vecteur d'état n'est alors composé que de l'accélération mesurée par les accéléromètres :

$$\mathbf{z}_a = \mathbf{a} \quad (6.3.22)$$

Construction des matrices

En considérant un modèle isotrope, l'amplitude du bruit issu des accéléromètres \mathbf{n}_a est caractérisée par la matrice de covariance suivante :

$$\mathbf{R}_a = \sigma_a^2 \cdot \mathbf{I}_3 \quad (6.3.23)$$

En adaptant les travaux de Trawny et Roumeliotis [77] à notre mesure basée sur l'accélération, on obtient la matrice caractéristique du modèle de mesure suivante :

$$\mathbf{H}_a = \begin{bmatrix} [\hat{\mathbf{z}}_a \times] & \mathbf{0}_3 \end{bmatrix} \quad (6.3.24)$$

où $\hat{\mathbf{z}}_a$ est l'accélération théorique calculée à partir de l'orientation prédite précédemment :

$$\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{z}}_a \\ 0 \end{bmatrix} = \bar{q}_{k|k-1} \otimes \begin{bmatrix} -\mathbf{g} \\ 0 \end{bmatrix} \otimes \bar{q}_{k|k-1}^* \quad (6.3.25)$$

Ce vecteur permet également de calculer le résidu ainsi que sa matrice de covariance associée :

$$\mathbf{r}_a = \mathbf{z}_a - \hat{\mathbf{z}}_a \quad (6.3.26)$$

$$\mathbf{S}_a = \mathbf{H}_a \cdot \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_a^T + \mathbf{R}_a \quad (6.3.27)$$

Un premier gain de Kalman, qui va répartir au mieux l'importance à accorder au modèle dynamique et à l'accélération mesurée, est ensuite calculé :

$$\mathbf{K}_a = \mathbf{P}_{k|k-1} \cdot \mathbf{H}_a^T \cdot \mathbf{S}_a^{-1} \quad (6.3.28)$$

Application de la correction

A partir du gain de Kalman et du résidu, on calcule le vecteur correction :

$$\Delta \hat{\mathbf{x}}_a = \begin{bmatrix} \delta \hat{\boldsymbol{\theta}}_a \\ \Delta \hat{\mathbf{b}}_a \end{bmatrix} = \mathbf{K}_a \cdot \mathbf{r}_a \quad (6.3.29)$$

La première partie de ce vecteur correction concerne la mise à jour du quaternion. Puisque l'on se trouve au sein d'une structure indirecte, ce vecteur n'est composé que de trois termes. En se rappelant de l'équation 5.4.18, on redéfinit alors le quaternion correctif :

$$\delta \hat{q}_a = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \delta \hat{\boldsymbol{\theta}}_a \\ \sqrt{1 - \left| \frac{1}{2} \delta \hat{\boldsymbol{\theta}}_a \right|^2} \end{bmatrix} \quad (6.3.30)$$

A partir de ce terme, le quaternion peut enfin être mis-à-jour :

$$\hat{q}_{a,k} = \delta \hat{q}_a \otimes \hat{q}_{k|k-1} \quad (6.3.31)$$

La seconde partie du vecteur correction concerne la mise à jour du biais des gyroscopes. L'application de cette correction est beaucoup plus directe :

$$\hat{\mathbf{b}}_{a,k} = \hat{\mathbf{b}}_{k|k-1} + \Delta \hat{\mathbf{b}}_a \quad (6.3.32)$$

Cette estimation finale du biais des gyroscopes est alors utilisée pour améliorer l'estimation de la vitesse de rotation déjà réalisée lors de la phase de prédiction :

$$\hat{\boldsymbol{\omega}}_{a,k} = \boldsymbol{\omega}_k^m - \hat{\mathbf{b}}_{a,k} \quad (6.3.33)$$

Pour terminer, la matrice de covariance du vecteur d'état est également mise à jour :

$$\mathbf{P}_{a,k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_a \cdot \mathbf{H}_a \cdot \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (6.3.34)$$

6.3.3.2 Étape 2 : correction de la composante de lacet

Nous considérons maintenant un deuxième modèle de mesure réduit, ne faisant intervenir que le champ magnétique :

$$\mathbf{z}_m = \mathbf{H}_m \cdot \mathbf{x} + \mathbf{n}_m \quad (6.3.35)$$

Le vecteur d'état n'est alors composé que du champ magnétique mesuré par les magnétomètres :

$$\mathbf{z}_m = \mathbf{m} \quad (6.3.36)$$

Construction des matrices

En considérant encore un modèle isotrope, l'amplitude du bruit issu des magnétomètres \mathbf{n}_m est caractérisée par la matrice de covariance suivante :

$$\mathbf{R}_m = \sigma_m^2 \cdot \mathbf{I}_3 \quad (6.3.37)$$

La matrice caractéristique du modèle de mesure réduit est donc ainsi définie :

$$\mathbf{H}_m = \left[\begin{array}{c|c} [\hat{\mathbf{z}}_m \times] & \mathbf{0}_3 \end{array} \right] \quad (6.3.38)$$

où $\hat{\mathbf{z}}_m$ est le champ magnétique théorique calculé à partir de l'orientation prédite précédemment :

$$\left[\begin{array}{c} \hat{\mathbf{z}}_m \\ 0 \end{array} \right] = \bar{q}_{k|k-1} \otimes \left[\begin{array}{c} \mathbf{h} \\ 0 \end{array} \right] \otimes \bar{q}_{k|k-1}^* \quad (6.3.39)$$

On calcule ensuite le résidu partiel :

$$\mathbf{r}_m = \mathbf{z}_m - \hat{\mathbf{z}}_m \quad (6.3.40)$$

Dans un premier temps, Suh [108] conseille de faire en sorte que cette mise à jour ne s'applique qu'au quaternion et non pas au biais des gyroscopes en simplifiant la matrice de covariance de l'état :

$$\mathbf{P}_{m,k} = \left[\begin{array}{cc} \mathbf{P}_{a,k} (1:3, 1:3) & \mathbf{0}_{3,6} \\ \mathbf{0}_{6,3} & \mathbf{0}_{6,6} \end{array} \right] \quad (6.3.41)$$

Après cette opération, la covariance du résidu peut être calculée :

$$\mathbf{S}_m = \mathbf{H}_m \cdot \mathbf{P}_{m,k} \mathbf{H}_m^T + \mathbf{R}_m \quad (6.3.42)$$

On rappelle que le résidu est l'écart entre le champ magnétique mesuré et le champ magnétique théorique estimé à partir de l'orientation prédite. Tel qu'il a été défini jusqu'à présent, il tient compte de l'intégralité des composantes du champ magnétique. Pour limiter l'effet de la correction à l'angle de lacet, Suh [108] modifie le calcul du gain de Kalman de la façon suivante :

$$\mathbf{K}_m = \begin{bmatrix} \mathbf{r}_3 \cdot \mathbf{r}_3^T & \mathbf{0}_{3,6} \\ \mathbf{0}_{6,3} & \mathbf{0}_{6,6} \end{bmatrix} \mathbf{P}_{m,k} \cdot \mathbf{H}_m^T \cdot \mathbf{S}_m^{-1} \quad (6.3.43)$$

où, en revenant temporairement au formalisme des matrices de rotation, \mathbf{r}_3 est défini par la dernière colonne de la matrice de rotation qui définit l'orientation actuelle. Dans son étude, Suh [108] démontre que de cette façon, seul l'angle de lacet est mis-à-jour.

Application de la correction

On calcule alors un second vecteur correction qui n'affecte que le quaternion :

$$\Delta \hat{\mathbf{x}}_m = \begin{bmatrix} \delta \hat{\boldsymbol{\theta}}_m \\ \mathbf{0}_{3,1} \end{bmatrix} = \mathbf{K}_m \cdot \mathbf{r}_m \quad (6.3.44)$$

Le quaternion ainsi que la matrice de covariance sont enfin mis-à-jour :

$$\hat{\mathbf{q}}_k = \delta \hat{\mathbf{q}}_m \otimes \hat{\mathbf{q}}_{a,k} \quad (6.3.45)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{a,k} - \mathbf{K}_m \cdot \mathbf{H}_m \cdot \mathbf{P}_{a,k} \quad (6.3.46)$$

Finalement, les principales étapes de calcul qui viennent d'être détaillées sont représentées graphiquement par la figure 6.2.

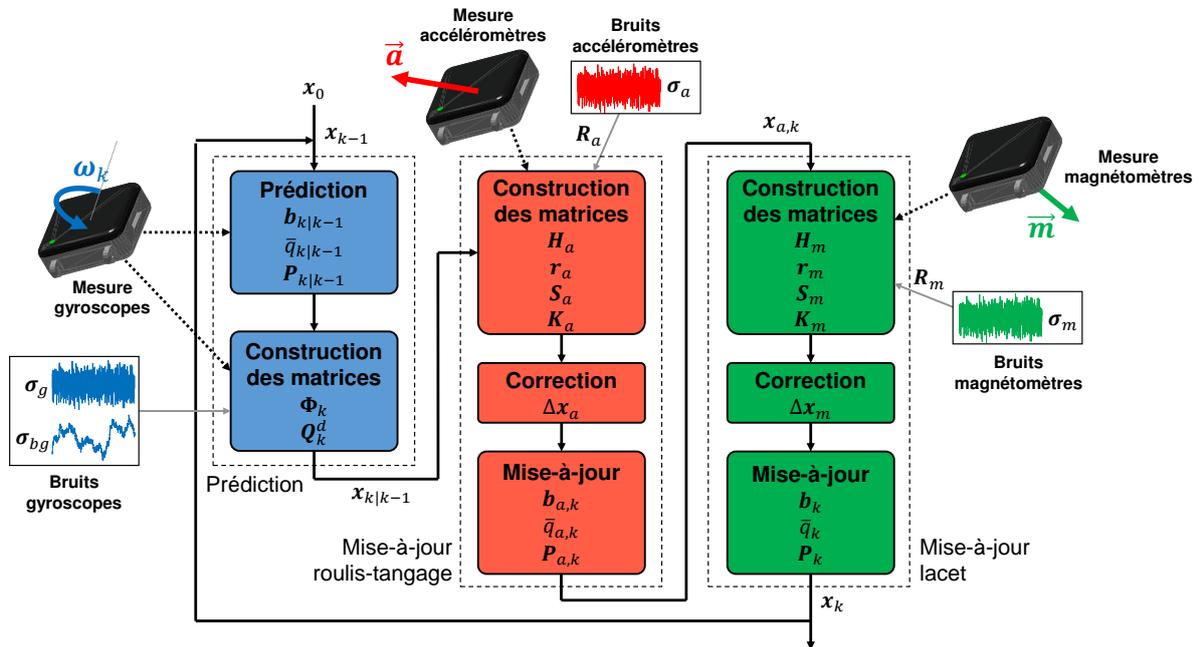


FIGURE 6.2 – Schématisation des principales étapes du filtre de Kalman proposé

6.4 Discussion

Ce chapitre présente en détail un filtre de Kalman dont les choix de personnalisation ont été réalisés en vue d'une estimation de l'orientation à partir de données inertielles.

Les principaux atouts de ce filtre de Kalman sont l'estimation du biais des gyroscopes ainsi que la mise à jour en deux étapes. Ces solutions apportent une prise en charge de deux des difficultés principales liées à la mesure inertielle : le phénomène de dérive lié à l'intégration du biais des gyroscopes ainsi que la répercussion globale des perturbations magnétiques.

Seulement, deux questions majeures restent en suspens. Tout d'abord, la construction des matrices de covariance \mathbf{Q} et \mathbf{R} , autrement dit la sélection des valeurs attribuées aux écarts-types σ_g , σ_{b_g} , σ_a et σ_m n'est pas encore précisée. Or, il s'agit d'un problème délicat. En effet, au delà des bruits blancs dont les caractéristiques ont été identifiées au chapitre 2 par la méthode de la variance d'Allan, ces écarts-types sont des représentations globales des erreurs de mesure. Ainsi, les valeurs optimales de ces paramètres sont également influencées par l'ensemble des erreurs qui ont été négligées jusque là, telles que les perturbations stochastiques additionnelles ou les approximations de calibrage (non-linéarité, g-sensitivity, hystérésis). En se contentant d'appliquer les valeurs identifiées par la méthode de la variance d'Allan, la littérature rapporte que le filtre de Kalman peut donner lieu à un comportement médiocre [100]. Face à ce constat, il semble que ces valeurs soit couramment déterminées de façon assez hasardeuse. A notre connaissance, aucune méthode satisfaisante n'est proposée pour identifier les valeurs optimales de ces paramètres, c'est pourquoi nous nous consacrerons à ce problème dans le prochain chapitre.

Par ailleurs, le processus de mise à jour réalisé à partir des mesures issues des accéléromètres et des magnétomètres repose sur l'hypothèse que seuls l'accélération de pesanteur et le champ magnétique sont mesurés. Dans les situations très fréquentes où ces conditions ne sont pas remplies, notamment dans le cadre des mouvements humains, l'orientation estimée par le filtre de Kalman est biaisée. Pour gérer ce problème, diverses approches ont été introduites au chapitre précédent, dont la méthode prometteuse proposée par Suh [108]. Cependant, cette approche basée sur l'observation des valeurs de résidu est relativement complexe. En effet, certains paramètres tels que la période sur laquelle le résidu est observé doivent être judicieusement sélectionnés. Ainsi, nous n'intégrons pas cette méthode à notre algorithme initial. Nous implémenterons ce processus d'adaptation plus tard, après avoir identifié les matrices de covariance \mathbf{Q} et \mathbf{R} qui aboutissent à un comportement satisfaisant du filtre de Kalman proposé.

Précisons que ces deux questions majeures à résoudre posent particulièrement problème dans le cadre de l'analyse du mouvement humain. En effet, il est probable que les valeurs à attribuer aux paramètres σ_g , σ_{b_g} , σ_a et σ_m soient conditionnées par l'intensité du mouvement mesuré et par l'environnement magnétique. Par exemple, l'erreur globale faite sur la mesure issue des gyroscopes σ_g est susceptible d'être influencée par les accélérations perçues (g-sensitivity). De la même façon, les problèmes de non-linéarité des mesures sont d'autant plus ressentis que l'amplitude de la mesure est grande.

D'autre part, puisque les matrices de covariance doivent prendre en compte l'effet significatif des accélérations subies par le capteur, les valeurs qui mènent à un comportement efficace du filtre de Kalman sont influencées par le mouvement. Or, en fonction des applications envisagées, les mouvements humains mesurés peuvent être de nature, d'intensité et de durée très diverses. Ainsi, il semble que les solutions à apporter à ce problème doivent être traitées rigoureusement, particulièrement dans le cadre du mouvement humain pour lequel une constitution hasardeuse des matrices de covariance pourra aboutir à des erreurs significatives.

Chapitre VII

Identification des matrices de covariance optimales

7.1	Introduction	155
7.2	Matériel et méthode	156
7.2.1	Système optoélectronique	157
7.2.2	Capteurs inertiels	157
7.2.3	Mouvements imposés	158
7.2.4	Traitement des données	159
7.2.5	Méthode de validation	166
7.2.6	Évaluation de l'effet du calibrage	166
7.2.7	Évaluation du processus d'adaptation	167
7.3	Résultats	168
7.3.1	Analyse générale des courbes obtenues	168
7.3.2	Identification du biais des gyroscopes σ_{b_g}	171
7.3.3	Identification des bruits blancs σ_g , σ_a et σ_m	176
7.3.4	Effet du calibrage	180
7.3.5	Effet de l'adaptation	185
7.3.6	Bilan	188
7.4	Validation	189
7.5	Discussion	193

7.1 Introduction

Les chapitres précédents ont mis l'accent sur un problème majeur : la construction des matrices de covariance qui sont très souvent notées \mathbf{Q} et \mathbf{R} . Plus précisément, il s'agit d'identifier les paramètres σ_g , σ_{b_g} , σ_a et σ_m que nous appellerons *paramètres de Kalman* nécessaires à la construction des deux matrices de covariance. Ces paramètres constituent une représentation globale de l'ensemble des bruits de mesure ainsi que des erreurs engendrées par les approximations faites lors des procédures de calibrage et lors de la construction même du filtre de Kalman.

Comme cela a été évoqué dans les chapitres précédents, l'accélération subie par les capteurs ainsi que les perturbations magnétiques ont tendance à entraîner des erreurs majeures sur l'orientation estimée. En envisageant que les paramètres σ_g , σ_{b_g} , σ_a et σ_m que l'on se propose d'identifier prennent en compte une partie de ces erreurs, il semble logique que leurs valeurs dépendent de l'intensité du mouvement ainsi que de l'environnement magnétique. En découplant ces deux problématiques, nous nous focalisons dans ce chapitre sur l'influence des accélérations perçues par le capteur. En effet, il s'agit de l'erreur principale à laquelle l'analyse du mouvement humain nous confronte. Ainsi, nous identifions ici les valeurs optimales des quatre paramètres de Kalman correspondant à trois intensités de mouvement ainsi qu'à la situation statique.

Pour évaluer la précision de l'orientation estimée par la mesure inertielle, deux approches sont envisageables. La première consiste à imposer au capteur un mouvement maîtrisé. De cette façon, l'orientation effectivement réalisée est parfaitement connue et peut servir de référence pour évaluer la mesure inertielle. Mais cette approche entraîne plusieurs difficultés. Tout d'abord, elle nécessite un équipement complexe permettant d'appliquer un mouvement au capteur. Notons que dans le cas particulier de l'analyse du mouvement humain, les mouvements sont susceptibles d'être rapides, longs et de grande amplitude. L'application d'un tel mouvement par un système robotisé n'est donc pas évidente. De plus, un tel système complique l'exploitation des mesures magnétiques. En effet, les matériaux ferromagnétiques ainsi que les composants électriques entraîneront inévitablement de fortes perturbations magnétiques.

Face à ces limites, une seconde approche consiste à appliquer un mouvement au capteur manuellement et à comparer la mesure inertielle à une mesure issue d'un système annexe, suffisamment fiable et précise pour être considérée comme une référence. Dans le cadre de l'analyse du mouvement, les performances des systèmes optoélectroniques ont été largement évaluées et sont généralement considérées comme suffisantes [120, 121].

Dans ce chapitre, nous proposons d'identifier les valeurs optimales à attribuer aux quatre paramètres de Kalman σ_g , σ_{b_g} , σ_a et σ_m à l'aide d'une telle approche. En effet, en testant différents jeux de valeurs pour chaque paramètre de Kalman et en comparant à chaque fois la mesure inertielle avec une mesure de référence issue d'un système optoélectronique, les valeurs les plus efficaces peuvent être identifiées. Mais au delà de l'identification des valeurs optimales, la méthode proposée ici présente aussi le grand intérêt de révéler des résultats supplémentaires quant au comportement du filtre de Kalman en permettant de visualiser l'erreur résultante de chaque combinaison de paramètres.

7.2 Matériel et méthode

Pour confronter la mesure inertielle à la mesure optoélectronique, l'orientation d'un même objet rigide doit être mesurée simultanément par les deux systèmes. Cet objet doit donc être équipé à la fois d'un capteur inertiel et d'au moins trois marqueurs réfléchissants.

Pour que l'orientation mesurée par les deux systèmes puisse être comparée tout au long d'un mouvement, trois aspects importants doivent être maîtrisés. Tout d'abord, le repère local du capteur inertiel doit être précisément aligné avec le repère formé par les marqueurs réfléchissants. Ensuite, les orientations mesurées doivent être exprimées dans un repère commun. Enfin, les deux systèmes doivent être synchronisés.

7.2.1 Système optoélectronique

Dans cette étude, la mesure optoélectronique était assurée par un système Vicon constitué de 20 caméras séquencées à 250 Hz. L'objet utilisé était une équerre dont la fonction habituelle est de calibrer les systèmes optoélectroniques (fig 7.1). Dans le cadre de cette expérimentation, cet objet était particulièrement adapté. En effet, il est pré-équipé de cinq marqueurs réfléchissants qui forment un repère basé sur la géométrie de l'équerre. D'autre part, la poignée permet d'appliquer facilement des mouvements à la main, en limitant les occultations de marqueurs.

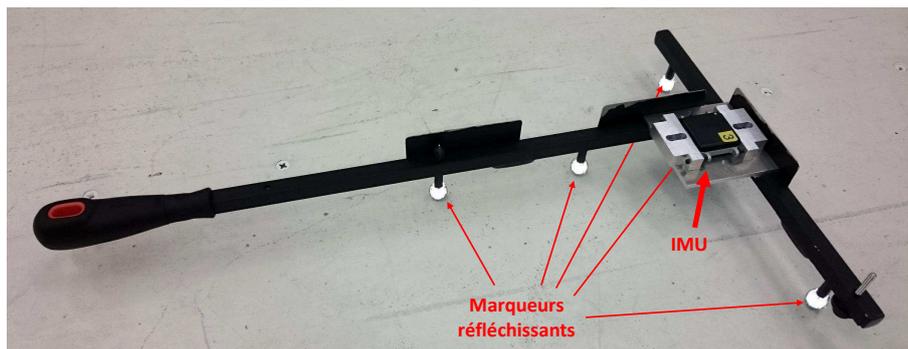


FIGURE 7.1 – Objet équipé d'un capteur inertiel et de cinq marqueurs réfléchissants

Pour aligner correctement le capteur inertiel avec l'équerre, l'adaptateur réalisé dans le cadre des opérations de calibrage était réutilisé. Enfin, la synchronisation était assurée en déclenchant l'acquisition optoélectronique à partir d'un trigger externe exécuté par le lancement de l'acquisition inertielle.

Il s'agit finalement d'une procédure assez proche de celle qui était proposée au chapitre 4 pour évaluer le calibrage des gyroscopes.

7.2.2 Capteurs inertiels

Pour que les résultats puissent être généralisés et que les différences entre les capteurs puissent être analysées, les expérimentations étaient réalisées à partir de trois capteurs APDM Opal ainsi qu'à partir d'un capteur MicroStrain 3DM-GX4-25.

Dans un premier temps, nous avons exploité les mesures inertielle obtenues à partir de l'application des calibrages présentés aux chapitres 3 et 4 pour les accéléromètres et les gyroscopes. Les magnétomètres étaient calibrés sur place juste avant la réalisation des acquisitions afin d'intégrer les erreurs engendrées par les perturbations magnétiques locales. Comme nous le détaillerons plus tard, nous avons ensuite exploité les calibrages constructeur afin d'étudier l'impact de ces calibrages sur l'identification des paramètres de Kalman ainsi que sur la qualité de l'orientation obtenue.

7.2.3 Mouvements imposés

Pour évaluer la mesure inertielle en fonction des accélérations subies par le capteur, trois niveaux d'intensité différents étaient imposés à l'équerre. Ces niveaux seront désignés par les adjectifs *lent*, *intermédiaire* et *rapide*. Le tableau 7.1 répertorie les principales caractéristiques cinématiques correspondantes aux trois mouvements imposés. Notons qu'étant donné la présence susceptible de périodes statiques ou quasi-statiques au cours d'un mouvement humain, nous avons par la suite ajouté la réalisation d'acquisitions statiques à notre protocole afin d'analyser également cette situation particulière.

Mouvements	Lent	Intermédiaire	Rapide
Accélération (g)	0.03 ± 0.02	0.7 ± 0.5	4 ± 2
Vitesse de rotation (deg/s)	40 ± 20	300 ± 150	700 ± 400

TABLEAU 7.1 – Caractéristiques cinématiques des mouvements imposés à l'équerre

Par ailleurs, chaque mouvement était exécuté pendant une durée de 10 min afin que la dérive éventuelle provoquée par le biais des gyroscopes ait le temps d'intervenir. Les mouvements étaient également initiés par une courte phase statique permettant d'estimer le biais initial des gyroscopes ainsi que l'orientation initiale de l'équerre à partir de l'algorithme FQA. Notons aussi que la nature des mouvements imposés était, dans la mesure du possible, « aléatoire » et d'intensité « globalement constante ». Précisons déjà que ces mouvements étaient contrôlés *a posteriori*. En effet, l'analyse menée en annexe H a mis en évidence cinq enregistrements dont le mouvement effectué n'apparaît pas satisfaisant. De nouveaux enregistrements ont alors été effectués.

Pour vérifier la répétabilité des paramètres identifiés, les trois mouvements ont été répétés trois fois (trois jours distincts) pour chacun des trois capteurs APDM Opal testés. C'est donc un total de 27 acquisitions qui ont été réalisées pour ces capteurs comme le résume la figure 7.2.

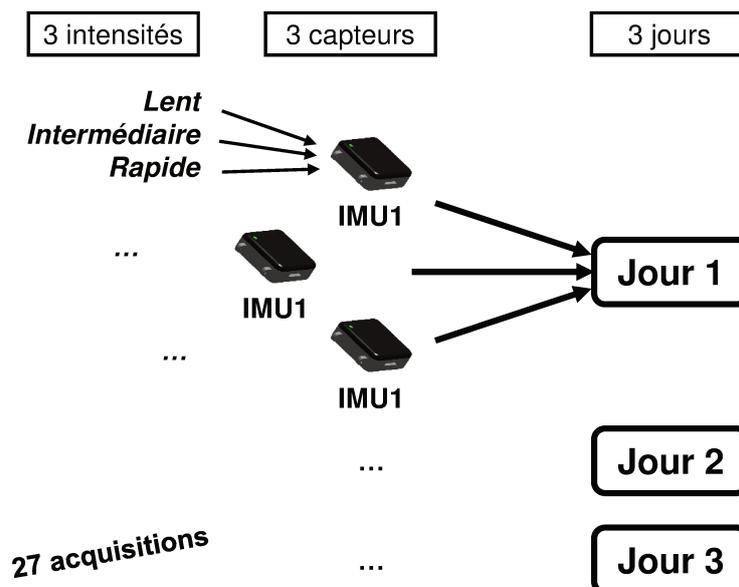


FIGURE 7.2 – Détail des 27 acquisitions réalisées



FIGURE 7.3 – Application des mouvements de l'équerre à la main, dans le champs de mesure du système optoélectronique

Enfin, puisque la plage de mesure des gyroscopes du capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 est limitée à 300 deg/s, seul le mouvement lent a pu lui être imposé.

7.2.4 Traitement des données

7.2.4.1 Orientation de l'équerre à partir de la mesure optoélectronique

A partir de la position des cinq marqueurs réfléchissants mesurée par le système optoélectronique, l'orientation de l'équerre était estimée à l'aide de l'algorithme QUEST détaillé au chapitre 5. En effet, cet algorithme permet de considérer l'ensemble des cinq marqueurs pour obtenir l'orientation, ce qui a tendance à réduire les erreurs de mesure faites sur chacun des marqueurs. De plus, cette méthode permet d'obtenir l'orientation même lorsqu'un ou deux marqueurs sont perdus par le système. Enfin, cet algorithme permet d'accorder la même importance aux marqueurs définissant l'axe \mathbf{x} qu'aux marqueurs définissant l'axe \mathbf{y} , ce qui est son atout principal par rapport à la méthode TRIAD qui est pourtant plus courante dans le cadre de la mesure optoélectronique.

La figure 7.4 définit le repère de l'équerre construit à partir des cinq marqueurs réfléchissants. Au sein de l'algorithme QUEST, l'axe \mathbf{x} de l'équerre était défini par les vecteurs $\overrightarrow{X_1X_2}$, $\overrightarrow{X_1O}$ et $\overrightarrow{OX_2}$. De la même façon, l'axe \mathbf{y} de l'équerre était défini par les vecteurs $\overrightarrow{OY_1}$, $\overrightarrow{OY_2}$ et $\overrightarrow{Y_2Y_1}$. On note le quaternion obtenu \bar{q}_{vic} .

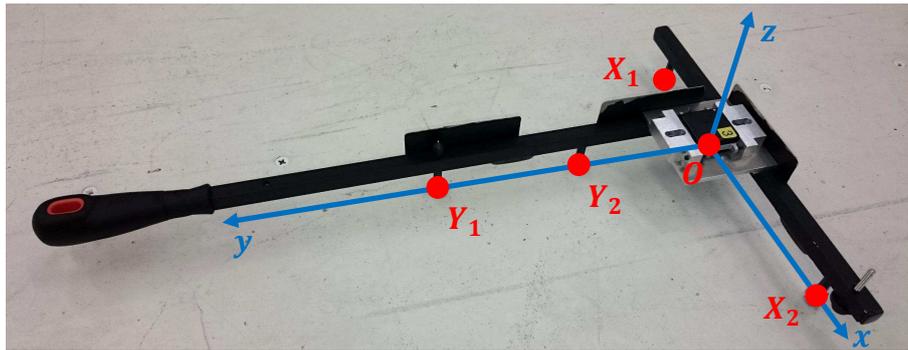


FIGURE 7.4 – Repère de l'équerre défini par les marqueurs réfléchissants

7.2.4.2 Gestion des repères d'observation

Il est important de préciser ici que l'orientation de l'équerre ainsi calculée est exprimée dans le repère de travail du système optoélectronique que l'on appellera *repère Vicon*. Ce repère est défini lors du calibrage en positionnant l'équerre (qui est justement utilisée dans le cadre de cette expérimentation) dans le champ de mesure du système. A ce moment là, les axes x et y définis par la figure 7.4 sont mesurés par le système et définissent alors les axes X_{vic} et Y_{vic} du repère Vicon (fig. 7.5). L'axe Z_{vic} est alors construit de façon à obtenir un repère orthonormé. Généralement, l'axe Z_{vic} est donc vertical et dirigé vers le haut, au défaut d'horizontalité du plan sur lequel l'équerre est posée près.

En revanche, l'orientation issue de la mesure inertielle est exprimée dans le repère NED défini au chapitre 5. On rappelle que les axes X_{ned} , Y_{ned} et Z_{ned} pointent respectivement vers le nord, l'est et la verticale descendante. Pour pouvoir être comparées, les orientations mesurées par les deux systèmes d'acquisition devront donc être exprimées dans un repère commun. Ici, nous proposons d'identifier le quaternion réalisant le passage de repère Vicon vers le repère NED.

Pour identifier ce quaternion de passage, nous exploitons les mesures obtenues lors des mouvements imposés. Après avoir ré-échantillonné la mesure issue du système optoélectronique à 128 Hz pour être cohérent avec la mesure inertielle, l'identification de cette rotation est réalisée en deux étapes : identification des composantes de roulis-tangage, puis identification de la composante de lacet. Le détail de ce processus ainsi que l'analyse des résultats obtenus sont donnés en annexe I.

7.2.4.3 Synchronisation temporelle

La *correspondance spatiale* étant assurée, les deux systèmes d'acquisition doivent toujours être synchronisés du point de vue temporel. Comme nous l'avons évoqué précédemment, un processus de synchronisation des deux systèmes d'acquisition était prévu en gérant le déclenchement du système optoélectronique à partir d'un trigger externe exécuté par le système d'acquisition de la mesure inertielle. Cependant, l'efficacité de ce dispositif ne s'est pas avérée suffisamment satisfaisante. La mise en évidence de ce problème ainsi que le détail d'une méthode de recalage est proposé en annexe J.

D'autre part, une analyse plus poussée a également révélé un défaut de synchronisation au sein même des capteurs inertiels APDM Opal. En effet, il est apparu que la mesure issue des magnétomètres était sujette à un léger retard par rapport aux deux autres

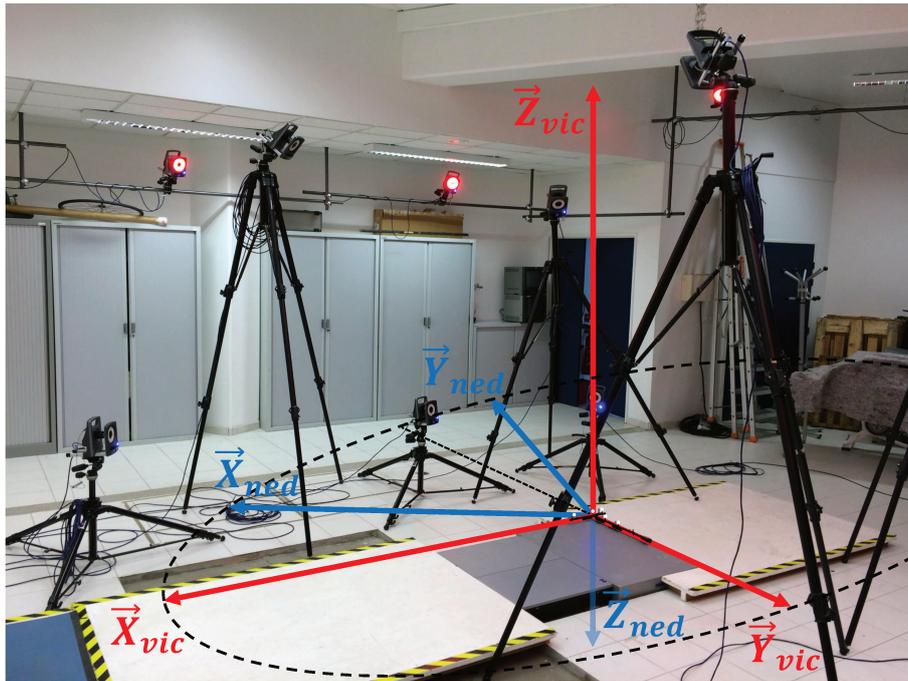


FIGURE 7.5 – Représentation des deux repères d’observation propres à chaque système d’acquisition

capteurs. Cette fois encore, la mise en évidence de ce phénomène ainsi qu’une proposition de correction sont développées en annexe K.

7.2.4.4 Processus d’identification

Comme annoncé en introduction, l’identification des paramètres optimaux passe par l’application systématique du filtre de Kalman pour chaque combinaison de valeur prévue pour les paramètres σ_g , σ_{bg} , σ_a et σ_m . La figure 7.6 représente ce processus sous la forme d’un graphique.

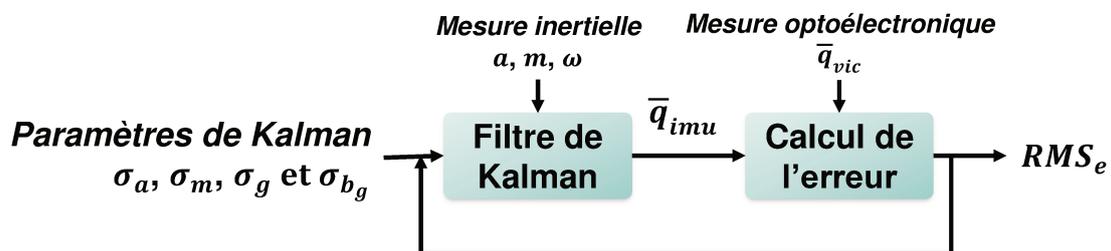


FIGURE 7.6 – Processus d’identification

De cette façon, l’erreur d’orientation (RMS_e) obtenue à partir de chaque combinaison des valeurs attribuées aux paramètres de Kalman est calculée, et ce pour chacune des 27 acquisitions réalisées.

a. Calcul de l'erreur

A chaque fois, l'orientation obtenue en sortie du filtre de Kalman est évaluée en la comparant à l'orientation issue de la mesure optoélectronique. Cette comparaison permet de calculer le quaternion erreur d'orientation de la façon suivante :

$$d\bar{q} = \bar{q}_{imu} \otimes \bar{q}_{vic}^* \quad (7.2.1)$$

Ce quaternion définit ainsi la rotation permettant de passer de l'orientation estimée par le système optoélectronique à l'orientation issue du filtre de Kalman. En revenant à la définition du quaternion, on peut alors calculer l'angle absolu correspondant à cette rotation :

$$\theta = 2. \arccos (d\bar{q}_4) \quad (7.2.2)$$

Finalement, la qualité de l'orientation issue du filtre de Kalman était caractérisée par l'erreur quadratique moyenne de cet angle d'erreur au cours des 10 min d'acquisition. Cette valeur sera notée RMS_e .

$$RMS_e = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \theta^2} \quad (7.2.3)$$

où N est le nombre de points de mesure.

b. Stratégie

En attribuant un jeu de n valeurs à tester à chacun des quatre paramètres σ_g , σ_{b_g} , σ_a et σ_m , on obtient n^4 combinaisons possibles pour lesquelles le filtre de Kalman doit être exécuté sur chacune des 27 acquisitions. Sachant que l'exécution du filtre de Kalman sur ces acquisitions de 10 min prend environ 30 s, l'identification des quatre paramètres auxquels on attribuerait à chacun 10 valeurs mettrait donc environ $27 \times 10^4 \times 30 = 8100000 \text{ s} \approx 90 \text{ jours}$ ce qui est inenvisageable. La figure 7.7 illustre ce schéma.

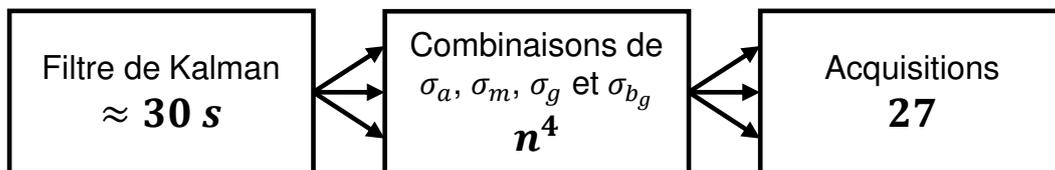


FIGURE 7.7 – Estimation de la durée du processus d'identification

Ainsi, nous proposons d'identifier ces paramètres en deux étapes. Tout d'abord, en n'évaluant l'erreur qu'en termes de roulis-tangage, l'effet des magnétomètres est donc écarté. Ainsi, cette approche permet de ne considérer dans un premier temps que trois paramètres : σ_g , σ_{b_g} et σ_a . L'identification des trois paramètres doit mettre environ $27 \times 10^3 \times 30 = 810000 \text{ s} \approx 9 \text{ jours}$ ce qui est long mais envisageable. A l'issue de cette première étape, une valeur « idéale » de σ_{b_g} est obtenue.

Dans un second temps, l'erreur complète est analysée en intégrant l'effet des magnétomètres. On considère désormais les trois paramètres σ_g , σ_a et σ_m . En effet, comme les résultats le montreront, ces trois paramètres sont très liés et doivent donc être traités ensemble. L'identification conduit alors aux valeurs de σ_g , σ_a et σ_m idéales à l'issue d'un temps de calcul équivalent.

c. Choix du jeu de valeurs à tester

Pour procéder à une première identification, nous balayons une plage de valeurs très large à partir de 10 valeurs testées pour chaque paramètre de Kalman. Il s'agit en effet d'un bon compromis durée / finesse de l'analyse. Pour permettre une bonne visualisation des résultats issus d'une telle plage de valeurs, les 10 valeurs étaient régulièrement espacées sur une échelle logarithmique. Ensuite, nous affinerons l'estimation en testant jusqu'à 15 valeurs et en ciblant les zones optimales précédemment identifiées.

Le tableau 7.2 rappelle les valeurs attribuées aux grandeurs caractéristiques des bruits de mesure identifiées au chapitre 2.

	σ_g	σ_{b_g}	σ_a	σ_m
APDM Opal	3.10^{-3} rad/s	1.10^{-3} rad/s	4.10^{-3} m/s ²	$0.2 \mu\text{T}$
MicroStrain 3DM-GX4-25	1.10^{-3} rad/s	1.10^{-4} rad/s	2.10^{-2} m/s ²	$0.6 \mu\text{T}$

TABLEAU 7.2 – Valeurs caractéristiques des bruits de mesure identifiées par la méthode de la variance d'Allan

Ces valeurs correspondent aux erreurs de mesure minimales puisqu'elles ne prennent en compte que deux perturbations stochastiques. Il s'agit donc des premières valeurs qui ont été testées. Ensuite, pour intégrer les erreurs supplémentaires (autres perturbations stochastiques, erreurs de calibrage et de modèle) les jeux de valeurs étaient constitués de 9 autres valeurs supérieures.

d. Visualisation

A l'issue de ce processus d'identification, l'erreur d'orientation résultante des différentes combinaisons testées peut être représentée sous la forme d'une surface en fonction de deux paramètres. Par exemple, la figure 7.8 affiche la répartition de l'erreur en fonction de σ_g et σ_a à l'issue d'un mouvement intermédiaire. Pour visualiser l'effet du troisième paramètre, nous avons constitué une interface intégrant cette courbe ainsi qu'un curseur permettant de faire défiler les valeurs de ce troisième paramètre. Un tel procédé n'est pas présentable dans ce rapport, mais permet bien d'observer l'évolution du résultat en fonction des valeurs attribuées ici à σ_m ou à σ_{b_g} .

Cette courbe met en évidence les zones optimales (qui aboutissent à une erreur faible) et les zones à éviter. A l'issue des premières identifications basées sur les jeux de valeurs très larges, une première analyse permet de reproduire ce processus en ciblant les zones optimales pour affiner le résultat.

De plus, il apparaît que la zone optimale se situe assez souvent le long d'une « diagonale ». L'exécution du processus peut alors être accélérée en ne calculant l'erreur que sur cette zone. La figure 7.9 donne un exemple de courbe obtenue après de telles opérations.

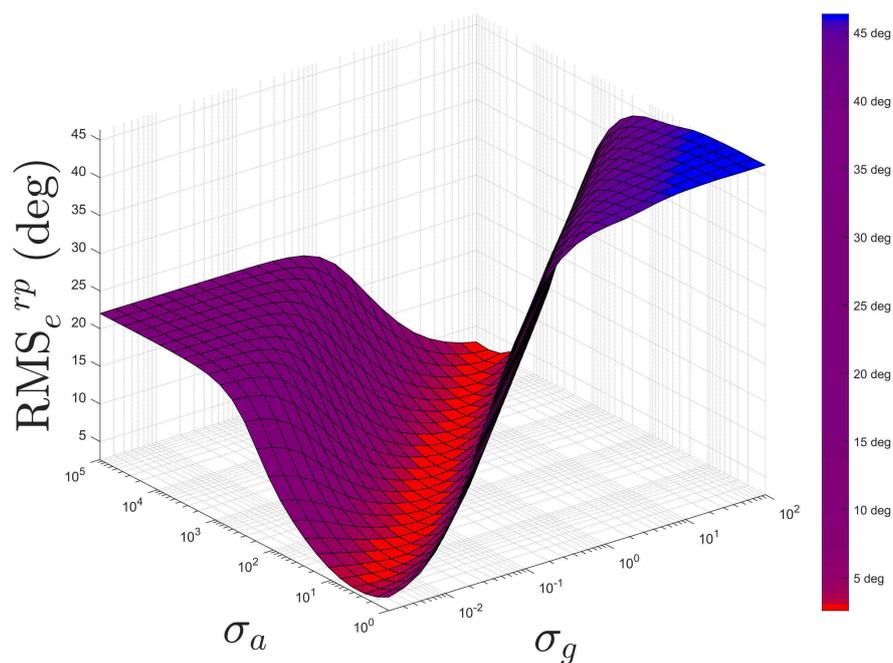


FIGURE 7.8 – Représentation de l’erreur en fonction de σ_g et σ_a pour une valeur de σ_m choisie

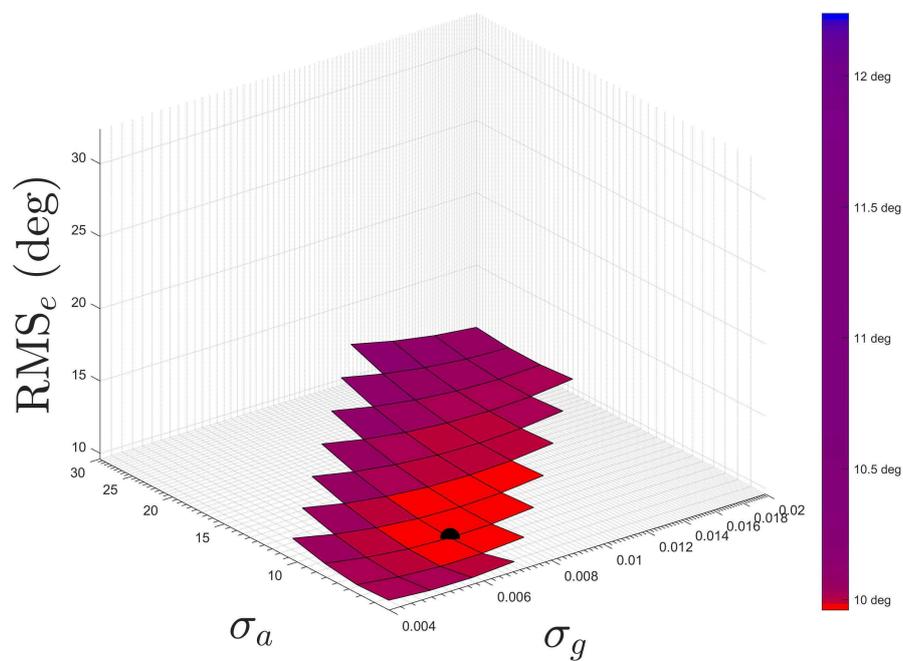


FIGURE 7.9 – Zoom sur une zone optimale et restriction du calcul à cette zone

e. Critère d'optimalité

Pour chaque mouvement, les erreurs d'orientation moyennes sur les trois capteurs testés et sur les trois répétitions réalisées sont exploitées. A partir des neuf acquisitions correspondant à chaque intensité de mouvement, la moyenne et l'écart-type de l'erreur d'orientation étaient donc calculés pour chaque combinaison des paramètres de Kalman (fig. 7.10).

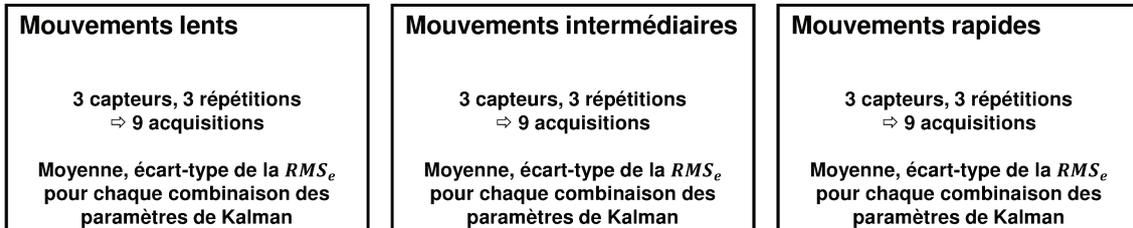


FIGURE 7.10 – Calcul des erreurs d'orientation moyennes sur les trois capteurs testés et sur les trois répétitions réalisées

Lors de la visualisation, la surface représente alors l'erreur d'orientation moyenne alors que les bâtonnets représentent les écarts-types (fig. 7.11). Pour obtenir les valeurs optimales, l'identification de l'erreur moyenne minimale ne suffit pas. En effet, il peut arriver qu'une combinaison de paramètres de Kalman aboutissant, en moyenne, à une erreur très faible soit accompagnée d'une variabilité importante du résultat parmi les neuf acquisitions. De plus, il est envisagé d'appliquer les paramètres identifiés à l'ensemble de nos capteurs APDM Opal, au delà des trois qui sont ici testés. Il est donc nécessaire de prendre en compte cette variabilité lors du processus d'identification.

Dans ce but, nous considérons un paramètre défini par la somme de l'erreur d'orientation moyenne et de l'écart-type associé. Notre critère d'identification consiste alors à minimiser ce paramètre. Pour faciliter la visualisation des zones correspondantes, le jeu de couleurs attribuées à ces courbes est alors basé sur les valeurs de ce paramètre tandis que l'altitude de la courbe ne représente que l'erreur moyenne. La figure 7.11 illustre bien l'intérêt de considérer un tel paramètre dans un cas précis.

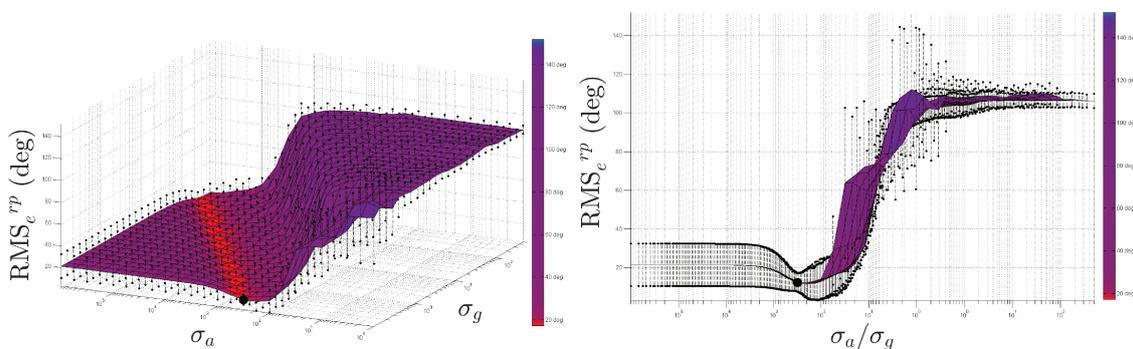


FIGURE 7.11 – Illustration de l'identification des paramètres optimaux en minimisant l'addition de la moyenne et d'un écart-type

7.2.5 Méthode de validation

Pour valider l'efficacité du filtre de Kalman exploitant les paramètres optimaux identifiés dans ce chapitre, nous imposons à un capteur une succession de mouvements d'intensité variable pendant 10 min. Nous paramétrons le filtre de Kalman afin qu'il sélectionne automatiquement le jeu de paramètres correspondant aux mouvements lent, intermédiaire, rapide ou statique en fonction de l'accélération et de la vitesse de rotation instantanés. Pour éviter que le filtre de Kalman « oscille » entre deux modes d'intensité, nous définissons une durée minimale de 10 sec entre chaque changement de mode.

7.2.6 Évaluation de l'effet du calibrage

Dans un premier temps, les résultats d'identification présentés ont été obtenus en exploitant les mesures obtenues à l'issue des calibrages présentés aux chapitres 3 et 4 pour les accéléromètres et les gyroscopes. De plus, les magnétomètres étaient également calibrés sur place, quelques instants avant la réalisation des mouvements d'identification afin d'intégrer les perturbations magnétiques locales.

Lors de l'étude du calibrage des accéléromètres, l'effet de cette opération sur l'orientation estimée était prédit à partir d'un calcul d'incertitudes. Dans ce cadre, nous avons considéré que l'orientation était estimée par une approche déterministe mettant directement en lien l'accélération avec l'orientation. Cependant, la prédiction de l'effet du calibrage des capteurs sur l'orientation issue d'un filtre de Kalman ne peut pas être obtenue aussi simplement.

C'est pourquoi nous proposons ici de reproduire un processus d'identification des paramètres de Kalman à partir des signaux issus de divers calibrages pour les trois capteurs APDM Opal exploités dans cette étude. Tout d'abord, nous étudions l'effet de l'exploitation d'un calibrage des magnétomètres réalisé dans un environnement différent. Ce calibrage n'étant pas réalisé à l'endroit et à l'instant correspondant aux expérimentations, il ne prend donc pas en compte l'effet des perturbations magnétiques extérieures.

Dans un second temps nous exploitons l'accélération issue du calibrage constructeur. Rappelons qu'à l'issue du chapitre 3, il a été montré que le calibrage des accéléromètres avait été amélioré de 56%. En exploitant l'accélération issue du calibrage constructeur, on s'attend donc à aboutir à une orientation moins précise.

Enfin, nous exploitons la vitesse de rotation obtenue à partir du calibrage constructeur. Rappelons que la procédure de validation détaillée au chapitre 4 a montré que la méthode de calibrage proposée pour les gyroscopes permettait d'aboutir à une précision équivalente au calibrage constructeur. Cette procédure de validation n'a cependant été réalisée que pour un capteur APDM Opal. L'analyse proposée ici a vocation à préciser les performances de notre méthode de calibrage des gyroscopes proposée au chapitre 4.

Le tableau 7.3 résume les différents calibrages qui ont été exploités.

	Gyroscopes	Accéléromètres	Magnétomètres
7.3.3.1	Personnel (chap. 4)	Personnel (chap. 3)	Adapté
7.3.4.1	Personnel (chap. 4)	Personnel (chap. 3)	Non adapté
7.3.4.2	Personnel (chap. 4)	Constructeur (APDM)	Non adapté
7.3.4.3	Constructeur (APDM)	Constructeur (APDM)	Non adapté

TABLEAU 7.3 – Détail des différents calibrages exploités

7.2.7 Évaluation du processus d'adaptation

Par ailleurs, pour mieux prendre en compte les perturbations engendrées par les accélérations subies par le capteur, une approche intéressante est de considérer un comportement adaptatif du filtre de Kalman. La méthode proposée par Suh [108] et détaillée au chapitre 5 consiste à adapter les valeurs de la matrice de covariance de la mesure à partir de l'observation du résidu, ce qui peut être révélateur des incohérences provoquées par ces perturbations. La figure 7.12 met en évidence le fait que l'analyse de la covariance du résidu reflète bien l'évolution des accélérations subies par le capteur en distinguant même la direction correspondant à ces accélérations.

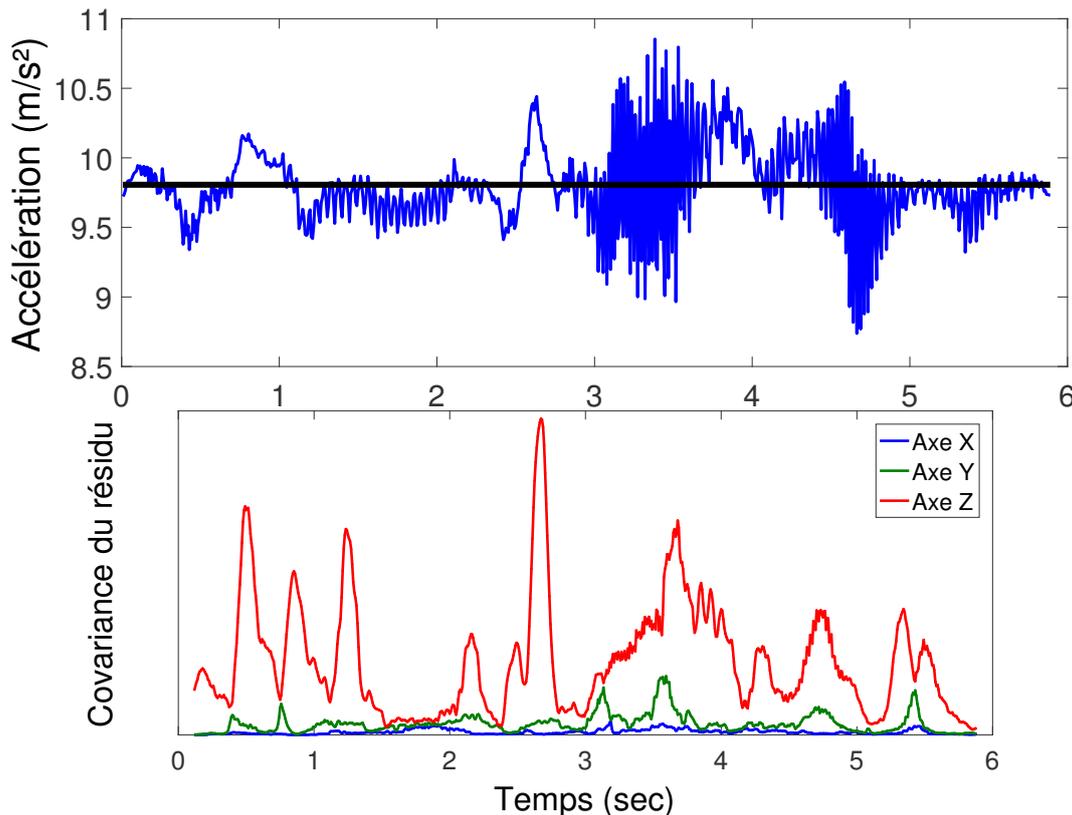


FIGURE 7.12 – L'analyse de la covariance du résidu reflète l'évolution des accélérations subies par le capteur

Cependant, pour espérer fonctionner correctement, ce processus doit être correctement paramétré. En effet, il convient de sélectionner la période notée T_{adapt} sur laquelle les valeurs passées du résidu sont observées. Pour sélectionner ce paramètre efficacement, nous appliquons une méthode d'identification similaire à celle mise en place lors de l'identification de σ_{b_g} .

7.3 Résultats

7.3.1 Analyse générale des courbes obtenues

7.3.1.1 Interprétation générale

De la courbe de résultats présentée au paragraphe d. et issue d'un mouvement intermédiaire (fig. 7.13), différents résultats ressortent.

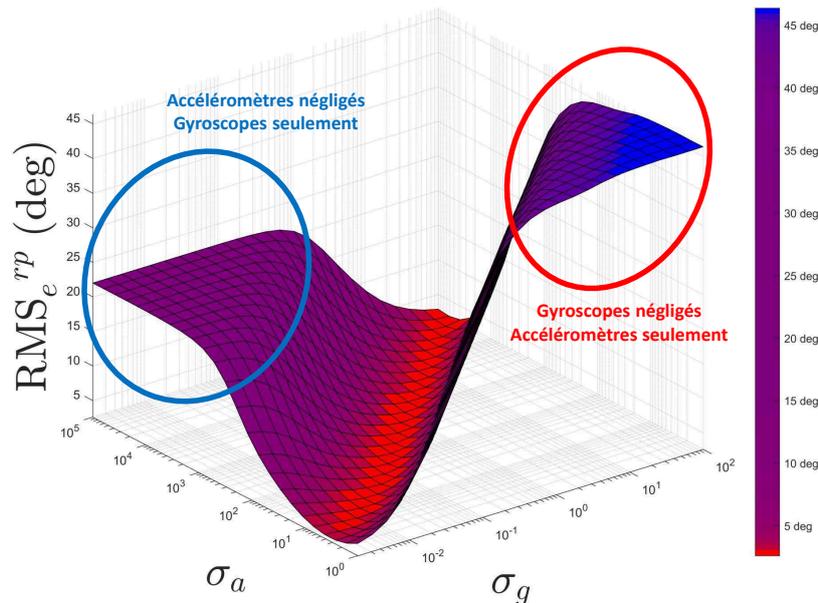


FIGURE 7.13 – Identification des zones spécifiques à partir d'une courbe de résultats

Au delà de l'identification des valeurs optimales à attribuer aux paramètres de Kalman σ_g , σ_{b_g} , σ_a et σ_m , l'analyse de cette courbe révèle ainsi des informations intéressantes concernant le comportement du filtre de Kalman. Tout d'abord, la zone située à l'extrême droite correspond aux valeurs importantes attribuées à σ_g alors que les valeurs de σ_a sont faibles. En d'autres termes, ces valeurs imposent au filtre de Kalman d'accorder une importance maximale à la mesure issue des accéléromètres mais de négliger la mesure gyroscopique. L'orientation estimée ici est donc très proche de l'orientation qui serait obtenue à partir de l'algorithme FQA.

D'autre part, la zone située à l'extrême gauche correspond à de faibles valeurs attribuées à σ_g alors que les valeurs de σ_a sont grandes. Autrement dit, ces valeurs imposent au filtre de Kalman d'accorder une importance maximale à la mesure issue des gyroscopes mais de négliger la mesure issue des accéléromètres. L'orientation estimée ici est donc très proche du résultat obtenu en intégrant directement la mesure gyroscopique.

Ces deux zones aboutissent généralement à des erreurs conséquentes comme cela a été discuté en détail au chapitre 5. En effet, l'erreur observée sur la zone de droite est due aux accélérations subies par le capteur alors que l'erreur observée sur la zone de gauche correspond au phénomène de dérive issu de l'intégration gyroscopique. La zone contenant les valeurs optimales est donc généralement située entre ces deux zones particulières puisqu'elle traduit un compromis entre la mesure gyroscopique et la mesure issue des accéléromètres.

7.3.1.2 Mise en évidence d'un comportement proportionnel

Intéressons nous à l'évolution de la composante de roulis-tangage de l'erreur d'orientation dans le cas simple où l'instabilité du biais n'est pas prise en compte ($\sigma_{b_g} = 0$) pour les capteurs APDM Opal. Puisque les magnétomètres n'ont aucun effet sur cette composante, la représentation de l'erreur en fonction de σ_g et σ_a suffit ici à analyser complètement le résultat. Les figures 7.14 représentent les résultats obtenus à partir des mouvements lents, intermédiaires et rapides.

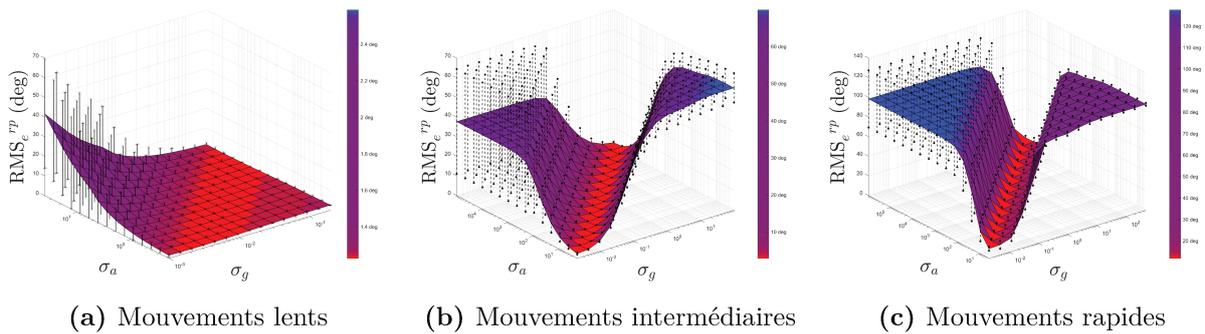


FIGURE 7.14 – Distribution de la composante roulis-tangage de l'erreur d'orientation en fonction de σ_g et σ_a à partir des capteurs APDM Opal

Ces courbes semblent mettre en évidence une invariance du résultat lorsque l'on parcourt une direction diagonale. En effet, la distribution de l'erreur minimale dessine clairement une vallée dont la direction est définie par un coefficient directeur égal à 1. L'orientation adoptée par les figures 7.15 confirme cette idée.

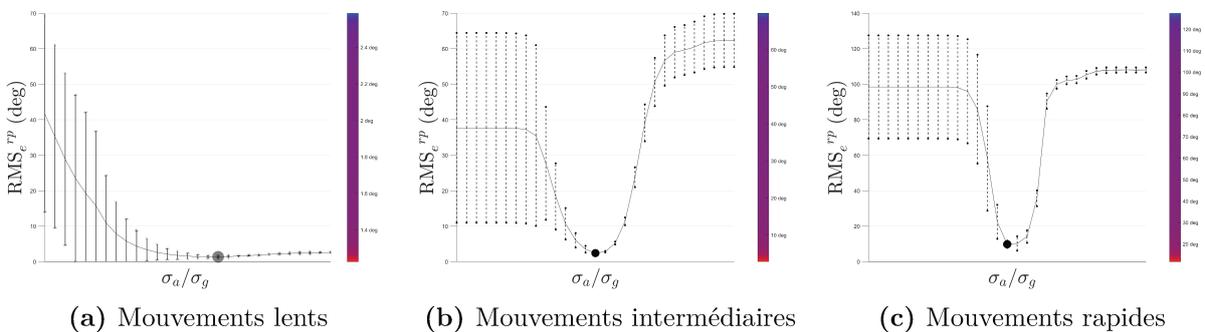


FIGURE 7.15 – Mise en évidence de l'invariance du résultat selon une direction diagonale

Une analyse équivalente menée à partir du capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 aboutit au même comportement (fig. 7.16).

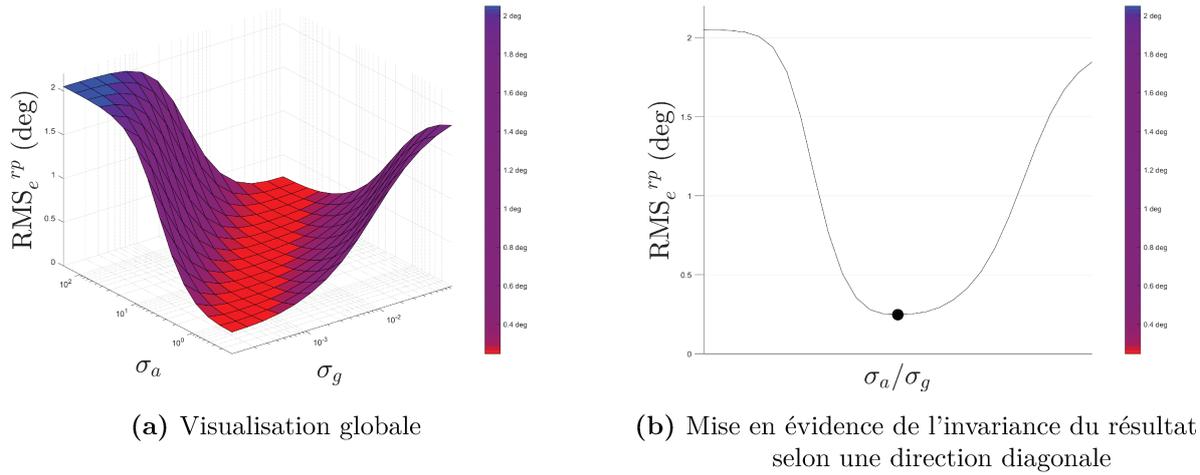


FIGURE 7.16 – Distribution de la composante roulis-tangage de l'erreur d'orientation en fonction de σ_g et σ_a à partir du capteur MicroStrain 3DM-GX4-25

Cette observation implique que, pour ce qui est de la composante roulis-tangage de l'erreur lorsque la compensation du biais des gyroscopes n'est pas réalisée, le comportement optimal du filtre de Kalman est obtenu en respectant une relation de proportionnalité entre les paramètres σ_g et σ_a . Le coefficient de proportionnalité étant égale à 1 à partir d'une représentation logarithmique, la relation entre les valeurs optimales de ces deux paramètres s'écrit donc :

$$\log(\sigma_a) = \log(\sigma_g) + \alpha \quad (7.3.1)$$

$$\Rightarrow \sigma_a = \beta \cdot \sigma_g \quad (7.3.2)$$

où α est l'ordonnée à l'origine de la représentation logarithmique alors que β est le coefficient de proportionnalité entre les valeurs optimales de σ_a et σ_g .

Finalement, ce comportement met bien en évidence le fait que le filtre de Kalman réalise un compromis entre la mesure gyroscopique et la mesure issue des accéléromètres. Plus précisément, l'équation 7.3.2 montre que le compromis optimal est défini par une valeur particulière du rapport σ_a/σ_g . Cette observation étant réalisée à partir de deux capteurs très différents, il semble qu'il s'agisse bien d'un comportement caractéristique du filtre de Kalman.

Mais, comme le confirment les courbes 7.15, la valeur optimale de ce rapport dépend de l'intensité du mouvement exécuté. Le tableau 7.4 répertorie les valeurs de ce rapport pour les trois mouvements appliqués aux capteurs APDM Opal et au capteur MicroStrain 3DM-GX4-25.

Capteurs	APDM Opal			MicroStrain 3DM-GX4-25
Mouvements	Lent	Intermédiaire	Rapide	Lent
Rapport σ_a/σ_g	80	800	1500	2000

TABLEAU 7.4 – Évolution du rapport optimal de prise en compte des mesures issues des accéléromètres et des gyroscopes en fonction de l'intensité du mouvement

L'augmentation du rapport σ_a/σ_g en fonction de l'intensité du mouvement montre bien que plus les accélérations subies sont importantes, moins le filtre de Kalman doit prendre en compte la mesure issue des accéléromètres.

Par ailleurs la valeur de rapport élevée obtenue pour le capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 montre que pour ce capteur le comportement optimal est obtenu en exploitant franchement la mesure gyroscopique, même lors d'un mouvement lent. En effet, ce capteur se distingue par une instabilité très faible du biais des gyroscopes.

7.3.2 Identification du biais des gyroscopes σ_{b_g}

Le comportement observé ci-dessus n'est valable que lorsque la compensation du biais des gyroscopes n'est pas réalisée. Cependant, lorsque des valeurs non nulles de σ_{b_g} sont considérées et/ou lorsque l'effet des magnétomètres sur l'erreur complète est analysé, le comportement du filtre de Kalman est plus complexe ce qui se traduit par une courbe également plus complexe. Les paragraphes suivants traitent ces situations.

Comme nous l'avons justifié précédemment, nous réalisons l'identification des paramètres de Kalman en deux étapes. La première étape consiste à analyser la composante roulis-tangage de l'erreur d'orientation afin d'identifier le paramètre attribué au biais des gyroscopes σ_{b_g} . Dans ce but, nous affichons l'erreur en fonction de σ_g et σ_a en faisant défiler les valeurs de σ_{b_g} .

7.3.2.1 Capteurs APDM Opal

a. Mouvements lents

La figure 7.17a représente la distribution de l'erreur obtenue dans le cadre des mouvements lents en fonction de σ_g et de σ_a pour une valeur nulle de σ_{b_g} . Il s'agit donc du cas simple où le biais des gyroscopes n'est pas estimé par le filtre de Kalman. Ici, la valeur minimale de la composante roulis-tangage de l'erreur d'orientation obtenue est de 1.3 ± 0.3 deg.

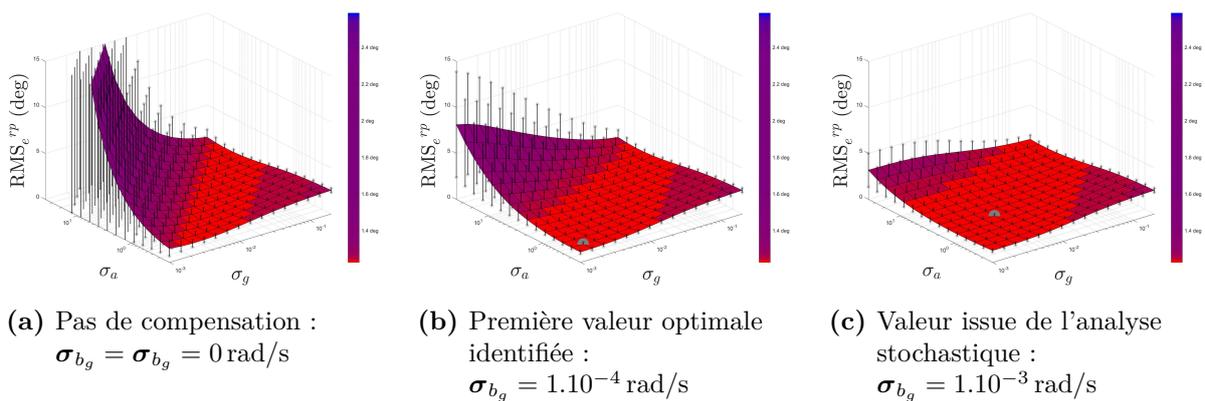


FIGURE 7.17 – Évolution de la composante roulis-tangage de l'erreur d'orientation issue des mouvements lents pour différentes valeurs de σ_{b_g}

Au fur et à mesure que l'on augmente σ_{b_g} , la partie de la courbe correspondant aux faibles valeurs de σ_g s'abaisse (fig. 7.17). En effet, cette zone correspond à un paramétrage du filtre de Kalman exploitant principalement la mesure gyroscopique (cf. paragraphe 7.3.1.1). Ce constat montre bien que l'estimation du biais des gyroscopes à l'aide du

modèle de marche aléatoire tend à améliorer la mesure gyroscopique et permet ainsi au filtre de Kalman de mieux l'exploiter.

Par ailleurs, l'augmentation du paramètre σ_{b_g} entraîne une diminution de l'erreur minimale jusqu'à atteindre 1.1 ± 0.2 deg pour $\sigma_{b_g} = 1.10^{-4}$ rad/s (fig. 7.17b). Ce résultat met bien en évidence la capacité du modèle de marche aléatoire choisi à estimer efficacement le biais des gyroscopes et à ainsi améliorer l'orientation issue du filtre de Kalman.

Lorsque l'on analyse le comportement du filtre de Kalman pour des valeurs de σ_{b_g} supérieures à 1.10^{-4} rad/s, on remarque que la partie de la courbe correspondant aux faibles valeurs de σ_{b_g} s'abaisse encore mais que cela n'entraîne plus la réduction de l'erreur d'orientation minimale. C'est notamment le cas pour $\sigma_{b_g} = 1.10^{-3}$ rad/s qui correspond à la valeur identifiée au chapitre 2 par la méthode de la variance d'Allan (fig. 7.17c).

b. Mouvements intermédiaires

Les figures 7.18 représentent la distribution de l'erreur obtenue à partir des mouvements intermédiaires pour une valeur nulle de σ_{b_g} puis pour la valeur identifiée au chapitre 2 par la méthode de la variance d'Allan : $\sigma_{b_g} = 1.10^{-3}$ rad/s.

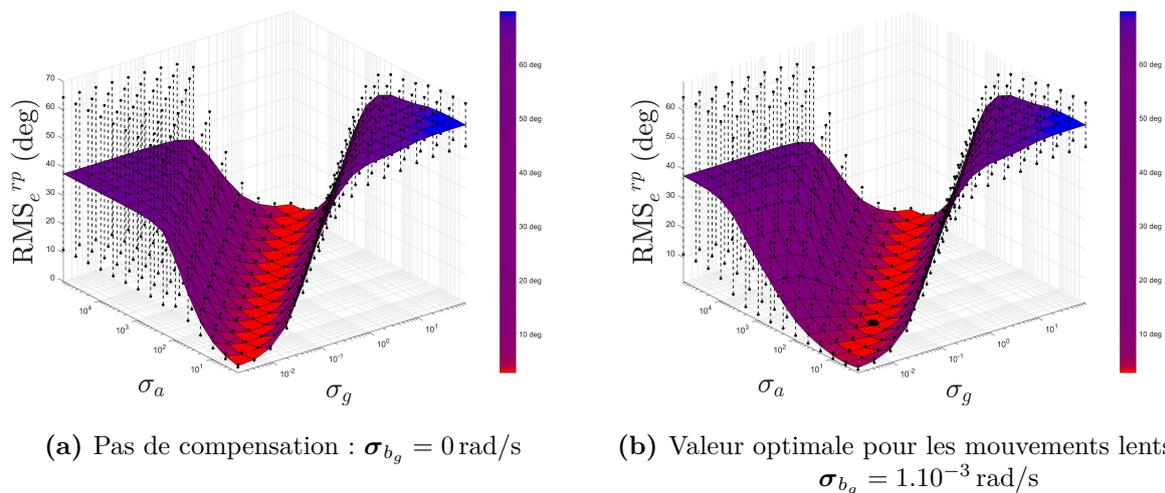


FIGURE 7.18 – Évolution de la composante roulis-tangage de l'erreur d'orientation issue des mouvements intermédiaires pour différentes valeurs de σ_{b_g}

Ces deux courbes montrent que la prise en compte du biais des gyroscopes permet comme pour les mouvements lents de réduire l'erreur en cas d'exploitation majoritaire de la mesure gyroscopique (partie gauche de la courbe). Cependant, l'effet est ici moins important que ce qui était observé pour les mouvements lents.

Pour mieux distinguer l'effet de σ_{b_g} sur l'orientation estimée, les figures 7.19 zooment sur la zone optimale afin d'affiner le maillage. Pour alléger les courbes, les écarts-types ne sont ici pas représentés.

Ces trois courbes montrent que l'augmentation de σ_{b_g} a tendance à déplacer le point optimal le long de la vallée. Cependant, cela ne se traduit pas par une amélioration de l'orientation estimée. En effet, quelque soit la valeur de σ_{b_g} , l'erreur minimale reste 2.3 ± 0.3 deg.

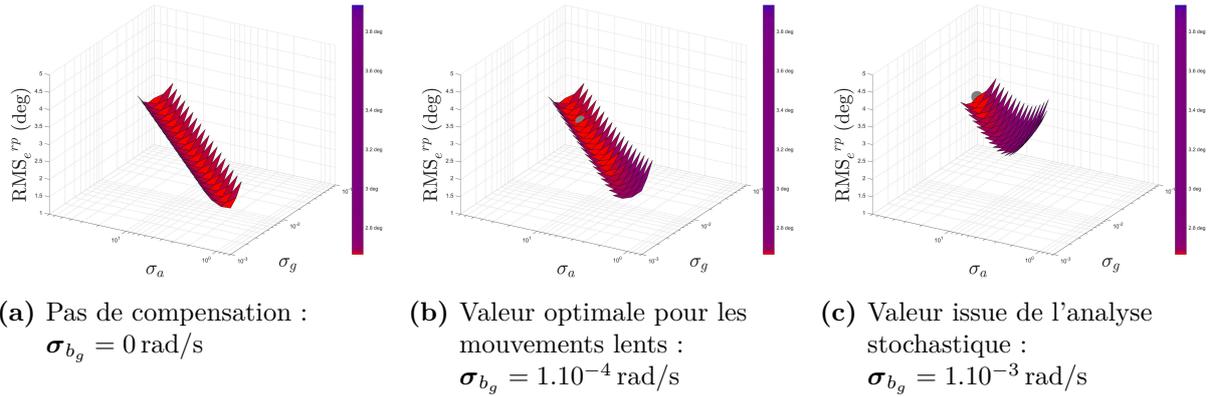


FIGURE 7.19 – Analyse fine de l'erreur d'orientation issue des mouvements intermédiaires en zoomant sur la zone optimale

c. Mouvements rapides

La figure 7.20a représente la distribution de l'erreur obtenue à partir des mouvements rapides pour une valeur nulle de σ_{b_g} en zoomant sur la zone optimale. Pour alléger les courbes, les écarts-types ne sont ici pas représentés. Ainsi paramétré, le filtre de Kalman aboutit à une erreur minimale de $9.6 \pm 2.0 \text{ deg}$.

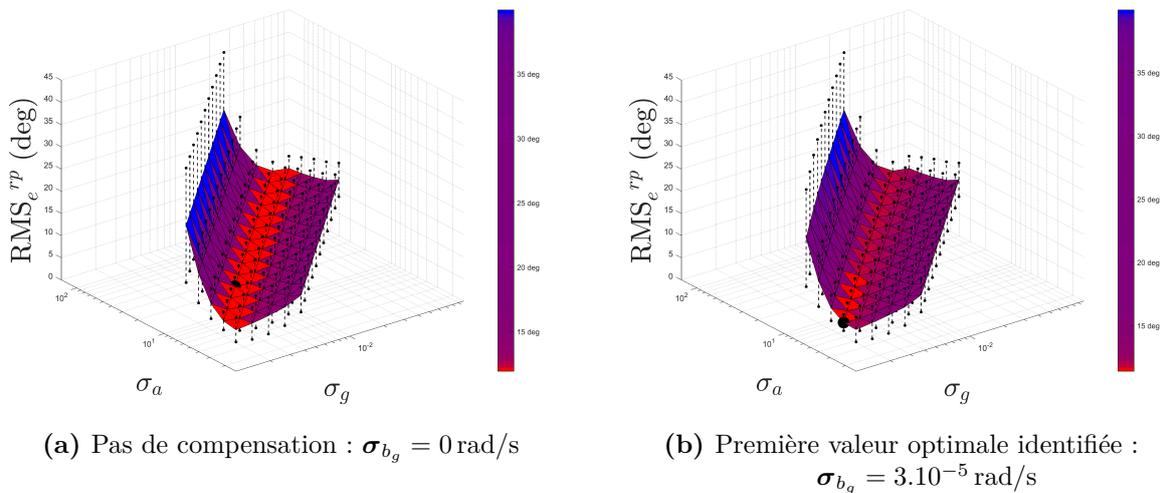


FIGURE 7.20 – Analyse fine de l'erreur d'orientation issue des mouvements rapides en zoomant sur la zone optimale

En augmentant progressivement σ_{b_g} , l'erreur d'orientation est légèrement réduite jusqu'à atteindre $9.3 \pm 2.0 \text{ deg}$ pour $\sigma_{b_g} = 3.10^{-5} \text{ rad/s}$ (fig. 7.20b). Contrairement à ce qui était observé sur les mouvements intermédiaires, l'estimation du biais des gyroscopes semble donc réalisable dans le cadre des mouvements rapides, même si cela n'améliore qu'assez peu l'orientation estimée.

En augmentant σ_{b_g} au delà de 3.10^{-5} rad/s , le comportement est similaire à ce qui était observé pour les mouvements intermédiaires, à savoir que le point optimal se déplace le long de la vallée sans que l'orientation estimée ne soit améliorée.

7.3.2.2 Capteur MicroStrain 3DM-GX4-25

On rappelle que seul le mouvement lent a pu être appliqué au capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 étant donnée la faible amplitude de la plage de mesure de ses gyroscopes. Les figures 7.21 donnent la distribution de l'erreur obtenue en fonction de σ_g et de σ_a pour une valeur nulle de σ_{b_g} ainsi que pour sa valeur identifiée par l'analyse stochastique.

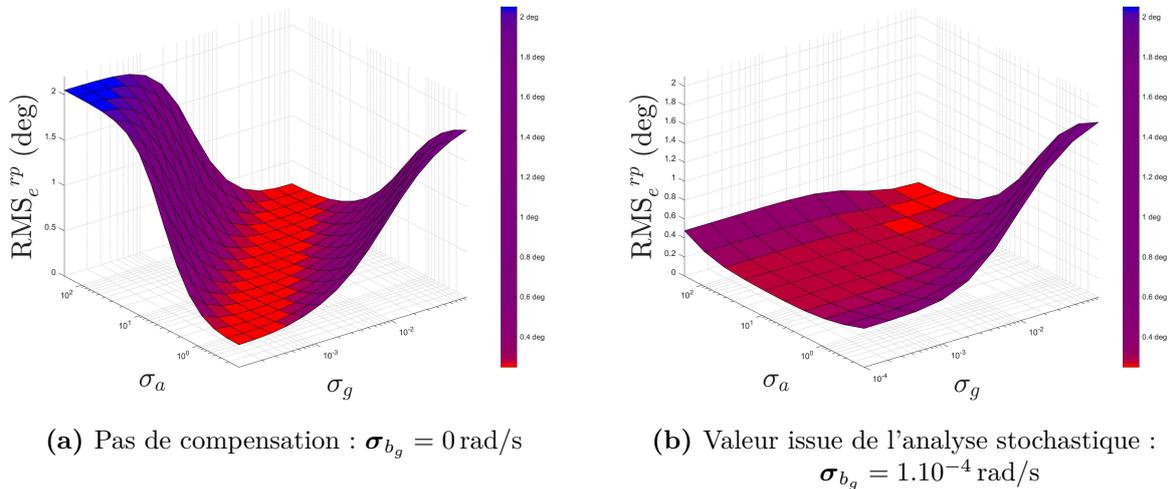


FIGURE 7.21 – Évolution de la composante roulis-tangage de l'erreur d'orientation issue du capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 lors de la réalisation du mouvement lent pour différentes valeurs de σ_{b_g}

Comme cela a été observé à partir des capteurs APDM Opal, la prise en compte du modèle de marche aléatoire pour estimer le biais des gyroscopes permet de réduire l'erreur sur la zone correspondant à l'exploitation majoritaire de la mesure gyroscopique. Cependant, cela ne permet pas ici de réduire l'erreur d'orientation minimale qui est toujours de 0.25 deg. Ces résultats montrent que pour ce capteur la prise en compte de l'instabilité du biais des gyroscopes ne semble pas être nécessaire, d'autant plus que la réalisation de mouvements plus rapides n'est pas réalisable au vu de la faible amplitude de mesure offerte par ses gyroscopes.

Ce constat peut s'expliquer par le fait que ce capteur est classé au grade tactique, ce qui signifie justement que l'instabilité du biais des gyroscopes est très faible. L'analyse stochastique appliquée à ce capteur au chapitre 2 a permis d'évaluer la valeur théorique de σ_{b_g} à 1.10^{-4} rad/s ce qui est effectivement très faible.

Pour ce capteur, nous ne réalisons donc pas la compensation du biais des gyroscopes.

7.3.2.3 Bilan

Ces résultats montrent que l'estimation du biais des gyroscopes par l'intermédiaire d'un modèle de marche aléatoire permet d'améliorer efficacement la mesure gyroscopique issue des capteurs destinés à l'analyse du mouvement. De cette façon, cette mesure est mieux exploitée par le filtre de Kalman. Ce constat est particulièrement vrai en ce qui concerne les mouvements lents. En effet, à cette intensité, la mesure issue des accéléromètres est tout à fait exploitable et réalise donc une bonne correction de la mesure gyroscopique lors de la phase de mise-à-jour. C'est ce qui permet d'estimer le biais des gyroscopes efficacement.

En revanche, l'estimation du biais des gyroscopes lors des mouvements intermédiaires ne semble apporter aucun bénéfice. Cela peut s'expliquer par le fait que les accélérations subies par le capteur rendent la mesure issue des accéléromètres moins fiable que précédemment. Il s'agit donc d'une confrontation moins efficace lors de l'étape de mise-à-jour, ce qui ne facilite pas l'estimation du biais des gyroscopes.

Et pourtant, la prise en compte du biais des gyroscopes à partir des mouvements rapides améliore légèrement la précision de l'orientation estimée. Comme nous venons de le préciser, l'estimation du biais des gyroscopes est difficile lors des mouvements intermédiaires et rapides. Cependant, la précision de la mesure gyroscopique est d'autant plus nécessaire que la vitesse de rotation mesurée est importante. Ainsi, il est possible que l'estimation du biais des gyroscopes améliore très légèrement la qualité de la mesure gyroscopique mais que cet effet ne soit visible que lors des mouvements rapides qui exploitent pleinement cette mesure.

Pour les mouvements lents, la première valeur de σ_{b_g} aboutissant à un comportement optimal est $\sigma_{b_g} = 1.10^{-4}$ rad/s. Dans le cadre des mouvements rapides, cette valeur est de $\sigma_{b_g} = 3.10^{-5}$ rad/s. Dans les deux cas, des valeurs supérieures repoussent la position du point optimal vers des valeurs de σ_g et de σ_a très importantes. Dans le but d'aboutir à des matrices de covariance les plus petites possibles et afin d'envisager plus tard un comportement adaptatif du filtre de Kalman (ce qui n'est possible qu'à partir de faibles valeurs de σ_a), nous sélectionnons la valeur de σ_{b_g} la plus petite possible. Nous choisissons donc $\sigma_{b_g} = 1.10^{-4}$ rad/s, une valeur qui convient à l'ensemble des mouvements testés.

Remarquons que cette valeur est 10 fois plus petite que la valeur identifiée au chapitre 2 à partir de la variance d'Allan. Rappelons tout de même que la réalisation de cette identification était délicate puisque les courbes de variance d'Allan obtenues ne faisaient pas clairement apparaître de marche aléatoire. Ainsi, la valeur qui était identifiée intégrait un ensemble de facteurs responsables de l'instabilité du biais dont le comportement était parfois assez éloigné d'un tel modèle. La méthode présentée ici permet de cibler l'identification uniquement sur les perturbations représentables par une marche aléatoire. Il n'est donc pas surprenant que la valeur choisie à l'issue de ce processus soit inférieure à la valeur issue de l'analyse stochastique.

Par ailleurs, cette analyse a bien mis en évidence la qualité de la mesure issue des gyroscopes de qualité tactique. En effet, l'instabilité du biais issue d'une telle mesure étant très faible, sa prise en compte à partir d'un modèle de marche aléatoire ne permet pas d'améliorer significativement l'orientation estimée. Il pourra être envisagé d'évaluer l'efficacité d'une modélisation stochastique différente de l'instabilité du biais, à partir d'un processus de Gauss-Markov par exemple.

7.3.3 Identification des bruits blancs σ_g , σ_a et σ_m

Le paramètre σ_{b_g} qui caractérise les erreurs qui peuvent être représentées par le modèle de marche aléatoire étant déterminé, nous réalisons désormais l'identification des paramètres caractéristiques des bruits blancs attribués aux mesures issues des gyroscopes, des accéléromètres et des magnétomètres σ_g , σ_a et σ_m .

7.3.3.1 Capteurs APDM Opal

a. Mouvements lents

Les figures 7.22 représentent l'erreur d'orientation complète issue des mouvements lents en fonction de σ_g et de σ_a pour différentes valeurs de σ_m .

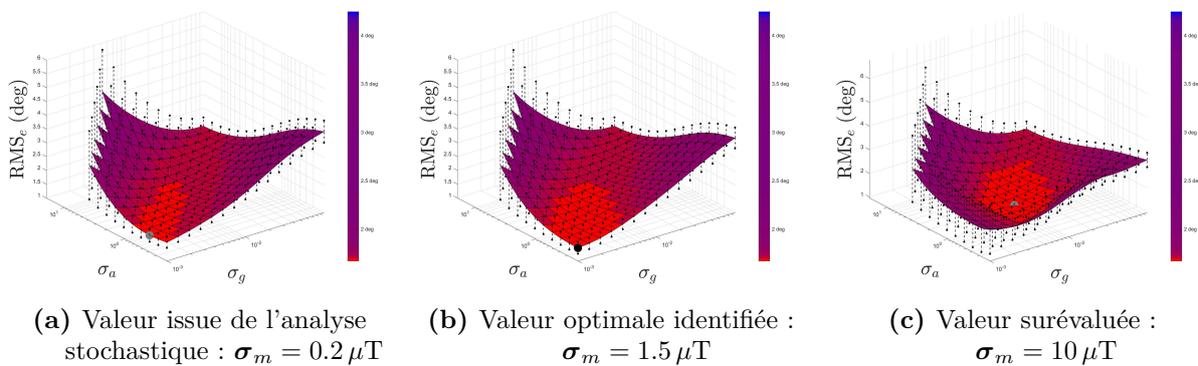


FIGURE 7.22 – Erreur d'orientation issue des mouvements lents en fonction de σ_g et de σ_a pour différentes valeurs de σ_m

Tout d'abord, la figure 7.22a représente la distribution de l'erreur pour $\sigma_m = 0.2 \mu\text{T}$ ce qui correspond à la valeur identifiée à partir de la méthode de la variance d'Allan. Dans ce cas, l'erreur minimale sur l'orientation (complète désormais) est de $1.60 \pm 0.23 \text{ deg}$.

Mais en augmentant la valeur attribuée à σ_m , on remarque que l'erreur minimale diminue jusqu'à atteindre $1.5 \pm 0.2 \text{ deg}$ pour $\sigma_m = 1.5 \mu\text{T}$ (fig. 7.22b).

Cependant, en augmentant encore σ_m l'erreur minimale augmente progressivement alors que le point traduisant un meilleur compromis erreur/reproductibilité se déplace (fig. 7.22c). Contrairement à ce qui était observé en faisant varier σ_{b_g} précédemment, nous observons ici non pas une zone optimale au sein de laquelle les paramètres de Kalman peuvent être choisis, mais un jeu unique de valeurs optimales qui impose donc les valeurs à prendre en compte. Le tableau 7.5 répertorie ces valeurs optimales ainsi que l'erreur d'orientation à laquelle elles aboutissent.

Paramètres de Kalman				Erreur d'orientation	
σ_g	σ_a	σ_m	σ_{b_g}	Moyenne	Écart-type
1.10^{-3} rad/s	0.2 m/s^2	$1.5 \mu\text{T}$	1.10^{-4} rad/s	1.5 deg	0.2 deg

TABLEAU 7.5 – Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements lents et erreur d'orientation engendrée

b. Mouvements intermédiaires

Les figures 7.23 représentent l'erreur d'orientation issue des mouvements intermédiaires en fonction de σ_g et de σ_a pour la valeur optimale identifiée de σ_m ($4 \mu\text{T}$) ainsi que pour une valeur supérieure.

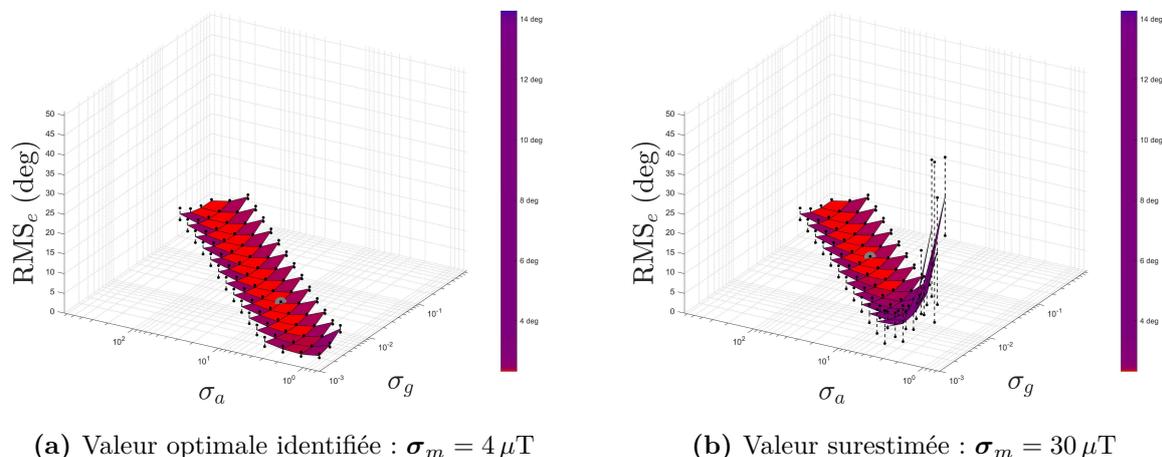


FIGURE 7.23 – Erreur d'orientation issue des mouvements intermédiaires en fonction de σ_g et de σ_a pour différentes valeurs de σ_m

Comme dans le cadre des mouvements lents, l'augmentation de σ_m au delà de sa valeur optimale conduit à une augmentation progressive de l'erreur d'orientation alors que le point traduisant un meilleur compromis erreur/reproductibilité se déplace (fig. 7.23b).

Lorsqu'il est optimalement paramétré (fig. 7.23a), l'erreur minimale issue du filtre de Kalman pour les mouvements intermédiaires est de $2.9 \pm 0.3 \text{ deg}$. Le tableau 7.6 répertorie les valeurs optimales des paramètres de Kalman ainsi que l'erreur d'orientation à laquelle elles aboutissent.

Paramètres de Kalman				Erreur d'orientation	
σ_g	σ_a	σ_m	σ_{b_g}	Moyenne	Écart-type
1.10^{-2} rad/s	8 m/s^2	$4 \mu\text{T}$	1.10^{-4} rad/s	2.9 deg	0.3 deg

TABLEAU 7.6 – Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements intermédiaires et erreur d'orientation engendrée

Par rapport aux mouvements lents, les valeurs optimales attribuées aux paramètres de Kalman sont ici plus importantes, ce qui met en évidence le fait que les erreurs de mesures ont augmenté avec l'intensité du mouvement.

c. Mouvements rapides

La figure 7.24 représente l'erreur d'orientation issue des mouvements rapides en fonction de σ_g et de σ_a pour la valeur optimale identifiée de σ_m ($45 \mu\text{T}$). Pour alléger la courbe, la représentation des écarts-types n'a pas été réalisée.

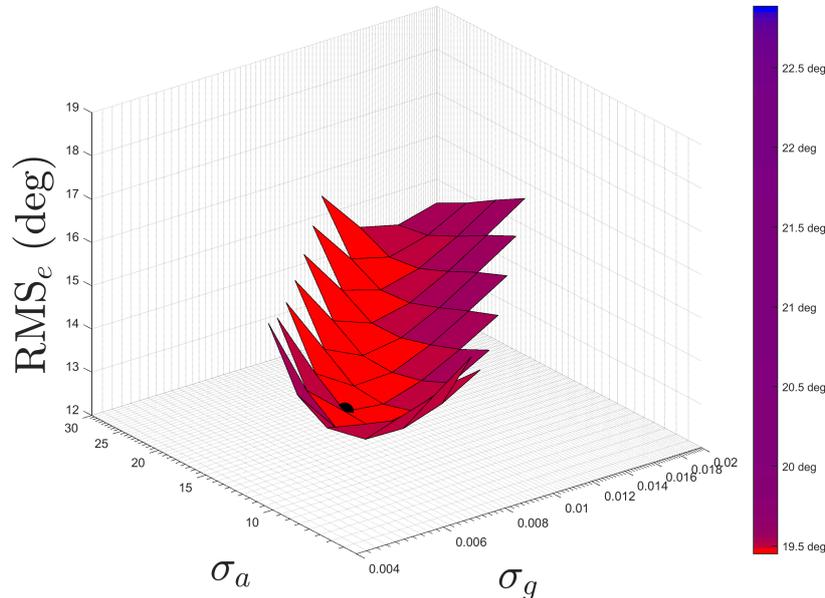


FIGURE 7.24 – Erreur d'orientation issue des mouvements rapides en fonction de σ_g et de σ_a pour la valeur optimale identifiée de σ_m

Comme précédemment, l'augmentation de σ_m au delà de sa valeur optimale conduit à une augmentation progressive de l'erreur d'orientation alors que le point traduisant un meilleur compromis erreur/reproductibilité se déplace.

Lorsqu'il est optimalement paramétré, l'erreur minimale issue du filtre de Kalman pour les mouvements rapides est de $13.7 \pm 5.3 \text{ deg}$. Le tableau 7.7 répertorie les valeurs optimales des paramètres de Kalman ainsi que l'erreur d'orientation à laquelle elles aboutissent.

Paramètres de Kalman				Erreur d'orientation	
σ_g	σ_a	σ_m	σ_{b_g}	Moyenne	Écart-type
6.10^{-3} rad/s	10 m/s^2	$45 \mu\text{T}$	1.10^{-4} rad/s	13.7 deg	5.3 deg

TABLEAU 7.7 – Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements rapides et erreur d'orientation engendrée

Ici, on remarque que la valeur optimale de σ_a n'est que légèrement supérieure par rapport à sa valeur correspondante dans le cas des mouvements intermédiaires, alors que les accélérations subies par le capteur sont en moyenne six fois plus importantes. Ce constat montre que la prise en compte des perturbations engendrées par les accélérations n'est pas efficacement réalisable à partir d'une simple distribution gaussienne (modèle de bruit blanc). C'est donc certainement la gestion médiocre de ces accélérations qui mène à une orientation plus de quatre fois moins précise qu'à l'issue des mouvements intermédiaires.

d. Phase statique

Nous avons identifié précédemment les paramètres de Kalman optimaux spécifiques aux mouvements lent, intermédiaire et rapide pour les capteurs APDM Opal. Nous nous intéressons désormais au comportement du filtre de Kalman dans le cas d'une phase statique.

La figure 7.25 représente l'erreur d'orientation issue des phases statiques en fonction de σ_g et de σ_a pour la valeur optimale identifiée de σ_m ($10 \mu\text{T}$). Le tableau 7.8 répertorie ces valeurs optimales ainsi que l'erreur d'orientation à laquelle elles aboutissent.

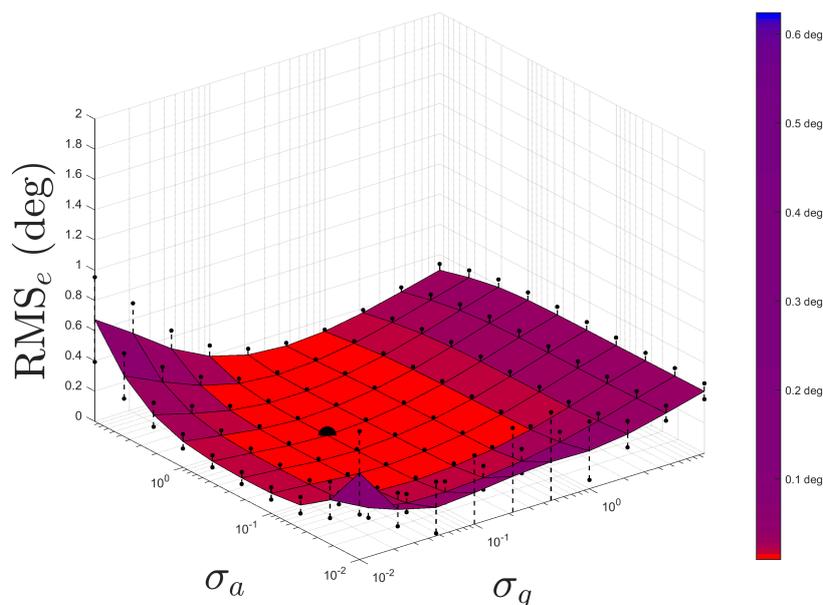


FIGURE 7.25 – Erreur d'orientation issue d'une acquisition statique en fonction de σ_g et de σ_a pour la valeur optimale identifiée de σ_m

Paramètres de Kalman				Erreur d'orientation	
σ_g	σ_a	σ_m	σ_{bg}	Moyenne	Écart-type
0.1 rad/s	0.2 m/s ²	10 μT	1.10^{-4} rad/s	0.08 deg	0.01 deg

TABLEAU 7.8 – Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux acquisitions statiques et erreur d'orientation engendrée

Par rapport aux mouvements lents, les paramètres identifiés ici montrent que pour obtenir un comportement optimal, le filtre de Kalman doit accorder beaucoup moins d'importance (cent fois moins) aux gyroscopes. En effet, nous sommes ici dans le cas idéal concernant la mesure issue des accéléromètres, le filtre de Kalman l'exploite donc pleinement.

Par ailleurs, on remarque également que la mesure magnétique est moins exploitée en situation statique que lors des mouvements lents. En effet, comme cela a été mis en évidence au chapitre 2, les magnétomètres sont perturbés par un bruit blanc important. Dans ce cas, le filtre de Kalman exploite donc principalement la mesure issue des accéléromètres.

7.3.3.2 Capteur MicroStrain 3DM-GX4-25

La figure 7.26 représente l'erreur d'orientation issue de l'application du mouvement lent au capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 en fonction de σ_g et de σ_a pour la valeur optimale identifiée de σ_m ($4 \mu\text{T}$).

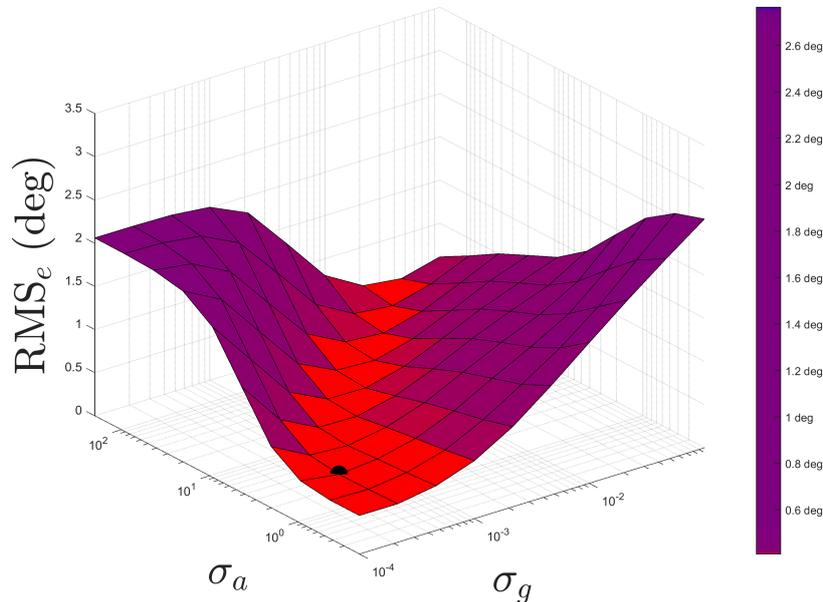


FIGURE 7.26 – Erreur d'orientation issue du mouvement lent imposé au capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 en fonction de σ_g et de σ_a pour la valeur optimale identifiée de σ_m

L'allure de la courbe obtenue à partir de ce capteur est très similaire à celle obtenue pour les capteurs APDM Opal. Il semble donc envisageable de généraliser ces observations à l'exploitation du filtre de Kalman à partir de divers capteurs inertiels.

On remarque tout de même que l'erreur minimale obtenue à partir de ce capteur est nettement plus faible qu'à partir des capteurs APDM Opal, ce qui est résumé dans le tableau 7.9.

Paramètres de Kalman				Erreur d'orientation
σ_g	σ_a	σ_m	σ_{b_g}	
$2 \cdot 10^{-4} \text{ rad/s}$	1 m/s^2	$4 \mu\text{T}$	0 rad/s	0.43 deg

TABLEAU 7.9 – Paramètres de Kalman optimaux adaptés au mouvement lent appliqué au capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 et erreur d'orientation engendrée

7.3.4 Effet du calibrage

Rappelons que jusqu'ici, nous avons exploité les mesures obtenues à l'issue des calibrages présentés aux chapitres 3 et 4 pour les accéléromètres et les gyroscopes. De plus, les magnétomètres étaient également calibrés sur place, quelques instants avant la réalisation des mouvements d'identification. En exploitant désormais les différents calibrages répertoriés dans le tableau 7.3, nous analysons l'effet de cette opération sur les paramètres de Kalman optimaux ainsi que sur la qualité de l'orientation issue du filtre de Kalman.

7.3.4.1 Calibrage non spécifique des magnétomètres

Les figures 7.27 représentent la distribution de l'erreur d'orientation obtenue à l'issue des mouvements lents en fonction de σ_g et de σ_a à partir d'un calibrage des magnétomètres adapté à l'expérimentation puis à partir d'un calibrage non spécifique.

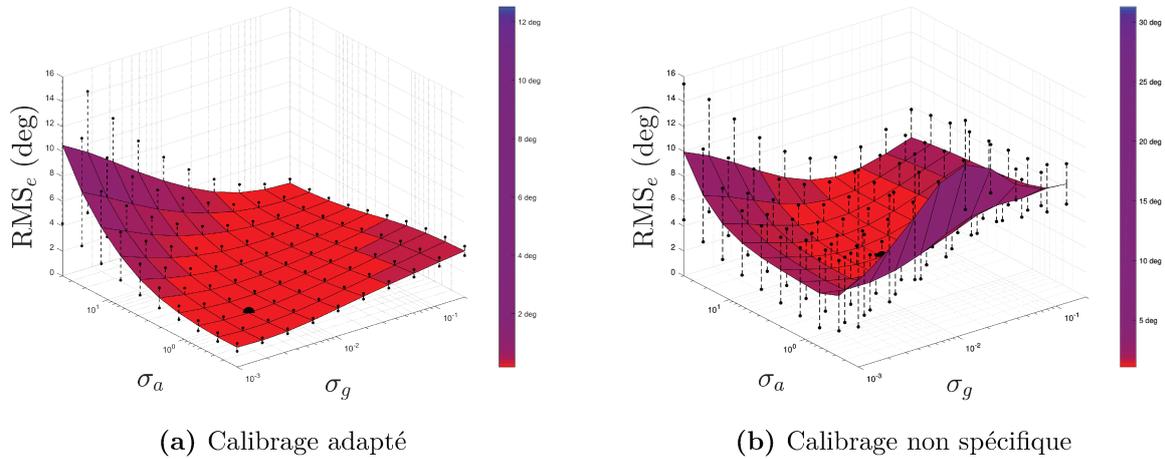


FIGURE 7.27 – Erreur d'orientation issue des mouvements lents en fonction du calibrage des magnétomètres

Les résultats montrent que lorsque le calibrage des magnétomètres n'est pas adapté à l'environnement d'expérimentation, la valeur optimale attribuée au paramètre σ_m est égale à $50 \mu\text{T}$ ce qui est nettement supérieur à la valeur correspondant à un calibrage adapté ($\sigma_m = 1.5 \mu\text{T}$). En effet, la non-prise en compte des perturbations magnétiques existantes au sein de l'environnement de mesure aboutit à des erreurs d'orientation en termes de lacet. Dans ces conditions, le comportement optimal du filtre de Kalman est donc obtenu en accordant moins d'importance à la mesure magnétique qui n'est pas assez fiable. Ainsi, la mise à jour de l'angle de lacet au sein du filtre de Kalman est réalisée en bonne partie par la mesure issue des accéléromètres.

Un tel fonctionnement conduit inévitablement à une erreur d'orientation supérieure à celle obtenue à partir d'un calibrage des magnétomètres adapté. Le tableau 7.10 répertorie les paramètres de Kalman optimaux associés à cette situation dans le cas des mouvements lents ainsi que l'erreur obtenue à partir d'un tel paramétrage du filtre de Kalman.

	Paramètres de Kalman			Erreur d'orientation	
	σ_g	σ_a	σ_m	Moyenne	Écart-type
Calibrage adapté	1.10^{-3} rad/s	0.2 m/s^2	$1.5 \mu\text{T}$	1.5 deg	0.2 deg
Calibrage non adapté	8.10^{-3} rad/s	1.5 m/s^2	$50 \mu\text{T}$	3.0 deg	1.1 deg

TABLEAU 7.10 – Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements lents en fonction du calibrage des magnétomètres

La prise en compte de la mesure magnétique lors des mouvements intermédiaires et rapides étant beaucoup plus faible, l'effet du calibrage des magnétomètres dans ces situations est beaucoup moins visible.

7.3.4.2 Calibrage constructeur des accéléromètres

En plus de l'exploitation d'un calibrage non spécifique des magnétomètres, nous réalisons désormais l'identification des paramètres de Kalman à partir des accélérations issues du calibrage fourni par le constructeur. Rappelons que l'évaluation de la méthode de calibrage des accéléromètres proposée au chapitre 3 et qui était utilisée jusqu'à présent a mis en évidence un gain d'environ 58% apporté par cette opération sur l'accélération obtenue. Nous nous attendons donc à obtenir une erreur d'orientation plus importante en exploitant l'accélération issue du calibrage constructeur.

Les figures 7.28 représentent la distribution de l'erreur d'orientation obtenue à l'issue des mouvements lents en fonction de σ_g et de σ_a à partir d'un calibrage des accéléromètres récent réalisé à partir de la méthode proposée au chapitre 3 ainsi qu'à partir du calibrage fourni par le constructeur.

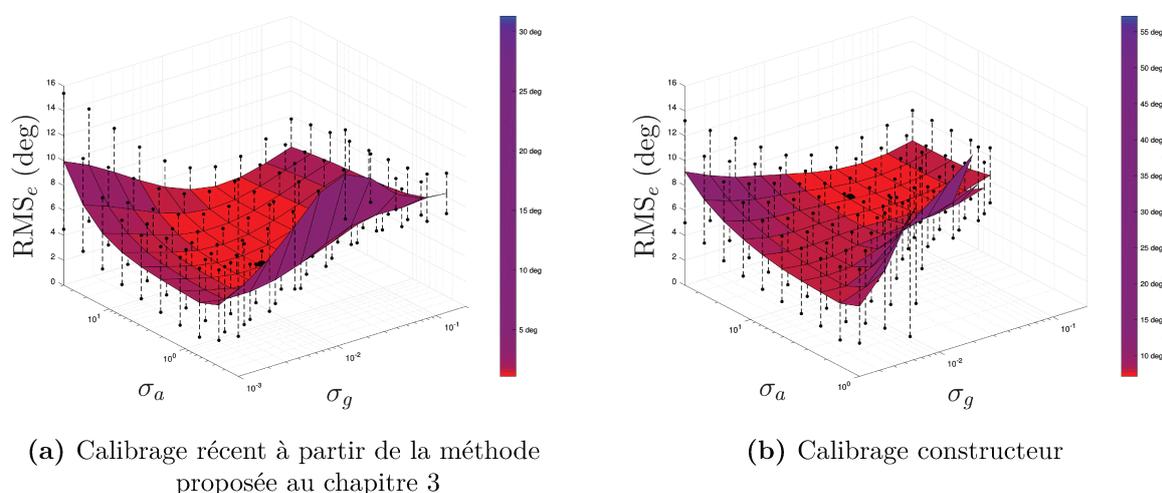


FIGURE 7.28 – Erreur d'orientation issue des mouvements lents en fonction du calibrage des accéléromètres

Ces résultats montrent que le paramètre σ_a identifié à partir du calibrage constructeur est plus de dix fois supérieur au paramètre identifié à partir du nouveau calibrage. Cela tend à confirmer que la mise-à-jour des coefficients de calibrage des accéléromètres a permis d'améliorer la qualité de la mesure d'accélération, ce qui permet au filtre de Kalman de mieux l'exploiter. Ainsi, la prise en compte du calibrage constructeur conduit inévitablement à une orientation moins précise puisque l'erreur minimale obtenue dans ce cas est de 5.4 ± 1.7 deg contre 3.0 ± 1.2 deg lors de l'exploitation du nouveau calibrage. Le tableau 7.11 répertorie les paramètres de Kalman optimaux associés à ces situations dans le cas des mouvements lents ainsi que l'erreur obtenue à partir d'un tel paramétrage du filtre de Kalman.

Comme lors de l'analyse de l'effet du calibrage des magnétomètres, l'effet du calibrage des accéléromètres lors des mouvements intermédiaires et rapides est beaucoup moins visible. En effet, lorsque les accélérations subies par le capteur ne sont pas négligeables devant g le comportement optimal du filtre de Kalman est obtenu en exploitant le moins possible la mesure issue des accéléromètres. Néanmoins, nous présentons tout de même les paramètres de Kalman optimaux associés à ces situations ainsi que l'erreur obtenue dans les tableaux 7.12 et 7.13.

	Paramètres de Kalman			Erreur d'orientation	
	σ_g	σ_a	σ_m	Moyenne	Écart-type
Nouveau calibrage	$8 \cdot 10^{-3}$ rad/s	1.5 m/s ²	50 μ T	3.0 deg	1.2 deg
Calibrage constructeur	$2 \cdot 10^{-2}$ rad/s	18 m/s ²	500 μ T	5.4 deg	1.7 deg

TABLEAU 7.11 – Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements lents en fonction du calibrage des accéléromètres

	Paramètres de Kalman			Erreur d'orientation	
	σ_g	σ_a	σ_m	Moyenne	Écart-type
Nouveau calibrage	$4 \cdot 10^{-3}$ rad/s	3 m/s ²	7 μ T	3.3 deg	0.5 deg
Calibrage constructeur	$7 \cdot 10^{-3}$ rad/s	7 m/s ²	0.2 μ T	4.3 deg	0.7 deg

TABLEAU 7.12 – Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements intermédiaires en fonction du calibrage des accéléromètres

	Paramètres de Kalman			Erreur d'orientation	
	σ_g	σ_a	σ_m	Moyenne	Écart-type
Nouveau calibrage	$3 \cdot 10^{-2}$ rad/s	40 m/s ²	230 μ T	13.5 deg	5.2 deg
Calibrage constructeur	0.6 rad/s	900 m/s ²	5400 μ T	14.0 deg	5.4 deg

TABLEAU 7.13 – Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements rapides en fonction du calibrage des accéléromètres

7.3.4.3 Calibrage constructeur des gyroscopes

Désormais, nous exploitons un calibrage non spécifique des magnétomètres ainsi que les calibrages constructeurs des accéléromètres et des gyroscopes. Rappelons qu'à l'issue du processus de validation réalisé au chapitre 4 sur un capteur APDM Opal, la méthode de calibrage simple que nous avons proposé a menée à une mesure équivalente de la vitesse de rotation. Les résultats suivants permettent de compléter cette observation en analysant cette fois l'effet du calibrage des gyroscopes sur l'orientation issue du filtre de Kalman pour trois capteurs différents.

Les figures 7.29 représentent la distribution de l'erreur d'orientation obtenue à l'issue des mouvements intermédiaires en fonction de σ_g et de σ_a à partir d'un calibrage des gyroscopes récent réalisé à partir de la méthode simple proposée au chapitre 4 ainsi qu'à partir du calibrage fourni par le constructeur.

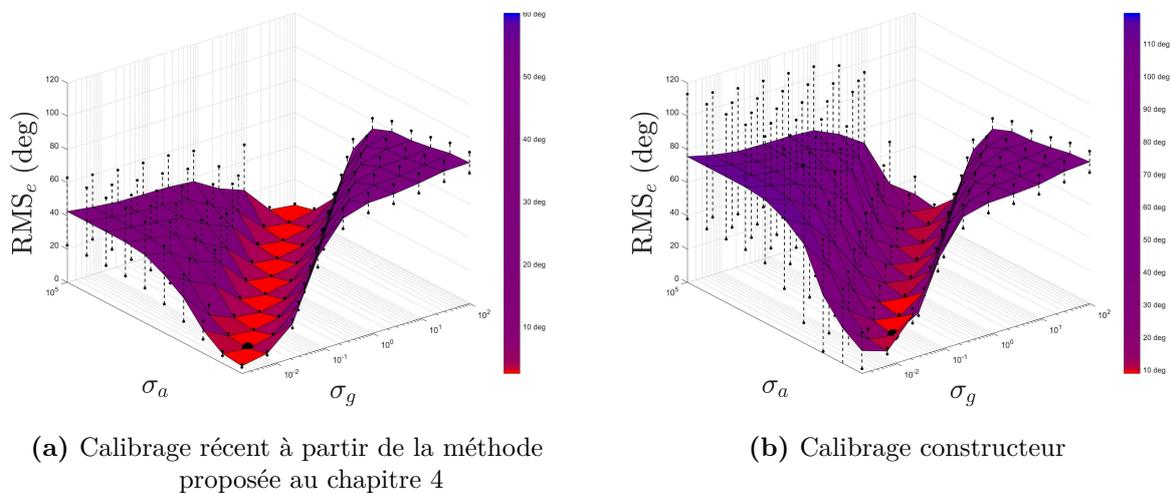


FIGURE 7.29 – Erreur d'orientation issue des mouvements intermédiaire en fonction du calibrage des gyroscopes

Ces résultats montrent que le paramètre σ_g identifié à partir du nouveau calibrage est légèrement inférieur au paramètre identifié à partir du calibrage constructeur. Cela montre que le filtre de Kalman accorde plus d'importance à la mesure gyroscopique lorsqu'elle est issue du calibrage proposé. Ce constat est confirmé par l'erreur minimale obtenue sur l'orientation à partir du calibrage constructeur (8.0 ± 0.9 deg) qui est nettement plus importante que l'erreur issue du nouveau calibrage (4.3 ± 0.7 deg). Le tableau 7.14 répertorie les paramètres de Kalman optimaux associés à ces situations dans le cas des mouvements intermédiaires ainsi que l'erreur obtenue à partir d'un tel paramétrage du filtre de Kalman.

L'analyse des résultats issus des mouvements rapides aboutit à un résultat encore plus prononcé (tab. 7.15). En effet, pour cette intensité de mouvement le nouveau calibrage permet de réduire l'erreur de 25.2 ± 7.5 à 14.0 ± 5.4 . Mais là encore, le paramètres σ_g optimal correspondant à l'exploitation du nouveau calibrage n'est que légèrement inférieur à la valeur issue du calibrage constructeur. Le filtre de Kalman n'accorde donc que légèrement plus d'importance à la mesure gyroscopique, mais l'intensité du mouvement fait que l'effet sur l'orientation obtenue est très important.

En revanche, l'effet observé sur les mouvements lents n'est pas significatif (tab. 7.16). En effet, le nouveau calibrage semble réduire l'erreur d'orientation moyenne mais aug-

	Paramètres de Kalman			Erreur d'orientation	
	σ_g	σ_a	σ_m	Moyenne	Écart-type
Nouveau calibrage	$7 \cdot 10^{-3}$ rad/s	7 m/s ²	0.2 μ T	4.3 deg	0.7 deg
Calibrage constructeur	$1 \cdot 10^{-2}$ rad/s	3 m/s ²	7 μ T	8.0 deg	0.9 deg

TABLEAU 7.14 – Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements intermédiaires en fonction du calibrage des gyroscopes

	Paramètres de Kalman			Erreur d'orientation	
	σ_g	σ_a	σ_m	Moyenne	Écart-type
Nouveau calibrage	0.6 rad/s	900 m/s ²	5400 μ T	14.0 deg	5.4 deg
Calibrage constructeur	2 rad/s	3000 m/s ²	1000 μ T	25.2 deg	7.5 deg

TABLEAU 7.15 – Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements rapides en fonction du calibrage des gyroscopes

mente la variabilité des résultats issus des trois capteurs et des trois répétitions. En effet, comme nous l'avons déjà précisé, la mesure gyroscopique n'est que peu exploitée lors des mouvements lents pour lesquels le filtre de Kalman accorde plus d'importance à la mesure issue des accéléromètres.

	Paramètres de Kalman			Erreur d'orientation	
	σ_g	σ_a	σ_m	Moyenne	Écart-type
Nouveau calibrage	$2 \cdot 10^{-2}$ rad/s	18 m/s ²	500 μ T	5.4 deg	1.7 deg
Calibrage constructeur	$5 \cdot 10^{-3}$ rad/s	1 m/s ²	50 μ T	5.5 deg	1.3 deg

TABLEAU 7.16 – Paramètres de Kalman optimaux adaptés aux mouvements lents en fonction du calibrage des gyroscopes

7.3.5 Effet de l'adaptation

On rappelle que les filtres de Kalman dits *adaptatifs* sont une approche prometteuse consistant à adapter les valeurs de la matrice de covariance de la mesure à partir de l'observation du résidu qui peut être révélateur des incohérences provoquées par ces perturbations. Nous appliquons ici un processus d'identification similaire visant à sélectionner le paramètre noté T_{adapt} définissant la période sur laquelle les valeurs passées du résidu sont observées.

Les figures 7.30 donnent la distribution de la composante roulis-tangage de l'erreur obtenue en fonction de σ_g et de σ_a pour une valeur nulle de T_{adapt} ainsi que pour une période d'observation de 1 s.

Ces courbes montrent que le processus d'adaptation n'a pas permis d'améliorer l'orientation estimée par le filtre de Kalman en exploitant mieux la mesure issue des accéléromètres.

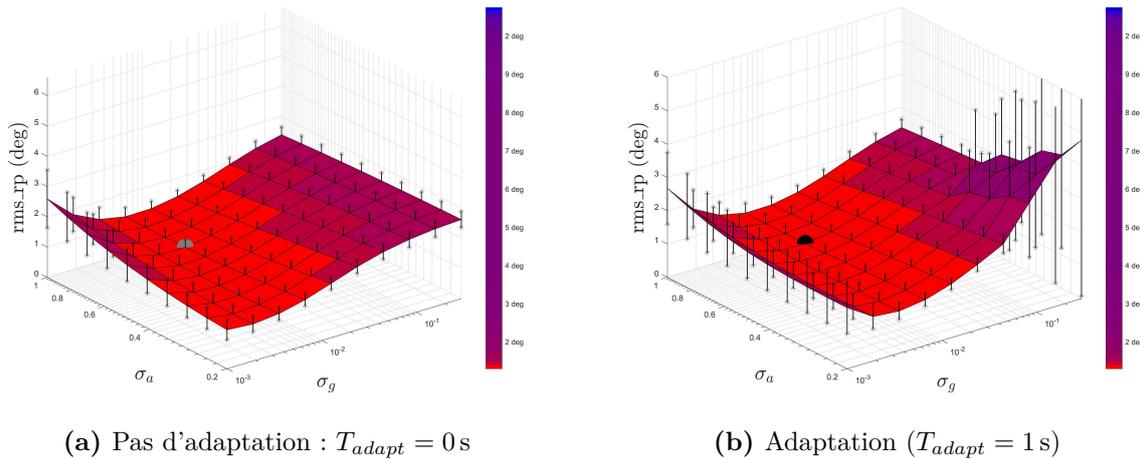


FIGURE 7.30 – Erreur d'orientation issue des mouvements lents en fonction de σ_g et de σ_a pour différentes valeurs de T_{adapt}

En effet, l'erreur minimale en termes de roulis-tangage est ici toujours de 1.23 ± 0.25 deg. Un constat équivalent est fait à partir des mouvements intermédiaires et rapides. Par exemple, les courbes 7.31 donnent la distribution de la composante roulis-tangage de l'erreur obtenue en fonction de σ_g et de σ_a pour une valeur nulle de T_{adapt} ainsi que pour une période d'observation de 0.2 s. On observe ici que le processus d'adaptation provoque un effet inverse à celui escompté puisque l'erreur d'orientation pour les petites valeurs de σ_a est augmentée. En d'autres termes, cette opération ne produit pas l'effet désiré puisque le comportement optimal du filtre de Kalman est obtenu en délaissant encore plus la mesure issue des accéléromètres.

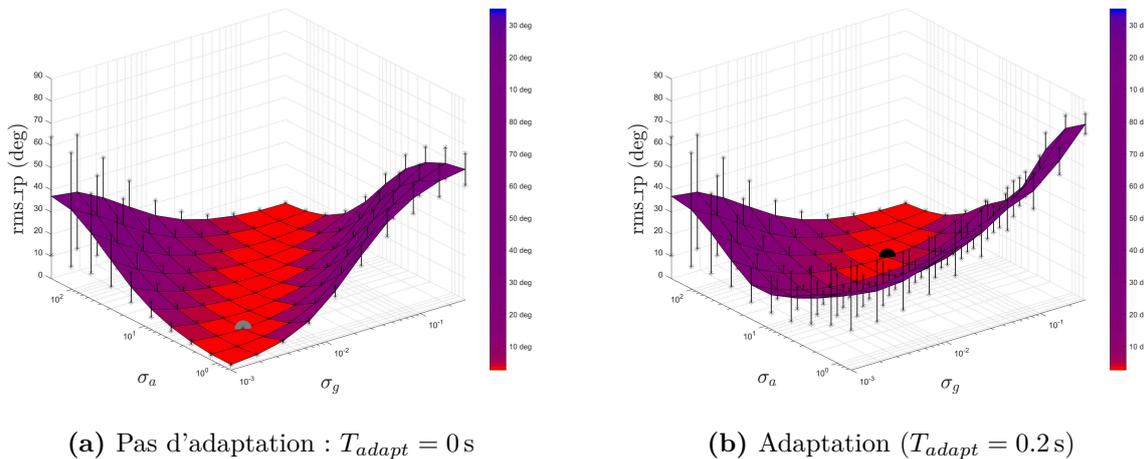


FIGURE 7.31 – Erreur d'orientation issue des mouvements intermédiaires en fonction de σ_g et de σ_a pour différentes valeurs de T_{adapt}

Ces résultats peuvent s'expliquer par le fait que les mouvements imposés aux capteurs, qu'ils soient lents, intermédiaires ou rapides, étaient exécutés sans interruptions pendant 10 min. Ces mouvements n'offrent donc aucun répit à la mesure inertielle. Or, pour que l'adaptation parvienne à exploiter différemment les phases peu perturbées (accélération faible par rapport à g) des phases pendant lesquelles l'accélération subie est importante, des phases de répit sont nécessaires.

Pour confirmer cette hypothèse, nous réalisons un mouvement supplémentaire appliqué à un capteur par l'intermédiaire de l'équerre. Ce mouvement, toujours réalisé à la main, à vocation à mimer le mouvement de la jambe lors d'un mouvement de marche. Il s'agit donc d'un mouvement alternatif, plutôt lent mais entrecoupé de chocs réguliers avec le sol. Les courbes 7.32 donnent la distribution de la composante roulis-tangage de l'erreur obtenue en fonction de σ_g et de σ_a pour une valeur nulle de T_{adapt} ainsi que pour une période d'observation de 1 s.

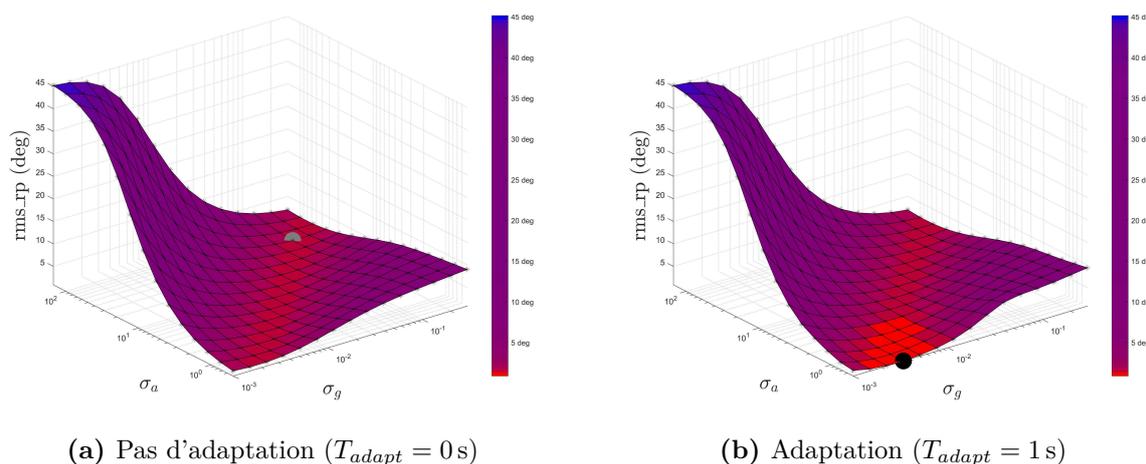


FIGURE 7.32 – Erreur d'orientation en fonction de σ_g et de σ_a à partir d'un mouvement lent entrecoupé de chocs

Ces courbes montrent que, dans ce cas, le processus d'adaptation entraîne bien une réduction de l'erreur d'orientation sur la zone correspondant à l'exploitation majoritaire de la mesure issue des accéléromètres par le filtre de Kalman. Cette opération permet donc bien de mieux exploiter l'accélération mesurée lors des phases aérienne tout en l'écartant en partie lors des chocs. Du point de vue de l'orientation optimale estimée par le filtre de Kalman, ce processus permet de réduire l'erreur de 1.7 deg à 0.9 deg ce qui n'est pas négligeable.

Ces résultats montrent que le comportement adaptatif du filtre de Kalman semble bien être un atout prometteur pour mieux gérer les accélérations subies par les capteurs inertiels et permettre ainsi à l'algorithme de mieux exploiter la mesure issue des accéléromètres. Cependant, le processus adaptatif ne doit pas être paramétré grossièrement. Ici, nous proposons un paramétrage global intégrant l'effet des paramètres de Kalman σ_g et σ_a , ce qui semble n'avoir jamais été fait. En effet, la prise en compte du processus d'adaptation a entraîné un déplacement du point de fonctionnement optimal du filtre de Kalman (cf. figure 7.32). Si les paramètres σ_g et σ_a avaient été conservés, l'effet de l'adaptation se serait traduit par une légère dégradation de l'orientation estimée.

Par ailleurs, l'analyse du processus d'adaptation sur les mouvements lents, intermédiaires et rapides a mis en évidence l'inefficacité de cette opération lors de la réalisation de mouvements ininterrompus. Il semble donc que ce processus ne puisse être efficace qu'à condition de disposer de phases de répit au sein du mouvement.

7.3.6 Bilan

Pour conclure, le tableau 7.17 répertorie les erreurs d'orientation (en deg) résultantes des différents algorithmes traités dans ce manuscrit : l'algorithme FQA, l'intégration gyroscopique, les algorithmes constructeurs ainsi que le filtre de Kalman exploitant différents choix de calibrage capteur.

	Capteurs	APDM Opal			MiscroStrain
	Mouvements	Lent	Inter.	Rapide	Lent
Filtre de Kalman	FQA	4.3 ± 0.5	81 ± 6.6	114 ± 1.2	3.2
	Gyroscopes	53 ± 33	47 ± 26	101 ± 23	2.2
	Algorithme constructeur	8.5 ± 3.0	13 ± 10	36 ± 32	0.8
	Calibrages constructeur	5.5 ± 1.3	8.0 ± 0.9	25 ± 7.5	0.4
	Recalibrage gyroscopes	5.4 ± 1.7	4.3 ± 0.7	14 ± 5.4	-
	Recalibrage gyro+accéléro	3.0 ± 1.2	3.3 ± 0.5	14 ± 5.2	
	Recalibrage complet	1.5 ± 0.2	2.9 ± 0.3	14 ± 5.3	

TABLEAU 7.17 – Erreurs d'orientation (en deg) résultantes de l'algorithme FQA, de l'intégration gyroscopique, de l'algorithme constructeur ainsi que du filtre de Kalman issu de différents calibrages capteur

Ce tableau met en évidence des résultats majeurs. Tout d'abord, on observe une dégradation du résultat issu de l'algorithme FQA avec l'augmentation de l'intensité des mouvements. Ces erreurs sont provoquées par les accélérations subies par le capteur.

L'orientation obtenue par intégration numérique de la mesure gyroscopique mène à des erreurs importantes pour toutes les intensités de mouvement. En effet, par cette approche l'erreur est principalement dépendante de la durée de l'acquisition pendant laquelle la dérive des gyroscopes dévie progressivement le résultat. On remarque tout de même que les mouvements rapides aboutissent à une erreur plus importante. Ce constat semble mettre en évidence l'influence des accélérations subies par le capteur sur la qualité de la vitesse de rotation mesurée par les gyroscopes (g-sensitivity).

Par ailleurs, les résultats issus du filtre de Kalman réalisés à partir de différents calibrages capteur mettent bien en évidence l'impact de ces opérations sur l'estimation de l'orientation. En effet, le calibrage des accéléromètres et des magnétomètres permet d'améliorer nettement l'orientation obtenue à partir des mouvements lents. On remarque cependant que plus l'intensité des mouvements est importante, moins cet effet est prononcé. Le calibrage des gyroscopes permet lui d'améliorer très efficacement l'orientation, surtout pour les mouvements intermédiaires et rapides.

Ces observations sont logiques puisque plus l'intensité du mouvement augmente, moins les mesures issues des accéléromètres et des magnétomètres sont exploitées alors que de la mesure gyroscopique est privilégiée.

Ajoutons que l'analyse détaillée en annexe L semble montrer que les résultats présentés ici ne sont pas remis en question par l'effet de la durée des acquisitions. Il est donc probable que les conclusions qui sont faites soient valables dans le cadre d'acquisitions plus longues.

7.4 Validation

Dans un premier temps, nous proposons d’observer le comportement du filtre de Kalman lorsqu’il est idéalement configuré à partir des paramètres identifiés précédemment.

Avant tout, la figure 7.33 représente l’évolution du biais des gyroscopes identifié par le filtre de Kalman lors d’une acquisition statique d’une heure. On voit bien que le biais estimé suit la composante à basse fréquence de la mesure gyroscopique, ce qui illustre l’efficacité du filtre de Kalman ainsi paramétré à estimer ce biais.

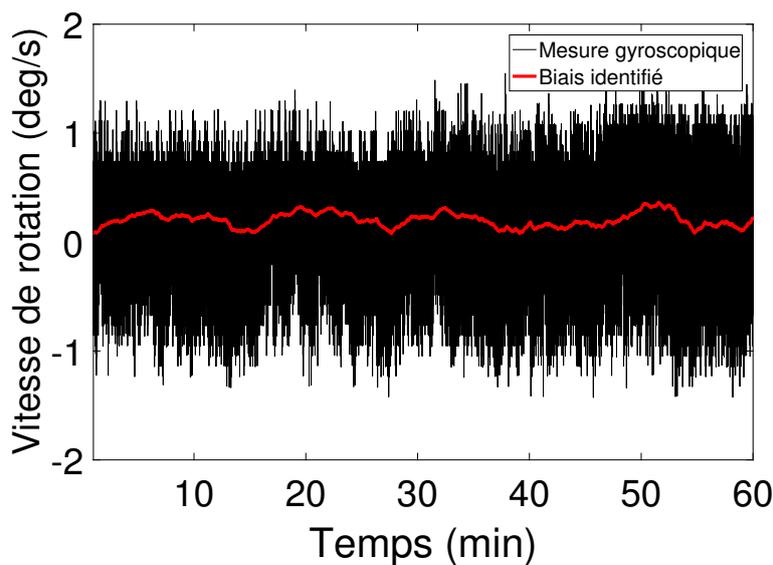


FIGURE 7.33 – Mesure gyroscopique lors d’une acquisition statique d’une heure. Le biais du gyroscope estimé par le filtre de Kalman est également représenté.

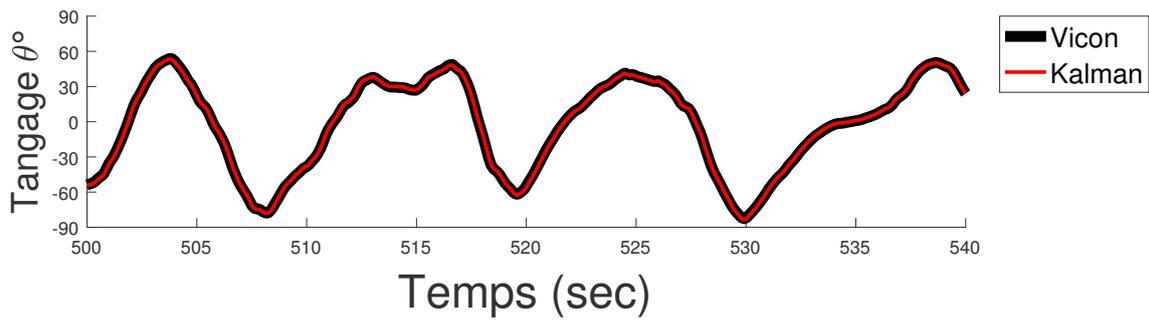
Par ailleurs, les figures 7.34 représentent la composante de tangage de l’orientation issue du filtre de Kalman sur des portions de mouvement lent, intermédiaire et rapide respectivement à partir d’un capteur APDM Opal. Ces figures mettent bien en évidence l’efficacité du filtre de Kalman lorsqu’il est correctement paramétré.

La figure 7.35 représente la composante de tangage de l’orientation issue du filtre de Kalman sur une portion de mouvement lent à partir du capteur MicroStrain 3DM-GX4-25. Cette courbe confirme également l’efficacité du filtre de Kalman appliqué à ce capteur.

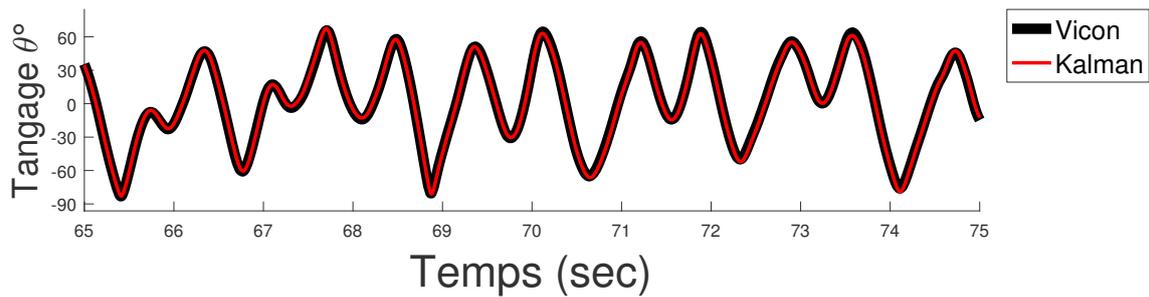
Enfin, la figure 7.36 représente l’orientation estimée lors d’une phase statique par l’algorithme FQA qui fonctionne ici dans ses conditions idéales, ainsi que l’orientation issue du filtre de Kalman optimal. L’orientation issue de la mesure optoélectronique est également représentée.

L’analyse de ces courbes montre que, même si la méthode FQA se trouve ici dans des conditions idéales, le filtre de Kalman améliore considérablement l’orientation estimée. En effet, même si la mesure gyroscopique est ici peu exploitée, elle l’est suffisamment pour « lisser » l’orientation principalement estimée par les accéléromètres et les magnétomètres en atténuant l’effet de leurs bruits de mesure.

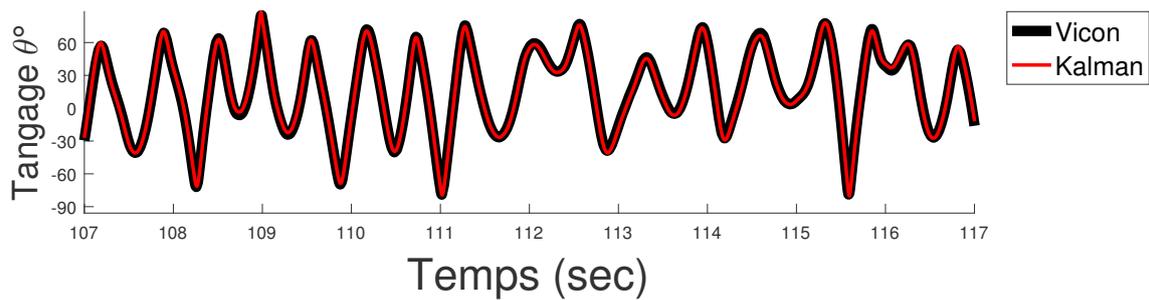
L’exploitation d’un filtre de Kalman ne doit donc pas être exclusivement réservée à la mesure du mouvement mais est également intéressante lorsqu’il s’agit de mesurer précisément une orientation statique. Par ailleurs, on observe que le gain majoritaire est apporté



(a) Portion de mouvement lent



(b) Portion de mouvement intermédiaire



(c) Portion de mouvement rapide

FIGURE 7.34 – Orientation issue du filtre de Kalman optimal en comparaison avec l'orientation de référence issue du système optoélectronique.

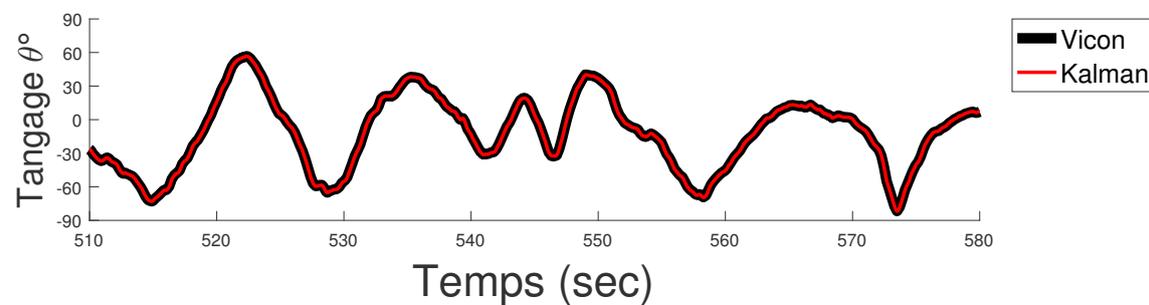


FIGURE 7.35 – Orientation issue du filtre de Kalman optimal en comparaison avec l'orientation de référence issue du système optoélectronique lors de la réalisation d'un mouvement lent à partir du capteur MicroStrain 3DM-GX4-25.

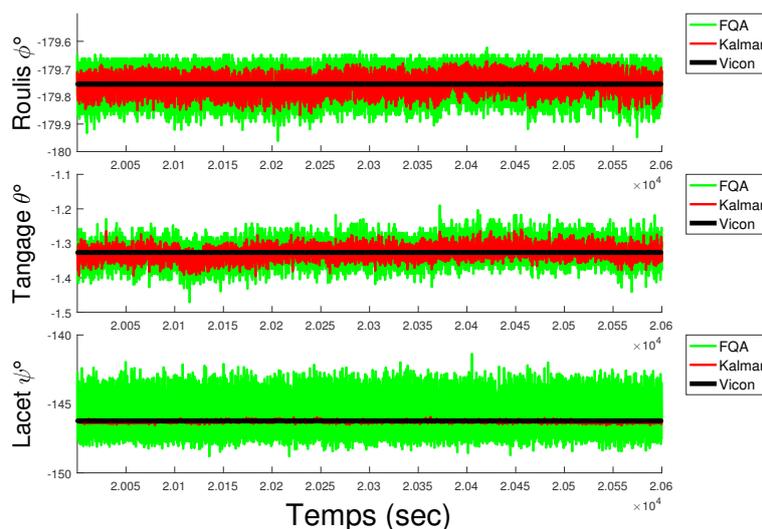


FIGURE 7.36 – Orientation issue de l’algorithme FQA et du filtre de Kalman optimal, en comparaison avec l’orientation de référence dans le cas d’une phase statique

sur la composante de lacet puisque l’amplitude du bruit blanc issu des magnétomètres est supérieure au bruit issu des accéléromètres.

Nous proposons maintenant de valider l’efficacité du filtre de Kalman exploitant les paramètres optimaux identifiés dans ce chapitre à partir d’une expérimentation dédiée. Comme nous l’avons présenté au paragraphe 7.2.5, nous imposons à un capteur une succession de mouvements d’intensité variable pendant 10 min. La figure 7.37 illustre la détection de ces mouvements à partir de la norme de l’accélération et de la vitesse de rotation mesurées. Précisons ici que l’accélération de pesanteur a été retranchée à la norme de l’accélération mesurée, puis que le signal obtenu a ensuite été redressé pour obtenir la norme de l’accélération réelle subie par le capteur.

Ainsi configuré, le filtre de Kalman estime l’orientation tout au long de l’acquisition en adaptant efficacement les paramètres de Kalman à l’intensité du mouvement. La figure 7.38 représente l’évolution de l’erreur d’orientation issue de l’algorithme constructeur et issue de ce filtre de Kalman.

Cette comparaison met clairement en évidence le gain apporté par ce filtre de Kalman par rapport à l’orientation estimée par l’algorithme constructeur. Ici, le filtre de Kalman permet de réduire l’erreur d’orientation moyenne de 19.8 deg à 9.6 deg. On remarque également le bon comportement de l’algorithme lors du passage d’un mouvement rapide à une phase statique, ce qui traduit l’efficacité des paramètres de Kalman attribués aux situations statiques.

Cependant, il est possible de relever sur cette courbe quelques erreurs particulières, notamment lors des quatre dernières phases statiques. Ces erreurs assez importantes s’appliquent en fait très majoritairement sur la composante de lacet de l’orientation. En effet, les phases immobiles étaient simplement réalisées en posant l’équerre au sol. En fonction de l’endroit où l’équerre était posée, le capteur était soumis à des perturbations magnétiques différentes. De plus, le calibrage ayant été réalisé au niveau de la zone de mouvement, ces perturbations au sol n’étaient pas prises en charge par le calibrage magnétique. Ces observations mettent en évidence l’effet significatif des perturbations magnétiques sur la mesure de l’orientation.

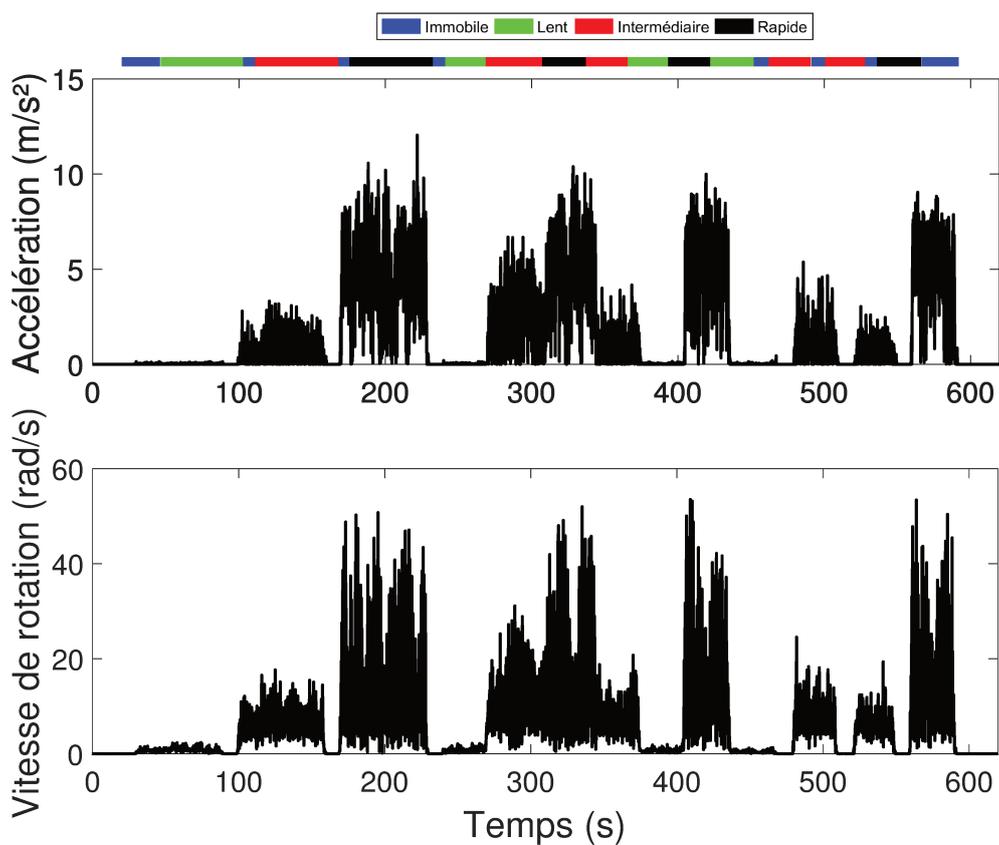


FIGURE 7.37 – Identification automatique des mouvements lent, intermédiaire, rapide et immobile

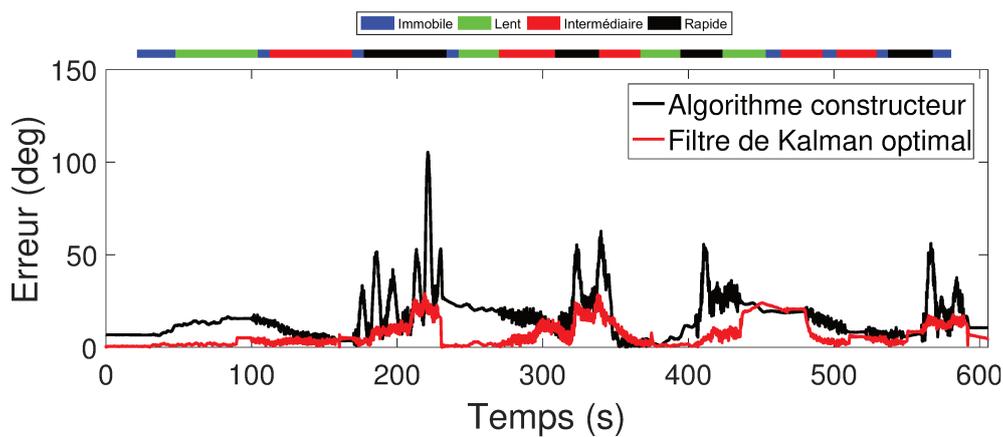


FIGURE 7.38 – Évolution de l'erreur d'orientation issue de l'algorithme constructeur et du filtre de Kalman optimal au cours du mouvement de validation

7.5 Discussion

Dans ce chapitre, une méthode d'identification des paramètres de Kalman optimaux a été proposée en confrontant la mesure inertielle avec une mesure optoélectronique de référence. Les résultats obtenus mettent en évidence la nécessité de sélectionner ces paramètres rigoureusement, sans quoi les performances du filtre de Kalman peuvent être sérieusement altérées. La figure 7.39 donne un exemple d'orientation estimée par un filtre de Kalman mal paramétré lors de la réalisation d'un mouvement intermédiaire.

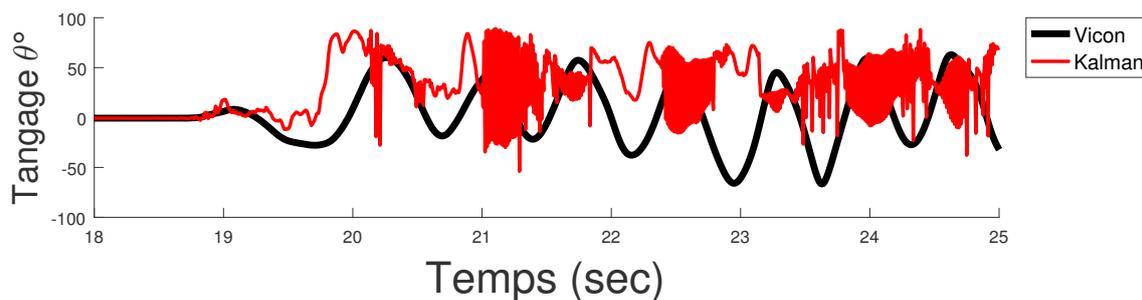


FIGURE 7.39 – Orientation estimée à partir d'un filtre de Kalman mal paramétré

Cette identification est d'autant plus importante que les valeurs optimales obtenues sont significativement différentes des grandeurs estimées par la méthode de la variance d'Allan. En effet, l'approche proposée ici est une approche globale. Les erreurs prises en compte regroupent donc les erreurs stochastiques ainsi que les comportements non pris en compte par les modèles de calibrage ou par la modélisation réalisée au sein du filtre de Kalman.

Cependant, cette méthode présente l'inconvénient d'être assez longue à réaliser, en termes d'expérimentation et surtout en termes d'exécution de l'algorithme puisque toutes les combinaisons de paramètres de Kalman sont testées. Pour accélérer le processus, il pourrait être envisagé d'identifier ces paramètres en implémentant un algorithme d'optimisation, ce qui nécessiterait d'exécuter le filtre de Kalman un nombre restreint de fois.

Mais telle qu'elle est définie, la méthode proposée dans ce chapitre offre un intérêt supplémentaire. En effet, le mode de représentation de l'erreur d'orientation en fonction des différents paramètres de Kalman permet de visualiser le comportement du filtre de Kalman par rapport à ces paramètres qui peuvent parfois paraître assez abstraits. Ainsi, cette approche permet d'observer l'effet de la prise en compte d'un modèle de marche aléatoire pour estimer en continu le biais des gyroscopes. Le comportement du processus d'adaptation a aussi pu être analysé ainsi que l'effet des différents calibrages capteur. Enfin, cette approche a permis de comparer le fonctionnement du filtre de Kalman à partir de données issues de deux capteurs aux performances réputées différentes. Les similitudes de comportement observées à partir de ces deux capteurs ont permis de généraliser certaines observations et de confirmer l'efficacité supérieure du capteur de grade dit tactique par rapport aux capteurs destinés à l'analyse du mouvement humain. Ajoutons que l'analyse détaillée en annexe L semble montrer que les résultats présentés ici ne sont pas remis en question par l'effet de la durée des acquisitions. Il est donc probable que les conclusions qui sont faites soient valables dans le cadre d'acquisitions plus longues.

Finalement, les résultats obtenus à partir du filtre de Kalman ainsi paramétré sont très bons. En effet, l'erreur d'orientation obtenue est à chaque fois inférieure à l'erreur issue des algorithmes constructeurs, et ce pour les deux types de capteurs testés. Ce résultat valide donc l'efficacité du filtre de Kalman proposé.

Mais cette analyse a également mis en évidence des problèmes persistants qui impactent la qualité de l'orientation estimée. Tout d'abord, la gestion des accélérations subies par le capteur est un problème délicat. Comme les résultats précédents l'ont démontré, l'identification des paramètres optimaux pour les mouvements lents et intermédiaires permettent une prise en compte efficace de ces accélérations. Cependant, cette prise en compte n'est plus aussi efficace lorsqu'il s'agit de mesurer des mouvements rapides. Il est effectivement facile à concevoir qu'une simple représentation gaussienne de l'erreur ne peut plus suffire à caractériser l'évolution des accélérations.

Dans ce contexte, les méthodes adaptatives sont une alternative prometteuse. L'analyse de la méthode proposée par Suh [108] consistant à adapter les valeurs de la matrice de covariance de la mesure en fonction de l'observation des résidus a montré son efficacité dans le cas d'un mouvement alternatif, globalement lent mais entrecoupé de chocs réguliers. Cependant, la méthode d'identification appliquée à cette opération a aussi montré que la sélection de la période d'observation des résidus doit être réalisée rigoureusement. De plus, ce processus adaptatif a déjà montré certaines limites lorsqu'il s'agit de mesurer des mouvements intermédiaires ou rapides qui s'enchaînent sans répit, ce qui est assez représentatif de ce qui peut se produire lors de mouvements humains. Il semble donc que la gestion des filtres de Kalman adaptatifs soit complexe à réaliser. Pour aboutir à un comportement satisfaisant, ce processus devra être analysé en détail.

D'autre part, les expérimentations proposées confirment que les perturbations magnétiques sont bien une limite majeure à la mesure inertielle. En effet, le simple fait de poser l'équerre au sol a mené à des erreurs d'orientation significatives en termes de lacet. La seule proposition faite dans cette thèse concerne la prise en compte de ces erreurs au sein du paramètre caractéristique de l'erreur issue des magnétomètres σ_m . Cette approche a montré des résultats satisfaisants lors de la réalisation des mouvements lents, intermédiaires et rapides, mais a montré ses limites lorsque le capteur sortait de la zone de mesure prévue par le calibrage. Il semble donc que le développement d'un processus adaptatif visant à mieux gérer les perturbations magnétiques soit une priorité pour l'amélioration de l'estimation de l'orientation dans le cadre de la mesure d'un mouvement humain qui est justement susceptible d'entraîner divers changements d'environnement.

Relevons que la procédure d'identification des paramètres optimaux a ici été proposée à partir de la réalisation de trois intensités de mouvement différentes. La réalisation d'un mouvement humain étant susceptible d'aboutir à des mouvements intermédiaires par rapport à ces trois mouvements proposés, le comportement du filtre de Kalman dans ces situations doit être envisagé. Il est possible dans un premier temps d'exploiter simplement les paramètres de Kalman correspondant à l'intensité testée la plus proche. Mais pour aller plus loin, une approche continue de la gestion des paramètres de Kalman pourrait être envisagée. En effet, l'analyse de la composante roulis-tangage de l'erreur a montré que le comportement optimal du filtre de Kalman était obtenu en respectant un certain rapport σ_a/σ_g fonction de l'intensité du mouvement. Une procédure visant à définir l'évolution de ce rapport en fonction des accélérations mesurées pourrait être mise en place. L'utilisation d'un système robotisé permettant de contrôler précisément l'intensité des

mouvements appliqués ainsi que leur répétabilité pourrait être un atout.

Pour terminer, précisons que nous avons ici considéré des paramètres de Kalman communs à l'ensemble des capteurs APDM Opal testés. Cependant, la spécificité de chaque capteur telle qu'elle a notamment été mise en évidence lors des analyses stochastiques laisse supposer que l'attribution de paramètres spécifiques à chaque capteur pourrait être avantageuse. Un tel choix nécessiterait cependant de reproduire ce processus d'identification pour l'ensemble des capteurs utilisés.

Partie C

Intégration anatomique des capteurs inertiels

A l'issue des chapitres précédents, nous pouvons désormais exploiter l'orientation des capteurs inertiels déduite des mesures d'accélération, de vitesse de rotation et de champ magnétique par le filtre de Kalman. Cependant, rappelons que l'objectif principal, en biomécanique, est d'obtenir la cinématique articulaire, ce qui correspond aux rotations permettant de passer du repère du segment proximal au repère du segment distal pour chaque articulation (fig. C.1). Dans ce cadre, les repères segmentaires sont construits sur la base d'axes anatomiques ou fonctionnels afin de définir l'orientation réelle des segments osseux. Il est donc nécessaire de définir la transformation permettant de passer du repère du capteur inertiel vers le repère du segment sur lequel il repose. Cette étape, généralement appelée *calibrage anatomique* est donc une opération indispensable qui doit être appliquée à chaque capteur.

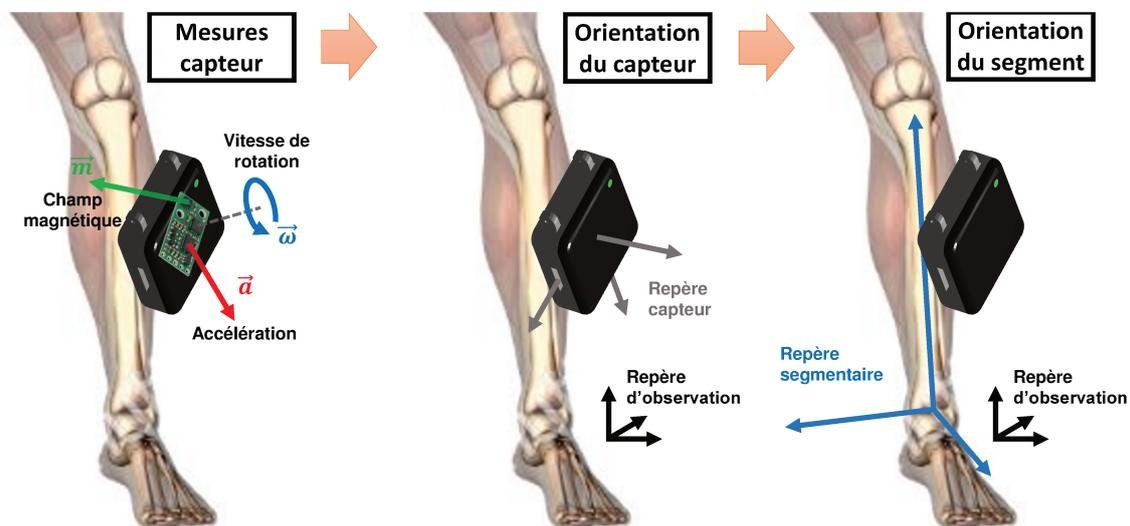


FIGURE C.1 – Troisième étape du processus de mesure inertielle du mouvement humain : déduction de l'orientation des segments corporels

Par ailleurs, diverses méthodologies de positionnement des marqueurs réfléchissant ont été analysées dans le cadre de l'analyse du mouvement humain basée sur des systèmes optoélectroniques. En revanche, très peu d'études abordent ce problème dans le cadre de la mesure inertielle. Il semble pourtant que le positionnement des capteurs inertiels soit un aspect fondamental puisque ces capteurs sont susceptibles d'être perturbés à la fois par les artéfacts de tissus mous et par les accélérations liées au mouvement.

Ainsi, nous proposons une revue de littérature abordant ces deux aspects au chapitre 8. Ensuite les chapitres 9 et 10 présentent deux études préliminaires visant à proposer des mouvements adaptés à la réalisation d'un calibrage anatomique et à analyser l'effet du positionnement des capteurs inertiels sur les membres inférieurs.

Chapitre VIII

Revue de littérature

8.1	Calibrage anatomique	199
8.1.1	Introduction	199
8.1.2	Alignement manuel	200
8.1.3	Positions statiques	200
8.1.4	Approche anatomique	201
8.1.5	Approche fonctionnelle	201
8.1.6	Bilan	201
8.2	Positionnement des capteurs inertiels	203
8.2.1	Introduction	203
8.2.2	Littérature dédiée aux capteurs inertiels	204
8.2.3	Littérature dédiée aux systèmes optoélectroniques	206
8.2.4	Bilan	206

8.1 Calibrage anatomique

8.1.1 Introduction

Puisque la mesure inertielle permet d'obtenir l'orientation des capteurs alors que l'objectif en biomécanique est d'accéder à la cinématique articulaire, le calibrage anatomique est une opération fondamentale qui doit être appliquée à chaque capteur. Et pourtant, ce calibrage n'est parfois pas évoqué [122, 123, 124]. En effet, Picerno [125] considère que certaines méthodologies proposées ne nécessitent pas à proprement parler de ce calibrage. Seulement, de notre point de vue, cela nécessite néanmoins la définition d'une position de référence qui répond en fait à la même problématique : associer à la mesure des capteurs une référence anatomique.

Pour réaliser ce calibrage anatomique, différentes approches que l'on peut classer en quatre catégories ont été proposées. Précisons tout de même que certaines procédures mixent parfois plusieurs approches. Avant de présenter ces quatre catégories, on peut mentionner une approche singulière qui propose de mettre à zéro les angles obtenus par les capteurs inertiels dans une phase particulière d'un cycle de marche [126]. Seulement, il faut bien avouer que la méthodologie employée est loin d'être claire.

8.1.2 Alignement manuel

La première catégorie propose d'aligner physiquement les axes des capteurs avec ceux du segment. Bien évidemment, rien ne permet de garantir que cette opération est correctement réalisée. En effet, les axes réels des segments sont difficilement perceptibles en ne se basant que sur une vision externe. Malgré tout, cette technique a été proposée pour les membres supérieurs [127], le thorax [128] mais aussi pour la cuisse et la jambe [124, 126, 129, 130, 131, 132, 133, 134, 135, 136]. Cette méthode est également encore largement utilisée pour les membres inférieurs, notamment pour des applications en rééducation et/ou ambulatoire.

8.1.3 Positions statiques

La seconde catégorie de procédures place le sujet dans une ou plusieurs positions statiques particulières. L'hypothèse est alors faite que, dans ces positions, certains axes des segments sont alignés avec une direction facilement identifiable telle que l'horizontale ou la verticale. Les positions les plus exploitées sont la *N-pose* et la *T-pose* (fig. 8.1). Pendant la *N-pose*, il est supposé que les axes longitudinaux des segments sont alignés avec la verticale [137]. Pendant la *T-pose* ou des positions assises, les membres supérieurs ou les cuisses sont supposés être alignés avec l'horizontale.

Dans d'autres cas, l'axe recherché est déduit de la mesure d'accélération réalisée dans ces deux positions statiques. Il s'agit là d'un moyen simple permettant d'identifier des axes de rotation segmentaires.

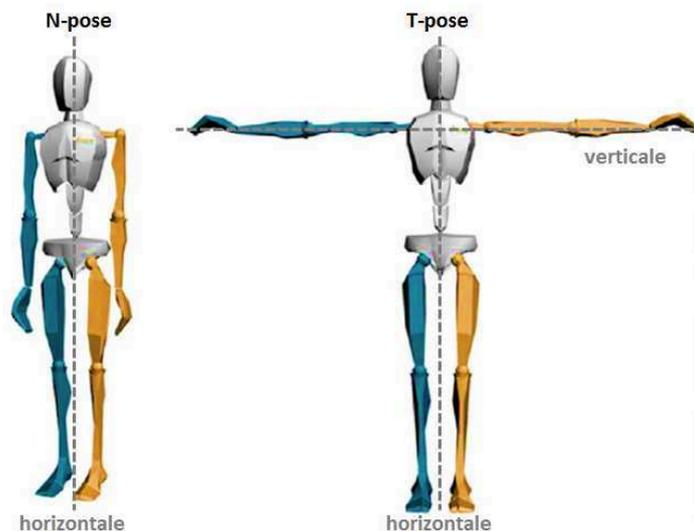


FIGURE 8.1 – Représentation des positions dites *N-pose* et *T-pose*

Bien évidemment, l'hypothèse selon laquelle on puisse précisément aligner les axes longitudinaux des segments avec l'horizontale ou la verticale est très contestable. Malgré cela, cette approche est encore adoptée par certains auteurs et ce, encore récemment [138, 139, 140, 141, 142]. En effet, sa simplicité de mise en œuvre est un argument souvent mis en avant.

8.1.4 Approche anatomique

D'autres procédures ont proposé une approche « anatomique ». Par transposition à ce qui est effectué dans le cas des systèmes optoélectroniques par marqueurs réfléchissants, il s'agit ici de définir des points anatomiques dans le repère du capteur. Pour cela, des pointeurs [143] ou des images sont utilisés pour effectuer cette localisation [144, 145, 146].

Bien qu'intéressante, cette approche est très peu retenue sans doute du fait qu'elle nécessite du matériel supplémentaire.

Dans cette famille de méthode, on peut toutefois citer le travail de Bisi et al. [144] qui proposent l'utilisation d'un pointeur sur lequel est fixé une caméra. La reconnaissance d'un schéma dessiné sur le capteur permet de définir les matrices de passages. Une procédure assez ancienne proposait encore d'utiliser une photographie pour relever l'orientation et la position des capteurs inertiels relativement aux axes longitudinaux de la cuisse et de la jambe lors de ces positions statiques [145, 146].

8.1.5 Approche fonctionnelle

La dernière famille de méthode est basée sur une approche fonctionnelle. Dans ce cas, un mouvement effectué à une articulation est utilisé pour définir les axes segmentaires [124, 125, 126, 127]. L'hypothèse est faite que le vecteur vitesse angulaire est aligné avec l'axe du segment autour duquel s'effectue le mouvement. Parfois, cette approche fonctionnelle est mixée avec des postures statiques [147, 148].

Mais pour les membres inférieurs, assez peu de procédures proposent l'intégration de cette méthode [147, 149, 150, 151, 152, 153]. La plupart du temps, seul l'axe de flexion du genou est ainsi défini. A notre connaissance, seulement deux études proposent aussi de définir l'axe de flexion plantaire/dorsale de la cheville à partir d'une approche fonctionnelle [149, 152]. Concernant la hanche, une seule étude propose et teste une méthodologie de ce type alors que Seel et al. [152] ne font qu'évoquer une possible extension du procédé à cette articulation. Les tableaux 8.1 et 8.2 répertorient les principales caractéristiques méthodologiques employées dans la littérature.

Même si cette approche fonctionnelle semble être considérée comme étant la plus rigoureuse, seule une étude a comparé trois méthodologies adaptées aux membres supérieurs [154]. Pour les membres inférieurs, les quelques articles analysant différentes approches ne font que comparer les résultats provenant de leur propre proposition avec les résultats provenant d'une proposition antérieure, mais sans considérer de *gold-standard*. Dans ce cas, il est noté que les méthodes fonctionnelles donnent des résultats plus reproductibles que les méthodes statiques par exemple [155] ou d'alignement des capteurs [150]. Malgré cela, aucune procédure n'est pour l'instant retenue comme méthode de référence par la communauté et ce, que ce soit pour les membres inférieurs ou les membres supérieurs.

8.1.6 Bilan

Finalement, assez peu d'études ont été effectuées pour tester les méthodes de calibrage anatomique par capteurs inertiels. Cette identification est pourtant fondamentale puisque toute imprécision dans la définition des axes fonctionnels se répercutera dans la cinématique articulaire déduite. Ce problème est bien connu et a été grandement abordé, notamment dans le cadre de l'analyse de la marche. Ramakrishnan et Kadaba [156] ont ainsi mis en évidence par simulation qu'une erreur de 15 deg sur l'axe de flexion du genou n'avait que très peu de conséquences sur l'estimation des angles de flexion/extension

HANCHE	Protocole	Référence	Formalisme	Résultat
Taffoni et al. [153]	Amplitude maximale puis inférieure 10 répétitions	Système magnétique	Matrice optimale (moindres-carrés)	Erreur max 3 deg
Favre et al. [150]	Seulement abduction / adduction 1 répétition	Système magnétique	Minimisation de la vitesse angulaire projetée	RMS < 3 deg

TABLEAU 8.1 – Méthodes d’identification des axes fonctionnels de la hanche dans la littérature

GENOU	Protocole	Référence	Formalisme
Favre et al. [150]	Mouvements passifs Amplitude flexion : 45 – 80 deg	Système magnétique+ méthode fonctionnelle	Vitesse angulaire
O’Donovan et al. [149]	Flexion : active, assise Rotation : demi-tour corps entier	?	Vitesse angulaire
Ferrari et al. [151], Cutti et al. [147]	Flexion : active ou passive Amplitude : → 70 deg	Système optoélectronique +méthode cast	?
Seel et al. [152]	Flexion : mouvements aléatoires Durée :10 s	Système optoélectronique	Minimisation de la vitesse angulaire projetée

TABLEAU 8.2 – Méthodes d’identification des axes fonctionnels du genou dans la littérature

du genou mais que cela entraînait des erreurs pouvant atteindre 15 deg pour l'abduction/adduction (encore appelé valgus/varus) et la rotation interne/externe du genou. De même, une erreur de 15 deg dans la définition de l'axe de flexion de la hanche entraînait des erreurs pouvant atteindre 5 deg sur l'estimation des angles de flexion/extension et d'abduction/adduction de la hanche et 15 deg pour la rotation interne/externe de cette articulation.

Même si les méthodes fonctionnelles semblent reconnues dans le cadre du calibrage anatomique pour être l'approche la plus rigoureuse, il a été indiqué que la précision était dépendante de la capacité des sujets à effectuer les mouvements autour de l'axe souhaité. Par exemple, des mouvements d'abduction et d'adduction autour de la hanche peuvent être demandés pour définir l'axe antéro-postérieur du segment cuisse. Seulement, rien ne garantit que le mouvement du sujet s'effectue uniquement dans le plan frontal.

De ce fait, il semblerait intéressant, en vue d'identifier la méthodologie la plus adaptée possible, de tester les mouvements fonctionnels en amont. En particulier, de voir dans quelle mesure les mouvements de calibrage permettent de définir l'axe fonctionnel souhaité. Précisons déjà que cette question peut être résolue sans faire appel à des capteurs inertiels.

Une autre question n'a à notre connaissance pas du tout été abordée dans les procédures faisant appel à la méthode fonctionnelle : la formalisation mathématique permettant de définir l'axe de rotation. Très souvent, il est indiqué dans les articles que l'axe de rotation est défini comme étant aligné avec le vecteur vitesse angulaire. Il s'agit alors d'exploiter la mesure issue des gyroscopes pour identifier l'axe de rotation. Cependant, cette approche amène différentes difficultés. D'une part la direction du vecteur vitesse n'est pas parfaitement fixe au cours d'un mouvement, d'autre part la norme de ce vecteur s'annule à chaque changement de sens de rotation.

Ainsi, il apparaît qu'au delà du choix des mouvements à réaliser, la méthode mathématique de déduction des axes fonctionnels à partir des mesures doivent également être considérée. En effet, d'autres approches peuvent être envisagées telles que l'exploitation de l'orientation relative des capteurs issue du filtre de Kalman.

8.2 Positionnement des capteurs inertiels

8.2.1 Introduction

Au-delà des méthodes de calibrage anatomique abordées précédemment, il est à notre connaissance assez peu question d'autres choix méthodologiques tels que le positionnement des capteurs le long des segments. En effet, nous n'avons noté qu'une seule étude évoquant cette problématique [132]. Or, comme cela a été montré pour les marqueurs utilisés dans le cadre de l'analyse du mouvement par système optoélectronique, l'emplacement des capteurs influence les paramètres cinématiques obtenus.

En effet, dans le but d'obtenir le positionnement dans l'espace de la structure osseuse, les marqueurs (ou les capteurs inertiels) sont placés sur la peau en vis-à-vis du segment osseux étudié. Entre les deux s'interposent différents tissus sous-cutanés passifs (peau, tissus adipeux) et actifs (muscles). Ces tissus sous-cutanés associés aux contractions musculaires, au mouvement de la peau ainsi qu'à des mouvements d'inertie entraînent des mouvements dissociés de celui du segment rigide sous-jacent, causant ainsi l'artéfact des tissus mous. Cette perturbation qui altère la mesure doit donc être minimisée, ce qui passe sans doute par un positionnement particulier des capteurs.

De plus, puisque le mouvement des segments corporels n'est jamais caractérisé par une translation pure, l'accélération à laquelle les capteurs sont soumis dépend de leur positionnement le long des segments. Or, comme cela a été abordé dans les chapitres précédents, l'accélération (lorsqu'elle est significativement supérieure à g) est un facteur perturbateur de la mesure inertielle. Les choix méthodologiques qui définissent le positionnement des capteurs inertiels doivent donc également tenir compte de ce paramètre.

8.2.2 Littérature dédiée aux capteurs inertiels

Dans le cadre de l'analyse du mouvement par capteurs inertiels, la littérature apporte différentes propositions de positionnement de capteurs, comme cela est résumé par le tableau 8.3. Dans ce tableau, nous nous focalisons sur les études portant sur la mesure d'angles segmentaires des membres inférieurs.

Ajoutons que les systèmes commerciaux intègrent généralement eux-mêmes des consignes de placement pour leurs capteurs inertiels. Cependant, nous n'évoquons pas ces propositions si aucune littérature ne leur est associée.

Dans ces études, certains positionnements sont justifiés par la méthode de calibrage anatomique choisie. En effet, comme évoqué précédemment, de nombreuses méthodes cherchent à aligner les axes du boîtier du capteur avec ceux du segment étudié [132, 133, 124, 135, 126, 134, 129, 130, 131, 136]. Mais lorsque ce calibrage anatomique n'est pas basé sur ce type d'approche manuelle, le positionnement des capteurs annoncé n'est généralement pas justifié. En fait, il semble que le critère majoritairement privilégié soit la facilité de fixation du capteur sur le segment.

Finalement, très peu d'études n'abordent l'effet des artéfacts de tissus mous liés au positionnement des capteurs sur la mesure inertielle. Citons tout de même Forner-Cordero et al. [158] qui abordent le problème des vibrations perturbant particulièrement la mesure issue des accéléromètres à partir d'un modèle fréquentiel. Mais cette étude s'intéresse principalement à l'élasticité des fixations utilisées, sans analyser l'effet de la masse des capteurs, ni de leur position sur les segments.

En ce qui concerne l'effet de l'accélération due au mouvement, Watanabe et al. [132] exploitent un système rigide composé de deux segments en aluminium, l'un représentant la cuisse, l'autre la jambe afin de tester trois positionnements de capteur par segments. Pour ce mécanisme, les articulations proximales et distales étaient des liaisons pivots d'axes parallèles. Des mouvements plans étaient alors imposés à la main à l'ensemble avec des vitesses et des amplitudes différentes. Dans cette étude, le positionnement n'affecte donc que l'accélération subie par les capteurs et non pas l'effet des artéfacts de tissus mous puisqu'il s'agit d'une structure rigide. Les résultats mettent bien en évidence que les angles articulaires obtenus à partir d'un filtre de Kalman sont effectivement affectés par le positionnement des capteurs, en particulier pour les mouvements réalisés à vitesse rapide (qui semblent être de l'ordre de 120 deg/s pour la hanche). En effet, l'erreur quadratique moyenne variait de 3.5 deg en fonction des positions choisies. Cependant, les résultats semblent suggérer qu'un positionnement du capteur au plus près de l'articulation symbolisant la hanche mène à une erreur maximale. Ainsi placé à proximité de l'axe de rotation, il s'agit pourtant de la position permettant de limiter au maximum l'accélération subie par le capteur. Ces résultats sont donc très étonnants. Précisons que le protocole suivi dans cette étude considérait différents capteurs pour chaque positionnement. Il est donc possible que les différences relevées soient en partie dues aux spécificités (calibrage, bruits de mesure) de ces capteurs. De plus, l'orientation des segments était directement déduite

Étude	Bassin	Cuisse	Jambe	Pied
Chiang et al. [133]	-	Proximal antérieur	Proximal antérieur	-
Cooper et al. [123]	-	Distal latéral	Distal latéral	-
Dejnabadi et al. [146, 145]	-	Proximal latéral	Proximal varié	-
Djurić-Jovičić et al. [124]	Latéral	Mi-hauteur latéral	Distal latéral	Mi-distance latéral
Favre et al. [150]	-	Distal latéral (harnais)	Mi-hauteur plateau tibial	-
Feldhege et al. [135]	-	Mi-hauteur latéral	Proximal latéral	-
Ferrari et al. [151], Cutti et al. [147]	Sacrum	Mi-hauteur latéral	Distal latéral	Mi-distance latéral
Findlow et al. [122]	-	-	Proximal antérieur	Proximal supérieur
Liu et al. [126]	-	Distal antérieur	Distal antérieur	Mi-distance supérieur
O'Donovan et al. [149]	-	-	Mi-hauteur plateau tibial	Mi-distance supérieur
Picerno et al. [143]	-	Distal latéral	Mi-hauteur plateau tibial	Mi-distance latéral
Roetenberg et al. [157]	Sacrum	1/3 distal latéral	Proximal latéral	Mi-distance supérieur
Szczęsna et al. [139]	Milieu des deux ASI	Mi-hauteur latéral	Mi-hauteur latéral	Proximal supérieur
Seel et al. [152]	-	Varié	Varié	-
Tadano et al. [140]	Sacrum	Distal antérieur	Distal plateau tibial	Mi-distance supérieur
Taffoni et al. [153]	-	Mi-hauteur antérieur	Mi-hauteur plateau tibial	-
Takeda et al. [134]	-	Mi-hauteur latéral	Mi-hauteur latéral	-
Vargas-Valencia et al. [138]	-	Mi-hauteur latéral	Mi-hauteur latéral	Proximal supérieur
Watanabe et al. [132]	-	Mi-hauteur antérieur	Mi-hauteur antérieur	Mi-distance supérieur

TABLEAU 8.3 – Propositions de positionnement des capteurs inertiels dans la littérature

de l'orientation des capteurs en les alignant manuellement. Il est donc possible que les défauts d'alignement qui sont inévitables à partir d'une telle procédure aient également joué un rôle dans les résultats présentés.

8.2.3 Littérature dédiée aux systèmes optoélectroniques

Dans le cadre de l'analyse du mouvement basée sur des systèmes optoélectroniques, la littérature abordant les problèmes liés au positionnement des marqueurs est beaucoup plus consistante. Deux types de mouvements de tissus mous sont notamment distingués : des mouvements de marqueurs les uns par rapport aux autres (appelé parfois *déplacement propre* ou *part individuelle*) principalement liés à l'élasticité de la peau ; un mouvement global (encore mentionné sous le nom de *part rigide*) lié aux déplacements des masses molles situées sous la peau par rapport à l'os sous-jacent [159]. L'identification de ces artéfacts se fait en mesurant directement le déplacement des marqueurs, ce qui permet ensuite d'évaluer les conséquences sur le calcul des angles segmentaires [160].

Les travaux de recherche portant sur les marqueurs réfléchissants mettent en évidence que les artéfacts de tissus mous dépendent bien de la position des capteurs [161, 162], mais aussi des caractéristiques des individus [163] ainsi que du mouvement effectué [164, 165, 166]. Dans plusieurs études, il a été montré que le mouvement des marqueurs pouvaient atteindre 40 mm pour la cuisse et 15 mm pour la jambe [167, 168, 169, 170]. En proposant une chaîne cinématique composé d'une partie rigide pour l'os et d'une partie mobile pour les masses molles, Thouzé et al. [171] ont relevé des déplacements de 6.2 mm à 11.2 mm et des rotations de 1.2 deg à 7.9 deg des masses molles par rapport au segment. Gao et Zheng [167] quant à eux ont rapporté des valeurs supérieures (19.1 mm et 19.6 deg) en comparant différentes combinaisons de marqueurs placés sur la cuisse plutôt qu'en se référant à une chaîne cinématique.

Enfin, il a été montré à partir d'une approche statistique que les marqueurs les plus perturbés étaient situés aux extrémités des segments, c'est-à-dire à proximité des articulations, alors que les marqueurs les moins affectés étaient situés au milieu des segments, sur les faces antérieures et sur le fascia latta [162]. Ceci a été confirmé par Li et al. [172] lors de mouvements de pédalage.

Notons que différentes propositions sont faites pour limiter l'impact des artéfacts des tissus mous sur le calcul des angles segmentaires en considérant le problème localement, c'est à dire segment par segment [173, 174, 175], ou en l'abordant globalement en modélisant les segments du corps humain sous la forme d'une chaîne cinématique [171].

8.2.4 Bilan

Enfin, la littérature est à l'heure actuelle très incomplète dans la définition des méthodologies de positionnement des capteurs inertiels. Notamment, les études exploitant un modèle de chaîne cinématique piloté à partir de données inertielles ne précisent pas encore si cette approche permet d'atténuer l'effet des artéfacts des tissus mous [176]. Pourtant, il est probable que ces perturbations affectent la mesure inertielle de manière importante. En effet, ces capteurs possèdent une masse supérieure aux marqueurs réfléchissants utilisés à partir des systèmes optoélectroniques, ce qui a tendance à amplifier les artéfacts de tissus mous [158].

Mais l'adaptation des méthodes dédiées à l'analyse du mouvement basée sur des systèmes optoélectroniques n'est pas toujours évidente. En effet, certaines d'entre elles ex-

ploient un ensemble de marqueurs situés sur le segment alors que la mesure inertielle n'exploitent qu'un nombre plus réduit de capteurs. Pour autant, on peut considérer que les résultats de positionnement optimal des marqueurs réfléchissants puissent être un point de départ pour le positionnement des capteurs inertiels.

Précisons également que l'accélération subie par les capteurs étant liée au mouvement, il est probable que les positionnements optimaux soient dépendants de la nature des mouvements réalisés. En effet, la trajectoire (et donc l'accélération) parcourue par le genou par exemple lors d'un mouvement de marche, de saut ou de pédalage est très différente. De plus, il est possible que les chocs qui surviennent au contact du pied avec le sol affectent les mesures inertielles.

Finalement, la définition d'un positionnement idéal des capteurs inertiels sur les segments n'est pas clairement réalisée dans la littérature, d'autant plus que l'effet combiné des artefacts de tissus mous et des accélérations liées au mouvement sont à prendre en compte.

Chapitre IX

Calibrage anatomique

9.1	Introduction	209
9.2	Matériel et méthode	210
9.2.1	Participants	210
9.2.2	Protocole	210
9.2.3	Mesure du mouvement	210
9.2.4	Axes segmentaires de référence	211
9.2.5	Formalismes d'identification des axes segmentaires	213
9.2.6	Calcul de l'erreur	218
9.2.7	Traitement statistique	219
9.3	Résultats	219
9.3.1	Axes fonctionnels de la cuisse	219
9.3.2	Axes fonctionnels de la jambe	220
9.3.3	Axe fonctionnel du pied	221
9.4	Discussion	221

9.1 Introduction

Comme évoqué lors de la revue de la littérature, assez peu d'études ont été effectuées pour tester les méthodes de calibrage anatomique par capteurs inertiels. Dans ce chapitre, nous proposons d'évaluer l'efficacité de différents mouvements de calibrage ainsi que différentes méthodes numériques.

Ici, nous exploitons uniquement des données provenant d'un système optoélectronique d'analyse du mouvement et aucune données provenant de capteurs inertiels. Il s'agit ainsi de se focaliser uniquement sur l'effet des mouvements réalisés sans être influencé par les incertitudes liées à la mesure inertielle.

Pour évaluer l'efficacité des mouvements de calibrage et des méthodes numériques, les axes segmentaires identifiés sont confrontés à ceux obtenus à l'aide d'une méthode fonctionnelle et d'un modèle basée sur des systèmes optoélectroniques.

9.2 Matériel et méthode

9.2.1 Participants

Douze sujets ont pris part à cette étude. Ils étaient âgés de 22 à 60 ans et étaient de morphologie variée. En moyenne, leur masse était de 78.5 ± 22 kg et leur taille était de 175 ± 10.1 cm. Le protocole et la finalité des expérimentations leur ont été présentés et tous ont fourni leur consentement éclairé pour prendre part à cette étude.

9.2.2 Protocole

Les sujets devaient effectuer sept types de mouvements de calibrage qui sont recensés dans le tableau 9.1. Chaque mouvement était répété six fois pour chaque enregistrement. Par ailleurs, il était demandé aux sujets d'effectuer la première série à une allure lente et la seconde, à une allure normale. Les séries de mouvements étaient effectuées pour le côté gauche puis le côté droit.

SEGMENT AXE	Cuisse			Jambe		Pied
	Flex./ Ext.	Abd./ Add.	Long.	Flex./ Ext.	Long.	Planta./ Dorsiflex.
Oscillation du bassin avant/arrière	X			X		X
Squat	X			X		X
Fente avant				X		X
Oscillation du bassin droite/gauche		X				
Élévation latérale du membre inférieur		X				
Rotation longitudinale du membre inférieur			X		X	
Rotation longitudinale de la jambe (position assise)					X	

TABLEAU 9.1 – Détail des sept mouvements réalisés et des axes fonctionnels qu'ils définissent

9.2.3 Mesure du mouvement

Le système optoélectronique était le même que dans les expérimentations précédentes à savoir un système Vicon constitué de 20 caméras séquencées à 250 Hz. 32 marqueurs réfléchissants étaient placés sur le sujet (fig. 9.1). Parmi eux, des marqueurs étaient placés sur :

- Les épines iliaques antéro/postéro-supérieures droite et gauche
- Les épicondyles médiales/latérales du fémur droit/gauche
- Les malléoles internes/externes droite/gauche
- Le calcanéum au niveau du point d'insertion du tendon d'Achille droit/gauche
- L'articulation distale du 2ème métatarse droite/gauche

Des marqueurs supplémentaires étaient également placés sur les segments cuisse et jambe afin d'obtenir leur orientation dans l'espace. Ces positions ont été définies comme celles limitant les artéfacts de tissus mous [160]. Ils étaient donc placés au milieu des segments et non pas à proximité des articulations. Pour la cuisse, deux marqueurs étaient placés à mi-hauteur sur le tractus iliotibial et sur le tendon du muscle droit fémoral. Un troisième était placé sur le muscle droit fémoral à mi-hauteur. Pour la jambe, deux marqueurs étaient placés à mi-hauteur sur la face antérieure du tibia et latéralement sur le muscle long fibulaire.

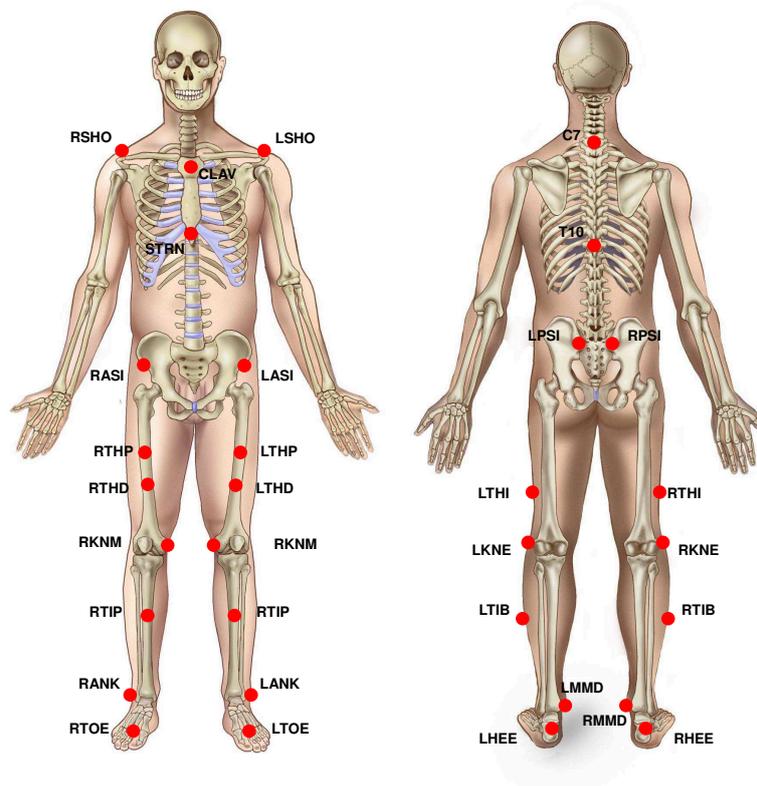


FIGURE 9.1 – Placement des marqueurs réfléchissants

9.2.4 Axes segmentaires de référence

A partir de la mesure optoélectronique de la position des marqueurs, nous construisons des repères techniques associés aux segments qui ne sont pas alignés avec les axes anatomiques. Dans un premier temps, ces repères techniques sont exploités pour obtenir les axes fonctionnels et les centres articulaires de référence à partir des méthodes fonctionnelles classiques utilisées dans le cadre de l'analyse du mouvement humain basée sur des systèmes optoélectroniques (paragraphe 9.2.4.2). Ces repères anatomiques ainsi identifiés serviront de référence.

Dans un second temps, les repères techniques calculés à partir des marqueurs sont exploités pour identifier les axes segmentaires à partir des mouvements présentés dans le tableau 9.1. En fait, ces repères techniques n'étant volontairement pas alignés avec les axes segmentaires, ces données sont de la même nature que les orientations qui seraient mesurées par des capteurs inertiels. Les axes ainsi identifiés peuvent alors être comparés aux axes des repères anatomiques de référence.

9.2.4.1 Définition des repères techniques

Ainsi, des repères techniques liés aux segments bassin, cuisse, jambe et pied ont été définis dans le repère global du système optoélectronique. Pour le bassin, l'axe y_b est défini à partir des deux marqueurs placés sur les épines iliaques antéro-supérieures (RASI et LASI). L'axe z_b était perpendiculaire au plan formé par ces épines iliaques antéropostérieures (RASI et LASI) et le milieu des deux iliaques postéro-supérieures (RPSI et LPSI). L'axe x_b était perpendiculaire à ces deux axes.

Pour la cuisse, l'axe y_c était défini à l'aide des marqueurs placés sur les épicondyles latérale et médiale du fémur (KNE et KNM). L'axe x_c était perpendiculaire au plan formé par ces deux marqueurs et le marqueur placé sur le tractus iliotibial (THI). L'axe z_c était normal à ces deux axes. L'origine de ce repère est localisée au niveau du marqueur placé sur le muscle droit fémoral (THP).

Pour la jambe, l'axe y_t était défini à l'aide des marqueurs placés sur l'épicondyle médiale du genou et la malléole externe de la cheville (KNM et ANK). L'axe x_t était perpendiculaire au plan formé par ces deux marqueurs et celui placé sur la malléole interne (MMD). L'axe z_t était normal à ces deux axes. L'origine de ce repère est localisée au niveau du marqueur placé sur le plateau tibial (TIP).

Pour le pied, l'axe y_p était défini à partir des marqueurs placés sur les malléoles internes et externes (MMD et ANK). L'axe x_p était perpendiculaire à cet axe et à l'axe passant par les marqueurs situés sur le calcanéum et le deuxième métatarse (HEE et TOE). L'axe z_p était normal à ces deux axes. L'origine de ce repère est localisée au niveau du marqueur placé sur le deuxième métatarse (TOE). Tous les axes étaient normalisés.

La figure 9.2 donne une représentation de ces repères techniques.

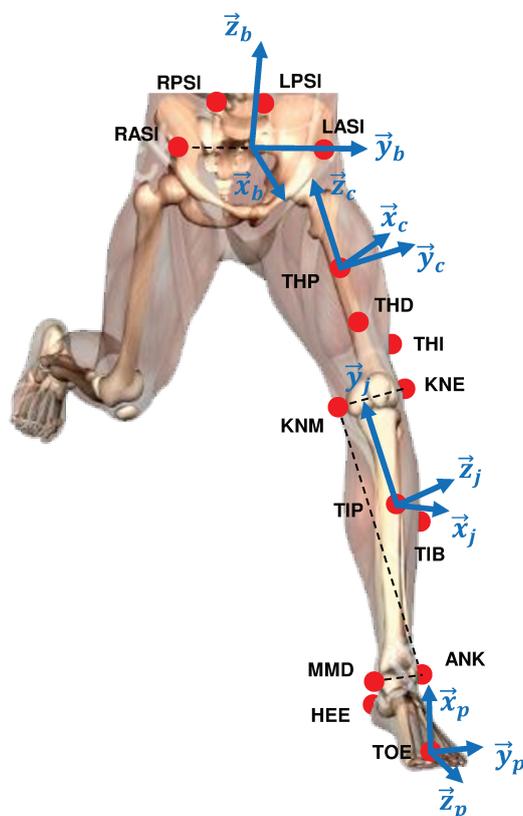


FIGURE 9.2 – Définition des repères techniques

9.2.4.2 Détermination des axes fonctionnels et des centres articulaires de référence

Les axes de flexion/extension du genou et de flexion plantaire/dorsale du pied ont été obtenus par la méthode fonctionnelle SARA [177] lors des séries de mouvements de squats et de fentes avant :

$$\mathbf{Y}_{\text{pied}} \Leftarrow \text{SARA} \quad (9.2.1)$$

Le centre articulaire du genou $\mathbf{O}_{\text{genou}}$ a par la suite été défini comme étant situé sur l'axe de flexion/extension à mi-largeur du genou par rapport au marqueur KNE. Le centre articulaire de la cheville $\mathbf{O}_{\text{cheville}}$ a lui été défini comme étant situé sur l'axe de flexion plantaire/dorsale à mi-largeur de la cheville par rapport au marqueur ANK. Ainsi, l'axe longitudinal de la jambe était défini à partir des centres articulaires du genou et de la cheville :

$$\mathbf{Y}_{\text{jambe}} \Leftarrow \text{SARA} \quad (9.2.2)$$

$$\mathbf{Z}_{\text{jambe}} = \mathbf{O}_{\text{genou}} - \mathbf{O}_{\text{cheville}} \quad (9.2.3)$$

Le centre articulaire de la hanche $\mathbf{O}_{\text{hanche}}$ a été obtenu à partir de la méthode d'Halvorsen [178]. Pour cela les trajectoires des marqueurs THI, THP et THD étaient analysées dans le repère du bassin au cours des mouvements de squats, fentes et élévations latérales du membre inférieur. L'axe longitudinal de la cuisse était alors défini à partir des centres articulaires de la hanche et du genou. Enfin, l'axe d'abduction/adduction de hanche était défini par le milieu des marqueurs RASI/LASI et RPSI/LPSI alors que l'axe de flexion/extension était construit à partir des deux marqueurs antérieurs du bassin (RASI et LASI) [179, 180] :

$$\mathbf{Z}_{\text{cuisse}} = \mathbf{O}_{\text{hanche}} - \mathbf{O}_{\text{genou}} \quad (9.2.4)$$

$$\mathbf{X}_{\text{cuisse}} = \frac{1}{2} (\mathbf{RASI} + \mathbf{LASI}) - \frac{1}{2} (\mathbf{RPSI} + \mathbf{LPSI}) \quad (9.2.5)$$

$$\mathbf{Y}_{\text{cuisse}} = \mathbf{LASI} - \mathbf{RASI} \quad (9.2.6)$$

9.2.5 Formalismes d'identification des axes segmentaires

Comme nous l'avons évoqué au chapitre précédent, la formalisation mathématique permettant d'obtenir l'axe de rotation à partir des données mesurées lors des mouvements de calibrage anatomique est une problématique qui semble n'avoir jamais été abordée. Le plus souvent, il est indiqué dans les articles que l'axe de rotation est identifié à partir de la direction de la vitesse de rotation mesurée pendant les mouvements.

Nous présentons ici cette méthode ainsi que les difficultés qu'elle entraîne. Ainsi, nous proposons également deux méthodes alternatives qui seront testées dans cette étude.

9.2.5.1 Méthode 1 : analyse de la vitesse de rotation

La première méthode consiste simplement à analyser la direction du vecteur vitesse de rotation au cours de la réalisation des mouvements. Dans le cas de l'exploitation de données inertielles, cette vitesse de rotation serait obtenue à partir des gyroscopes. Ici, cette

vitesse de rotation était obtenue par dérivation des orientations mesurées par le système optoélectronique. Mais, comme l'illustre la figure 9.3, deux difficultés apparaissent.

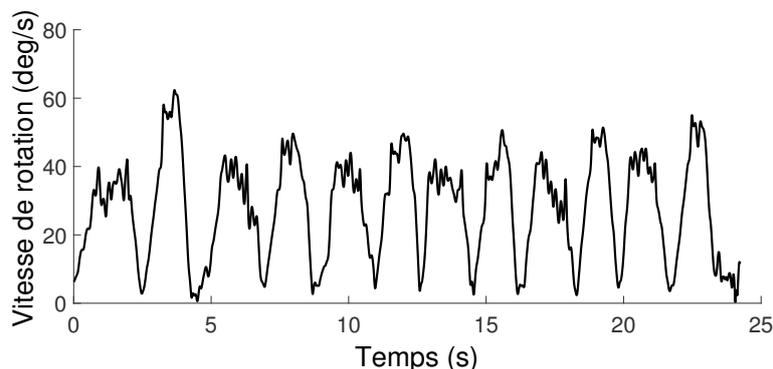


FIGURE 9.3 – Norme de la vitesse de rotation de la cuisse mesurée par des gyroscopes lors de la réalisation de six mouvements d'abduction/adduction de hanche

Tout d'abord, la vitesse mesurée s'annule à chaque fois que le mouvement réalisé change de sens. Lors de ces phases, l'identification de l'axe de rotation risque donc d'être imprécise. Ainsi, il semble nécessaire de sélectionner les périodes exploitables parmi l'ensemble du mouvement. Ici, nous proposons d'exclure les vitesses de rotation inférieures à 10% de la vitesse maximale sur chaque mouvement.

D'autre part, du fait de l'imperfection des mouvements réalisés ainsi que des artéfacts de tissus mous, cette direction est loin d'être fixe au cours d'un enregistrement. Par exemple, les figures 9.4 représentent les composantes de la vitesse de rotation de la jambe mesurée lors des mouvements d'abduction de hanche puis lors des mouvements de squat. La variabilité du résultat au cours d'un même mouvement montre bien que cette approche n'est pas évidente.

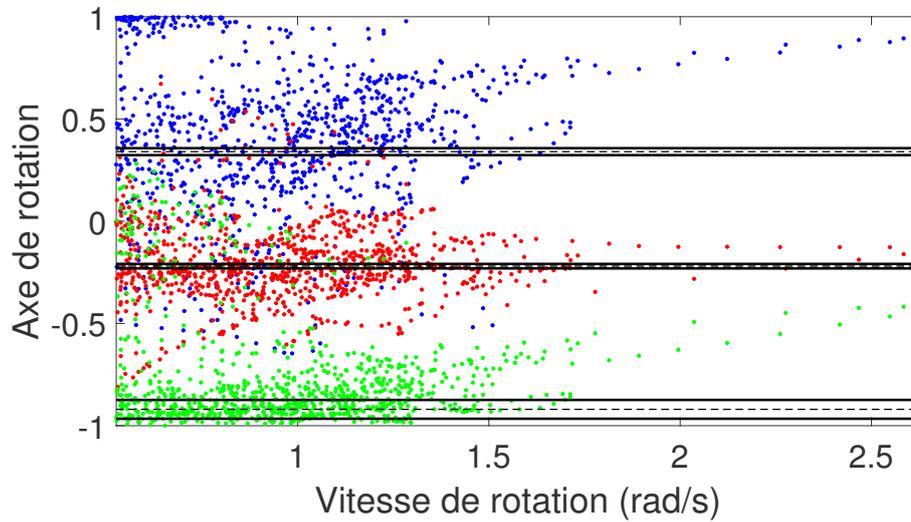
Ici, nous proposons la procédure suivante qui est également représentée sur les figures 9.4 :

1. Identification de la valeur la plus répétée pour chaque coordonnée (en découpant la plage de valeur $-1/+1$ tous les centièmes). On obtient ainsi une première estimation du vecteur caractérisant l'axe.
2. Sélection des valeurs appartenant à un intervalle de $\pm 5\%$ par rapport à cette première estimation.
3. Moyenne des vecteurs sélectionnés en adaptant la méthode de Markley et al. [181] qui était initialement destinée au moyennage des quaternions. Cette méthode permet de conserver la norme unitaire des vecteurs lors calcul de la moyenne.

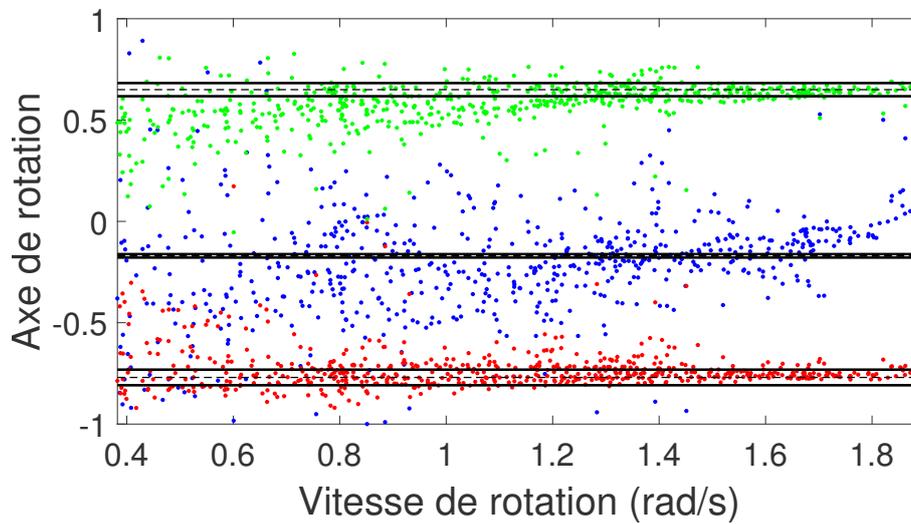
En effet, cette approche a montré de meilleurs résultats que l'application d'un simple vecteur moyen sur l'ensemble des données.

9.2.5.2 Méthode 2 : analyse de l'orientation relative

Une seconde approche consiste à exploiter non plus la vitesse de rotation mais l'orientation. En identifiant la rotation nécessaire pour passer d'un capteur placé sur un segment proximal à un autre situé sur un segment distal au cours de la réalisation des mouvements, l'axe recherché peut être identifié. Notons que le formalisme des quaternions est particulièrement adapté à une telle opération puisque trois des termes qui le constituent définissent justement cet axe.



(a) Mouvement d'abduction/adduction de hanche



(b) Mouvement de squat

FIGURE 9.4 – Identification de l'axe de rotation en analysant la vitesse de rotation de la jambe

Dans le cas de l'exploitation de capteurs inertiels, cette orientation serait issue de la fusion des données au sein d'un filtre de Kalman par exemple. Mais dans cette étude, nous considérons l'orientation des repères techniques attribués aux segments qui est mesurée par le système optoélectronique.

La première étape consiste à calculer les orientations articulaires, c'est-à-dire l'orientation relative du repère technique distal par rapport au repère technique proximal :

$$\bar{q}_{arti} = \bar{q}_{dist} \otimes \bar{q}_{prox}^* \quad (9.2.7)$$

Ensuite, nous identifions l'orientation articulaire correspondant à un angle de flexion minimal, que l'on note $\bar{q}_{arti,0}$. Ainsi, l'orientation articulaire relative à cette position de référence était alors déduite pour chaque instant :

$$\delta\bar{q} = \bar{q}_{arti,0}^* \otimes \bar{q}_{arti} \quad (9.2.8)$$

Puisque l'évolution de cette orientation se fait principalement autour de l'axe recherché, le formalisme des quaternions permet assez facilement d'identifier cet axe :

$$\mathbf{n} = \frac{\delta\bar{q}(1:3)}{\|\delta\bar{q}(1:3)\|} \quad (9.2.9)$$

La figure 9.5 représente les composantes de cet axe identifié à chaque instant en fonction de l'angle articulaire correspondant. Précisons que la courbe est ici obtenue à partir d'un mouvement simulé défini par une rotation parfaite dont la mesure serait perturbée par un bruit blanc. Cette courbe met clairement en évidence que la précision de l'axe identifié par cette méthode est dépendante du débattement articulaire. Ici, nous proposons d'exclure les orientations correspondant à un angle inférieur à 10% du débattement articulaire. Le vecteur moyen était alors déduit à partir d'une procédure équivalente à celle détaillée pour la méthode précédente.

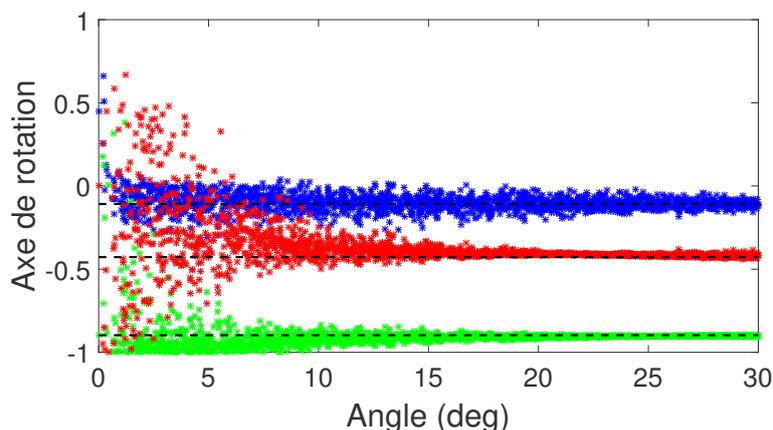


FIGURE 9.5 – Identification de l'axe de rotation en analysant l'orientation relative à partir d'un mouvement simulé

Par une telle approche, nous ne sommes plus confronté au problème de vitesse nulle à chaque changement de sens de rotation. Cependant, il semble qu'à partir de cette méthode, l'amplitude du mouvement réalisé soit un critère déterminant pour aboutir à une estimation correcte.

Les figures 9.6 illustrent la réalisation d'une telle identification dans un cas réel plutôt favorable (flexion/extension du genou issue d'un mouvement de squat) ainsi que dans un

cas plus difficile (flexion plantaire/dorsale de la cheville issue d'un mouvement de fente avant).

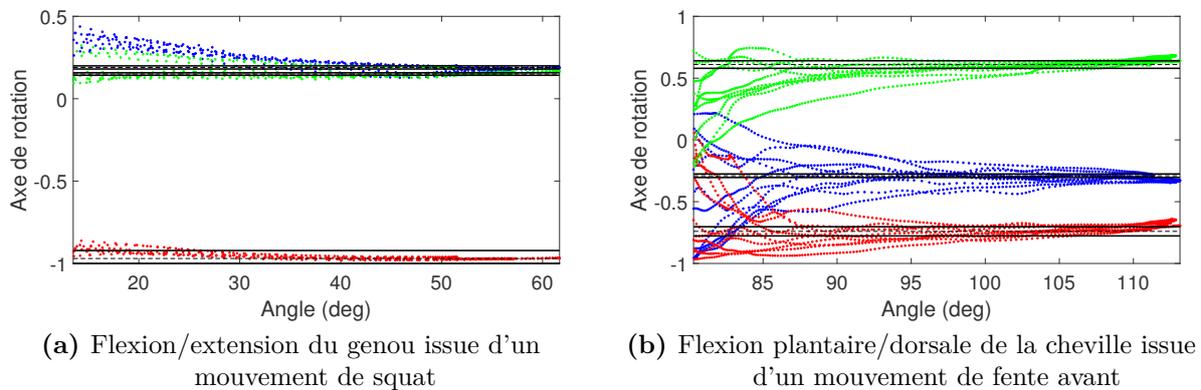


FIGURE 9.6 – Identification de l'axe de rotation en analysant l'orientation relative à partir de mouvements réels

9.2.5.3 Méthode 3 : identification d'un plan

Enfin, une troisième approche plus originale consiste à exprimer dans le repère du capteur proximal la trajectoire d'un vecteur fixe par rapport au capteur distal. En effet, quelque soit le vecteur \mathbf{v}_{dist} exprimé dans le repère du capteur distal, ce vecteur peut être exprimé dans le repère du capteur proximal de la façon suivante :

$$\mathbf{v}_{prox} = \bar{\mathbf{q}}_{arti}^* \otimes \mathbf{v}_{dist} \otimes \bar{\mathbf{q}}_{arti} \quad (9.2.10)$$

Au cours du mouvement, l'expression de ce vecteur dans le repère du capteur proximal évolue. Dans le cas où le mouvement réalisé est une rotation parfaite, le vecteur en question dessine un cône puisqu'il « tourne » autour de l'axe de rotation. La figure 9.7 illustre l'évolution d'un vecteur subissant une rotation parfaite mais dont la mesure serait perturbée par un bruit blanc.

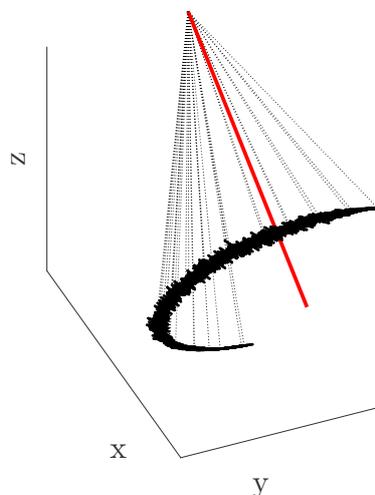


FIGURE 9.7 – En tournant autour de l'axe de rotation, le vecteur fixe dans le repère distal dessine un cône du point de vue du repère proximal

Ainsi, la trajectoire parcourue par la pointe de ce vecteur est un cercle. En ajustant un plan au cercle obtenu et en prenant le vecteur normal à ce plan, on obtient donc l'axe recherché. La figure 9.8a représente le cercle dessiné à partir d'une trajectoire issue d'un mouvement simulé. Ce mouvement était défini par une rotation parfaite d'amplitude 330 deg autour d'un axe dont la mesure serait perturbée par un bruit blanc. La figure 9.8b quant à elle illustre la trajectoire issue d'un mouvement réel : le mouvement relatif de la jambe par rapport à la cuisse lors de la réalisation des mouvements de squats.

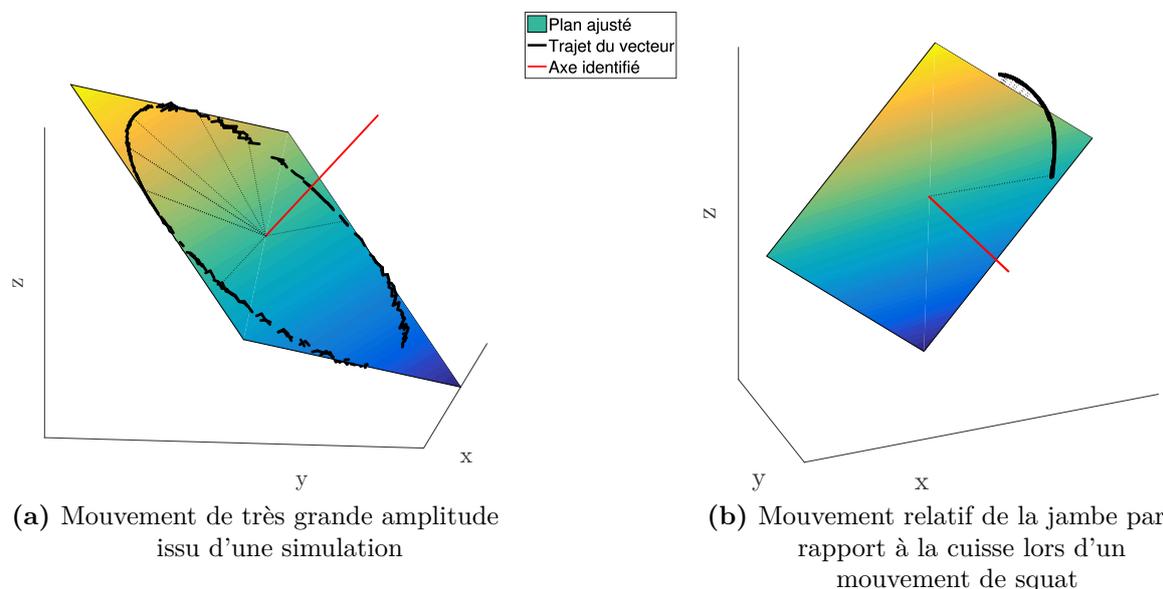


FIGURE 9.8 – Identification de l'axe de rotation en analysant la trajectoire d'un vecteur du repère distal par rapport au capteur proximal

Là encore, il semble que l'amplitude du mouvement soit un facteur déterminant afin de pouvoir ajuster efficacement un plan à l'arc de cercle obtenu et ainsi aboutir à une identification correcte de l'axe fonctionnel. Finalement, chacune des trois méthodes présentées semble avoir son intérêt mais à notre connaissance, elles n'ont pas été comparées.

9.2.6 Calcul de l'erreur

Pour évaluer les différents axes fonctionnels obtenus, nous avons calculé l'angle formé par chaque axe avec l'axe de référence correspondant :

$$\varepsilon = \arccos (|\mathbf{a}_{ref} \cdot \mathbf{a}_{ident}|) \quad (9.2.11)$$

9.2.7 Traitement statistique

Les erreurs obtenues étaient moyennées pour les douze sujets sur les deux côtés. Le test de Shapiro-Wilk a tout d'abord été appliqué aux données pour vérifier leur normalité.

L'effet du mouvement de calibrage, de la vitesse du mouvement et de la méthode mathématique était testé en utilisant une ANOVA pour mesures répétées. Le seuil de significativité était fixé à $p < 0.05$. En cas de différence significative pour les mouvements et l'allure, un test de Bonferroni était effectué afin de localiser ces différences significatives.

9.3 Résultats

9.3.1 Axes fonctionnels de la cuisse

En premier lieu, il apparaît que l'identification de l'axe d'abduction/adduction de la hanche souffre d'une erreur importante (fig. 9.9a). En effet, quel que soit le mouvement de calibrage, l'erreur est d'au moins 20 deg par rapport à l'axe de référence. Finalement, l'analyse statistique montre qu'il n'y a aucun effet du mouvement de calibrage, de la vitesse du mouvement ou de la méthode de calcul sur ce résultat.

Pour les axes de flexion/extension, les erreurs sont beaucoup plus faibles (fig. 9.9b). De plus, il apparaît que l'effet de la méthode de calcul est significatif ($p < 0.01$). En effet, l'erreur issue de la méthode analysant l'orientation relative est significativement plus faible (2.4 deg) qu'à partir des deux autres méthodes ($p < 0.05$ dans les deux cas).

En ce qui concerne l'axe longitudinal de la cuisse, un seul mouvement de calibrage était testé. L'analyse statistique ne révèle aucun effet de la méthode de calcul ou de la vitesse sur l'axe identifié. On peut seulement noter que la variabilité des résultats issus des mouvements effectués à vitesse normale était inférieure, traduisant peut-être certaines difficultés pour certains sujets à effectuer les mouvements de rotation longitudinale à allure faible (fig. 9.10).

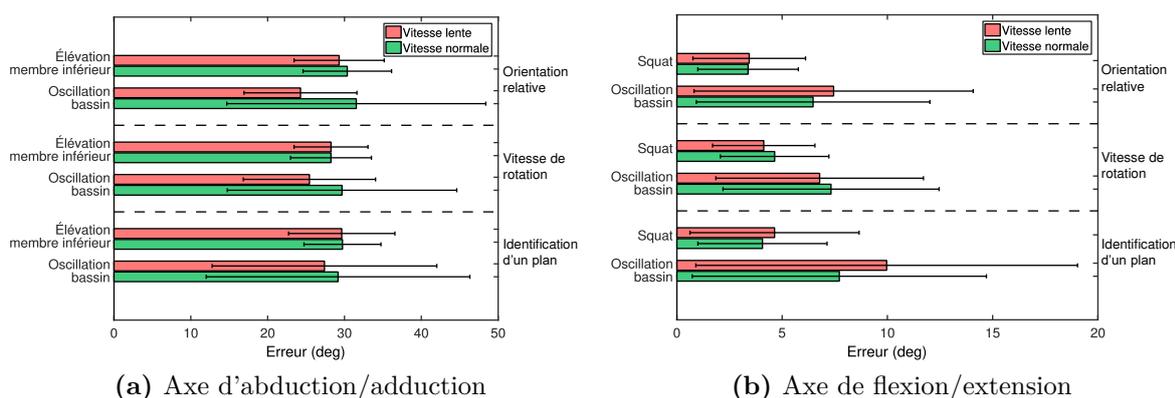


FIGURE 9.9 – Identification des axes d'abduction/adduction et de flexion/extension de la hanche à partir des différents mouvements et de différentes approches numériques

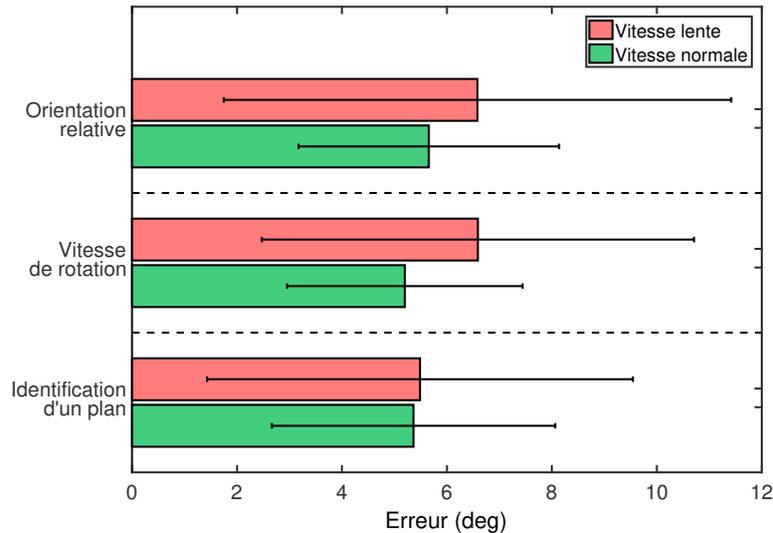


FIGURE 9.10 – Identification de l’axe longitudinal de la cuisse à partir de différentes approches numériques

9.3.2 Axes fonctionnels de la jambe

A l’issu de l’identification de l’axe de flexion/extension du genou, l’erreur minimale (8.3 ± 5.1 deg) est obtenue à partir de la réalisation des mouvements de squats à vitesse lente et en exploitant la méthode de la vitesse angulaire (fig. 9.11a). A l’inverse, l’erreur maximale (12.4 ± 9 deg) est obtenue à partir de la réalisation de mouvements d’oscillations du bassin d’avant en arrière à vitesse lente. Malgré tout, aucune différence significative n’est mise en évidence.

Lors de l’identification de l’axe longitudinal de la jambe, les erreurs obtenues sont du même ordre de grandeur (fig. 9.11b). Là encore, on ne retrouve aucun effet de la méthode mathématique, du mouvement de calibrage ou encore de la vitesse de réalisation du mouvement.

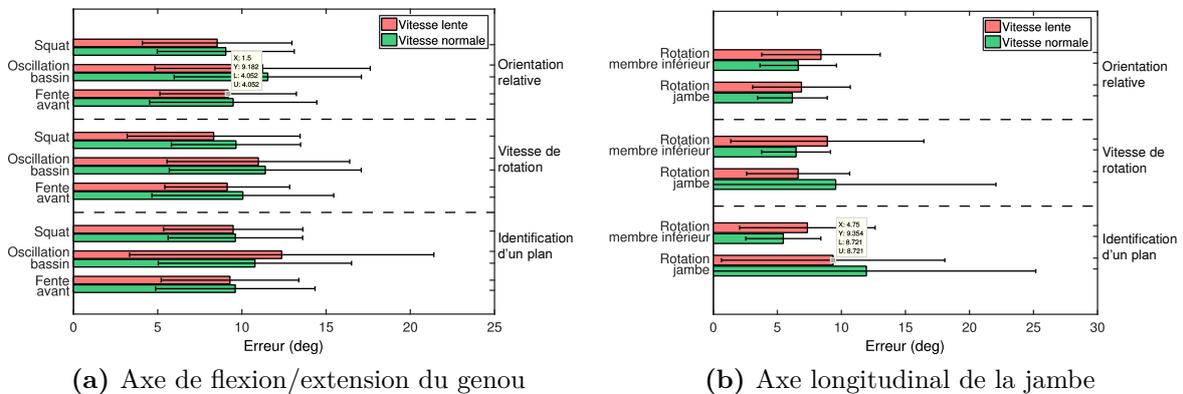


FIGURE 9.11 – Identification des axes segmentaires de la jambe à partir des différents mouvements et de différentes approches numériques

9.3.3 Axe fonctionnel du pied

Concernant le pied, seul l'axe de flexion plantaire/dorsale de la cheville a été étudié. On peut noter que les erreurs commises dans l'estimation de cet axe sont plus élevées que pour l'axe de flexion/extension du genou et ce, quelle que soit la méthode de calcul ou encore le mouvement de calibrage effectué (fig. 9.12). Ces erreurs étaient en effet comprises entre 11.2 deg et 17.8 deg. Ici, l'analyse statistique met en évidence un effet du mouvement de calibrage ($p < 0.05$), le squat permettant une meilleure estimation de l'axe de flexion/plantaire que les fentes avant ($p < 0.05$).

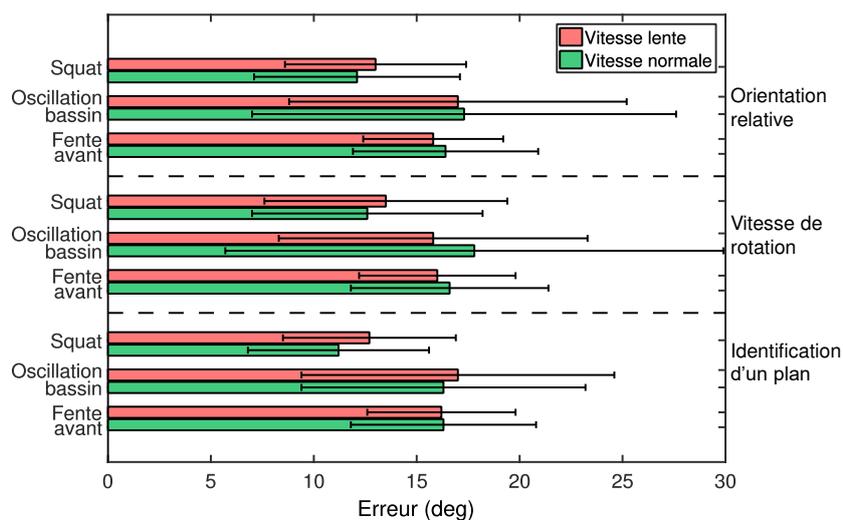


FIGURE 9.12 – Identification de l'axe de flexion plantaire/dorsale de la cheville à partir des différents mouvements et de différentes approches numériques

9.4 Discussion

Nous avons proposé ici d'analyser les méthodes de calibrage anatomique afin de déterminer celle qui pourrait être la plus adaptée aux capteurs inertiels. Ce calibrage consiste à identifier la transformation permettant de passer du référentiel capteur vers le repère segmentaire qui est défini à partir d'axes fonctionnels [73]. Or, comme cela a été évoqué au chapitre précédent, cette identification est fondamentale puisque toute imprécision dans la définition des axes fonctionnels se répercutera dans la cinématique articulaire déduite Ramakrishnan et Kadaba [156].

Dans le cadre des méthodes fonctionnelles, des mouvements supposés effectués autour de l'axe fonctionnel recherché sont réalisés. L'axe fonctionnel est alors assimilé à l'axe de rotation autour duquel s'effectue le mouvement. Par conséquent, la qualité de cette identification dépendra de la capacité du sujet à effectuer la rotation autour de l'axe fonctionnel recherché. Ainsi, plusieurs éléments sont à prendre en considération : les mouvements doivent ne solliciter qu'une rotation caractéristique d'un axe fonctionnel, ils doivent être suffisamment faciles pour être correctement accomplis et l'amplitude doit être suffisante. Les mouvements de calibrage doivent donc être choisis avec précaution.

Le genou est certainement l'articulation qui pose le moins de problèmes puisque les sujets se retrouvent relativement contraints par la nature même de l'articulation. Ainsi, les mouvements s'effectuent naturellement autour de l'axe de flexion/extension. De ce fait, les mouvements de calibrage permettent tous d'obtenir assez précisément cet axe de flexion/extension du genou comparativement aux résultats obtenus par une méthode traditionnelle basée sur une analyse du mouvement par système optoélectronique.

Par ailleurs, des mouvements de rotation du membre inférieur complet et de rotation de l'ensemble jambe/pied ont été testés pour identifier les axes longitudinaux des segments cuisse et jambe. Lors des expérimentations, les sujets semblaient connaître quelques difficultés à réaliser ces mouvements qui ne pouvaient être réalisés qu'à des amplitudes de mouvement assez faibles. Malgré tout, les axes identifiés sont assez proches de ceux obtenus à partir de la méthode traditionnelle.

Pour la hanche, il est important de noter que les mouvements testés n'ont pas permis d'identifier de manière satisfaisante l'axe d'abduction/adduction puisque les erreurs étaient supérieures à 20 deg. Pour expliquer ces piètres résultats, nous pouvons sans doute incriminer la difficulté à réaliser un mouvement d'abduction/adduction « pure ». En effet, en moyenne, en position statique, le bassin est antéversé d'environ 9 deg [182]. De ce fait, si un sujet effectue un mouvement des cuisses dans un plan vertical, ces mouvements ne se traduiront pas seulement par une abduction/adduction.

A l'inverse, l'axe de flexion/extension ainsi que l'axe longitudinal ont pu être identifiés avec des erreurs relativement faibles (< 10 deg). De ce fait, nous recommandons de construire la transformation permettant de passer du capteur vers le repère de la cuisse à partir de ces deux axes. L'axe d'abduction/adduction pourra alors en être déduit. Il est aussi rassurant de noter que l'identification de l'axe de flexion/extension de la hanche et du genou peut se faire avec des erreurs inférieures à 8 deg quand on connaît l'importance de la définition de ces axes sur la cinématique articulaire [156].

Pour la cheville, l'axe de flexion plantaire/dorsale a pu être identifié mais avec des erreurs légèrement supérieures à 10 deg. Une meilleure identification de l'axe fonctionnel pourrait sans doute être obtenue en contrôlant mieux la position du pied par rapport à la jambe. Le port d'une chevillière pourrait éventuellement faciliter la réalisation d'un tel mouvement.

Par ailleurs, nous n'avons noté aucun effet de la méthode mathématique sur la qualité de l'axe fonctionnel identifié. Ceci indique que nos craintes initiales concernant les parties du mouvement à privilégier pour obtenir une identification efficace ne semblent pas être confirmées. Seulement, notre méthodologie possède un biais majeur : les mêmes données d'entrée (les trajectoires des marqueurs réfléchissants) ont été utilisées pour obtenir l'orientation ainsi que la vitesse de rotation par dérivation. Or à partir de capteurs inertiels, la vitesse de rotation serait obtenue à partir des gyroscopes alors que l'orientation serait déduite de l'ensemble des mesures par l'intermédiaire d'un filtre de Kalman. Il n'est pas garanti que ces deux grandeurs soient systématiquement de qualité équivalente. Une autre expérimentation devra donc être proposée pour tester l'effet de la méthode de calcul mais, cette fois-ci, à partir de capteurs inertiels.

Finalement, à l'exception du mouvement d'abduction/adduction de la hanche, nous n'avons pas noté d'effet significatif des différents mouvements de calibrage. Précisons tout de même que les mouvements d'oscillation avant/arrière ou médio-latéral semblaient ne pas permettre une identification des axes fonctionnels chez certains sujets puisque là encore, ces mouvements sont difficiles à maîtriser. Nous ne recommandons donc pas

d'inclure ces mouvements à un protocole de calibrage anatomique.

Enfin, l'effet de la vitesse de réalisation des mouvements de calibrage ne s'est pas non plus révélée significatif sur la qualité des axes fonctionnels identifiés. Mais là encore, l'exploitation de données inertielles mettra probablement en évidence un effet plus net de ce paramètre. En effet, l'orientation issue d'un filtre de Kalman étant plus précise lors de la réalisation de mouvements lents, il est probable que les méthodes d'identification à partir de l'orientation relative ou par ajustement d'un plan qui exploitent l'orientation donnée par le filtre de Kalman soient plus efficaces à partir de la réalisation de mouvements lents.

Pour conclure, nous souhaitons mettre en avant que la réalisation de mouvements de squats ainsi que de rotations longitudinales du membre inférieur entier devrait permettre de définir suffisamment d'axes fonctionnels pour que les calibrages capteur-segment puissent être complètement déterminés. Mais ces recommandations valent pour des sujets non pathologiques. Il serait important de vérifier l'amplitude articulaire minimale nécessaire à l'identification efficace de ces axes afin de transposer nos résultats à des populations pathologiques.

Cette étude constitue donc un premier pas pour l'évaluation et la mise au point d'une méthode de calibrage anatomique des capteurs inertiels. Bien sûr, elle est imparfaite. Par exemple, les axes de référence basés sur des méthodes traditionnellement employées lors de l'analyse du mouvement par système optoélectronique contiennent leur part d'erreur. Cette étude fournit néanmoins de premières indications intéressantes qu'il conviendra de compléter par de nouvelles expérimentations faisant cette fois appel à des capteurs inertiels.

Chapitre X

Positionnement des capteurs inertiels

10.1	Introduction	225
10.2	Matériel et méthode	226
10.2.1	Participants	226
10.2.2	Acquisition du mouvement	226
10.2.3	Protocole	227
10.2.4	Traitement des données	227
10.2.5	Traitement statistique	227
10.3	Résultats	228
10.3.1	Analyse fréquentielle de l'accélération	228
10.3.2	Analyse fréquentielle de la vitesse de rotation	232
10.3.3	Analyse fréquentielle de l'orientation	233
10.4	Discussion	234

10.1 Introduction

Comme nous l'avons évoqué au chapitre 8, la définition d'un positionnement idéal des capteurs inertiels sur les segments n'est pas clairement réalisée dans la littérature, d'autant plus que l'effet combiné des artéfacts de tissus mous et des accélérations liées au mouvement sont à prendre en compte. Dans ce contexte, nous présentons ici une étude préliminaire pour aborder cette problématique. Dans cette étude nous testons deux placements de capteur pour les segments cuisse et jambe au cours de différentes activités.

Précisons qu'il est loin d'être évident de mesurer le déplacement des capteurs à partir d'une mesure inertielle. De plus, il n'était pas envisageable d'utiliser des tiges intracorticales pour effectuer cette mesure. De ce fait, nous proposons d'évaluer l'effet du positionnement des capteurs à partir d'une analyse fréquentielle de l'accélération et de la vitesse de rotation mesurés. En effet, nous supposons que les artéfacts de tissus mous affectent les répartitions fréquentielles et qu'en observant l'évolution de ces composantes fréquentielles en fonction du positionnement des capteurs, la position idéale peut être identifiée.

10.2 Matériel et méthode

10.2.1 Participants

Les douze mêmes sujets que pour l'étude précédente ont pris part à cette étude. Ils étaient âgés de 22 à 60 ans et étaient de morphologie variée. En moyenne, leur masse était de 78.5 ± 22 kg et leur taille était de 175 ± 10.1 cm. Le protocole et la finalité des expérimentations leur ont été présentés et tous ont fourni leur consentement éclairé pour prendre part à cette étude.

10.2.2 Acquisition du mouvement

Dans cette étude, nous exploitons bien une mesure inertielle contrairement à ce qui a été fait au chapitre précédent. Ainsi, huit capteurs APDM Opal cadencés à 128 Hz étaient utilisés. Comme l'illustre la figure 10.1, deux capteurs étaient placés sur chaque segment cuisse et jambe. Pour la cuisse, le premier capteur était placé à mi-hauteur sur le tractus iliotibial (iThP) et le second sur le tendon du muscle droit fémoral (iThD). Pour la jambe, les deux capteurs étaient placés sur le plateau tibial mais l'un dans le 1/3 supérieur du segment (iTibP) et l'autre dans le 1/3 inférieur (iTibP). Chaque capteur était fixé sur le segment à l'aide d'un adhésif double face.

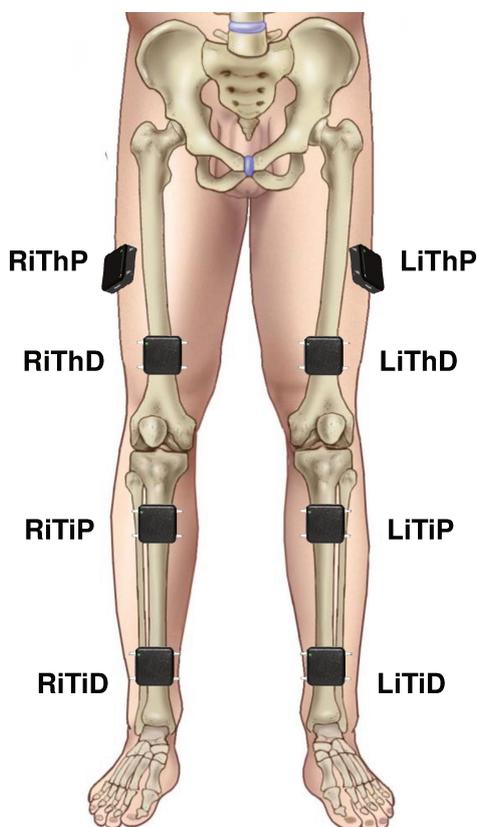


FIGURE 10.1 – Placement des capteurs inertiels

10.2.3 Protocole

Les sujets devaient réaliser trois mouvements différents : marche, course sur 10 m et pédalage sur ergocycle. Pour chacun de ces trois mouvements, trois allures étaient réalisées : lente, confortable et rapide. Ces allures étaient fixées par le sujet. Les essais de marche et de course étaient répétés deux fois pour chaque condition alors que le mouvement de pédalage était réalisé pendant 30 s.

10.2.4 Traitement des données

Pour les mouvements de marche et de course, deux cycles complets (gauche et droite) étaient exploités, et dix cycles pour les mouvements de pédalage. Pour chaque capteur inertiel, les vitesses angulaires et accélérations mesurées par les gyroscopes et les accéléromètres étaient récupérées. Aucun filtrage n'était été appliqué sur ces mesures. De plus, l'orientation des capteurs était calculée à partir du filtre de Kalman proposé dans les chapitres précédents. A partir du formalisme des quaternions, l'angle absolu correspondant à cette orientation était déduit :

$$\theta = 2 \cdot \arccos(\bar{q}_4) \quad (10.2.1)$$

Pour chacune de ces données (accélération, vitesse de rotation et angle d'orientation), une analyse fréquentielle du signal était effectuée en calculant la densité spectrale de puissance à l'aide d'une transformation de Fourier discrète appliquée à chaque signal soustrait de sa moyenne. A notre connaissance, il n'existe pas de consensus dans la littérature sur la stratégie à adopter lors de la réalisation d'une densité spectrale de puissance à partir d'une donnée à plusieurs dimensions. Ici, nous avons choisi de sommer les densités spectrales de puissance obtenues pour chaque composantes des vecteurs accélération et vitesse de rotation.

Ensuite, les puissances moyennes étaient calculées sur les quatre bandes de fréquence suivantes : 0 – 5 Hz, 5 – 10 Hz, 10 – 15 Hz et 15 – 20 Hz. Ces puissances moyennes étaient alors exprimées en pourcentage par rapport à la puissance moyenne totale, comme proposée par Bonci [183]. Précisons tout de même que nous proposons d'étendre la plage de fréquences étudiées. En effet, les observations faites par Enders et al. [184] lors d'une analyse fréquentielle de l'accélération mesurée à partir d'accéléromètres placés sur les membres inférieurs au cours de sprints ont mis en évidence des fréquences plus élevées.

10.2.5 Traitement statistique

Parmi les douze sujets ayant participé à l'étude, les données de l'un d'entre eux n'ont pas pu être exploitées suite à un problème d'enregistrement des mesures de certains capteurs lors de l'expérimentation. Pour chacun des onze sujets restant, chaque condition et chaque placement de capteurs, les densités spectrales moyennes ont été calculées à partir des données issues des deux jambes lors des deux essais effectués.

La normalité de ces données a été vérifiée à partir du test de Shapiro-Wilk. Ensuite, un t-test pour mesures répétées a été appliqué pour vérifier l'effet global du placement du capteur sur la répartition des fréquences. Enfin, une ANOVA pour mesures répétées a été appliquée pour mettre en évidence l'effet du positionnement des capteurs ainsi que les interactions entre la position et le type ou l'allure du mouvement pour chaque bande de fréquence. Le seuil de significativité pour tous les tests était fixé à $p < 0.05$.

10.3 Résultats

L'intégralité des résultats obtenus (moyennes et écarts-types des densités spectrales de puissance pour chaque bande de fréquences) en fonction des allures sont donnés en annexe M. Ici ne sont présentés que les résultats des analyses statistiques.

Présentons tout de même l'exemple du spectre de puissance obtenu à partir du capteur cuisse proximal au cours d'une course à allure modérée (fig. 10.2). Pour faciliter la superposition des graphes correspondant aux différentes données, les puissances ont ici été normalisées par leur valeur maximale. Cette courbe montre que la majeure partie des fréquences issues de l'accélération, de la vitesse de rotation et de l'angle d'orientation se situent dans la bande 0 – 5 Hz mais qu'une partie du signal apparaît tout de même dans les plages fréquences supérieures.

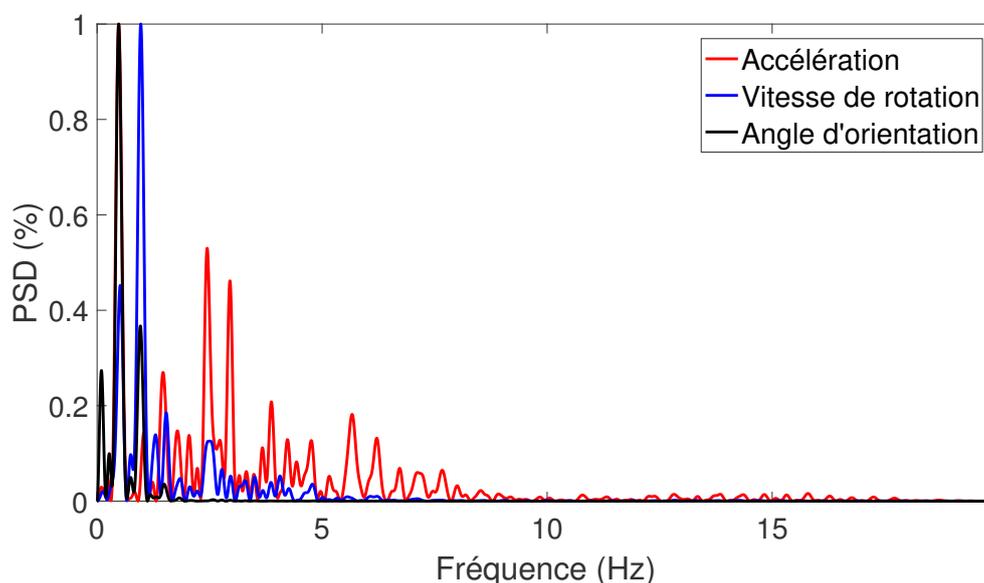


FIGURE 10.2 – Densité spectrale de puissance des signaux d'accélération, de vitesse de rotation et d'orientation issues du capteur proximal placé sur la cuisse au cours d'un essai de sprint. Les puissances ont été normalisées par rapport à leur valeur maximale.

10.3.1 Analyse fréquentielle de l'accélération

Le tableau 10.1 présente les résultats de l'analyse statistique évaluant l'effet de la position des capteurs sur la répartition fréquentielle de l'accélération mesurée sur les segments cuisse et jambe. Le tableau 10.2 présente quant à lui le détail des résultats statistiques appliqués à chaque bande de fréquence.

	T	p
Cuisse	32.9	< 0.001
Jambe	42.6	< 0.001

TABLEAU 10.1 – Résultats de l’analyse statistique portant sur l’effet du positionnement des capteur sur la répartition fréquentielle de l’accélération mesurée sur les segments cuisse et jambe

		0 – 5 Hz		5 – 10 Hz		10 – 15 Hz		15 – 20 Hz	
		F(1,10)	p	F(1,10)	p	F(1,10)	p	F(1,10)	p
Cuisse	position	12.1	0.006	13.3	0.002	2.5	0.144	3.2	0.103
	pos.*mvt	0.2	0.811	3.4	0.080	0.3	0.780	4.4	0.056
	pos.*allure	18.9	0.001	2.8	0.115	2.7	0.119	5.0	0.034
Jambe	position	33.9	< 0.001	2.9	0.110	5.7	0.039	20.7	0.001
	pos.*mvt	13.2	0.002	1705	0.001	2.3	0.151	8.7	0.008
	pos.*allure	30.1	< 0.001	7.0	0.015	9.8	0.006	18.0	0.001

TABLEAU 10.2 – Résultats des analyses statistiques portant sur la répartition fréquentielle de l’accélération mesurée sur les segments cuisse et jambe

10.3.1.1 Segment cuisse

Effet global de la position

Comme l’illustre le tableau 10.1, la position des capteurs situés sur la cuisse affecte globalement la répartition des fréquences de l’accélération ($T = 32.9$, $p < 0.001$). Plus précisément, le tableau 10.2 met en évidence que cet effet se traduit principalement sur les deux premières bandes de fréquences. En fait, les puissances moyennes mesurées par le capteur proximal étaient inférieures dans la bande 0 – 5 Hz mais plus élevées dans la bande 5 – 10 Hz que celles du capteur distal.

Effet combiné de la position et du type de mouvement

En analysant l’interaction entre la position et le type de mouvement, le tableau 10.2 montre que la nature des mouvements réalisés affecte de façon similaire les deux capteurs placés sur la cuisse.

Effet combiné de la position et de l’allure

En revanche, il apparaît que l’allure du mouvement affecte d’une façon différente la répartition fréquentielle issue des deux capteurs. En effet, l’interaction entre la position et l’allure pour les bandes de fréquence est significative pour les bandes de fréquences 0 – 5 Hz et 15 – 20 Hz.

La figure 10.3 met en évidence cet effet de l’allure du mouvement sur la répartition fréquentielle. En effet, cette figure illustre que la distribution des fréquences issues des accélérations mesurées par le capteur proximal de la cuisse se décale vers les plus hautes fréquences avec l’augmentation de l’allure du mouvement. Ce comportement est effectivement moins marqué pour le capteur distal.

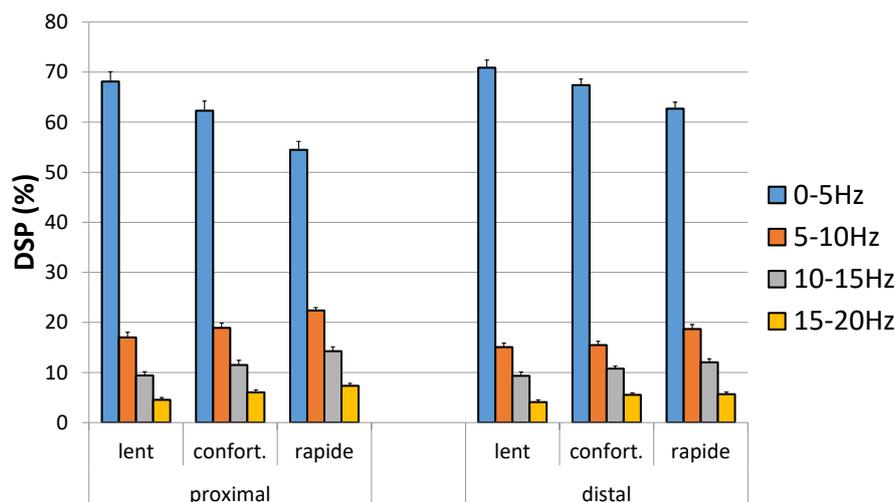


FIGURE 10.3 – Mise en évidence de la distribution fréquentielle de l'accélération mesurée par le capteur proximal et le capteur distal placés sur la cuisse en fonction de l'allure des mouvements

10.3.1.2 Segment jambe

Effet global de la position

Comme l'illustre le tableau 10.1, on observe également un effet significatif du positionnement des capteurs placés sur la jambe ($T = 42.6, p < 0.001$). Plus précisément, les puissances moyennes mesurées par le capteur proximal étaient supérieures dans les bandes 0 – 5 Hz et 10 – 15 Hz mais inférieures dans la bande 15 – 20 Hz que celles du capteur distal.

Effet combiné de la position et du type de mouvement

Contrairement à ce qui était observé pour la cuisse, le tableau 10.2 montre que l'interaction entre la position des capteurs et le type de mouvement réalisé est significative pour les plages de fréquences 0 – 5 Hz et 5 – 10 Hz . Cela traduit le fait qu'en fonction du mouvement, l'effet du positionnement sur la distribution fréquentielle est différent.

Comme l'illustre la figure 10.4, la supériorité des puissances moyennes mesurées par le capteur proximal dans la bande 0 – 5 Hz est principalement vraie pour les mouvements de marche et de course. En revanche, il ne semble pas y avoir d'effet de la position des marqueurs lors de la réalisation des mouvements de pédalage.

Effet combiné de la position et de l'allure

De la même façon que pour la cuisse, le tableau 10.2 montre que l'interaction entre la position des capteurs et l'allure des mouvements est significative, et ce pour toutes les bandes de fréquences. Cela traduit le fait qu'en fonction de l'intensité des mouvements, l'effet du positionnement sur la distribution fréquentielle est différent.

En effet, la figure 10.5 montre que la distribution des fréquences issues des accélérations mesurées par le capteur proximal de la jambe se décale vers les plus hautes fréquences avec l'augmentation de l'allure du mouvement. En revanche, l'évolution de cette distribution en fonction de l'allure est beaucoup moins claire pour le capteur distal.

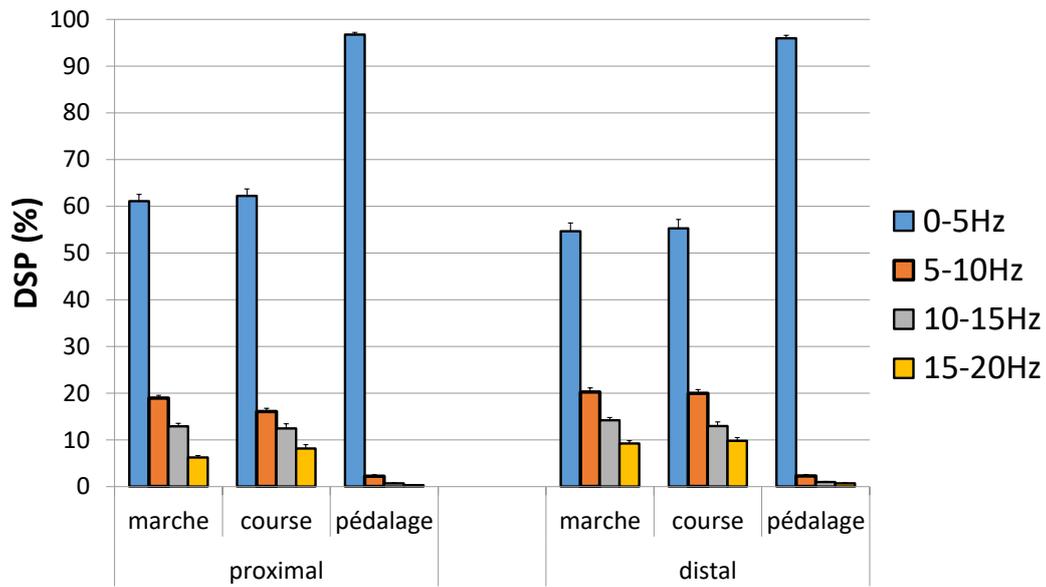


FIGURE 10.4 – Mise en évidence de la distribution fréquentielle de l'accélération mesurée par le capteur proximal et le capteur distal placés sur la jambe en fonction de la nature des mouvements

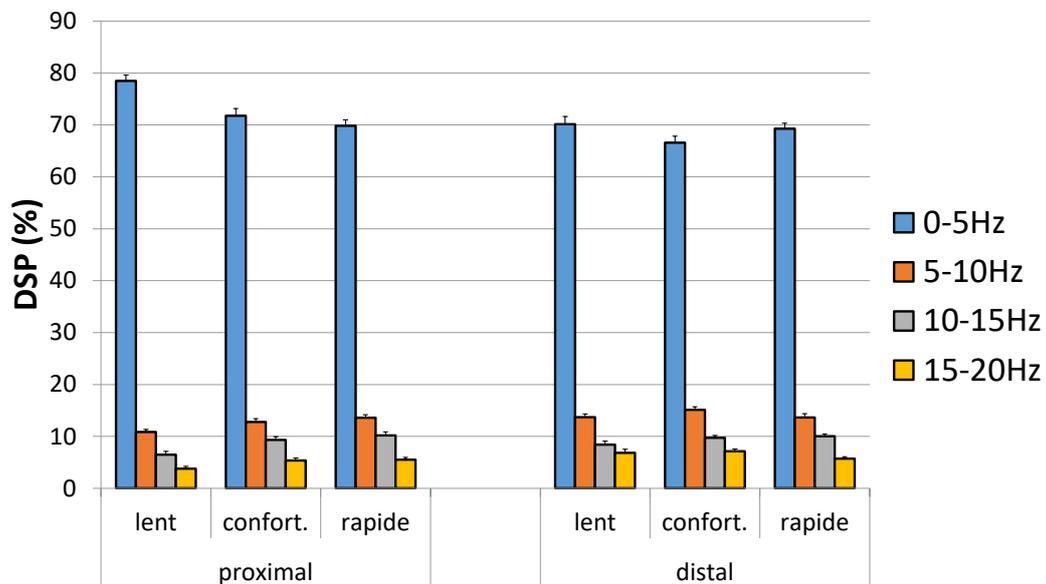


FIGURE 10.5 – Mise en évidence de la distribution fréquentielle de l'accélération mesurée par le capteur proximal et le capteur distal placés sur la jambe en fonction de l'allure des mouvements

10.3.2 Analyse fréquentielle de la vitesse de rotation

Le tableau 10.3 présente les résultats de l'analyse statistique évaluant l'effet de la position des capteurs sur la répartition fréquentielle de la vitesse de rotation mesurée sur les segments cuisse et jambe. Le tableau 10.4 présente quant à lui le détail des résultats statistiques appliqués à chaque bande de fréquence.

	T	p
Cuisse	2.0	0.189
Jambe	12.8	0.005

TABLEAU 10.3 – Résultats de l'analyse statistique portant sur l'effet du positionnement des capteurs sur la répartition fréquentielle de la vitesse de rotation mesurée sur les segments cuisse et jambe

		0 – 5 Hz		5 – 10 Hz		10 – 15 Hz		15 – 20 Hz	
		F(1,10)	p	F(1,10)	p	F(1,10)	p	F(1,10)	p
Cuisse	position	1.0	0.343	2.7	0.119	0.5	0.502	2.3	0.157
	pos.*mvt	2.2	0.169	5.9	0.023	2.3	0.153	1.3	0.318
	pos.*allure	0.2	0.799	0.1	0.924	0.8	0.495	0.9	0.426
Jambe	position	3.3	0.099	19.4	0.001	1.5	0.246	5.2	0.056
	pos.*mvt	0.3	0.738	0.2	0.846	0.4	0.689	0.9	0.446
	pos.*allure	0.6	0.550	0.1	0.936	3.7	0.069	1.2	0.341

TABLEAU 10.4 – Résultats des analyses statistiques portant sur la répartition fréquentielle de la vitesse de rotation mesurée sur les segments cuisse et jambe

10.3.2.1 Segment cuisse

Comme l'illustre le tableau 10.3, on ne note aucun effet de la position des capteurs situés sur la cuisse sur la répartition des fréquences de la vitesse angulaire ($p > 0.05$).

10.3.2.2 Segment jambe

Au contraire de la cuisse, l'analyse statistique met en évidence un effet de la position du capteur sur la répartition fréquentielle du signal mesuré par les gyroscopes ($T = 12.8$, $p < 0.01$). En fait, cette différence est principalement localisée dans la bande de fréquence 5 – 10 Hz (tab. 10.4). Plus précisément, il apparaît que la densité spectrale de puissance est inférieure dans cette bande de fréquence pour le capteur proximal que pour le capteur distal. La figure 10.6 permet de visualiser les répartitions fréquentielles obtenues.

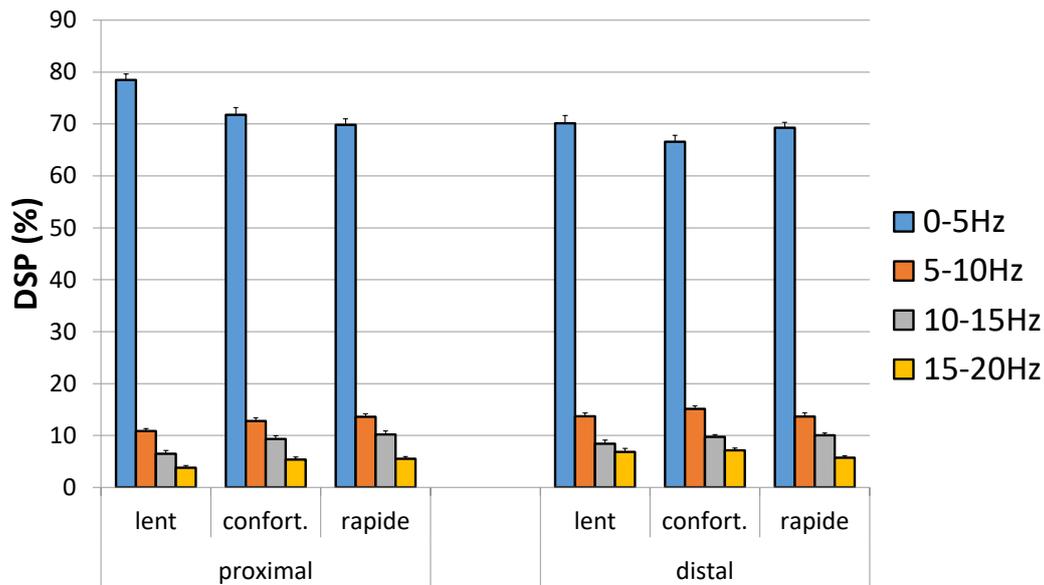


FIGURE 10.6 – Mise en évidence de la distribution fréquentielle de la vitesse de rotation mesurée par le capteur proximal et le capteur distal placés sur la jambe en fonction de l’allure des mouvements

10.3.3 Analyse fréquentielle de l’orientation

Le tableau 10.5 présente les résultats de l’analyse statistique évaluant l’effet de la position des capteurs sur la répartition fréquentielle de l’angle d’orientation issu des capteurs placés sur les segments cuisse et jambe.

	T	p
Cuisse	0.3	0.576
Jambe	5.5	0.05

TABLEAU 10.5 – Résultats de l’analyse statistique portant sur l’effet du positionnement des capteur sur la répartition fréquentielle de l’angle d’orientation issu des capteurs placés sur les segments cuisse et jambe

Comme l’illustre le tableau 10.5, on ne note aucun effet du positionnement des capteurs sur la répartition des fréquences de l’angle d’orientation, que ce soit pour la cuisse ou pour la jambe. La figure 10.7 permet tout de même de visualiser la répartition fréquentielle obtenue, et notamment le fait que le signal d’orientation issu du filtre de Kalman appartient très majoritairement à la bande 0 – 5 Hz et très peu aux fréquences supérieures.

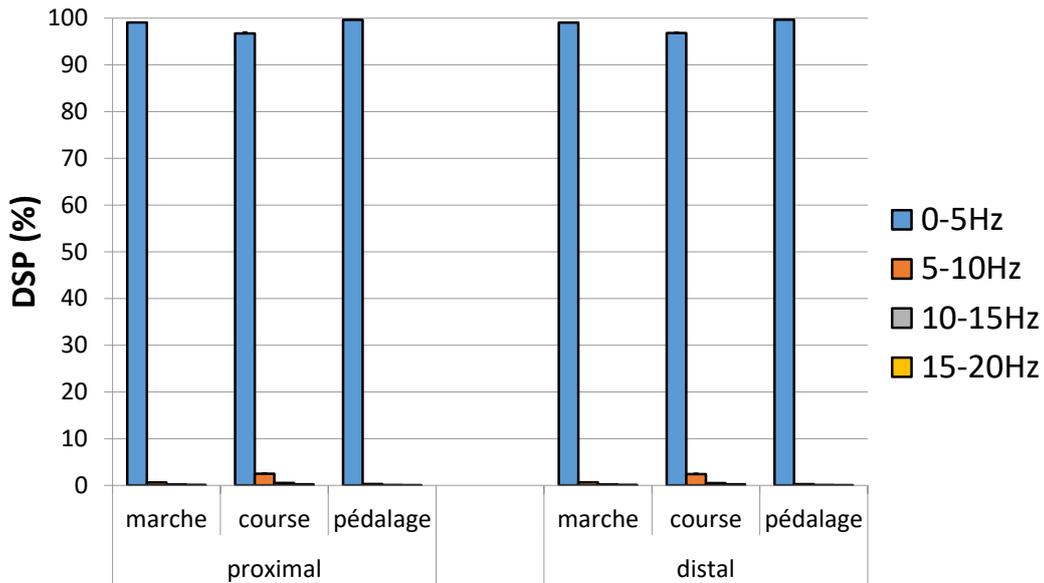


FIGURE 10.7 – Mise en évidence de la distribution fréquentielle de l’angle d’orientation mesuré par le capteur proximal et le capteur distal placés sur la jambe en fonction de l’allure des mouvements

10.4 Discussion

Dans cette étude préliminaire dédiée à la problématique du positionnement des capteurs, nous avons proposé d’analyser le comportement fréquentiel des signaux mesurés par deux capteurs localisés différemment sur les segments cuisse et jambe. Cette analyse était réalisée à partir de différentes activités effectuées à différentes allures. L’objectif était également de déterminer si l’orientation déduite du filtre de Kalman était influencée de la même manière que le sont les mesures issues des capteurs (accélération et vitesse de rotation).

D’après cette étude préliminaire, il apparaît que la répartition fréquentielle de l’accélération est particulièrement affectée par le positionnement du capteur. En revanche, l’effet est très faible sur la vitesse de rotation et n’est pas significatif sur l’angle absolu définissant l’orientation issue du filtre de Kalman.

En observant plus en détail les différences fréquentielles sur l’accélération mesurée par les deux capteurs situés sur la cuisse, il apparaît que les densités spectrales de puissance associées aux hautes fréquences (i.e. supérieures à 5 Hz) sont supérieures pour le capteur proximal que pour le capteur distal. Cette observation est en accord avec les résultats présentés par Thouzé [160], à savoir que le déplacement du marqueur réfléchissant correspondant au placement de notre capteur distal est plus important que celui correspondant au placement de notre capteur proximal.

Rappelons que deux types de mouvement de tissus mous peuvent être distingués : le déplacement propre des capteurs principalement lié à l’élasticité de la peau et la part rigide qui est plutôt liée aux déplacements d’ensemble des masses molles [159]. D’après Bonci [183], le déplacement propre des marqueurs se situe principalement dans la bande de fréquence 0 – 5 Hz alors que la part rigide se traduit par des fréquences plus élevées. Or, Thouzé [160] a mis en évidence que le marqueur correspondant à notre placement

proximal est sujet à une part rigide plus importante. Il semble donc cohérent que la densité spectrale de puissance associée aux hautes fréquences soit plus importante pour notre capteur proximal que pour le capteur distal.

De plus, pour l'ensemble des mouvements testés, l'accélération subie par le genou était nettement plus importante que l'accélération subie par la hanche. En effet, la hanche est quasiment fixe lors du mouvement de pédalage alors que le genou se déplace selon un mouvement alternatif. Une observation proche est faite lors des mouvements de marche et de course. Or, comme le mouvement des segments humains s'effectue dans la bande de fréquence 0 – 7 Hz [185], il semble assez logique que la densité spectrale de puissance associée aux basses fréquences soit supérieure à partir de l'accélération mesurée par le capteur distal.

En observant désormais plus en détail les différences fréquentielles sur l'accélération mesurée par les deux capteurs situés sur la jambe, un résultat inverse est obtenu. En effet, les densités spectrales de puissance associées aux basses fréquences (i.e. inférieures à 5 Hz) sont supérieures pour le capteur proximal que pour le capteur distal. Or il semble là encore que, du fait des mouvements réalisés, l'accélération subie par le capteur distal soit en moyenne supérieure à l'accélération subie par le capteur proximal.

Cependant, il est important de préciser que ce résultat n'est observé qu'à l'issue des mouvements de marche et de course. En revanche, aucune différence significative n'est observée dans la distribution fréquentielle de l'accélération mesurée par les deux capteurs lors des mouvements de pédalage (cf. annexe M). Il semble donc que l'effet du positionnement des capteurs de la jambe sur la répartition fréquentielle des accélérations mesurées soit principalement dû à l'impact lors de la pose du pied. On peut en effet, considérer que cet impact affecte plus sensiblement la mesure du capteur distal, alors que les vibrations qui s'appliquent au capteur proximal ont été atténuées. Cette hypothèse permet bien d'expliquer la supériorité des densités spectrales de puissance associées aux hautes fréquences identifiées pour le capteur distal.

Par ailleurs, il est difficile d'expliquer pourquoi le positionnement des capteurs affecte beaucoup moins la répartition fréquentielle des vitesses de rotation que de l'accélération. En fait, les données présentées en annexe M semblent bien montrer que les densités spectrales de puissance moyennes suivent des tendances similaires. Ces tendances ne sont pourtant généralement pas significatives.

Enfin, mettons l'accent sur le fait que le positionnement des capteurs n'affecte clairement pas la distribution fréquentielle de l'angle d'orientation. Il semble donc que, même si l'accélération est affectée, cet effet soit corrigé par le filtre de Kalman. En effet, rappelons que les paramètres de Kalman, et notamment le paramètre noté σ_a , ont vocation à prendre en compte les bruits perturbateurs de la mesure associés à un modèle de bruit blanc. Cette observation confirme donc la capacité du Filtre de Kalman à gérer des données d'entrée bruitées.

Bien sûr, la méthodologie employée dans cette étude préliminaire comporte des limites. Tout d'abord, la littérature semble s'accorder sur le fait que le mouvement propre des capteurs dû à l'élasticité de la peau appartient à la même bande de fréquence que la plupart des mouvements humains. Il n'est donc pas possible de distinguer, par une simple analyse fréquentielle, l'effet de ce type d'artéfact de l'effet du mouvement.

Par ailleurs, l'analyse fréquentielle était réalisée à partir de données en trois dimensions. Dans cette étude, nous avons choisi de sommer les spectres obtenus sur chacun des axes.

Précisons tout de même que d'autres approches qui ont mené à des résultats similaires ont été testées.

Beaucoup restent donc à faire pour définir le positionnement idéal des capteurs inertiels. En effet, différents facteurs sont susceptibles d'intervenir, parmi lesquels les artéfacts de tissus mous ainsi que l'accélération due au mouvement. Pour distinguer les artéfacts de tissus mous du reste, une solution serait d'utiliser des tiges intra-corticales sur lesquelles seraient fixés des capteurs inertiels qui fourniraient une mesure de référence associée au segment osseux. Mais cela reste difficile à mettre en place pour des raisons éthiques, tout du moins en France. A l'inverse, pour isoler l'effet du mouvement sur les accélérations ressenties par les capteurs inertiels, des expérimentations effectuées sur un robot peuvent être envisagées.

Conclusion et perspectives

Contributions de notre travail à la mesure inertielle

L'arrivée récente de la mesure inertielle dans le domaine de l'analyse du mouvement humain ouvre de nouveaux champs d'étude qui n'étaient jusqu'alors pas envisageables à partir des systèmes d'acquisition traditionnels. En effet, ces systèmes légers et miniaturisés rendent possible la mesure *in situ*, ce qui permet de s'extraire des laboratoires pour aborder le mouvement dans son environnement réel. De plus, ces systèmes embarqués et autonomes permettent de réaliser des acquisitions longues et en continu dans un espace sans limites.

Mais à l'heure actuelle, la maîtrise des systèmes inertiels en vue d'une application à l'analyse du mouvement humain n'est pas suffisante pour concurrencer la précision obtenue à partir des systèmes optoélectroniques traditionnels. D'une part, le traitement des données inertielles permettant d'obtenir l'orientation des segments humains est un processus complexe, comme nous l'avons présenté dans ce manuscrit. D'autre part, l'exploitation de ces systèmes en biomécanique est très récente, ce qui explique que nombre de méthodologies restent encore à développer.

Dans cette thèse, nous avons abordé successivement les trois étapes principales qui constituent le processus de gestion des données inertielles pour son utilisation dans le cadre de l'analyse du mouvement humain. Dans un premier temps, nous avons étudié les procédures de calibrage visant à réduire les erreurs dites déterministes qui affectent particulièrement les capteurs destinés à la mesure du mouvement humain. Afin de favoriser le déploiement de cette mesure inertielle, ce qui passe par une utilisation aisée sans nécessiter d'équipement lourd, nous avons proposé différentes méthodologies visant à la réalisation de calibrages simples et efficaces en adaptant les méthodes traditionnelles présentées dans la littérature.

Ensuite, l'analyse stochastique effectuée a permis de mettre en évidence les différences de performance entre deux types de capteurs de grade différents. En effet, il a été montré que la mesure issue des capteurs destinés à l'analyse du mouvement humain souffre d'une multitude de bruits de mesure qu'il est difficile de représenter à partir d'un modèle simple. A notre sens, il s'agit d'une source d'erreur majeure dont les répercussions lors du processus de fusion des données sont significatives. A l'inverse, les capteurs de grade tactique semblent être sujets à un nombre plus restreint de bruits de mesure. De plus, il a été mis en évidence que l'instabilité du biais des gyroscopes, qui est un paramètre déterminant de la performance d'une mesure inertielle, est beaucoup moins importante sur ce type de capteur que sur ceux qui sont exploités pour l'analyse du mouvement humain.

Dans un second temps, nous avons présenté et discuté les nombreuses approches existantes permettant de déduire l'orientation du capteur à partir des mesures d'accélération, de vitesse de rotation et de champ magnétique. La littérature s'accordant à dire qu'il constitue l'algorithme le plus adapté à l'évaluation du mouvement à partir d'une mesure inertielle, notre choix s'est orienté vers le filtre de Kalman. Nous avons également proposé

un paramétrage de ce filtre qui nous semblait le plus pertinent en vue de son utilisation dans le cadre de l'analyse du mouvement humain. Mais lors de l'implémentation de cet algorithme, nous avons fait face à une difficulté très peu abordée par la littérature : la construction des matrices de covariance qui constituent une représentation globale des erreurs de mesure. L'effet majeur de cette étape sur la qualité de l'orientation obtenue et le manque de propositions existantes nous ont conduit à explorer cette problématique en détail et à proposer une méthode d'identification conduisant à un fonctionnement satisfaisant du filtre de Kalman.

Enfin, nous avons initié une analyse des méthodologies liées à l'intégration anatomique des capteurs inertiels. En effet, une spécificité fondamentale à l'exploitation des capteurs inertiels pour l'analyse du mouvement humain est la définition du lien entre l'orientation du capteur et l'orientation du segment. Pour permettre la réalisation d'un choix judicieux lors de la mise en place d'une procédure de calibrage anatomique, nous proposons une série de mouvements spécifiques conduisant à la détermination des repères anatomiques. Enfin, nous proposons des localisations segmentaires à privilégier lors du placement des capteurs visant à minimiser les erreurs de mesure.

Discussion générale

A l'issue de ces travaux, deux constats principaux, dont la prise en compte paraît d'ordre prioritaire lors de la mise en place d'une procédure d'analyse du mouvement humain par mesure inertielle, sont à mettre en avant. Tout d'abord, le calibrage des capteurs et principalement des gyroscopes est déterminant pour l'obtention d'une orientation précise. Or, comme nous l'avons démontré, la mise à jour des coefficients de calibrage des gyroscopes peut être réalisée de façon assez simple, il s'agit donc d'une opération à privilégier. Ensuite, le paramétrage du filtre de Kalman doit être réalisé rigoureusement sans quoi l'orientation obtenue pourra être largement dégradée. Mais force est de constater que la réalisation de l'identification précise des paramètres de Kalman optimaux mène à une procédure relativement complexe (nécessitant un système de référence) et surtout longue, tant en termes d'expérimentation que d'analyse. Il semble donc que la mise en place d'une procédure d'identification simplifiée soit une piste fondamentale à explorer.

Finalement, les méthodologies proposées dans cette thèse ont largement permis d'améliorer la qualité de l'orientation mesurée par les capteurs inertiels. En effet, l'effet combiné du calibrage des capteurs et de l'exploitation d'un filtre de Kalman adapté et optimalement paramétré a réduit l'erreur d'orientation de 80% pour les mouvements lents, 75% pour les mouvements intermédiaires et 60% pour les mouvements rapides, en comparaison avec l'orientation issue de l'algorithme constructeur.

Mais malgré tout, les erreurs d'orientation persistent (1.5 deg, 2.9 deg et 14 deg pour les mouvements lents, intermédiaires et rapides respectivement), surtout lorsque l'intensité du mouvement est élevée. A notre sens, l'accélération subie par le capteur lors du mouvement est une source d'erreur majeure qu'il est difficile de prendre en compte efficacement. Notre représentation globale des erreurs d'accélération par l'intermédiaire du coefficient σ_a semble gérer efficacement ce problème lorsque l'intensité du mouvement est raisonnable. Seulement, cette méthode montre quelques limites lors des mouvements d'intensité supérieure, ce qui correspond par exemple à un mouvement de pédalage à cadence élevée. Il semble donc que les processus adaptatifs visant à adapter la matrice de covariance de l'erreur au cours du mouvement soit une piste à approfondir, même si encore une fois, il

faudra veiller au bon paramétrage d'un tel algorithme.

Par ailleurs, comme le rapporte la littérature, les perturbations magnétiques sont également une source d'erreur principale. Étant donné le cadre lié à l'analyse du mouvement humain, nous nous sommes principalement attaché à explorer l'effet des accélérations sur la mesure inertielle, plutôt que l'impact des perturbations magnétiques. Mais dans le sens où, lors d'un mouvement humain, divers environnements magnétiques sont susceptibles d'être parcourus, la mise en place de procédures d'adaptation visant à mieux gérer ces perturbations doit être envisagée. Le cas spécifique d'un sujet équipé d'une prothèse susceptible d'affecter également l'environnement magnétique est également à prendre en compte.

Les travaux réalisés mettent aussi en évidence qu'avant tout, la principale limitation à laquelle nous devons faire face lors de l'exploitation d'une mesure inertielle dans le cadre de l'analyse du mouvement humain est la performance médiocre des capteurs. La miniaturisation de ces capteurs permettant de les embarquer directement sur le corps humain tout en assurant un fonctionnement autonome se fait donc largement au détriment de la qualité des capteurs. Et parmi les trois capteurs qui composent une centrale inertielle, le gyroscope est la source principale des problèmes. En effet, l'exploitation de gyroscopes performants permettrait de se reposer sur cette mesure à chaque fois que les autres capteurs auraient à faire face à des éléments perturbateurs (accélérations, perturbations magnétiques). Finalement, les accéléromètres et les magnétomètres n'auraient à être exploités que très occasionnellement. Les analyses réalisées à la fois à partir des capteurs APDM Opal destinés à l'analyse du mouvement et à partir d'un capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 de grade dit *tactique* ont bien confirmé cette hypothèse. En effet, l'analyse stochastique a révélé que l'instabilité du biais des gyroscopes issus du capteur MicroStrain était 15 fois plus faible que l'instabilité évaluée à partir des capteurs APDM Opal. Il s'agit bien là d'un paramètre déterminant qui est d'ailleurs le critère principal lors de la classification des capteurs au sein des différents grades reconnus. Ensuite, l'identification des paramètres de Kalman réalisée conjointement à partir de ces deux types de capteurs a bien montré que les gyroscopes de grade tactique étaient beaucoup plus exploités par le filtre de Kalman et que, de ce fait, l'orientation estimée était de bien meilleure qualité. Mais de tels capteurs ne sont pas encore applicables à l'analyse du mouvement puisqu'ils ne sont pas autonomes, tant sur le plan de l'alimentation que du stockage des données. Par ailleurs, le capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 dont nous disposons possède une plage de mesure de vitesse de rotation restreinte, ce qui indique aussi que proposer un gyroscope miniature, autonome et capable de mesurer dans une plage de mesure englobant les étendues retrouvées lors des mouvements humains reste un défi important même si la technologie évolue à grand pas.

Il nous faut également insister sur le fait qu'il n'est pas évident de généraliser les résultats obtenus seulement à partir d'un certain modèle de capteur. En effet, même s'ils appartiennent à un grade de performance commun, les capteurs disposent de certaines spécificités. Dans le cadre de l'évaluation des méthodes de calibrage des accéléromètres réalisée au chapitre 3, nous avons veillé à exploiter cinq modèles de capteurs différents, ce qui a permis d'aboutir à des résultats plus facilement généralisables. Mais l'inclusion d'un tel nombre de capteurs mène forcément à des expérimentations et à des analyses plus longues, ce que nous n'avons pas toujours pu réaliser lors des différentes études présentées dans ce manuscrit.

Enfin, précisons que l'ensemble des choix qui ont été réalisés, notamment lors de la



FIGURE 10.1 – Bras robotisé à sept degrés de liberté équipé de capteurs inertiels

constitution du filtre de Kalman ont été fait en vue d'exploiter les données inertielles par post-traitement. Il s'agit en effet du mode de travail privilégié dans le cadre des activités de notre laboratoire. De plus, la considération d'une gestion des données en temps réel implique des difficultés de traitement bien particulières ce qui aurait certainement conduit à d'autres choix.

Perspectives

En vue d'améliorer la qualité de l'orientation mesurée par des capteurs inertiels, le développement technique des capteurs, et notamment des gyroscopes nous semble être une première nécessité. En effet, il est évident qu'en rendant possible l'exploitation de gyroscopes de grade tactique, c'est-à-dire dont l'instabilité du biais est très faible, au sein de capteurs miniaturisés et autonomes faciliterait considérablement l'obtention de l'orientation. D'autre part, il est à noter que certains capteurs inertiels sont parfois complétés par d'autres capteurs de natures différentes. Dans le cadre des problématiques d'estimation de la position, les capteurs inertiels sont généralement associés à un GPS. Par ailleurs, on retrouve de plus en plus la présence de capteurs barométriques au sein des centrales inertielles. Grâce à ces capteurs, la fusion des données est alors réalisée à partir d'une information plus conséquente. Cependant, l'apport de ces capteurs se situe principalement dans l'obtention de la position plus que de l'orientation.

Du point de vue méthodologique, il nous semble important d'envisager le développement d'une méthode d'identification des paramètres de Kalman qui soit facilement applicable. En effet, la méthode présentée dans ce manuscrit nécessite l'exploitation d'un système de mesure annexe, tel qu'un système optoélectronique. Il est probable que la réalisation d'un mécanisme permettant d'imposer des mouvements maîtrisés aux capteurs inertiels faciliterait considérablement cette procédure. Il conviendra préalablement d'étudier la qualité de l'identification apportée par une telle approche. Dans cet esprit, nous avons initié une série d'expérimentations exploitant un bras robotisé à sept degrés de liberté (KUKA Robotics, Augsburg, Germany) afin d'imposer divers mouvements aux capteurs inertiels (fig. 10.1).

Mais la grande majorité des développements méthodologiques restant à mener concerne très majoritairement l'intégration anatomique des capteurs inertiels. En effet, l'arrivée récente de cette technologie en biomécanique se traduit par un manque de maturité concernant son utilisation, contrairement aux méthodes traditionnelles basées sur des systèmes

optoélectroniques qui sont aujourd’hui bien maîtrisées. Tant sur le plan expérimental (placement des capteurs, mouvements de calibrage anatomique, influence des mouvements de tissus mous, ...) que sur le plan du traitement des données, beaucoup reste à faire. Notons que dans ce domaine, l’exploitation d’un système robotisé pourra probablement être d’une aide précieuse afin d’analyser les procédures d’intégration anatomique, comme l’effet du placement des capteurs le long des segments.

Enfin, une stratégie au potentiel prometteur consiste à exploiter un modèle cinématique du corps humain, alimenté par les données inertielles. Il s’agit alors d’estimer le mouvement des segments en les contraignant à partir des limites anatomiques (degrés de libertés bloqués, amplitudes articulaires). Notons qu’il peut être envisagé d’adapter de tels modèles à quelques applications particulières. Par exemple, la cyclicité de certains mouvements tels que la marche ou le pédalage est une information qui doit pouvoir être exploitée. Dans le cas précis du pédalage justement, la position des pieds est contrainte par la position des pédales. Il s’agit la aussi d’une contrainte qui peut être prise en compte par un modèle.

Dans un registre différent, une proposition consiste à équiper les segments humains de plusieurs capteurs inertiels. En exploitant cette redondance d’informations, l’objectif est alors de réduire l’effet des diverses perturbations de mesure.

Terminons en mettant l’accent sur la nécessité de procéder à une validation de la mesure inertielle en situation réelle. En effet, nous avons principalement abordé dans ce manuscrit la situation simplifiée du mouvement d’une équerre de calibrage qui est un objet rigide. En conditions réelles, l’effet du mouvement des masses molles ainsi que les variations de température par exemple pourront se ressentir sur la mesure. Dans le cas d’un mouvement de pédalage, les vibrations engendrées par le roulement du vélo sur la route pourra également perturber la mesure inertielle. Pour initier une telle analyse et parce que l’obtention d’une mesure embarquée complète est un domaine dans lequel s’inscrit notre équipe de recherche, nous avons réalisé une expérimentation visant à valider la mesure inertielle dans le cas d’un mouvement de pédalage en extérieur (fig. 10.2). Cette expérimentation exploite deux systèmes de mesure embarqués différents : la mesure inertielle pour obtenir les mouvements segmentaires ainsi que des capteurs d’action mécanique situés dans les pédales afin d’obtenir les forces et moments appliqués par le coureur sur les pédales. L’objectif étant également d’analyser le comportement de la mesure inertielle sur une durée importante, l’acquisition était réalisée pendant 2 h. Toutes les 10 min, des passages étaient réalisés dans un champ de mesure constitué d’un système électronique installé dans un gymnase pour confronter la mesure inertielle à une mesure de référence. Ce processus de validation est une étape clé dans le développement des méthodologies liées à la mesure embarquée qui doit permettre la réalisation d’analyses cinématiques et dynamiques en ambulatoire.



FIGURE 10.2 – Expérimentation de validation de la mesure inertielle ambulatoire dans le cadre d’un mouvement de pédalage

Annexes

Annexe A

Validation du modèle de mesure linéaire

Au paragraphe 1.2.1, les modèles de mesure sont présentés à partir de l'hypothèse de linéarité. En effet, il est habituel de considérer que le rapport entre le potentiel mesuré par un capteur et la grandeur physique ciblée est constant et défini par un facteur de sensibilité. Pour tester la linéarité des gyroscopes qui composent les capteurs inertiels APDM Opal, la figure A.1 met en relation le potentiel mesuré en fonction de la vitesse de rotation imposée par le banc d'essai présenté au paragraphe 4.2. Cette courbe montre bien que l'hypothèse de linéarité de ce type de capteur n'est pas une hypothèse excessivement restrictive.

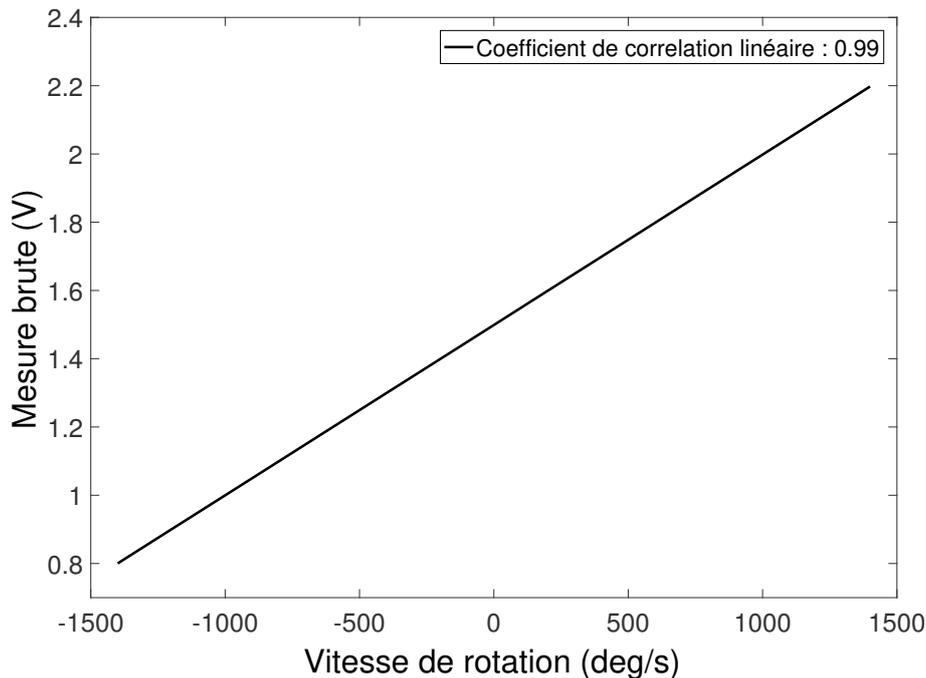


FIGURE A.1 – Évolution linéaire du signal gyroskopique en fonction de la vitesse de rotation imposée

Annexe B

Évaluation des erreurs déterministes non prises en compte par le modèle gyroscopique

2.1 g-sensitivity

Comme évoqué au paragraphe 1.2.1.6, les gyroscopes sont susceptibles d'être perturbés par les accélérations linéaires qu'ils subissent. Même si la prise en compte de ce phénomène au sein des modèles de mesure est complexe, nous illustrons ici la présence d'une telle sensibilité sur la mesure issue d'un gyroscope intégré à un capteur APDM Opal.

Pour mettre en évidence l'influence de cette mesure sur les accélérations, nous exploitons les mesures réalisées dans le cadre du calibrage des accéléromètres à partir du banc d'essai motorisé présenté au chapitre 3. Une série d'orientations statiques était alors imposée aux capteurs. Lors de chaque phase statique, les gyroscopes étaient donc soumis à une vitesse nulle mais à une accélération variable du fait de l'évolution d'alignement avec l'accélération de pesanteur. Il est ainsi possible d'observer la mesure gyroscopique (attendue à zéro) en fonction des accélérations subies qui sont comprises en $\pm g$ (fig. B.1).

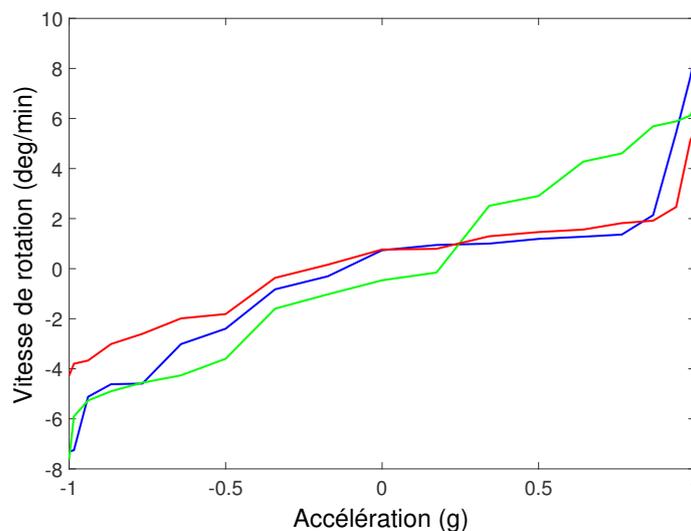


FIGURE B.1 – Dépendance des gyroscopes à l'accélération

La figure B.1 met bien en évidence une telle sensibilité des gyroscopes. Notons que les accélérations qui sont ici considérées sont faibles par rapport à ce que ces capteurs sont susceptibles de mesurer. En ajustant une droite de régression, il est tout de même possible de donner une évaluation du paramètre g-sensitivity. Pour ce capteur, ce paramètre a été évalué à environ 0.1 deg/s/g ce qui est cohérent avec les ordres de grandeurs annoncés par Yuksel et al. [6] pour ce type de capteur.

2.2 Hystérésis

Par ailleurs, le paragraphe 1.2.1.6 a évoqué la présence possible d'un phénomène d'hystérésis s'appliquant aux capteurs réputés sensibles aux variations de température, à savoir les accéléromètres et les gyroscopes. Même si la prise en compte de ce comportement au sein des modèles de mesure est complexe, nous illustrons ici ce phénomène sur la mesure issue d'un gyroscope intégré à un capteur inertiel APDM Opal.

Pour mettre en évidence ce phénomène, nous appliquons une variation de température à un capteur immobile en le chauffant à l'aide d'un chauffage d'appoint, puis nous le laissons refroidir (fig. B.2). Le capteur étant immobile, les variations observées sur le signal sont principalement dues aux variations de température ainsi qu'à l'instabilité du biais.

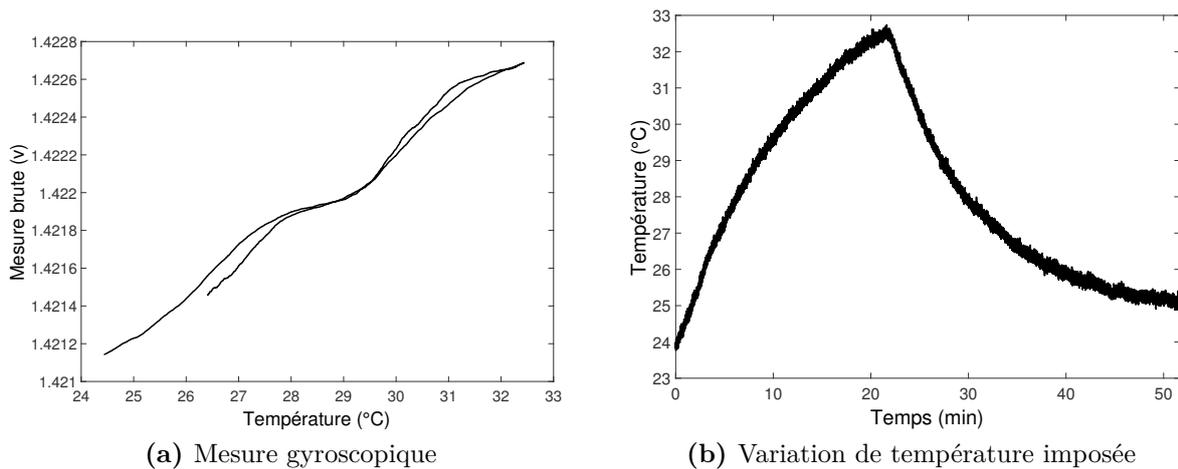


FIGURE B.2 – Mise en évidence d'un phénomène d'hystérésis

Précisons que la mesure gyroscopique brute présentée par la figure B.2 a été corrigée par un filtrage permettant d'éliminer le bruit à haute fréquence afin de visualiser les variations lentes du signal. Cette figure semble bien mettre en évidence un léger comportement d'hystérésis.

Finalement, il apparaît que les perturbations liées aux accélérations et aux variations de température affectent bien les gyroscopes intégrés aux capteurs inertiels APDM Opal. La non prise en compte de ces phénomènes au sein des modèles de mesure est effectivement une source d'erreur.

Annexe C

Analyse stochastique des capteurs APDM Opal

3.1 Détail des courbes obtenues

Nous présentons dans cette annexe les courbes d'évolution de la variance d'Allan calculée à partir des signaux issus des accéléromètres, des gyroscopes et des magnétomètres des douze capteurs APDM Opal testés.

3.2 Évolution temporelle des bruits de mesure

Ensuite, pour avoir une idée de la durée de validité des résultats obtenus, nous avons réalisé l'analyse stochastique de six capteurs APDM Opal à près de deux ans d'intervalle. Les figures C.4 et C.5 représentent la comparaison de la variance d'Allan obtenue pour deux capteurs après deux analyses réalisées à près de deux ans d'intervalle. De la même façon, les figures C.6 et C.7 comparent les résultats obtenus pour les magnétomètres. Malheureusement, les accéléromètres ayant été configurés différemment lors de ces deux tests, les résultats pour ces capteurs ne sont pas comparables et donc seules les données pour les magnétomètres et les gyroscopes sont présentées.

Ces courbes montrent bien que l'évolution temporelle des bruits de mesure identifiés est très faible que ce soit pour les magnétomètres ou les gyroscopes. D'une part, l'allure des courbes est toujours très proche après deux années ce qui signifie que les perturbations stochastiques sont toujours les mêmes. Le vieillissement des capteurs sur cette période ne semble donc pas avoir fait apparaître de perturbation supplémentaire.

D'autre part, la valeur des variances d'Allan obtenues est toujours du même ordre de grandeur et aucune évolution nette n'est observée. Cela signifie que les paramètres identifiés précédemment sont bien valables un certain temps, au moins pendant deux ans.

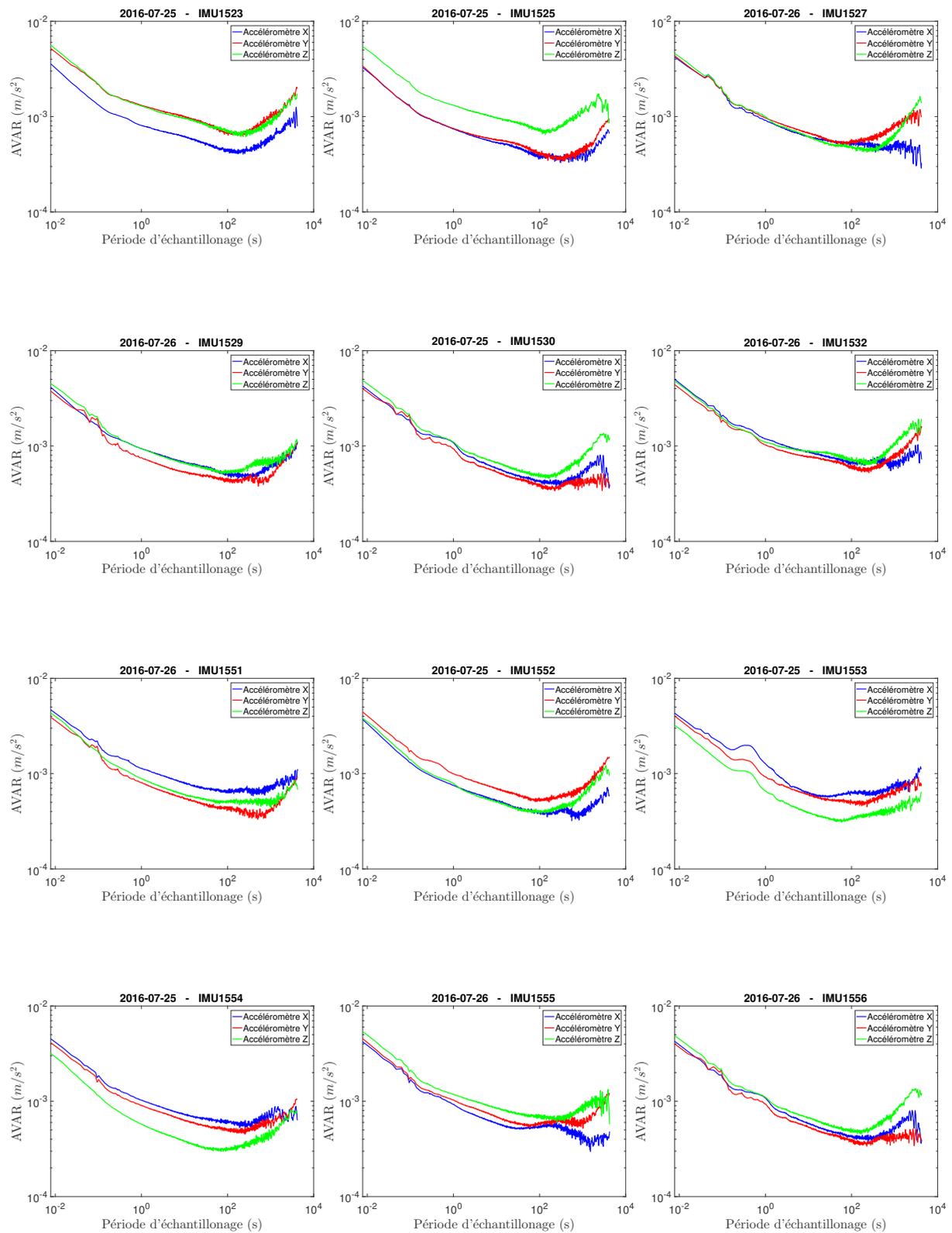


FIGURE C.1 – Variance d'Allan des douze triades d'accéléromètres intégrées aux capteurs APDM Opal

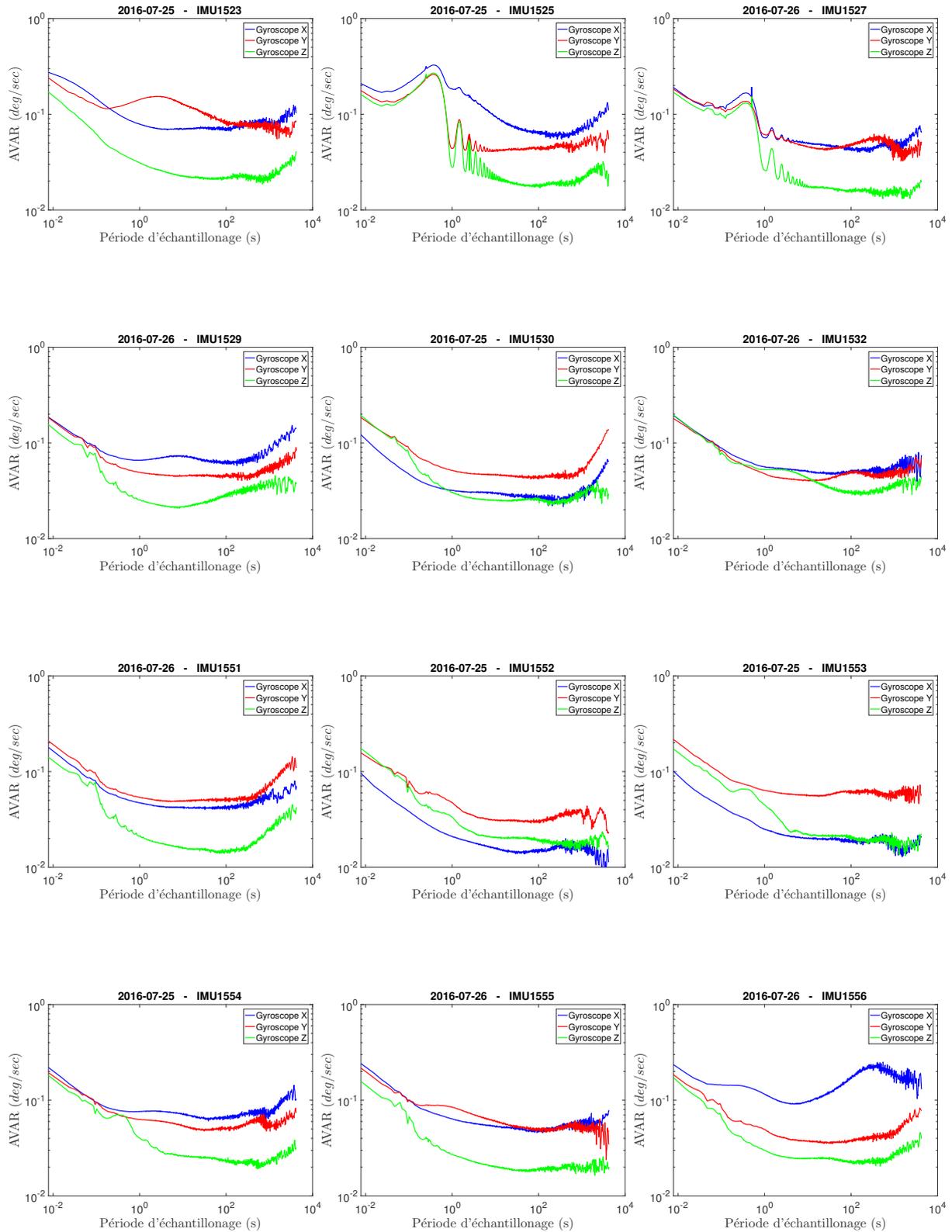


FIGURE C.2 – Variance d'Allan des douze triades de gyroscopes intégrées aux capteurs APDM Opal

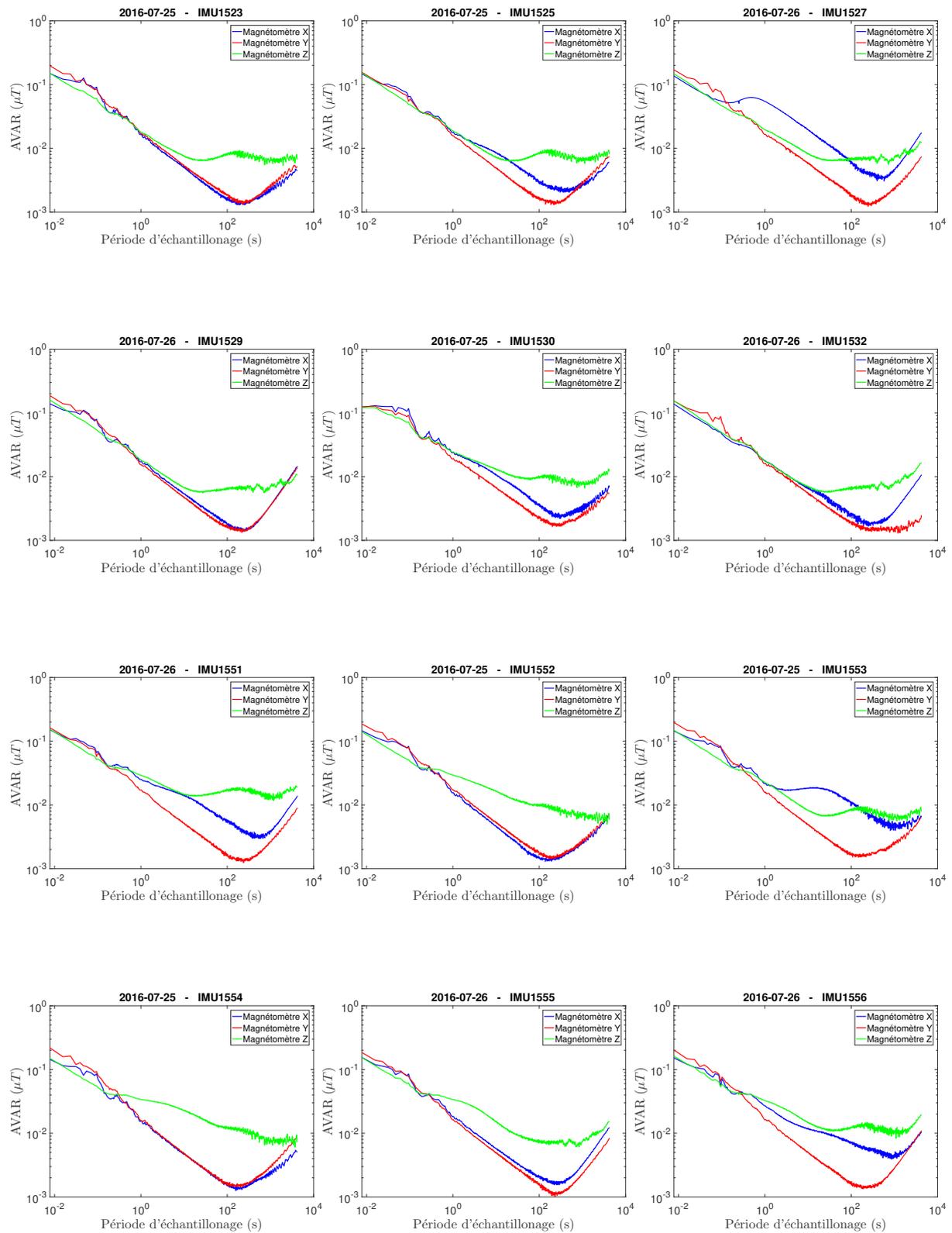
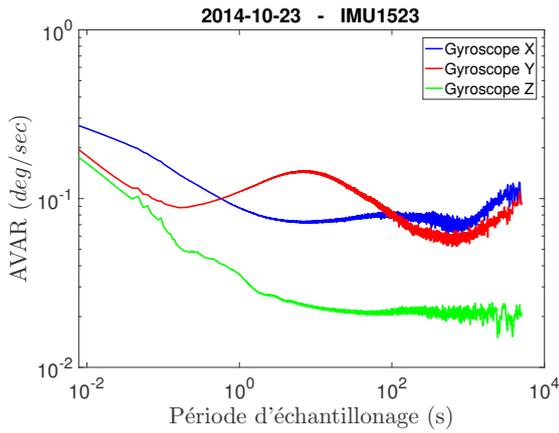
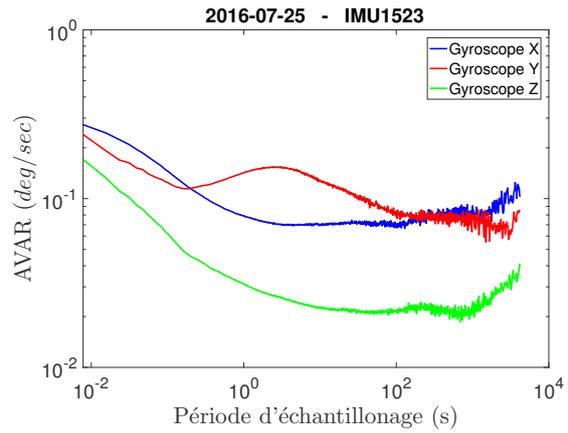


FIGURE C.3 – Variance d’Allan des douze triades de magnétomètres intégrées aux capteurs APDM Opal

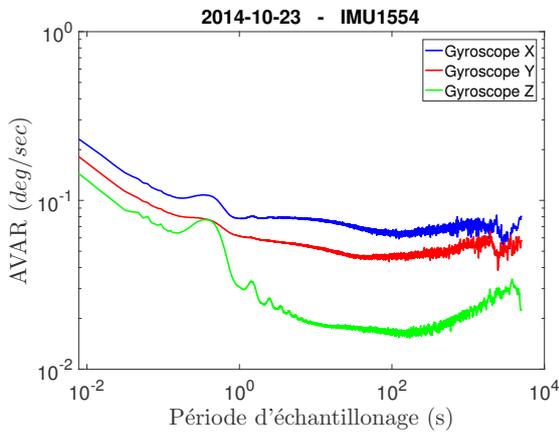


(a) Expérimentation du 23 octobre 2014

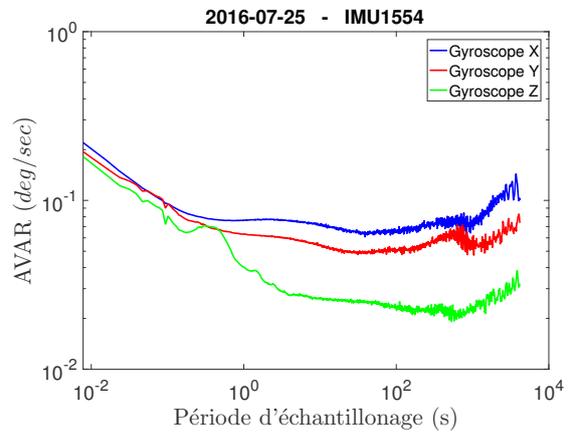


(b) Expérimentation du 25 juillet 2016

FIGURE C.4 – Comparaison de la variance d’Allan obtenue à près de deux ans d’intervalle pour les gyroscopes du capteur IMU1523

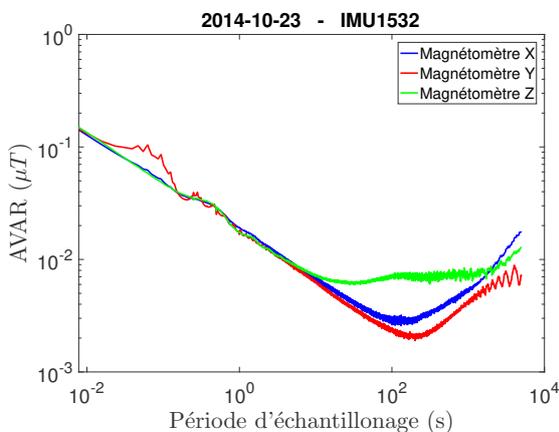


(a) Expérimentation du 23 octobre 2014

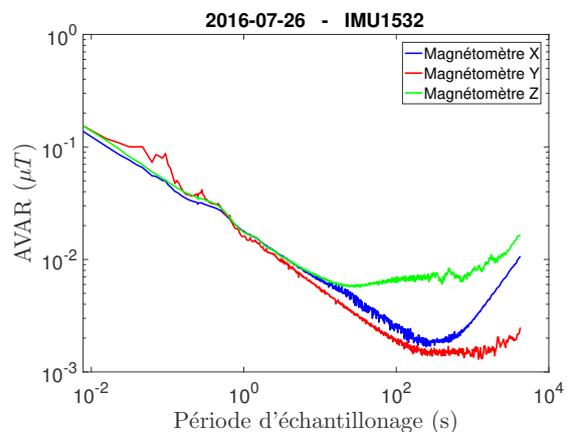


(b) Expérimentation du 25 juillet 2016

FIGURE C.5 – Comparaison de la variance d’Allan obtenue à près de deux ans d’intervalle pour les gyroscopes du capteur IMU1554

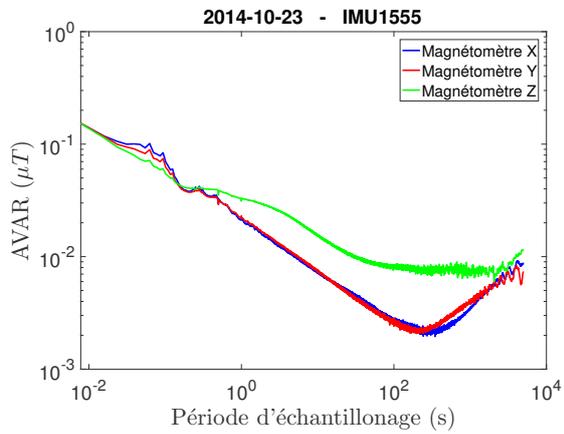


(a) Expérimentation du 23 octobre 2014

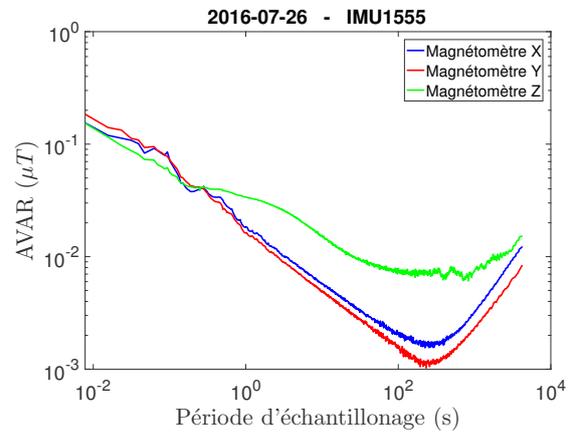


(b) Expérimentation du 25 juillet 2016

FIGURE C.6 – Comparaison de la variance d’Allan obtenue à près de deux ans d’intervalle pour les magnétomètres du capteur IMU1532



(a) Expérimentation du 23 octobre 2014



(b) Expérimentation du 25 juillet 2016

FIGURE C.7 – Comparaison de la variance d'Allan obtenue à près de deux ans d'intervalle pour les magnétomètres du capteur IMU1555

Annexe D

Choix du nombre d'orientations imposées pour le calibrage des accéléromètres à partir d'un dispositif d'orientation

Lors de la réalisation d'un calibrage à partir du banc motorisé présenté précédemment, le nombre d'orientations imposées au capteur doit être sélectionné. A partir du modèle de mesure complet constitué de douze paramètres de calibrage (neuf sensibilités et trois offsets), un minimum de douze acquisitions indépendantes sont nécessaires.

Dans le but d'optimiser la procédure de calibrage sur le plan de la rapidité d'exécution, l'objectif est d'identifier le nombre d'orientations minimal, suffisant pour obtenir un calibrage précis. Ainsi, nous avons réalisé le calibrage d'un capteur à partir de 2, 3, 4, 6, 9, 12, 18 et 36 orientations imposées à chaque axe. A chaque fois, les orientations correspondent à la division d'un tour complet en n orientations équi-réparties. Par exemple, le calibrage à partir de 4 orientations correspond à 0° , 90° , 180° et 270° . On rappelle que l'origine (0°) correspond à l'axe vertical ascendant. La figure D.1 affiche l'erreur obtenue pour chaque calibrage.

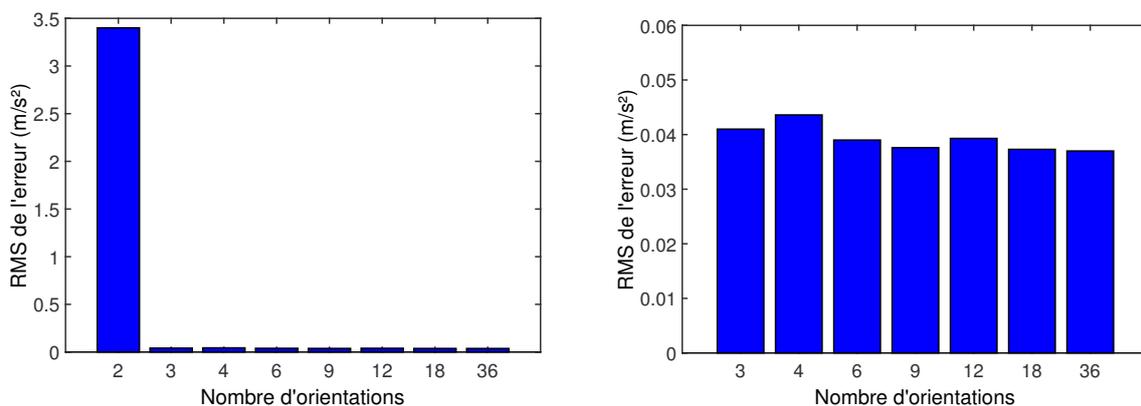


FIGURE D.1 – Effet du nombre d'orientations imposées sur l'erreur

Les résultats montrent que le calibrage réalisé à partir de seulement deux orientations imposées à chaque axe mène à une erreur très importante ($\text{RMS}_e = 3.4 \text{ m.s}^{-2}$). En revanche la précision obtenue à partir de trois orientations est équivalente aux autres calibrages, réalisés à partir d'orientations supplémentaires.

En fait, l'application de deux orientations par axe correspond à un total de $2 \times 3 = 6$ orientations. Puisqu'à chaque fois la mesure est réalisée à partir des trois accéléromètres, cela aboutit à un total de $6 \times 3 = 18$ acquisitions. *A priori*, ces 18 acquisitions devraient être suffisantes pour estimer les 12 coefficients de calibrage à partir de la pseudo-solution. Mais au cours des 6 orientations imposées, certaines acquisitions sont équivalentes. En effet, les deux orientations correspondent à chaque fois à 0° et 180° , c'est-à-dire que l'axe calibré est orienté selon la verticale ascendante puis la verticale descendante. Pendant ce temps là, les deux autres axes se trouvent dans le plan horizontal et mesurent donc 0 m.s^{-2} . Cette mesure à 0 m.s^{-2} est ainsi répétée plusieurs fois. Au final, parmi les 18 acquisitions, seulement 9 sont réellement indépendantes. Ce nombre est effectivement insuffisant pour permettre une estimation précise des 12 coefficients de calibrage.

Le calibrage réalisé à partir de 3 orientations, quant à lui, correspond à 27 acquisitions dont 12 sont réellement indépendantes. Il s'agit donc du minimum permettant d'estimer les 12 coefficients de calibrage. La figure D.1 montre qu'il n'est pas nécessaire de réaliser d'orientations supplémentaires.

Les procédures de calibrage exécutées sur ce banc motorisé ont donc été réalisées à partir de 3 orientations par axe, correspondant à 0° , 120° et 240° en partant de la verticale ascendante. Finalement, cela correspond à un total de 9 orientations imposées à une triade d'accéléromètres.

Annexe E

Validation de l'algorithme d'optimisation pour le calibrage multi-position des accéléromètres

Pour exécuter les calibrages à partir de la méthode dite multi-position, nous avons implémenté un algorithme de Levenberg-Marquardt. Il s'agit en fait d'un compromis entre l'algorithme de Gauss-Newton et l'algorithme du gradient.

En effet, l'algorithme de Gauss-Newton consiste en la mise à jour successive d'un vecteur inconnu \boldsymbol{x} par une correction $d\boldsymbol{x}$ calculée à partir de la matrice jacobienne \boldsymbol{J} et de l'erreur $\boldsymbol{\varepsilon}$:

$$\boldsymbol{x} = \boldsymbol{x} + d\boldsymbol{x} \quad (5.0.1)$$

$$d\boldsymbol{x} = - \left(\boldsymbol{J}^T \cdot \boldsymbol{J} \right)^{-1} \cdot \boldsymbol{J}^T \cdot \boldsymbol{\varepsilon} \quad (5.0.2)$$

Ces itérations sont initialisées à partir d'une première estimation de \boldsymbol{x} parfois grossière et s'arrête lorsqu'un critère de convergence est vérifié (par exemple, la norme de la correction est inférieure à un certain seuil).

L'algorithme de Levenberg-Marquardt reprend cette structure en faisant intervenir un coefficient d'amortissement λ qui permet de résoudre certains problèmes de conditionnement matriciel :

$$d\boldsymbol{x} = - \left(\boldsymbol{J}^T \cdot \boldsymbol{J} + \lambda \cdot \boldsymbol{I} \right)^{-1} \cdot \boldsymbol{J}^T \cdot \boldsymbol{\varepsilon} \quad (5.0.3)$$

Lorsque le coefficient d'amortissement est faible, le comportement se rapproche d'un algorithme de Gauss-Newton. A l'inverse, lorsque le coefficient d'amortissement est élevé, l'algorithme se rapproche de celui du gradient. Il s'agit donc d'ajuster le coefficient d'amortissement à chaque itération en fonction de l'efficacité de l'itération précédente.

Cet algorithme est ainsi plus stable qu'un algorithme de Gauss-Newton et converge même lorsque l'initialisation est très éloignée de la solution optimale. Cependant, la convergence peut être plus lente.

Lors de l'utilisation d'un algorithme d'optimisation itératif, la difficulté consiste à s'assurer que la convergence ne se bloque pas dans un minimum local qui soit éloigné du minimum global. Pour valider notre algorithme de Levenberg-Marquardt dans le cadre du

calibrage dit multi-position, nous l'avons appliqué au cas particulier considérant le modèle intermédiaire constitué de neuf paramètres (eq. 1.2.3). En effet, d'après Zhang et al. [49], la fonction objectif à minimiser peut être mise sous une forme linéaire à l'aide d'une écriture matricielle basée sur ce modèle. Le jeu de coefficients de calibrage optimal peut ainsi être obtenu directement par une pseudo-solution. Cette solution sera la référence permettant d'évaluer la performance de l'algorithme de Levenberg-Marquardt dans ce cas précis.

Comme évoqué au paragraphe 3.2.3.1, les résultats obtenus ont été évalués en imposant 36 orientations à chaque axe à l'aide du banc motorisé. Le tableau 5.1 répertorie les erreurs obtenues à partir des deux méthodes sur l'ensemble des cinq capteurs APDM Opal testés.

Algorithme	Pseudo-solution	Levenberg-Marquardt
Erreur (m.s^{-2})	0.0809 ± 0.0128	0.0812 ± 0.0131

TABLEAU 5.1 – Erreur issue de l'identification par pseudo-solution et par l'algorithme de Levenberg-Marquardt

Ces résultats montrent que l'erreur issue de la résolution itérative est supérieure d'environ 0.4% par rapport à la pseudo-solution qui correspond bien à la solution optimale au sens des moindres carrés. Cet écart insignifiant valide les performances de l'algorithme de Levenberg-Marquardt que nous avons alors appliqué au cas considérant le modèle complet à douze coefficients de calibrage.

Annexe F

Validation du modèle de mesure à douze paramètres

Au paragraphe 1.2.1, un premier modèle simple constitué de six coefficients de calibrage permet de mettre en lien les potentiels mesurés par les capteurs avec l'accélération. Ensuite, ce modèle est affiné en introduisant six paramètres supplémentaires permettant de corriger les défauts d'alignement et d'orthogonalité ainsi que la sensibilité aux accélérations transverses. En effet, ces erreurs sont réputées non-négligeables en particulier pour les capteurs de technologie MEMS.

Pour étudier l'effet du modèle de mesure, nous avons réalisé le calibrage des cinq capteurs APDM Opal sur le banc d'essai motorisé à partir de premier modèle simple constitué de six paramètres ainsi qu'à partir du modèle complet à douze coefficients. La figure F.1 affiche la moyenne et l'écart-type des erreurs obtenues à partir de ces deux modèles.

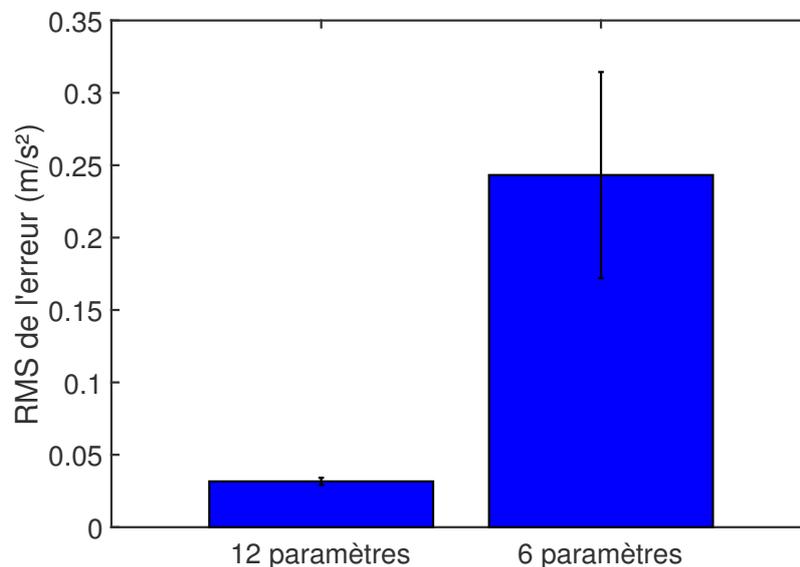


FIGURE F.1 – Erreurs obtenues à partir du modèle simple à six paramètres et à partir du modèle complet à douze coefficients de calibrage

Ces résultats montrent très clairement que le modèle complet aboutit à un résultat beaucoup plus précis que le modèle simple. La réputation de ce type de capteur à être sensible aux sollicitations transverses et à souffrir de défauts géométriques est donc confirmée.

De plus, la figure F.1 met également en évidence que la dispersion du résultat issu du modèle simple est importante alors que le modèle complet mène à une variabilité très faible de l'erreur résultante. Il semble donc que les défauts répertoriés précédemment soient très variables en fonction des capteurs.

Ensuite, nous avons étudié l'impact du modèle dans le cadre précis de la méthode de calibrage dite multi-position. En effet, il n'est pas évident de prédire la capacité de cette méthode à identifier les coefficients transverses qui composent le modèle complet. Nous avons donc calibré les cinq capteurs APDM Opal par cette méthode non référencée à partir du modèle simple à six paramètres, du modèle amélioré à neuf paramètres (prenant en compte les défauts d'orthogonalité) et du modèle complet à douze paramètres. La figure F.2 affiche la moyenne et l'écart-type des erreurs obtenues à partir de ces trois modèles.

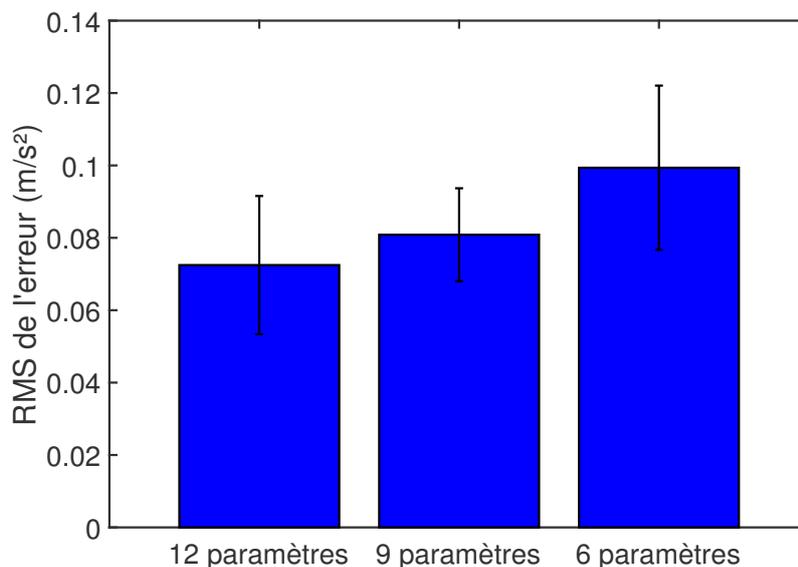


FIGURE F.2 – Erreurs obtenues à partir du modèle des trois modèles de mesure dans le cadre du calibrage dit multi-position

Cette figure montre que l'affinement successif du modèle en faisant intervenir des coefficients supplémentaires permet effectivement de réduire l'erreur résultante. Cette amélioration progressive montre que la simple prise en compte des défauts d'orthogonalité (modèle à neuf paramètres) a un réel effet sur le résultat, de même que la prise en compte du défaut d'alignement et des sollicitations transverses (modèle à douze paramètres) semble améliorer légèrement l'accélération estimée.

Cependant, la comparaison des figures F.1 et F.2 montre que le gain apporté par le modèle complet dans le cadre du calibrage multi-position n'est pas aussi important que lors d'un calibrage réalisé sur le banc motorisé. Il semble donc que le calibrage multi-position ne soit pas aussi efficace que le calibrage sur banc pour identifier correctement les coefficients de calibrage transverses.

Annexe G

Évaluation de la mesure de référence pour la validation du calibrage des gyroscopes

Dans le but de valider la mesure optoélectronique comme mesure de référence dans le cadre de la validation du calibrage des gyroscopes, nous estimons ici l'erreur engendrée par ce système sur la vitesse de rotation de l'équerre présentée au chapitre 4. Comme cela a été réalisé au chapitre 2 sur les mesures issues des accéléromètres, des gyroscopes et des magnétomètres, nous réalisons ici une analyse stochastique de la mesure à l'aide de la méthode de la variance d'Allan. Il s'agit alors de réaliser une acquisition statique, pendant laquelle la position de cinq marqueurs réfléchissants est mesurée par le système. Ici, nous avons utilisé un système Vicon composé de 20 caméras séquencées à 250 Hz.

La figure G.1 représente l'évolution de la variance d'Allan obtenue en fonction de la période d'échantillonnage pour un de ces cinq marqueurs. La pente à $-1/2$ clairement identifiable sur les plus hautes fréquences met en évidence la présence d'un bruit blanc sur cette mesure. En ajustant une droite à $-1/2$ et en relevant la valeur de cette droite à $T = 1$ s, on obtient la valeur caractéristique du bruit blanc que l'on nomme généralement ARW dans le cadre de l'étude des gyroscopes. En utilisant l'équation 1.1.3, on déduit de ce paramètre la valeur de l'écart-type de ce bruit. A partir de l'analyse des cinq marqueurs, l'écart-type moyen identifié était de $5.7 \mu\text{m}$.

En utilisant la même méthode que dans le cadre du chapitre 2, on considère que l'orientation de l'équerre est estimée à partir de la mesure optoélectronique à l'aide de la méthode QUEST (cf. chapitre 5). Ainsi, en simulant la mesure qui serait issue des cinq marqueurs connaissant leur écartements respectifs et en ajoutant un bruit blanc d'amplitude $5.7 \mu\text{m}$, cette méthode permet également de prévoir la façon dont se propage ce bruit sur l'orientation. Cette simulation conduit à une erreur de $3,3 \cdot 10^{-3}$ deg sur l'orientation de l'équerre. Ensuite, on réalise la dérivation numérique de ce signal échantillonné à 250 Hz afin d'aboutir à l'erreur obtenue sur la vitesse de rotation.

Finalement, le bruit blanc identifié sur ces cinq marqueurs à partir de la mesure optoélectronique mène à une erreur de 0.26 deg/s sur la vitesse de rotation de l'équerre.

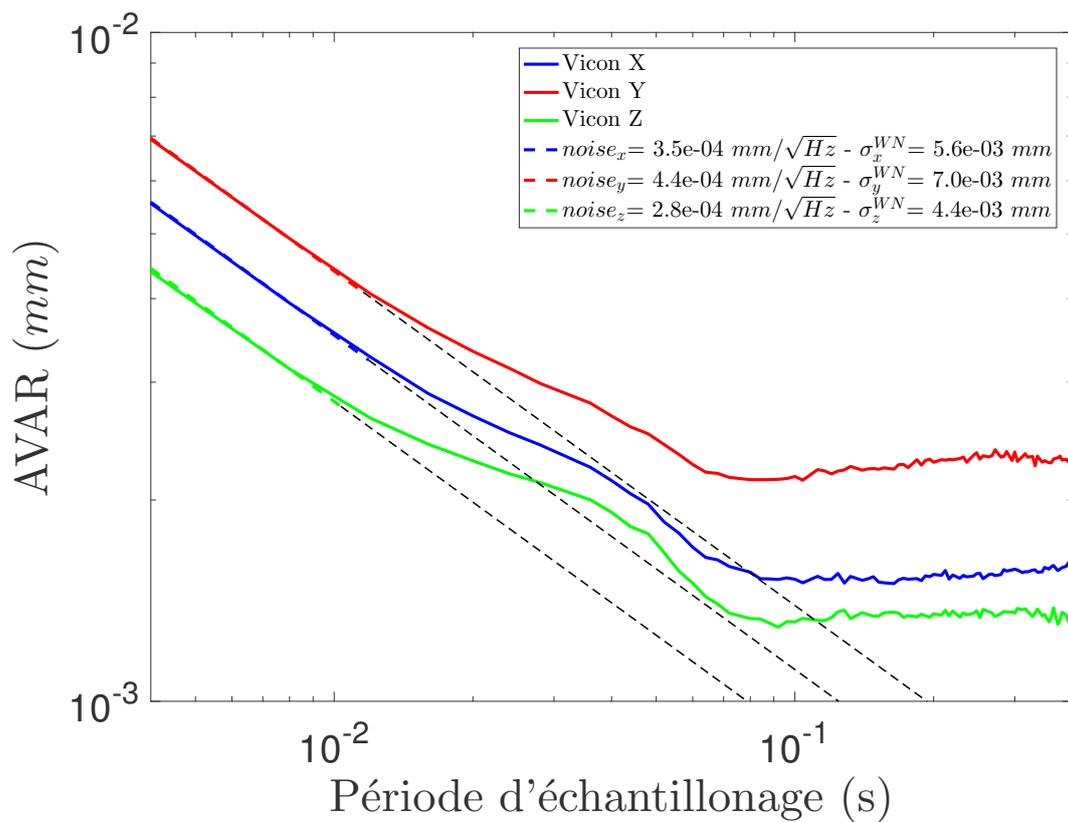


FIGURE G.1 – Évolution de la variance d’Allan pour la mesure d’un marqueur réfléchissant

Annexe H

Répétabilité des mouvements imposés pour l'identification des matrices de covariance

Comme cela a été évoqué au paragraphe 7.2.3, les mouvements imposés à l'équerre ont été effectués à la main. Dans la mesure du possible, ces mouvements étaient de nature aléatoire et d'intensité « globalement constante ». Cependant, la réalisation manuelle de ces mouvements impose que ces critères soient vérifiés *a posteriori*. Dans un premier temps, l'affichage sous forme d'histogrammes de la répartition des accélérations et des vitesses de rotation mesurées au cours de chaque acquisition permet de visualiser la similarité de chaque mouvement et de détecter un comportement particulier.

En ce qui concerne les mouvements lents, la figure H.1 met en évidence l'intensité supérieure des mouvements réalisés le premier jour par rapport aux autres. La figure H.2 permet de détecter le mouvement intermédiaire imposé au capteur IMU1556 comme étant plus faible que les autres. Enfin, le schéma particulier donné par la figure H.3 en ce qui concerne le capteur IMU1551 lors du troisième jour met en évidence un comportement particulier de ce mouvement.

Pour caractériser plus précisément ces mouvements, nous avons calculé à chaque fois la moyenne et l'écart-type de l'accélération et de la vitesse de rotation mesurée pour chaque acquisition. L'affichage de ces valeurs obtenues pour l'ensemble des mouvements lents, intermédiaires et rapides permet de mettre en évidence les acquisitions non-conformes. En ce qui concerne les mouvements lents, la figure H.4 met bien en évidence l'intensité supérieure des mouvements réalisés le premier jour par rapport aux autres. La figure H.5 confirme que le mouvement imposé au capteur IMU1556 lors du deuxième jour était plus faible que les autres. Enfin, la figure H.6 met légèrement en évidence le mouvement rapide imposé au capteur IMU1551 lors du dernier jour.

Finalement, les cinq acquisitions problématiques qui ont ainsi été mises en évidence ont été reproduites. Notons que la réalisation d'une analyse similaire appliquée aux vitesses de rotation mène aux mêmes conclusions. Pour terminer, l'analyse des plages d'accélérations mesurées montre que les mouvements lents, intermédiaires et rapides balayent l'intégralité des intensités envisageables.

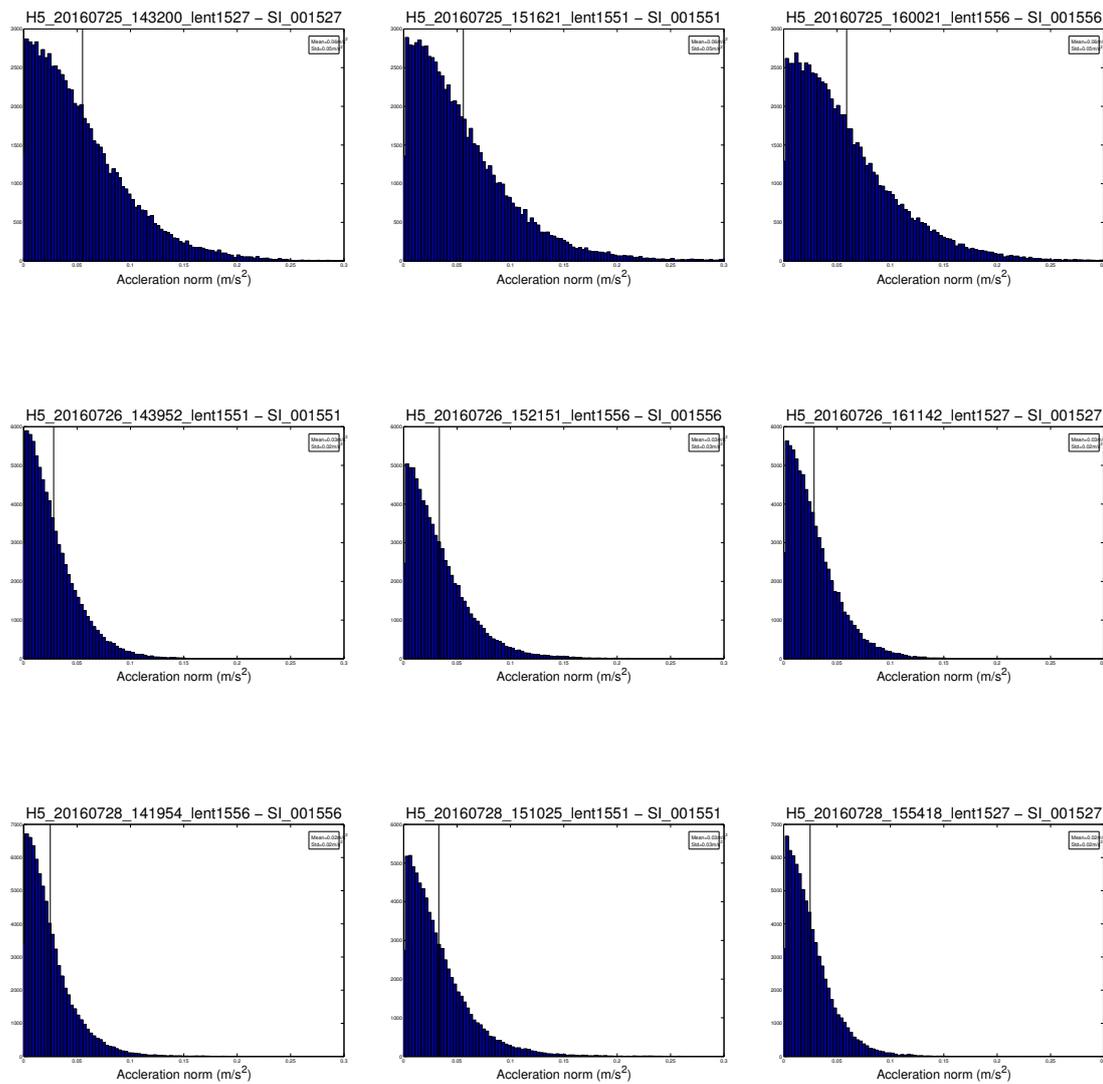


FIGURE H.1 – Répartition des accélérations mesurées lors de la réalisation des mouvements lents

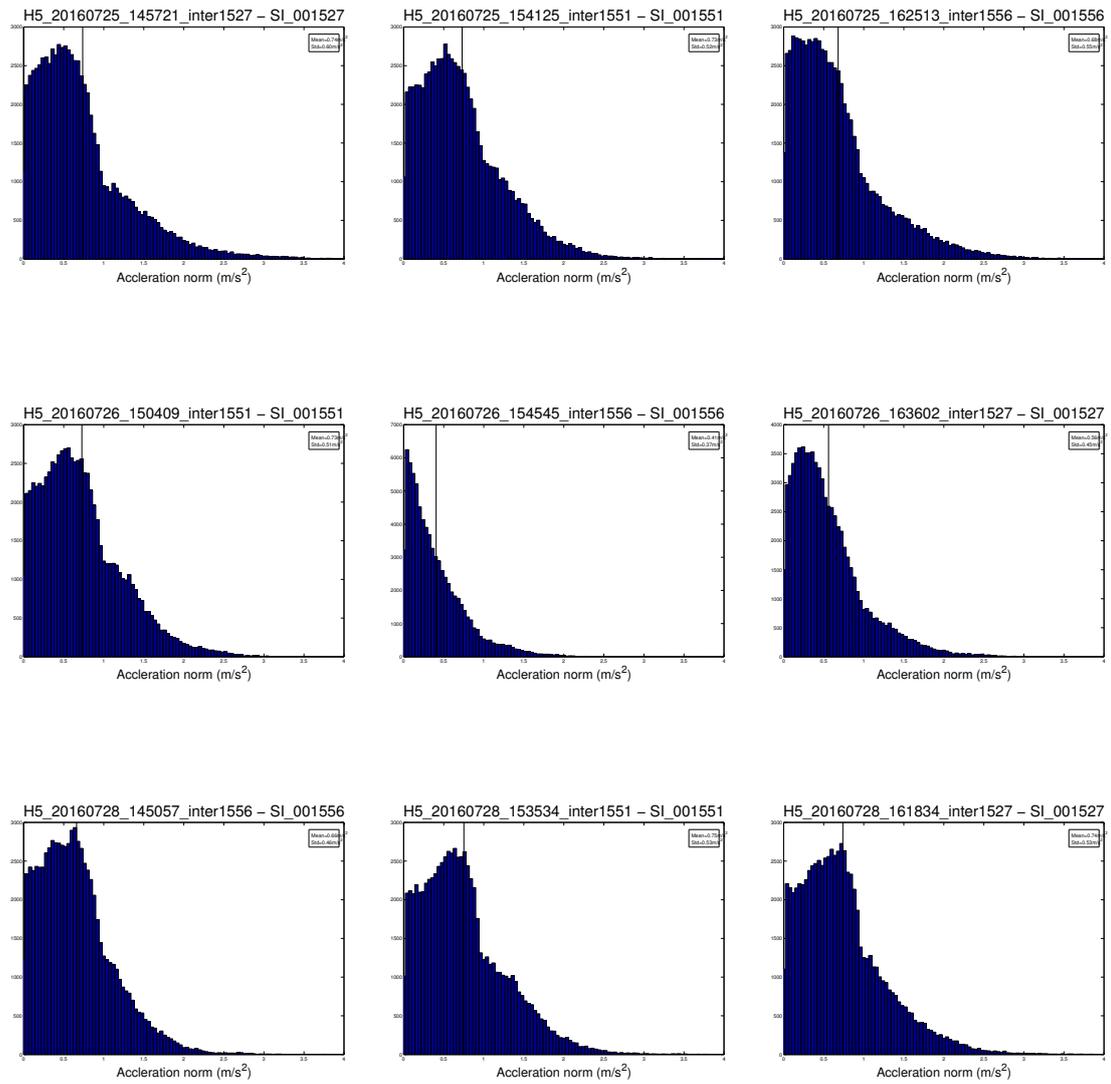


FIGURE H.2 – Répartition des accélérations mesurées lors de la réalisation des mouvements intermédiaires

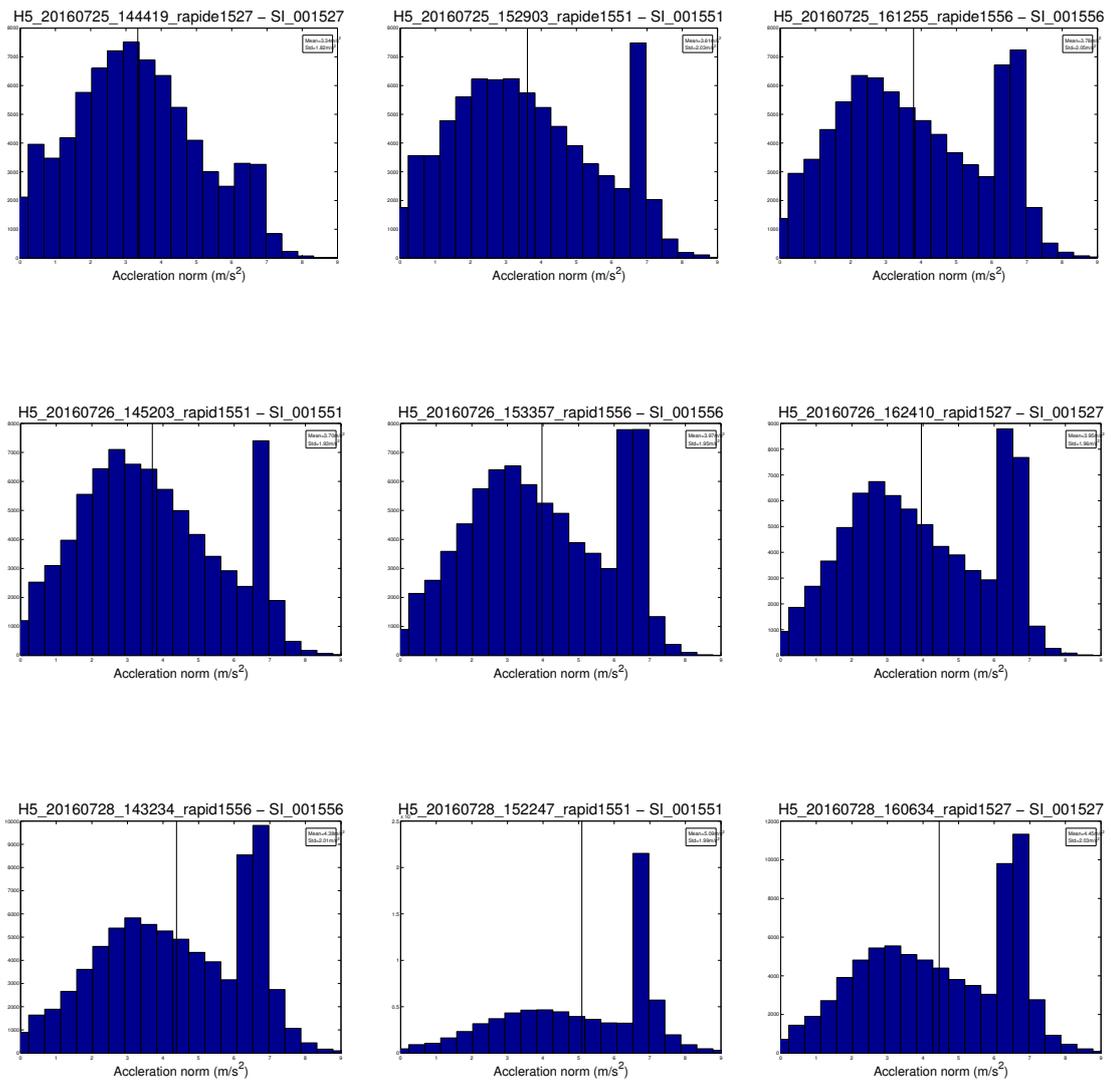


FIGURE H.3 – Répartition des accélérations mesurées lors de la réalisation des mouvements rapides

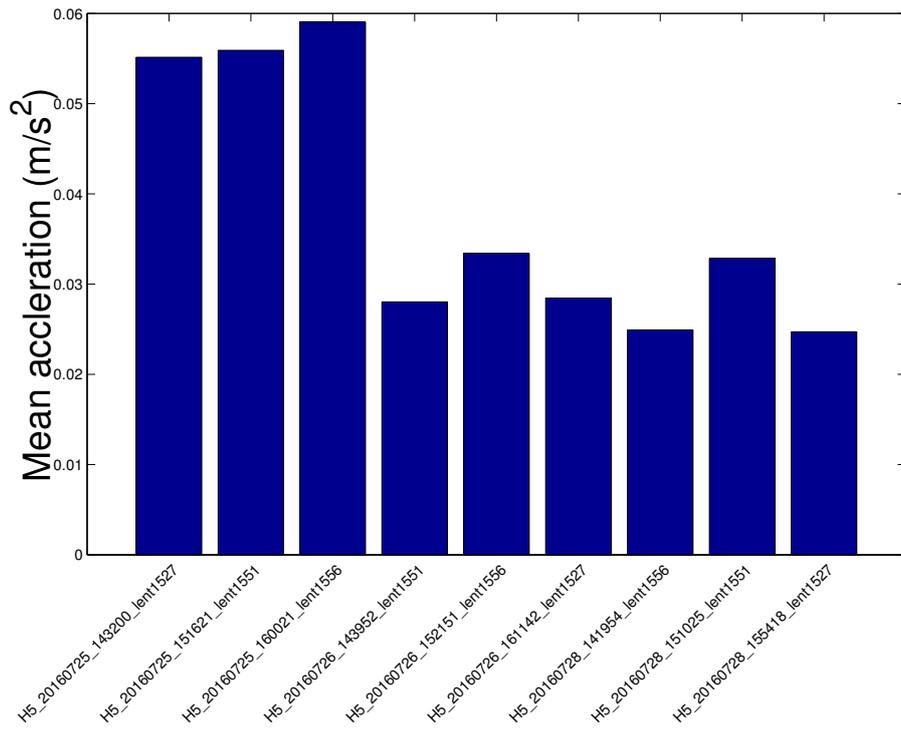


FIGURE H.4 – Moyennes de l'accélération mesurée lors des mouvements lents

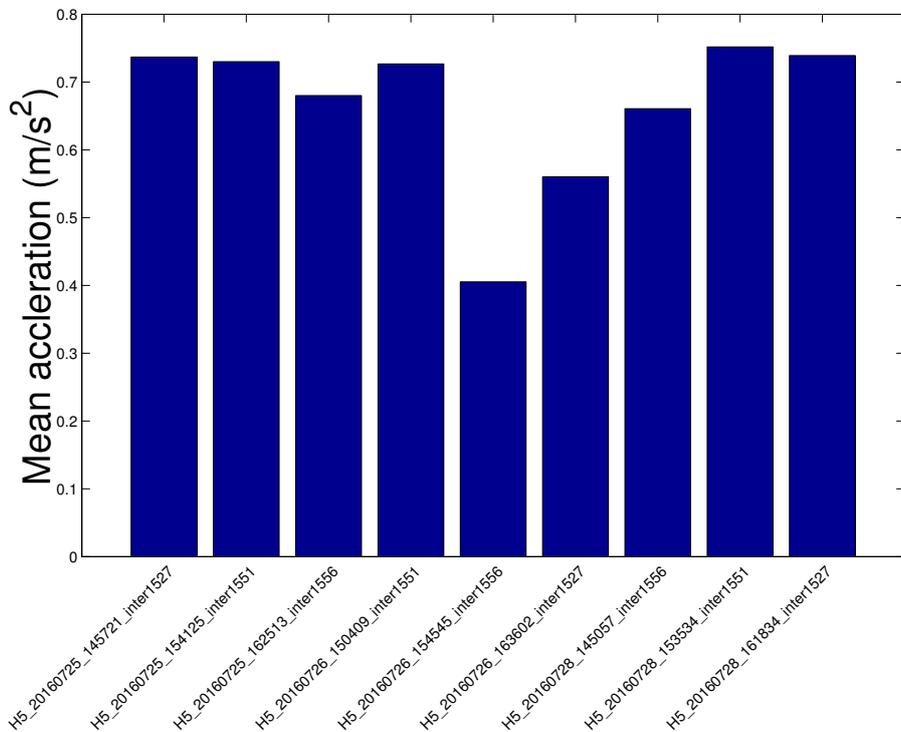


FIGURE H.5 – Moyennes de l'accélération mesurée lors des mouvements intermédiaires

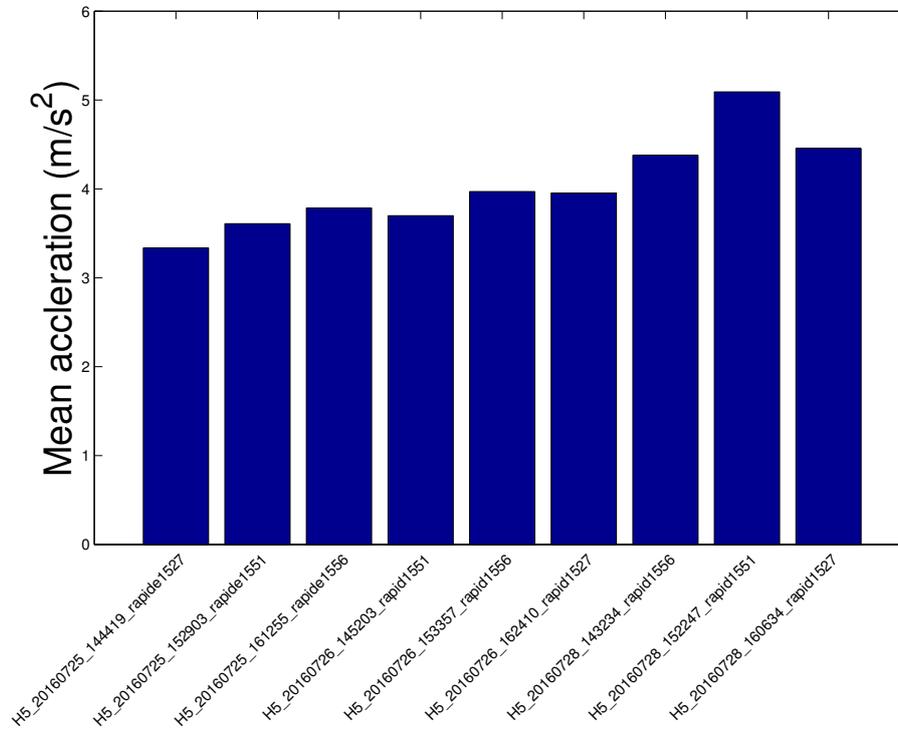


FIGURE H.6 – Moyennes de l'accélération mesurée lors des mouvements rapides

Annexe I

Gestion des repères de travail propres à la mesure inertielle et à la mesure optoélectronique

9.1 Identification du changement de repère

Identification des composantes de roulis-tangage

Dans un premier temps, les angles de roulis et de tangage de l'équerre pendant un mouvement sont déduits de la mesure inertielle à partir d'un algorithme FQA partiel ne faisant intervenir que la mesure de l'accélération. On notera \bar{q}_{imu} le quaternion obtenu. La figure I.1 compare l'évolution de cet angle de tangage avec celui qui est mesuré par le système optoélectronique. Puisque ces mesures sont exprimées dans des repères différents, il est normal que les courbes ne coïncident pas. De plus, l'orientation issue de l'algorithme FQA n'est en fait exploitable qu'en condition statique, sans quoi les accélérations subies par le capteur faussent la mesure.

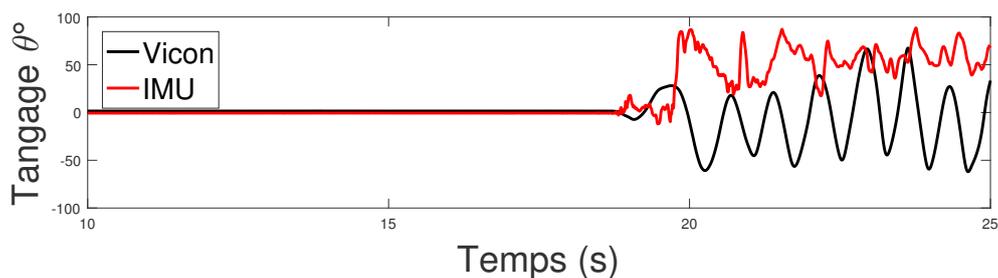


FIGURE I.1 – Valeurs originales, avant toute correction

Dans les deux cas, l'angle de tangage est proche de zéro en début d'acquisition. En effet, ce moment correspond à une position horizontale de l'équerre, posée sur le sol. L'axe Z_{ned} étant défini par l'accélération de pesanteur elle-même, la valeur non-nulle issue de la mesure inertielle est principalement due au défaut d'horizontalité du sol. En ce qui concerne le repère Vicon, l'axe Z_{vic} est défini par l'équerre lors du calibrage du système (cf. figure 7.5). La valeur non-nulle issue de la mesure optoélectronique est donc engendrée par le défaut d'horizontalité du sol lors du calibrage et lors de la phase statique.

En se focalisant sur la phase statique du début d'acquisition, on identifie simplement le quaternion composé des composantes de roulis-tangage permettant de passer du repère Vicon au repère NED :

$$\bar{q}_{v \rightarrow n}^{rp} = \bar{q}_{vic}^* \otimes \bar{q}_{imu} \quad (9.1.1)$$

En appliquant la méthode présentée par Markley et al. [181], on calcule alors le quaternion moyen sur cette phase statique. En fait, ce quaternion impose principalement un roulis d'environ 180° pour retourner l'axe Z_{vic} vers le bas. En appliquant ensuite cette transformation à la mesure optoélectronique tout au long de l'acquisition, on obtient l'orientation exprimée dans un repère intermédiaire, équivalent au repère NED en termes de roulis-tangage mais différent en termes de lacet. On note cette orientation temporaire \bar{q}_{vic}^+ :

$$\bar{q}_{vic}^+ = \bar{q}_{vic} \otimes \bar{q}_{v \rightarrow n}^{rp} \quad (9.1.2)$$

Pour visualiser cette correction, les figures I.2 représentent l'évolution de l'accélération mesurée par le capteur inertielle et de l'accélération théorique déduite de la mesure optoélectronique et de la connaissance de \mathbf{g} . Dès que le mouvement débute, il est normal que les courbes ne correspondent pas puisque l'accélération mesurée par le capteur inertielle est perturbée par le mouvement. En revanche, on voit que cette correction permet d'ajuster les deux courbes lors de la phase statique. En effet, au delà du retournement de l'axe Z cette opération corrige également le défaut de verticalité de l'axe Z_{vic} .

De la même façon, l'effet de cette correction est observé en comparant le champ magnétique mesurée par le capteur inertielle et le champ magnétique déduit de la mesure optoélectronique et de la connaissance de \mathbf{h} (fig. I.3). Le retournement de l'axe Z rapproche les deux courbes mais elles restent tout de même décalées puisque l'angle de lacet n'a pas encore été corrigé.

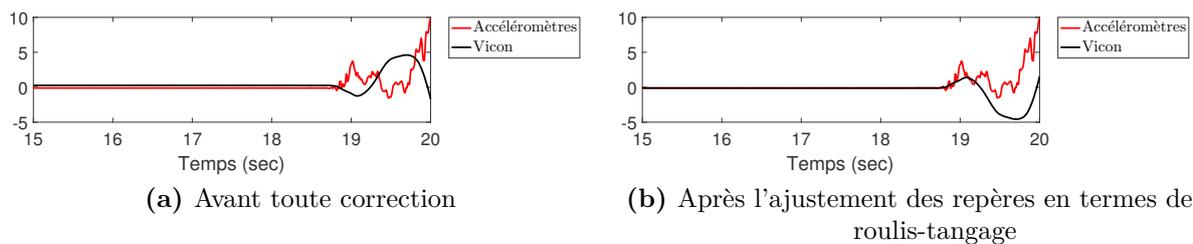


FIGURE I.2 – Comparaison de l'accélération mesurée par le capteur inertielle et de l'accélération déduite de la mesure optoélectronique

Identification de la composante de lacet

L'identification de la composante de lacet aurait pu être réalisée de la même façon en comparant l'orientation issue du système optoélectronique avec l'orientation mesurée par le capteur inertielle à partir de l'algorithme FQA. Mais lors du mouvement, les accélérations subies par le capteur dégradent l'estimation. Et puisque le lacet est le premier angle de la séquence employée, il est également dégradé par les erreurs issues des accéléromètres.

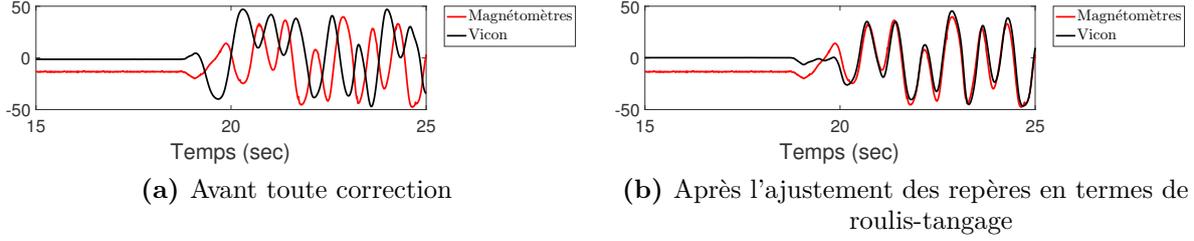


FIGURE I.3 – Comparaison du champ magnétique mesurée par le capteur inertiel et du champ magnétique déduite de la mesure optoélectronique

C'est pourquoi nous avons réalisé l'ajustement des deux repères en termes de lacet à l'aide d'un algorithme QUEST, en exploitant seulement la mesure magnétique. En effet, on rappelle que la fonction de cette méthode est d'identifier une rotation optimale au sens des moindres carrés qui permet de relier deux jeux de vecteurs. Ici, l'objectif est bien d'identifier une rotation permettant de passer du repère intermédiaire obtenu précédemment au repère NED. En reprenant les dénominations utilisées au chapitre 5, nous considérons ici les vecteurs de référence suivants, exprimés dans le repère NED :

$$\mathbf{r}_1 = \mathbf{h} \quad ; \quad \mathbf{r}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (9.1.3)$$

Le quaternion identifié doit lier ces deux vecteurs aux vecteurs d'observation suivants, exprimé dans le repère intermédiaire :

$$\mathbf{s}_1 = \tilde{\mathbf{m}} \quad ; \quad \mathbf{s}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (9.1.4)$$

Où $\tilde{\mathbf{m}}$ est le champ magnétique mesuré auquel on a fait inversement subir la rotation définissant l'orientation dans le repère Vicon ainsi que la rotation de correction des angles de roulis-tangage :

$$\tilde{\mathbf{m}} = (\bar{q}_{vic} \otimes \bar{q}_{v \rightarrow n}^{rp})^* \otimes \mathbf{m} \otimes \bar{q}_{vic} \otimes \bar{q}_{v \rightarrow n}^{rp} \quad (9.1.5)$$

Ainsi, ce vecteur $\tilde{\mathbf{m}}$ n'est séparé du vecteur champ magnétique terrestre \mathbf{h} que par l'angle de lacet que l'on cherche à identifier. Puisque le quaternion recherché ne doit décrire qu'un angle de lacet, on fait coïncider les deux vecteurs \mathbf{Z} correspondant à ces deux repères : $\mathbf{r}_2 = \mathbf{s}_2$

Les quaternions issus de cette méthode QUEST sont alors moyennés, ce qui donne le quaternion correctif de l'angle de lacet que l'on note $\bar{q}_{v \rightarrow n}^{rp}$. En appliquant ensuite cette transformation à la mesure optoélectronique tout au long de l'acquisition, on obtient l'orientation mesurée par le système optoélectronique et exprimée dans le repère NED. L'écriture \bar{q}_{vic} désignera désormais cette orientation :

$$\bar{q}_{vic} \leftarrow \bar{q}_{vic} \otimes \bar{q}_{v \rightarrow n}^{rp} \otimes \bar{q}_{v \rightarrow n}^y \quad (9.1.6)$$

La figure I.4 représente l'évolution du champ magnétique mesurée par le capteur inertiel et du champ magnétique déduit de la mesure optoélectronique ainsi corrigée et de la connaissance de \mathbf{h} . La concordance de ces courbes montre bien que le champ magnétique

est ainsi exprimé à partir des deux systèmes d'acquisition dans un repère commun. Nous travaillerons désormais dans ce repère NED à partir des données inertielles initiales et des données optoélectroniques ainsi recalées.

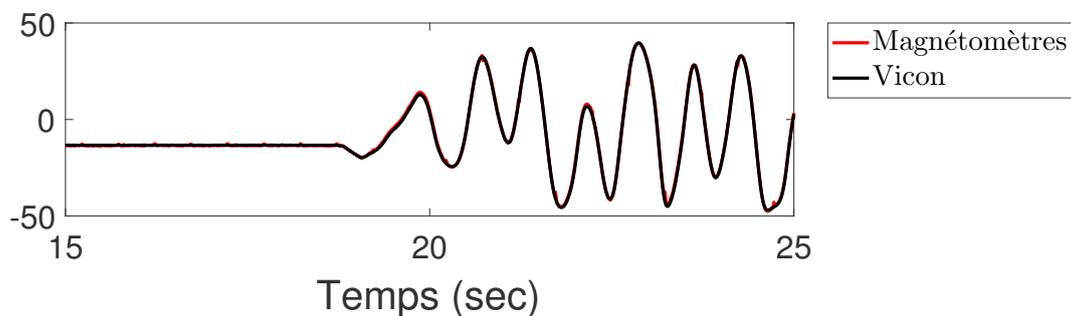


FIGURE I.4 – Comparaison du champ magnétique mesuré par le capteur inertielle et du champ magnétique déduite de la mesure optoélectronique

Pour conclure et illustrer l'efficacité de ce changement de repère, la figure I.5 compare l'angle de tangage mesuré à partir des deux systèmes d'acquisition dans le cas de la réalisation d'un mouvement lent. Ainsi, l'orientation est calculée à partir des données inertielles à l'aide de l'algorithme FQA qui est exploitable dans ce cas. L'orientation mesurée à partir du système optoélectronique est également exprimée dans le repère NED à l'aide de la méthode présentée.

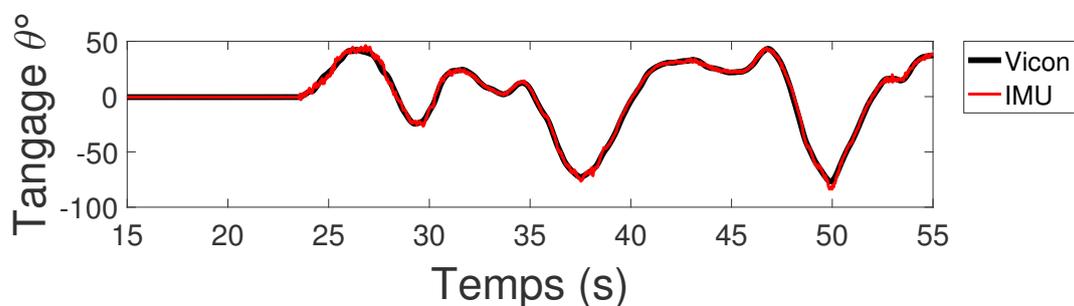


FIGURE I.5 – Angle de tangage mesuré simultanément par les deux systèmes d'acquisition et exprimé dans le repère NED

La valeur des quaternions de passage identifiée à partir de chaque acquisition est détaillée en annexe I.

9.2 Résultats

La méthode présentée précédemment a permis d'identifier le quaternion définissant le passage du repère Vicon vers le repère NED. Ainsi, la mesure de l'orientation réalisée par le système optoélectronique a été transférée dans le repère NED pour pouvoir être comparée à l'orientation estimée par la mesure inertielle.

Les figures I.6 affichent les composantes roulis-tangage et lacet de ce quaternion identifié lors de chaque acquisition. Ces figures montrent que la rotation identifiée est assez variable d'un jour à l'autre, et d'un capteur à l'autre. En effet, ces angles dépendent de la façon dont le repère Vicon a été défini lors du calibrage qui était répété chaque jour. Par exemple, l'axe x du repère Vicon a été défini très différemment le dernier jour, ce qui explique les valeurs de lacet particulières. Au delà de cette différence nette, la définition du repère a toujours été réalisée en plaçant l'équerre à plat sur le sol. En fonction de la zone sur laquelle elle était posée, l'axe z est susceptible de varier légèrement d'un jour à l'autre, ce qui explique en partie les différences en termes de roulis-tangage.

Au delà de l'orientation du repère Vicon par rapport au repère NED, le quaternion identifié est influencé par l'écart d'alignement entre le capteur inertiel et le repère désigné par les cinq marqueurs réfléchissants de l'équerre. Cet effet est cependant très faible puisque le capteur était monté sur l'équerre à l'aide d'un adaptateur spécifique. On observe cependant des écarts, certes inférieurs à 1 deg mais tout de même significatifs sur la composante roulis-tangage lors du passage d'un capteur à l'autre au cours d'une même journée. En revanche, la répétabilité des angles identifiés pour un même capteur lors d'une même journée est assez bonne. Cette observation tend à confirmer que ces écarts sont dus au défaut d'alignement entre le capteur inertiel et l'équerre qui sont définis lors du montage de chaque capteur.

Ces conclusions montrent que la valeur du quaternion de passage entre les deux repères d'observation doit être propre aux trois acquisitions réalisées sur un même capteur pendant une journée. Ainsi, comme l'illustrent les courbes pointillées rouges sur les figures I.6, nous avons considéré les valeurs moyennes issues de la réalisation des trois mouvements consécutifs.

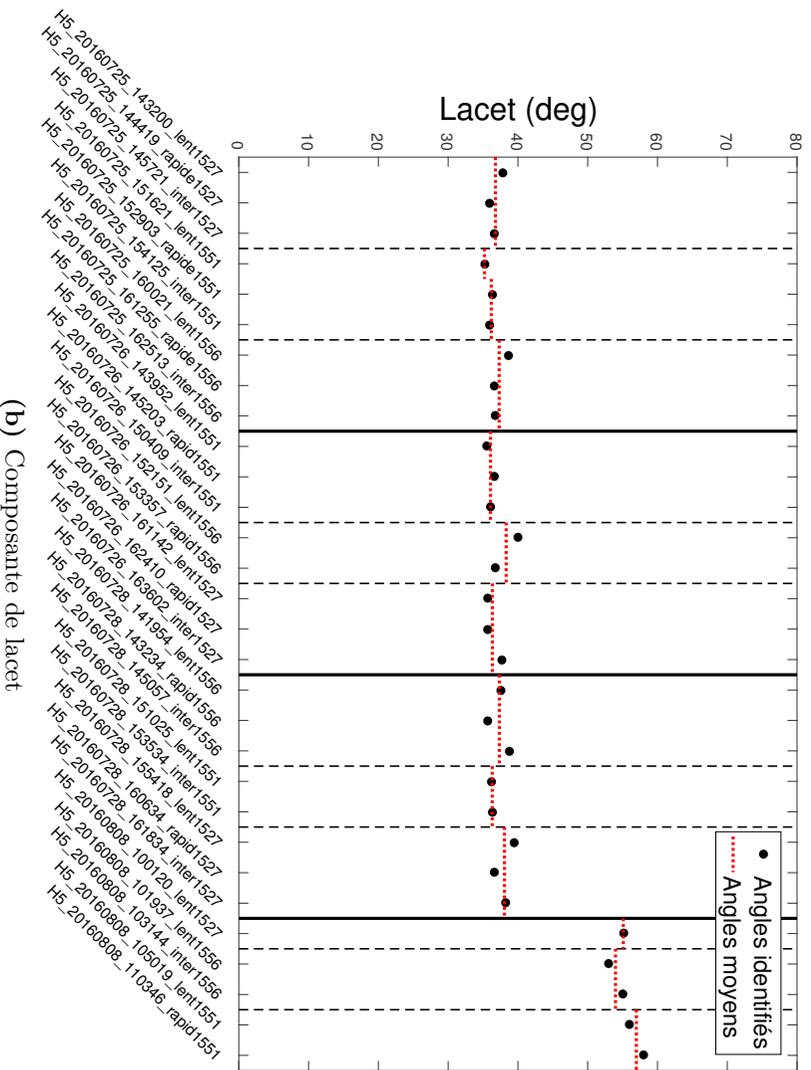
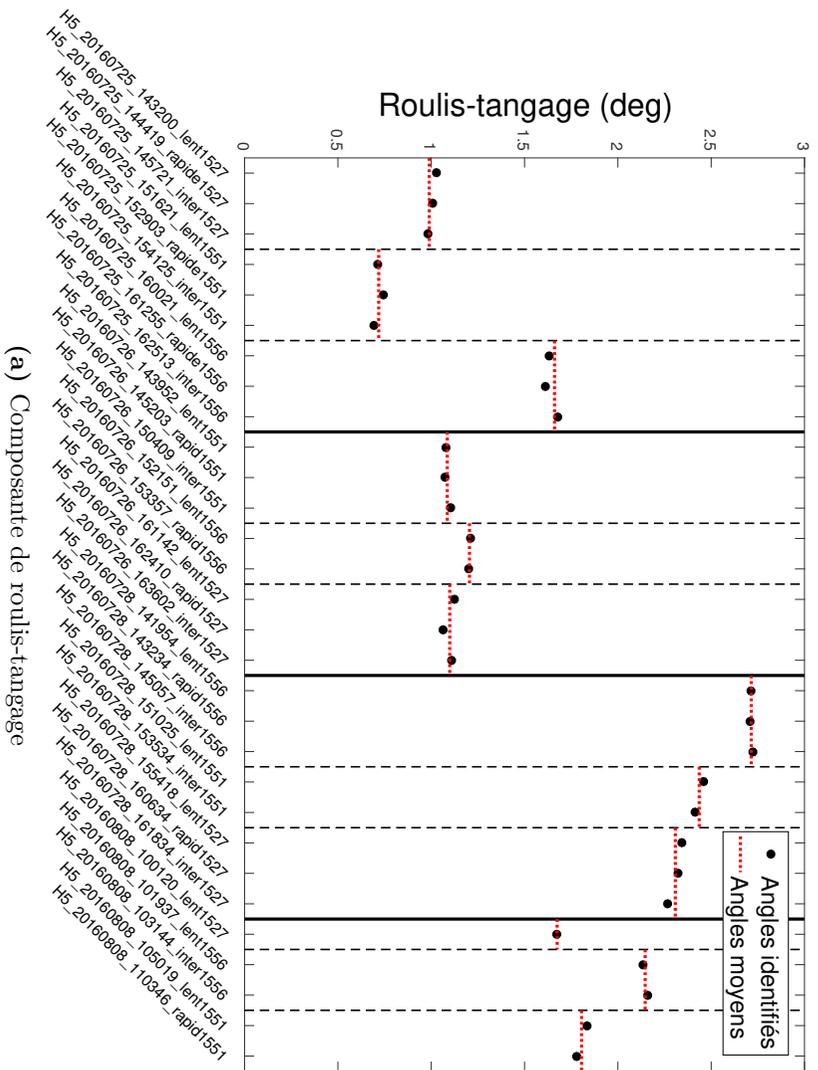


FIGURE I.6 – Angles définissant le passage du repère Vicon au repère NED

Annexe J

Synchronisation des systèmes d'acquisition inertiel et optoélectronique

Comme nous l'avons évoqué au paragraphe 7.2.1, un processus de synchronisation des deux systèmes d'acquisition était prévu en gérant le déclenchement du système optoélectronique à partir d'un front montant exécuté par le système d'acquisition de la mesure inertielle. Cependant, comme l'illustre la figure J.1, l'efficacité de ce dispositif n'est pas satisfaisant. En effet, la comparaison entre la vitesse de rotation mesurée par les gyroscopes et la vitesse de rotation déduite de la mesure optoélectronique met en évidence un décalage temporel significatif. Notons que l'on représente ici la norme de la vitesse de rotation pour s'affranchir des problèmes liés aux repères d'observation.

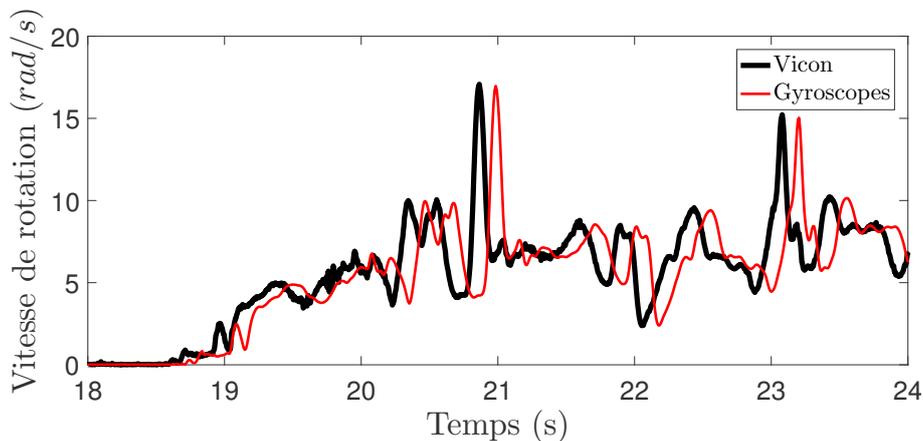


FIGURE J.1 – Retard observé de l'acquisition inertielle par rapport à l'acquisition opto-électronique

La mise en place d'un processus d'optimisation visant à minimiser l'écart entre ces deux courbes a permis d'identifier ce retard pour chaque acquisition réalisée. La figure J.2 représente les valeurs de décalage temporel identifiées.

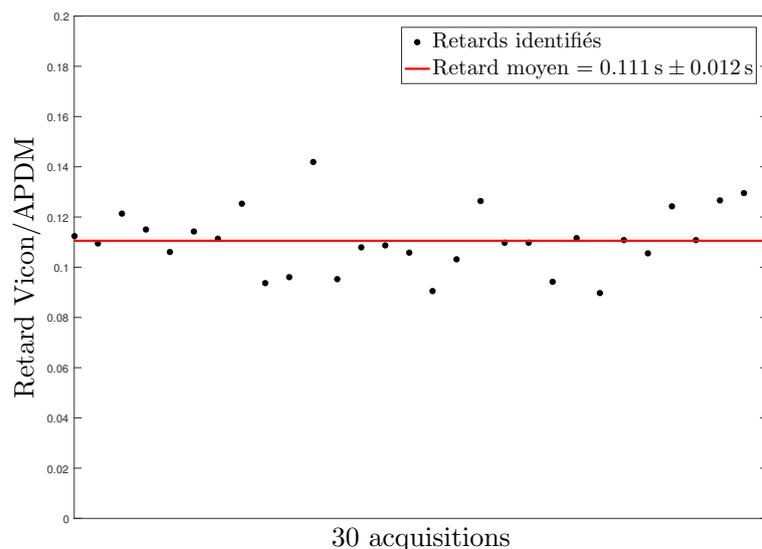


FIGURE J.2 – Décalages temporels relevés à partir de chaque acquisition

Cette figure montre que le retard moyen de l'acquisition inertielle par rapport à l'acquisition optoélectronique est de 0.111 s. Il est difficile d'attribuer la variabilité observée à une variabilité réelle de la synchronisation ou à l'incertitude issue du processus d'identification. Ici, nous avons attribué le retard moyen à l'ensemble des acquisitions.

Mais même après avoir réalisé cette correction, un décalage temporel subsiste. En fait, même si les deux courbes sont bien synchronisées en début d'acquisition, elles ne le sont plus en fin d'acquisition, c'est à dire après 10 min de mesure (fig. J.3). Cette observation systématique fait apparaître un problème de proportionnalité temporelle entre les deux systèmes d'acquisition.

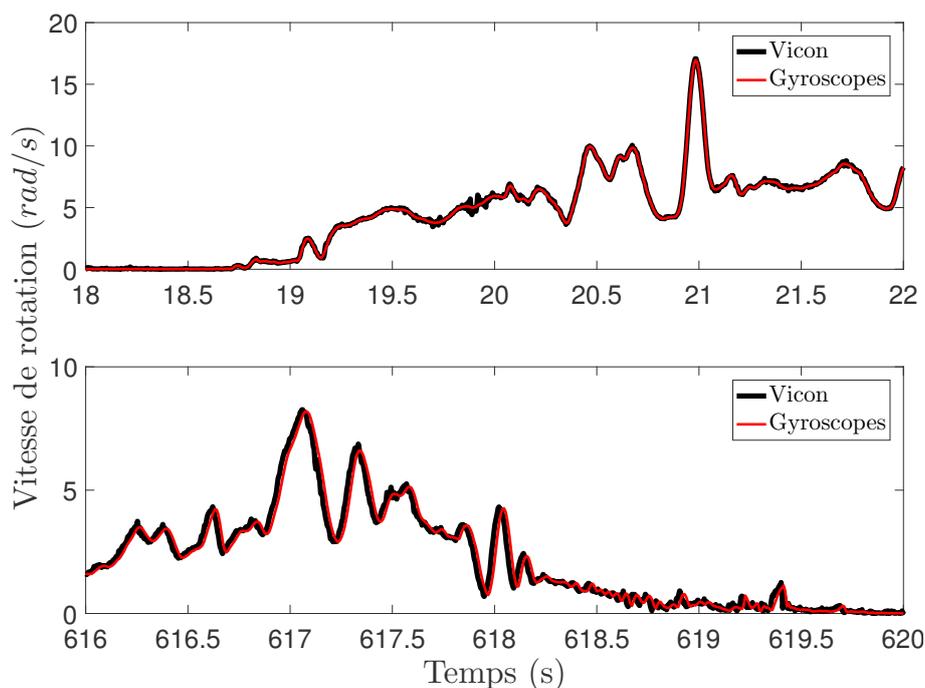


FIGURE J.3 – Comparaison de la vitesse de rotation issue de la mesure inertielle et de la mesure optoélectronique en début et en fin d'acquisition.

En mettant en place un nouveau processus d'optimisation visant à identifier l'homothétie temporelle à appliquer à la mesure optoélectronique, la synchronisation des courbes tout au long de l'acquisition est obtenue. A l'issue de cette optimisation, il apparaît que le coefficient de proportionnalité temporel à appliquer est systématiquement de 0.003% soit 30 ppm. Cette valeur montre que la désynchronisation progressive observée est tout de même très faible. En effet, cela correspond à un décalage de 18 ms à l'issue d'une acquisition de 10 min, ce qui est équivalent à un peu plus de 2 points sur un signal échantillonné à 128 Hz.

Notons qu'*a priori*, nous attribuons une confiance supérieure à l'acquisition inertielle issue des capteurs APDM Opal puisque les données récupérées sont horodatées, ce qui n'est pas le cas des données issues de l'acquisition optoélectronique. En effet, la correspondance des instants de mesure issus du système optoélectronique est simplement déduite de la fréquence d'échantillonnage, sans contrôle des instants de mesure réels. Cette hypothèse a été confirmée lors de l'analyse équivalente menée à partir du capteur MicroStrain 3DM-GX4-25 qui a abouti au même résultat. Ce résultat sous-entend que la caractérisation temporelle de la mesure optoélectronique ne semble pas être irréprochable.

Annexe K

Synchronisation des mesures inertielles

Une fois que la synchronisation entre les systèmes optoélectronique et inertiel a été résolue, une analyse plus poussée a mis en évidence un défaut de synchronisation au sein même des capteurs inertiels APDM Opal. En effet, bien que l'affichage de la vitesse de rotation issue des deux systèmes d'acquisition illustre une synchronisation satisfaisante (fig. K.1), ce constat n'est plus vrai lorsque l'on compare le champ magnétique mesuré par les magnétomètres avec le champ théorique déduit de la mesure optoélectronique. La figure K.2 qui affiche ces deux grandeurs illustre bien la présence d'un nouveau déphasage.

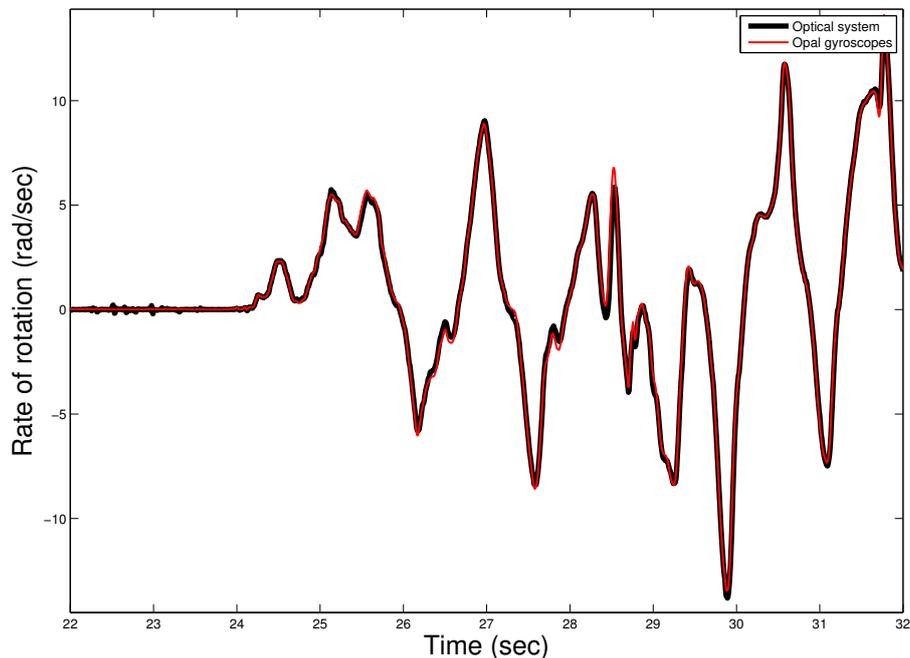


FIGURE K.1 – Comparaison de la vitesse de rotation issue des deux systèmes d'acquisition

Une analyse similaire réalisée sur l'accélération mesurée par les accéléromètres et l'accélération théorique déduite de la mesure optoélectronique aboutit à une synchronisation satisfaisante. Précisons que cette analyse n'a pu être menée qu'à partir des mouvements lents pour lesquels l'accélération subie par les capteurs est négligeable devant g . Ce résultat met en évidence un défaut de synchronisation interne au capteur inertiel et qui affecte les magnétomètres par rapport aux autres capteurs.

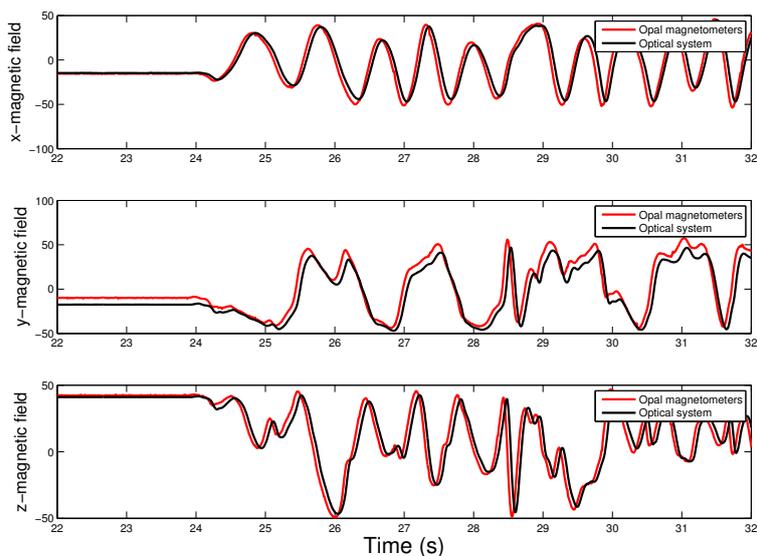


FIGURE K.2 – Décalage temporel entre le champ magnétique mesuré par les magnétomètres et le champ magnétique théorique déduit de la mesure optoélectronique

En appliquant un processus d’optimisation, ce déphasage a été identifié à partir de chaque acquisition. La figure K.3 montre que les décalages temporels identifiés sont très répétables et en moyenne égales à 48 ms. L’obtention d’une valeur constante d’un jour à l’autre et d’un capteur à l’autre tend à confirmer la véracité de ce défaut, en tout cas pour les trois capteurs APDM Opal testés.

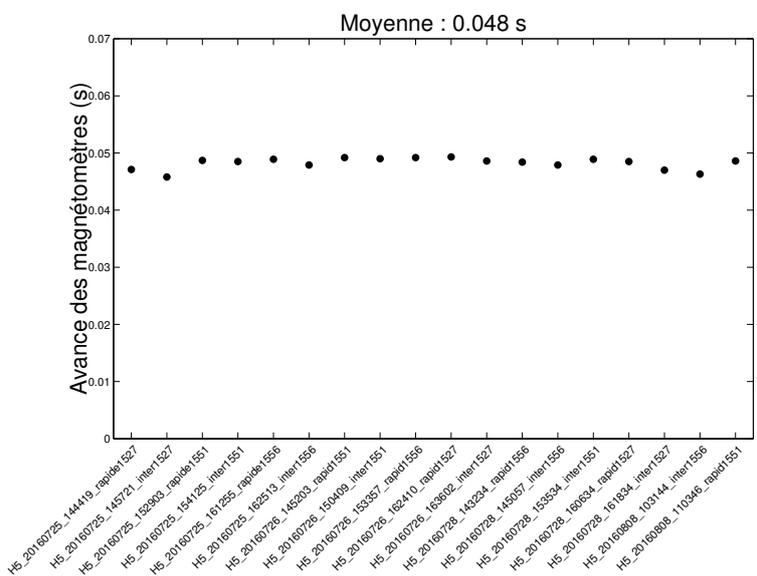


FIGURE K.3 – Décalages temporels des magnétomètres identifiés à partir de chaque acquisition

Lors de l’exploitation des données inertielles, ce défaut a été systématiquement corrigé. Notons qu’un tel comportement n’a pas été observé à partir du capteur MicroStrain 3DM-GX4-25.

Annexe L

Influence de la durée d'acquisition sur l'identification des paramètres de Kalman

L'étude proposée au chapitre 7 identifie les paramètres de Kalman qui aboutissent à un comportement optimal de l'algorithme dans le cadre de mouvements de différentes intensités réalisés pendant 10 min. Mais puisque la mesure inertielle a vocation à mesurer des mouvements parfois beaucoup plus longs, il nous paraît nécessaire d'étudier l'effet de la durée des acquisitions sur les paramètres de Kalman identifiés.

Ainsi, nous avons appliqué l'analyse présentée au chapitre 7 sur des portions de différentes tailles (10 sec, 1 min et 5 min) extraites des mouvements originaux. Les figures L.1 et L.2 présentent la distribution de l'erreur d'orientation obtenue pour les mouvements lents et intermédiaires, en fonction de σ_a et σ_g pour les trois durées différentes ainsi que pour le mouvement complet de 10 min. Des résultats similaires étaient obtenus à partir des mouvements rapides.

Les résultats issus de ces deux intensités de mouvement montrent bien que plus les acquisitions sont longues, plus l'erreur correspondant à une exploitation majoritaire de la mesure gyroscopique par le filtre de Kalman (partie gauche de la courbe) est élevée. Ce phénomène traduit l'influence de l'instabilité du biais des gyroscopes qui entraîne la dérive du résultat, de ce fait l'erreur augmente au cours du temps.

Par ailleurs, dans les deux cas, la zone optimale ne semble pas être affectée par la durée des acquisitions. En effet, la diagonale correspondant aux erreurs d'orientation les plus faibles est présente dès l'analyse faite sur 10s. Cependant, comme le montre le tableau 12.1, on remarque que l'augmentation des durées d'acquisition entraîne une légère diminution de l'erreur d'orientation obtenue.

	10 sec	1 min	5 min	10 min
Lent	3.7 ± 1.11 deg	3.37 ± 0.55 deg	2.94 ± 0.51 deg	2.91 ± 0.46 deg
Intermédiaire	1.66 ± 0.32 deg	1.45 ± 0.22 deg	1.44 ± 0.23 deg	1.44 ± 0.24 deg

TABLEAU 12.1 – Evolution des erreurs d'orientation en fonction des durées d'acquisition pour les mouvements lents et intermédiaires

Même si ce résultat peut paraître étonnant *a priori*, il met en évidence un temps de convergence nécessaire au filtre de Kalman pour se stabiliser. En effet, on rappelle que,

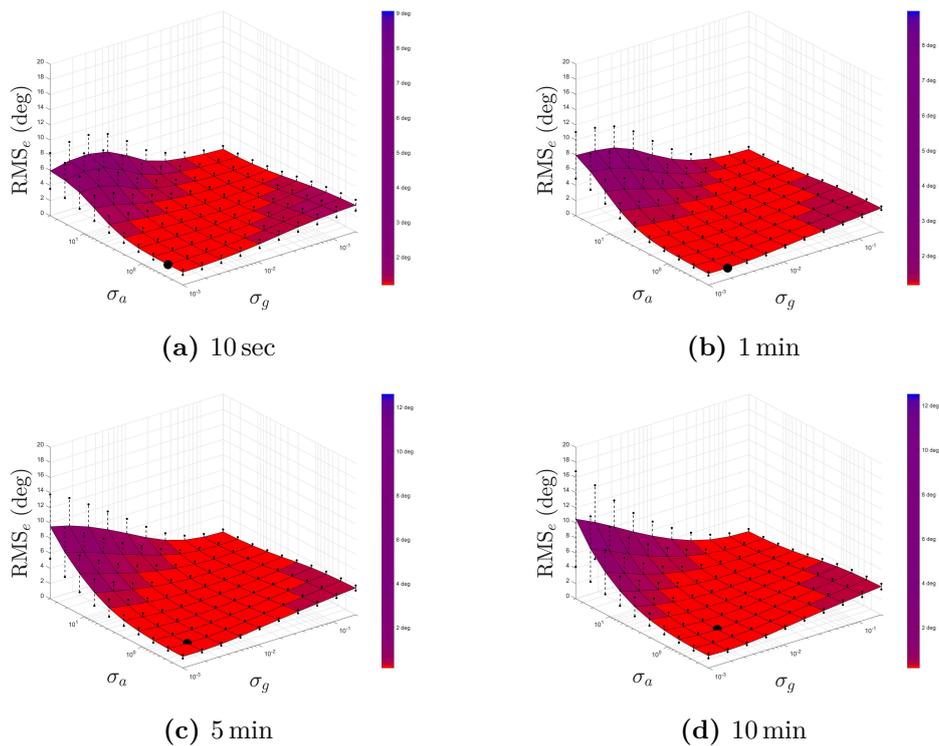


FIGURE L.1 – Distribution de l'erreur d'orientation en fonction des durées d'acquisition pour les mouvements lents

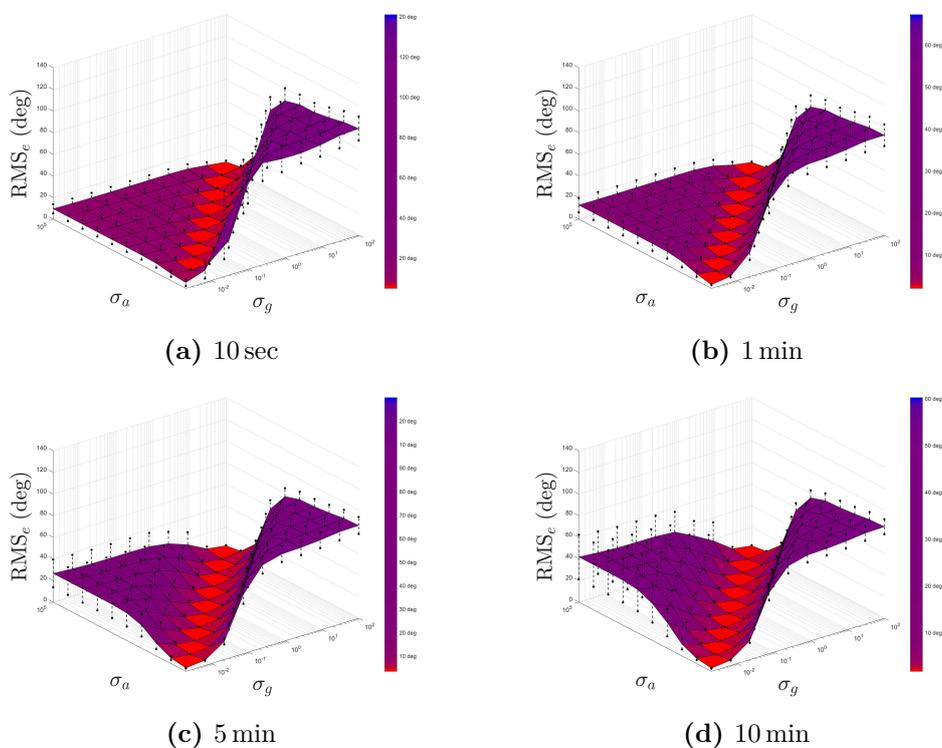


FIGURE L.2 – Distribution de l'erreur d'orientation en fonction des durées d'acquisition pour les mouvements intermédiaires

le filtre de Kalman étant un algorithme itératif, il est initialisé à partir d'une première estimation de l'orientation et du biais des gyroscopes. Dans les premiers temps, le filtre de Kalman doit tout d'abord converger vers un résultat optimal à partir de cette première estimation. Or, le tableau 12.1 montre que les erreurs obtenues à partir des acquisitions de 5 min et 10 min sont très proches. Il semble donc que la convergence du filtre de Kalman soit atteinte après un temps compris entre 1 min et 5 min.

Annexe M

Analyse fréquentielle des données inertielles en fonction du positionnement des capteurs

Les six tableaux suivants présentent la répartition fréquentielle des signaux mesurés par les capteurs inertiels (accélération et vitesse de rotation) et de l'angle d'orientation obtenu à partir du filtre de Kalman pour les deux capteurs placés sur la cuisse et les deux capteurs placés sur la jambe.

Les densités spectrales de puissance ont été calculées sur les quatre bandes de fréquences suivantes : 0 – 5 Hz, 5 – 10 Hz, 10 – 15 Hz et 15 – 20 Hz. Les puissances moyennes de chaque bande de fréquences étaient alors exprimées en pourcentage par rapport à la puissance moyenne totale.

DSP acc. cuisse			0 – 5 Hz	5 – 10 Hz	10 – 15 Hz	15 – 20 Hz
Marche	Lent	Prox.	62 ± 4	25 ± 3	10 ± 1	4 ± 1
		Dist.	67 ± 3	21 ± 2	8 ± 1	3 ± 0
	Confort.	Prox.	48 ± 3	30 ± 3	15 ± 1	6 ± 1
		Dist.	54 ± 1	24 ± 1	14 ± 1	7 ± 1
	Rapide	Prox.	40 ± 2	28 ± 2	20 ± 1	10 ± 1
		Dist.	45 ± 1	24 ± 1	20 ± 1	9 ± 1
Course	Lent	Prox.	47 ± 3	23 ± 1	18 ± 1	10 ± 1
		Dist.	49 ± 2	22 ± 2	19 ± 2	9 ± 1
	Confort.	Prox.	47 ± 3	21 ± 1	18 ± 2	11 ± 1
		Dist.	53 ± 2	19 ± 1	17 ± 1	9 ± 1
	Rapide	Prox.	42 ± 3	26 ± 2	19 ± 1	11 ± 1
		Dist.	50 ± 2	26 ± 2	15 ± 1	7 ± 1
Pédalage	Lent	Prox.	96 ± 1	3 ± 1	1 ± 0	0 ± 0
		Dist.	96 ± 1	3 ± 1	1 ± 0	0 ± 0
	Confort.	Prox.	92 ± 2	6 ± 1	2 ± 0	1 ± 0
		Dist.	96 ± 1	3 ± 0	1 ± 0	0 ± 0
	Rapide	Prox.	82 ± 3	13 ± 2	4 ± 1	1 ± 0
		Dist.	92 ± 1	6 ± 1	1 ± 0	1 ± 0

TABLEAU 13.1 – Densité spectrale de puissance de l'accélération issue des deux capteurs placés sur la cuisse

DSP acc. jambe			0 – 5 Hz	5 – 10 Hz	10 – 15 Hz	15 – 20 Hz
Marche	Lent	Prox.	76 ± 2	13 ± 1	7 ± 1	4 ± 0
		Dist.	61 ± 3	17 ± 1	12 ± 1	10 ± 1
	Confort.	Prox.	55 ± 3	23 ± 1	14 ± 1	7 ± 1
		Dist.	49 ± 2	24 ± 1	15 ± 1	10 ± 1
	Rapide	Prox.	52 ± 2	21 ± 1	17 ± 1	8 ± 1
		Dist.	54 ± 2	20 ± 1	16 ± 1	8 ± 1
Course	Lent	Prox.	62 ± 2	18 ± 1	12 ± 1	7 ± 1
		Dist.	53 ± 2	23 ± 2	12 ± 1	10 ± 1
	Confort.	Prox.	62 ± 2	14 ± 1	13 ± 1	9 ± 1
		Dist.	53 ± 2	20 ± 1	14 ± 1	11 ± 1
	Rapide	Prox.	62 ± 1	16 ± 1	12 ± 1	8 ± 1
		Dist.	59 ± 2	17 ± 1	13 ± 1	9 ± 1
Pédalage	Lent	Prox.	98 ± 1	2 ± 0	1 ± 0	0 ± 0
		Dist.	96 ± 1	2 ± 0	1 ± 0	1 ± 0
	Confort.	Prox.	98 ± 0	1 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
		Dist.	97 ± 0	2 ± 0	1 ± 0	0 ± 0
	Rapide	Prox.	95 ± 1	4 ± 1	1 ± 0	1 ± 0
		Dist.	95 ± 1	4 ± 1	1 ± 0	1 ± 0

TABLEAU 13.2 – Densité spectrale de puissance de l'accélération issue des deux capteurs placés sur la jambe

DSP vit. cuisse			0 – 5 Hz	5 – 10 Hz	10 – 15 Hz	15 – 20 Hz
Marche	Lent	Prox.	80 ± 4	14 ± 2	4 ± 1	1 ± 0
		Dist.	87 ± 1	9 ± 1	3 ± 0	1 ± 0
	Confort.	Prox.	73 ± 5	17 ± 3	7 ± 1	3 ± 0
		Dist.	78 ± 2	14 ± 2	6 ± 0	2 ± 0
	Rapide	Prox.	66 ± 3	17 ± 1	11 ± 1	5 ± 1
		Dist.	72 ± 2	15 ± 2	8 ± 1	4 ± 0
Course	Lent	Prox.	63 ± 3	19 ± 2	11 ± 1	6 ± 1
		Dist.	63 ± 3	21 ± 2	11 ± 1	5 ± 1
	Confort.	Prox.	64 ± 3	17 ± 1	10 ± 1	7 ± 1
		Dist.	65 ± 2	18 ± 1	11 ± 1	5 ± 0
	Rapide	Prox.	67 ± 3	16 ± 1	9 ± 1	6 ± 1
		Dist.	68 ± 1	16 ± 1	10 ± 1	5 ± 1
Pédalage	Lent	Prox.	97 ± 0	2 ± 0	1 ± 0	0 ± 0
		Dist.	98 ± 0	1 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
	Confort.	Prox.	97 ± 1	2 ± 0	1 ± 0	0 ± 0
		Dist.	98 ± 0	2 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
	Rapide	Prox.	93 ± 2	5 ± 1	1 ± 0	0 ± 0
		Dist.	93 ± 1	5 ± 1	1 ± 0	0 ± 0

TABLEAU 13.3 – Densité spectrale de puissance de la vitesse de rotation issue des deux capteurs placés sur la cuisse

DSP vit. jambe			0 – 5 Hz	5 – 10 Hz	10 – 15 Hz	15 – 20 Hz
Marche	Lent	Prox.	96 ± 0	3 ± 0	1 ± 0	0 ± 0
		Dist.	94 ± 1	3 ± 0	1 ± 0	2 ± 1
	Confort.	Prox.	92 ± 2	5 ± 1	2 ± 1	1 ± 0
		Dist.	91 ± 1	5 ± 0	3 ± 1	2 ± 1
	Rapide	Prox.	90 ± 2	6 ± 1	3 ± 1	1 ± 0
		Dist.	88 ± 1	6 ± 0	4 ± 1	2 ± 1
Course	Lent	Prox.	89 ± 2	7 ± 1	3 ± 1	2 ± 0
		Dist.	86 ± 1	7 ± 0	3 ± 0	3 ± 1
	Confort.	Prox.	88 ± 2	6 ± 1	3 ± 1	2 ± 0
		Dist.	86 ± 1	7 ± 0	3 ± 0	3 ± 1
	Rapide	Prox.	85 ± 2	9 ± 1	4 ± 1	2 ± 1
		Dist.	83 ± 1	9 ± 1	5 ± 0	3 ± 1
Pédalage	Lent	Prox.	99 ± 0	1 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
		Dist.	97 ± 0	1 ± 0	1 ± 0	1 ± 0
	Confort.	Prox.	99 ± 0	1 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
		Dist.	99 ± 0	1 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
	Rapide	Prox.	96 ± 1	3 ± 1	1 ± 0	0 ± 0
		Dist.	95 ± 1	3 ± 1	1 ± 0	1 ± 0

TABLEAU 13.4 – Densité spectrale de puissance de la vitesse de rotation issue des deux capteurs placés sur la jambe

DSP orient. cuisse			0 – 5 Hz	5 – 10 Hz	10 – 15 Hz	15 – 20 Hz
Marche	Lent	Prox.	99 ± 0	1 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
		Dist.	99 ± 0	1 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
	Confort.	Prox.	98 ± 1	2 ± 1	0 ± 0	0 ± 0
		Dist.	98 ± 0	1 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
	Rapide	Prox.	97 ± 0	2 ± 0	1 ± 0	0 ± 0
		Dist.	98 ± 0	2 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
Course	Lent	Prox.	96 ± 0	3 ± 0	1 ± 0	0 ± 0
		Dist.	96 ± 0	3 ± 0	1 ± 0	0 ± 0
	Confort.	Prox.	96 ± 0	3 ± 0	1 ± 0	0 ± 0
		Dist.	96 ± 0	3 ± 0	1 ± 0	0 ± 0
	Rapide	Prox.	95 ± 1	4 ± 1	1 ± 0	0 ± 0
		Dist.	95 ± 0	3 ± 0	1 ± 0	0 ± 0
Pédalage	Lent	Prox.	100 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
		Dist.	100 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
	Confort.	Prox.	100 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
		Dist.	100 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
	Rapide	Prox.	99 ± 0	1 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
		Dist.	99 ± 0	1 ± 0	0 ± 0	0 ± 0

TABLEAU 13.5 – Densité spectrale de puissance de l’angle d’orientation issue des deux capteurs placés sur la cuisse

DSP orient. jambe			0 – 5 Hz	5 – 10 Hz	10 – 15 Hz	15 – 20 Hz
Marche	Lent	Prox.	99 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
		Dist.	99 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
	Confort.	Prox.	99 ± 0	1 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
		Dist.	99 ± 0	1 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
	Rapide	Prox.	99 ± 0	1 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
		Dist.	99 ± 0	1 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
Course	Lent	Prox.	98 ± 0	2 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
		Dist.	98 ± 0	2 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
	Confort.	Prox.	97 ± 0	2 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
		Dist.	97 ± 0	2 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
	Rapide	Prox.	95 ± 1	4 ± 1	1 ± 0	0 ± 0
		Dist.	96 ± 1	3 ± 0	1 ± 0	0 ± 0
Pédalage	Lent	Prox.	100 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
		Dist.	100 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
	Confort.	Prox.	100 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
		Dist.	100 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
	Rapide	Prox.	99 ± 0	1 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
		Dist.	99 ± 0	1 ± 0	0 ± 0	0 ± 0

TABLEAU 13.6 – Densité spectrale de puissance de l’angle d’orientation issue des deux capteurs placés sur la jambe

Bibliographie

- [1] M. El-Diasty et S. Pagiatakis, “A Rigorous Temperature-Dependent Stochastic Modelling and Testing for MEMS-Based Inertial Sensor Errors,” *Sensors*, vol. 9, no. 11, pp. 8473–8489, Oct. 2009.
- [2] A. Quinchia, G. Falco, E. Falletti, F. Dovic, et C. Ferrer, “A Comparison between Different Error Modeling of MEMS Applied to GPS/INS Integrated Systems,” *Sensors*, vol. 13, no. 8, pp. 9549–9588, Jul. 2013.
- [3] IEEE, “IEEE Standard Specification Format Guide and Test Procedure for Linear, Single-Axis, Non-gyroscopic Accelerometers,” *IEEE Std 1293-1998*, 1999.
- [4] R. J. Vaccaro et A. S. Zaki, “Statistical Modeling of Rate Gyros,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 61, no. 3, pp. 673–684, Mar. 2012.
- [5] IEEE, “IEEE Standard Specification Format Guide and Test Procedure for Single-Axis Interferometric Fiber Optic Gyros,” *IEEE Std 952-1997*, pp. i–, 1998.
- [6] Y. Yuksel, N. El-Sheimy, et A. Noureldin, “Error modeling and characterization of environmental effects for low cost inertial MEMS units,” in *Position Location and Navigation Symposium (PLANS), 2010 IEEE/ION*. IEEE, 2010, pp. 598–612.
- [7] J. Wall et M. Bevly, “Characterization of Inertial Sensor Measurements for Navigation Performance Analysis,” in *ION GNSS, 2006*, pp. 2678 – 2685.
- [8] I. Skog et P. Händel, “Calibration of a MEMS inertial measurement unit,” in *XVII IMEKO World Congress, 2006*, pp. 1–6.
- [9] D. Gebre-Egziabher, G. H. Elkaim, J. David Powell, et B. W. Parkinson, “Calibration of strapdown magnetometers in magnetic field domain,” *Journal of Aerospace Engineering*, vol. 19, no. 2, pp. 87–102, 2006.
- [10] H. Zhang, Y. Wu, W. Wu, M. Wu, et X. Hu, “Improved multi-position calibration for inertial measurement units,” *Measurement Science and Technology*, vol. 21, no. 1, p. 015107, Jan. 2010.
- [11] E. Thébault, C. C. Finlay, C. D. Beggan, P. Alken, J. Aubert, O. Barrois, F. Bertrand, T. Bondar, A. Boness, L. Brocco, E. Canet, A. Chambodut, A. Chulliat, P. Coisson, F. Civet, A. Du, A. Fournier, I. Fratter, N. Gillet, B. Hamilton, M. Hamoudi, G. Hulot, T. Jager, M. Korte, W. Kuang, X. Lalanne, B. Langlais, J.-M. Leger, V. Lesur, F. J. Lowes, S. Macmillan, M. Manda, C. Manoj, S. Maus, N. Olsen, V. Petrov, V. Ridley, M. Rother, T. J. Sabaka, D. Saturnino, R. Schachtschneider,

- O. Sirol, A. Tangborn, A. Thomson, L. Tøffner-Clausen, P. Vigneron, I. Wardinski, et T. Zvereva, "International Geomagnetic Reference Field : the 12th generation," *Earth, Planets and Space*, vol. 67, no. 1, Dec. 2015.
- [12] W. T. Higgins, "A comparison of complementary and Kalman filtering," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 11, no. 3, pp. 321–325, 1975.
- [13] M. El-Diasty et S. Pagiatakis, "Calibration and Stochastic Modelling of Inertial Navigation Sensor Errors," *Journal of Global Positioning Systems*, vol. 7, no. 2, pp. 170–182, Dec. 2008.
- [14] A. M. Sabatini, "Kalman-Filter-Based Orientation Determination Using Inertial/Magnetic Sensors : Observability Analysis and Performance Evaluation," *Sensors*, vol. 11, no. 12, pp. 9182–9206, Sep. 2011.
- [15] J. Skaloud, "Optimizing georeferencing of airborne survey systems by INS/DGPS," *Ph.D. Thesis*, 1999.
- [16] W. Flenniken, J. Wall, et D. Bevly, "Characterization of various IMU error sources and the effect on navigation performance," in *ION GNSS*, 2005, pp. 967–978.
- [17] S. Nassar, "Accurate INS/DGPS positioning using ins data de-noising and autoregressive (AR) modeling of inertial sensor errors," *Geomatica*, vol. 59, no. 3, pp. 283–294, 2005.
- [18] O. J. Woodman, "An introduction to inertial navigation," *University of Cambridge, Computer Laboratory, Tech. Rep. UCAMCL-TR-696*, vol. 14, p. 15, 2007.
- [19] M. S. Keshner, "1/f noise," *Proceedings of the IEEE*, vol. 70, no. 3, pp. 212–218, 1982.
- [20] H. Hou, *Modeling inertial sensors errors using Allan variance*. Library and Archives Canada= Bibliothèque et Archives Canada, 2005.
- [21] F. L. Markley et R. G. Reynolds, "Analytic Steady-State Accuracy of a Spacecraft Attitude Estimator," *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 23, no. 6, pp. 1065–1067, Nov. 2000.
- [22] A. Gelb, *Applied Optimal Estimation*. MIT Press, 1974, google-Books-ID : Kl-Frn8lpPP0C.
- [23] R. M. Rogers, *Applied mathematics in integrated navigation systems*, 2nd ed., ser. AIAA education series. Reston, VA : American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2003.
- [24] A. Kourepenis, J. Borenstein, J. Connelly, R. Elliott, P. Ward, et M. Weinberg, "Performance of MEMS inertial sensors," in *Position Location and Navigation Symposium, IEEE 1998*. IEEE, 1998, pp. 1–8.
- [25] N. El-Sheimy, H. Hou, et X. Niu, "Analysis and Modeling of Inertial Sensors Using Allan Variance," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 57, no. 1, pp. 140–149, Jan. 2008.

- [26] X. Zhang, Y. Li, P. Mumford, et C. Rizos, "Allan variance analysis on error characters of MEMS inertial sensors for an FPGA-based GPS/INS system," in *Proceedings of the International Symposium on GPS/GNNS*, 2008, pp. 127–133.
- [27] V. Vukmirica, I. Trajkovski, et N. Asanović, "Two Methods for the Determination of Inertial Sensor Parameters," *methods*, vol. 3, p. 1, 2010.
- [28] D. W. Allan, "Statistics of atomic frequency standards," *Proceedings of the IEEE*, vol. 54, no. 2, pp. 221–230, 1966.
- [29] R. Farrenkopf, "Analytic Steady-State Accuracy Solutions for Two Common Spacecraft Attitude Estimators," *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 1, no. 4, pp. 282–284, Jul. 1978.
- [30] S. I. Roumeliotis, G. S. Sukhatme, et G. A. Bekey, "Circumventing dynamic modeling : Evaluation of the error-state kalman filter applied to mobile robot localization," in *Robotics and Automation, 1999. Proceedings. 1999 IEEE International Conference on*, vol. 2. IEEE, 1999, pp. 1656–1663.
- [31] P. Setoodeh, A. Khayatian, et E. Frajah, "Attitude Estimation By Separate-Bias Kalman Filter-Based Data Fusion," *Journal of Navigation*, vol. 57, no. 2, pp. 261–273, May 2004.
- [32] B. E. Grantham et M. A. Bailey, "A least-squares normalized error regression algorithm with application to the Allan variance noise analysis method," in *Position, Location, And Navigation Symposium, 2006 IEEE/ION*. IEEE, 2006, pp. 750–756.
- [33] J. C. Lötters, J. Schipper, P. H. Veltink, W. Olthuis, et P. Bergveld, "Procedure for in-use calibration of triaxial accelerometers in medical applications," *Sensors and Actuators A : Physical*, vol. 68, no. 1–3, pp. 221–228, 1998.
- [34] Q. Cai, N. Song, G. Yang, et Y. Liu, "Accelerometer calibration with nonlinear scale factor based on multi-position observation," *Measurement Science and Technology*, vol. 24, no. 10, p. 105002, Oct. 2013.
- [35] E.-H. Shin et N. El-Sheimy, "A new calibration method for strapdown inertial navigation systems," *Zeitschrift für Vermessungswesen.–2002.–Zfv*, vol. 127, no. 1, pp. 41–50, 2002.
- [36] Z. F. Syed, P. Aggarwal, C. Goodall, X. Niu, et N. El-Sheimy, "A new multi-position calibration method for MEMS inertial navigation systems," *Measurement Science and Technology*, vol. 18, no. 7, pp. 1897–1907, Jul. 2007.
- [37] R. W. Bono et E. J. Seller, "The Effect of High Transverse Inputs on Accelerometer Calibration," *Cal Lab-International Journal of Metrology*, vol. 18, no. 1, p. 31, 2011.
- [38] Y. Liu, X. Li, X. Zhang, et Y. Feng, "Novel Calibration Algorithm for a Three-Axis Strapdown Magnetometer," *Sensors*, vol. 14, no. 5, pp. 8485–8504, May 2014.
- [39] I. Frosio, F. Pedersini, et N. Borghese, "Autocalibration of MEMS Accelerometers," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 58, no. 6, pp. 2034–2041, Jun. 2009.

- [40] A. Sabatini, "Quaternion-Based Extended Kalman Filter for Determining Orientation by Inertial and Magnetic Sensing," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 53, no. 7, pp. 1346–1356, Jul. 2006.
- [41] H. Abbott et D. Powell, "Land-vehicle navigation using GPS," *Proceedings of the IEEE*, vol. 87, no. 1, pp. 145–162, 1999.
- [42] H. Weinberg, "Gyro Mechanical Performance : The Most Important Parameter," *Technical Article MS-2158 of Analog Devices*, 2011.
- [43] E. L. Bronaugh, "Helmholtz coils for calibration of probes and sensors : limits of magnetic field accuracy and uniformity," in *Electromagnetic Compatibility, 1995. Symposium Record., 1995 IEEE International Symposium on.* IEEE, 1995, pp. 72–76.
- [44] J. F. Vasconcelos, G. Elkaim, C. Silvestre, P. Oliveira, et B. Cardeira, "Geometric approach to strapdown magnetometer calibration in sensor frame," *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, vol. 47, no. 2, pp. 1293–1306, 2011.
- [45] C. C. Foster et G. H. Elkaim, "Extension of a two-step calibration methodology to include nonorthogonal sensor axes," *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, vol. 44, no. 3, pp. 1070–1078, 2008.
- [46] D. Titterton et J. L. Weston, *Strapdown Inertial Navigation Technology*, 2nd ed. The Institution of Engineering and Technology, Mar. 2005, vol. 17.
- [47] J. Hung, J. Thacher, et H. White, "Calibration of accelerometer triad of an IMU with drifting Z -accelerometer bias," in *Aerospace and Electronics Conference, 1989. NAECON 1989., Proceedings of the IEEE 1989 National*, 1989, pp. 153–158 vol.1.
- [48] D. Giansanti, G. Maccioni, et V. Macellari, "Guidlines for Calibration and Drift Compensation of a Wearable Device with Rate-Gyroscopes and Accelerometers," in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE.* IEEE, 2007, pp. 2342–2345.
- [49] H. Zhang, Y. Wu, M. Wu, X. Hu, et Y. Zha, "A multi-position calibration algorithm for inertial measurement units," in *Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit, Honolulu, HI, USA*, 2008, pp. 18–21.
- [50] P. Aggarwal, Z. Syed, X. Niu, et N. El-Sheimy, "A Standard Testing and Calibration Procedure for Low Cost MEMS Inertial Sensors and Units," *Journal of Navigation*, vol. 61, no. 02, Apr. 2008.
- [51] Z. Li et F. Duan, "Low cost and automatic calibration for MEMS gyroscope," in *Engineering and Technology (S-CET), 2012 Spring Congress on.* IEEE, 2012, pp. 1–4.
- [52] Q. Zhang, L. Wang, Z. Liu, et P. Feng, "An Accurate Calibration Method Based on Velocity in a Rotational Inertial Navigation System," *Sensors*, vol. 15, no. 8, pp. 18443–18458, Jul. 2015.

-
- [53] X. Niu, Y. Li, H. Zhang, Q. Wang, et Y. Ban, “Fast Thermal Calibration of Low-Grade Inertial Sensors and Inertial Measurement Units,” *Sensors*, vol. 13, no. 9, pp. 12 192–12 217, Sep. 2013.
- [54] K. Shcheglov, C. Evans, R. Gutierrez, et T. K. Tang, “Temperature dependent characteristics of the JPL silicon MEMS gyroscope,” in *Aerospace Conference Proceedings, 2000 IEEE*, vol. 1. IEEE, 2000, pp. 403–411.
- [55] I. Prikhodko, S. Zotov, A. Trusov, et A. Shkel, “Thermal calibration of silicon MEMS gyroscopes,” *IMAPS international conference and exhibition on device Packaging. Fountain Hills, AZ*, 2012.
- [56] A. Godfrey, R. Conway, D. Meagher, et G. ÓLaighin, “Direct measurement of human movement by accelerometry,” *Medical Engineering & Physics*, vol. 30, no. 10, pp. 1364–1386, Dec. 2008.
- [57] D. Karantonis, M. Narayanan, M. Mathie, N. Lovell, et B. Celler, “Implementation of a Real-Time Human Movement Classifier Using a Triaxial Accelerometer for Ambulatory Monitoring,” *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 10, no. 1, pp. 156–167, Jan. 2006.
- [58] B. Kemp, A. J. Janssen, et B. van der Kamp, “Body position can be monitored in 3d using miniature accelerometers and earth-magnetic field sensors,” *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology/Electromyography and Motor Control*, vol. 109, no. 6, pp. 484–488, 1998.
- [59] M. El-Gohary et J. McNames, “Human Joint Angle Estimation with Inertial Sensors and Validation with A Robot Arm,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, pp. 1–1, 2015.
- [60] Y. Zhang, K. Chen, J. Yi, et L. Liu, “Pose estimation in physical human-machine interactions with application to bicycle riding,” in *International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2014)*, 2014, pp. 3333–3338.
- [61] H. M. Schepers, D. Roetenberg, et P. H. Veltink, “Ambulatory human motion tracking by fusion of inertial and magnetic sensing with adaptive actuation,” *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 48, no. 1, pp. 27–37, Jan. 2010.
- [62] K.-W. Chiang, T. Duong, et J.-K. Liao, “The Performance Analysis of a Real-Time Integrated INS/GPS Vehicle Navigation System with Abnormal GPS Measurement Elimination,” *Sensors*, vol. 13, no. 8, pp. 10 599–10 622, Aug. 2013.
- [63] O. Woodman et R. Harle, “Pedestrian localisation for indoor environments,” in *Proceedings of the 10th international conference on Ubiquitous computing*. ACM, 2008, pp. 114–123.
- [64] C. J. Fisher, “Using an accelerometer for inclination sensing,” *Application note 1057, Analog Devices*, 2010.
- [65] “Tilt measurement using a low-g 3-axis accelerometer,” *Application note 3182, ST-Microelectronics*, 2010.

- [66] STMicroelectronics, “AN3182 - Tilt measurement using a low-g 3-axis accelerometer,” 2010.
- [67] T. Mineta, S. Kobayashi, Y. Watanabe, S. Kanauchi, I. Nakagawa, E. Suganuma, et M. Esashi, “Three-axis capacitive accelerometer with uniform axial sensitivities,” *Journal of Micromechanics and Microengineering*, vol. 6, no. 4, p. 431, 1996.
- [68] S. Tajdinan, D. Afshari, A. Mohammadi, H. Tabesh, et others, “Validation of Triaxial Accelerometer to Continuous Monitoring of Back Posture at Sagittal and Frontal Planes in Workplaces,” *Jundishapur Journal of Health Sciences*, vol. 6, no. 2, pp. 319–326, 2014.
- [69] Z. C. Wu, Z. F. Wang, et Y. Ge, “Gravity based online calibration for monolithic triaxial accelerometers’ gain and offset drift,” in *Intelligent Control and Automation, 2002. Proceedings of the 4th World Congress on*, vol. 3. IEEE, 2002, pp. 2171–2175.
- [70] A. M. Sabatini, “Estimating three-dimensional orientation of human body parts by inertial/magnetic sensing,” *Sensors (Basel, Switzerland)*, vol. 11, no. 2, pp. 1489–1525, 2011.
- [71] G. Liu, F. Yang, X. Bao, et T. Jiang, “Robust Optimization of a MEMS Accelerometer Considering Temperature Variations,” *Sensors*, vol. 15, no. 3, pp. 6342–6359, Mar. 2015.
- [72] H. Fourati et D. E. C. Belkhiat, Eds., *Multisensor attitude estimation : fundamental concepts and applications*, ser. Devices, circuits, and systems. Boca Raton : CRC Press/Taylor & Franciss, 2017.
- [73] G. Wu, S. Siegler, P. Allard, C. Kirtley, A. Leardini, D. Rosenbaum, M. Whittle, D. D D’Lima, L. Cristofolini, H. Witte, et others, “ISB recommendation on definitions of joint coordinate system of various joints for the reporting of human joint motion—part I : ankle, hip, and spine,” *Journal of biomechanics*, vol. 35, no. 4, pp. 543–548, 2002.
- [74] G. Wu, F. C. van der Helm, H. (DirkJan) Veeger, M. Makhsous, P. Van Roy, C. Anglin, J. Nagels, A. R. Karduna, K. McQuade, X. Wang, F. W. Werner, et B. Buchholz, “ISB recommendation on definitions of joint coordinate systems of various joints for the reporting of human joint motion—Part II : shoulder, elbow, wrist and hand,” *Journal of Biomechanics*, vol. 38, no. 5, pp. 981–992, May 2005.
- [75] W. R. Hamilton, *Elements of quaternions*. Longmans, Green, and Company, 1899, vol. 1.
- [76] A. C. Robinson, “On the use of quaternions in simulation of rigid-body motion,” DTIC Document, Tech. Rep., 1958.
- [77] N. Trawny et S. I. Roumeliotis, “Indirect Kalman Filter for 3d Attitude Estimation,” University of Minnesota, Dept. of Comp. Sci. & Eng., Tech. Rep., 2005.
- [78] G. Wahba, “A Least Squares Estimate of Satellite Attitude,” *SIAM Review*, vol. 7, no. 3, pp. 409–409, Jul. 1965.

- [79] G. Lerner, “Three-Axis Attitude Determination,” in *Spacecraft Attitude Determination and Control*, ser. Astrophysics and Space Science Library, J. R. Wertz, Ed. Springer Netherlands, 1978, no. 73, pp. 217–277, doi : 10.1007/978-94-009-9907-7_7.
- [80] M. D. Shuster et S. D. Oh, “Three-axis attitude determination from vector observations,” *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 4, no. 1, pp. 70–77, Jan. 1981.
- [81] J. Keat, “Analysis Of Least-Squares Attitude Determination Routine DOAOP,” Computer Sciences Corporation, Technical Report CSC/TM-77/6034, 1977.
- [82] J. L. Marins, X. Yun, E. R. Bachmann, R. B. McGhee, et M. J. Zyda, “An extended Kalman filter for quaternion-based orientation estimation using MARG sensors,” in *Intelligent Robots and Systems, 2001. Proceedings. 2001 IEEE/RSJ International Conference on*, vol. 4. IEEE, 2001, pp. 2003–2011.
- [83] Yun Xiaoping, E. Bachmann, et R. McGhee, “A Simplified Quaternion-Based Algorithm for Orientation Estimation From Earth Gravity and Magnetic Field Measurements,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 57, no. 3, pp. 638–650, Mar. 2008.
- [84] W. G. Anderson et E. H. Fritze, “Instrument approach system steering computer,” *Proceedings of the IRE*, vol. 41, no. 2, pp. 219–228, 1953.
- [85] M. Euston, P. Coote, R. Mahony, J. Kim, et T. Hamel, “A complementary filter for attitude estimation of a fixed-wing UAV,” in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2008. IROS 2008*, Sep. 2008, pp. 340–345.
- [86] A.-J. Baerveldt et R. Klang, “A low-cost and low-weight attitude estimation system for an autonomous helicopter,” in , *1997 IEEE International Conference on Intelligent Engineering Systems, 1997. INES '97. Proceedings*, Sep. 1997, pp. 391–395.
- [87] H. Fourati, N. Manamanni, L. Afilal, Y. Handrich, et others, “Reconstitution de l’orientation et des accélérations corporelles à l’aide de capteurs inertiels et magnétiques : Application à l’écophysiologie de l’animal sauvage,” in *Proceedings de la Conférence Internationale Francophone d’Automatique*, 2010.
- [88] M. S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, et T. Clapp, “A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking,” *IEEE Transactions on signal processing*, vol. 50, no. 2, pp. 174–188, 2002.
- [89] R. E. Kalman, “A new approach to linear filtering and prediction problems,” *Journal of Fluids Engineering*, vol. 82, no. 1, pp. 35–45, 1960.
- [90] S. J. Julier et J. K. Uhlmann, “New extension of the Kalman filter to nonlinear systems,” in *AeroSense’97*. International Society for Optics and Photonics, 1997, pp. 182–193.
- [91] S. Julier et J. Uhlmann, “Unscented Filtering and Nonlinear Estimation,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 92, no. 3, pp. 401–422, Mar. 2004.

- [92] J. L. Crassidis, F. L. Markley, et Y. Cheng, "Survey of nonlinear attitude estimation methods," *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 30, no. 1, pp. 12–28, 2007.
- [93] J. L. Crassidis et F. L. Markley, "Unscented Filtering for Spacecraft Attitude Estimation," *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 26, no. 4, pp. 536–542, 2003.
- [94] A. Doucet, N. J. Gordon, et V. Krishnamurthy, "Particle filters for state estimation of jump Markov linear systems," *IEEE Transactions on signal processing*, vol. 49, no. 3, pp. 613–624, 2001.
- [95] A. Van Rhijn, R. van Liere, et J. D. Mulder, "An analysis of orientation prediction and filtering methods for VR/AR," in *Virtual Reality, 2005. Proceedings. VR 2005. IEEE*. IEEE, 2005, pp. 67–74.
- [96] J. LaViola, "A comparison of unscented and extended Kalman filtering for estimating quaternion motion," in *American Control Conference, 2003. Proceedings of the 2003*, vol. 3, Jun. 2003, pp. 2435–2440 vol.3.
- [97] J. L. Farrell, "Attitude determination by Kalman filtering," *Automatica*, vol. 6, no. 3, pp. 419–430, 1970.
- [98] J. C. Wilcox, "A new algorithm for strapped-down inertial navigation," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, no. 5, pp. 796–802, 1967.
- [99] C. R. Giardina, R. Bronson, et L. Wallen, "An optimal normalization scheme," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, no. 4, pp. 443–446, 1975.
- [100] E. Foxlin, "Inertial head-tracker sensor fusion by a complementary separate-bias Kalman filter," in *Virtual Reality Annual International Symposium, 1996., Proceedings of the IEEE 1996*, Mar. 1996, pp. 185–194, 267.
- [101] J. Bijker et W. Steyn, "Kalman filter configurations for a low-cost loosely integrated inertial navigation system on an airship," *Control Engineering Practice*, vol. 16, no. 12, pp. 1509–1518, Dec. 2008.
- [102] B. Friedland, "Treatment of bias in recursive filtering," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 14, no. 4, pp. 359–367, 1969.
- [103] H. Luinge et P. Veltink, "Inclination Measurement of Human Movement Using a 3-D Accelerometer With Autocalibration," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 12, no. 1, pp. 112–121, Mar. 2004.
- [104] D. W. Kyger et P. S. Maybeck, "Reducing lag in virtual displays using multiple model adaptive estimation," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 34, no. 4, pp. 1237–1248, 1998.
- [105] A. H. Mohamed et K. P. Schwarz, "Adaptive Kalman Filtering for INS/GPS," *Journal of Geodesy*, vol. 73, no. 4, pp. 193–203, May 1999.
- [106] R. Mehra, "Approaches to adaptive filtering," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 17, no. 5, pp. 693–698, Oct. 1972.

-
- [107] A. Makni, H. Fourati, et A. Y. Kibangou, “Energy-Aware Adaptive Attitude Estimation Under External Acceleration for Pedestrian Navigation,” *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 21, no. 3, pp. 1366–1375, Jun. 2016.
- [108] Y. S. Suh, “Orientation Estimation Using a Quaternion-Based Indirect Kalman Filter With Adaptive Estimation of External Acceleration,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 59, no. 12, pp. 3296–3305, 2010.
- [109] I. Y. Bar-Itzhack et Y. Oshman, “Attitude determination from vector observations : Quaternion estimation,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, no. 1, pp. 128–136, 1985.
- [110] M. L. Psiaki, J. Theiler, J. Bloch, S. Ryan, R. W. Dill, et R. E. Warner, “ALEXIS Spacecraft Attitude Reconstruction with Thermal/Flexible Motions Due to Launch Damage,” *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 20, no. 5, pp. 1033–1041, Sep. 1997.
- [111] F. L. Markley, “Multiplicative vs. additive filtering for spacecraft attitude determination,” in *Proceedings of the 6th Conference on Dynamics and Control of Systems and Structures in Space (DCSSS)*, vol. 22, 2004.
- [112] E. Lefferts, F. Markley, et M. Shuster, “Kalman Filtering for Spacecraft Attitude Estimation,” *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 5, no. 5, pp. 417–429, Sep. 1982.
- [113] F. Mirzaei et S. Roumeliotis, “A Kalman Filter-Based Algorithm for IMU-Camera Calibration : Observability Analysis and Performance Evaluation,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 24, no. 5, pp. 1143–1156, Oct. 2008.
- [114] X. Yun, M. Lizarraga, E. Bachmann, et R. McGhee, “An improved quaternion-based Kalman filter for real-time tracking of rigid body orientation,” in *2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2003. (IROS 2003). Proceedings*, vol. 2, Oct. 2003, pp. 1074–1079 vol.2.
- [115] D. Choukroun, I. Y. Bar-Itzhack, et Y. Oshman, “Novel quaternion Kalman filter,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 42, no. 1, pp. 174–190, 2006.
- [116] P. Martin et E. Salaun, “Invariant observers for attitude and heading estimation from low-cost inertial and magnetic sensors,” in *Decision and Control, 2007 46th IEEE Conference on*. IEEE, 2007, pp. 1039–1045.
- [117] R. Mahony, T. Hamel, et J.-M. Pfimlin, “Nonlinear Complementary Filters on the Special Orthogonal Group,” *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 53, no. 5, pp. 1203–1218, Jun. 2008.
- [118] S. Bonnabel, P. Martin, et P. Rouchon, “Non-linear symmetry-preserving observers on Lie groups,” *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 54, no. 7, pp. 1709–1713, 2009.
- [119] H. Fourati, N. Manamanni, L. Afilal, et Y. Handrich, “Complementary Observer for Body Segments Motion Capturing by Inertial and Magnetic Sensors,” *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 19, no. 1, pp. 149–157, Feb. 2014.

- [120] P.-F. Yang, M. Sanno, G.-P. Bruggemann, et J. Rittweger, “Evaluation of the performance of a motion capture system for small displacement recording and a discussion for its application potential in bone deformation in vivo measurements,” *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H : Journal of Engineering in Medicine*, vol. 226, no. 11, pp. 838–847, Nov. 2012.
- [121] J. D. Kertis, “Biomechanical evaluation of an optical system for quantitative human motion analysis,” Marquette University, Master’s Theses, 2012.
- [122] A. Findlow, J. Goulermas, C. Nester, D. Howard, et L. Kenney, “Predicting lower limb joint kinematics using wearable motion sensors,” *Gait & Posture*, vol. 28, no. 1, pp. 120–126, Jul. 2008.
- [123] G. Cooper, I. Sheret, L. McMillian, K. Siliverdis, N. Sha, D. Hodgins, L. Kenney, et D. Howard, “Inertial sensor-based knee flexion/extension angle estimation,” *Journal of Biomechanics*, vol. 42, no. 16, pp. 2678–2685, Dec. 2009.
- [124] M. D. Djurić-Jovičić, N. S. Jovičić, et D. B. Popović, “Kinematics of Gait : New Method for Angle Estimation Based on Accelerometers,” *Sensors*, vol. 11, no. 12, pp. 10 571–10 585, Nov. 2011.
- [125] P. Picerno, “25 years of lower limb joint kinematics by using inertial and magnetic sensors : A review of methodological approaches,” *Gait & Posture*, vol. 51, pp. 239–246, Jan. 2017.
- [126] T. Liu, Y. Inoue, et K. Shibata, “Development of a wearable sensor system for quantitative gait analysis,” *Measurement*, vol. 42, no. 7, pp. 978–988, Aug. 2009.
- [127] R. Pérez, Ú. Costa, M. Torrent, J. Solana, E. Opisso, C. Cáceres, J. M. Tormos, J. Medina, et E. J. Gómez, “Upper Limb Portable Motion Analysis System Based on Inertial Technology for Neurorehabilitation Purposes,” *Sensors*, vol. 10, no. 12, pp. 10 733–10 751, Dec. 2010.
- [128] A. G. Cutti, A. Giovanardi, L. Rocchi, A. Davalli, et R. Sacchetti, “Ambulatory measurement of shoulder and elbow kinematics through inertial and magnetic sensors,” *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 46, no. 2, pp. 169–178, Feb. 2008.
- [129] T. Taylor, S. Ko, C. Mastrangelo, et S. J. M. Bamberg, “Forward kinematics using IMU on-body sensor network for mobile analysis of human kinematics,” in *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2013 35th Annual International Conference of the IEEE*. IEEE, 2013, pp. 1230–1233.
- [130] J. Favre, F. Luthi, B. M. Jolles, O. Siegrist, B. Najafi, et K. Aminian, “A new ambulatory system for comparative evaluation of the three-dimensional knee kinematics, applied to anterior cruciate ligament injuries,” *Knee Surgery, Sports Traumatology, Arthroscopy*, vol. 14, no. 7, pp. 592–604, Jul. 2006.
- [131] K. Liu, T. Liu, K. Shibata, et Y. Inoue, “Ambulatory measurement and analysis of the lower limb 3d posture using wearable sensor system,” in *Mechatronics and Automation, 2009. ICMA 2009. International Conference on*. IEEE, 2009, pp. 3065–3069.

- [132] T. Watanabe, H. Saito, E. Koike, et K. Nitta, “A Preliminary Test of Measurement of Joint Angles and Stride Length with Wireless Inertial Sensors for Wearable Gait Evaluation System,” *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2011, pp. 1–12, 2011.
- [133] C.-Y. Chiang, K.-H. Chen, K.-C. Liu, S. Hsu, et C.-T. Chan, “Data Collection and Analysis Using Wearable Sensors for Monitoring Knee Range of Motion after Total Knee Arthroplasty,” *Sensors*, vol. 17, no. 3, p. 418, Feb. 2017.
- [134] R. Takeda, S. Tadano, A. Natorigawa, M. Todoh, et S. Yoshinari, “Gait posture estimation using wearable acceleration and gyro sensors,” *Journal of Biomechanics*, vol. 42, no. 15, pp. 2486–2494, Nov. 2009.
- [135] F. Feldhege, A. Mau-Moeller, T. Lindner, A. Hein, A. Marksches, U. Zettl, et R. Bader, “Accuracy of a Custom Physical Activity and Knee Angle Measurement Sensor System for Patients with Neuromuscular Disorders and Gait Abnormalities,” *Sensors*, vol. 15, no. 5, pp. 10 734–10 752, May 2015.
- [136] K.-H. Chen, P.-C. Chen, K.-C. Liu, et C.-T. Chan, “Wearable Sensor-Based Rehabilitation Exercise Assessment for Knee Osteoarthritis,” *Sensors*, vol. 15, no. 2, pp. 4193–4211, Feb. 2015.
- [137] Z.-Q. Zhang et J.-K. Wu, “A Novel Hierarchical Information Fusion Method for Three-Dimensional Upper Limb Motion Estimation,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 60, no. 11, pp. 3709–3719, Nov. 2011.
- [138] L. Vargas-Valencia, A. Elias, E. Rocon, T. Bastos-Filho, et A. Frizera, “An IMU-to-Body Alignment Method Applied to Human Gait Analysis,” *Sensors*, vol. 16, no. 12, p. 2090, Dec. 2016.
- [139] A. Szczęsna, P. Skurowski, E. Lach, P. Pruszowski, D. Pęszor, M. Paszkuta, J. Słupik, K. Lebek, M. Janiak, A. Polański, et K. Wojciechowski, “Inertial Motion Capture Costume Design Study,” *Sensors*, vol. 17, no. 3, p. 612, Mar. 2017.
- [140] S. Tadano, R. Takeda, et H. Miyagawa, “Three Dimensional Gait Analysis Using Wearable Acceleration and Gyro Sensors Based on Quaternion Calculations,” *Sensors*, vol. 13, no. 7, pp. 9321–9343, Jul. 2013.
- [141] Y. Chen, W. Hu, Y. Yang, J. Hou, et Z. Wang, “A method to calibrate installation orientation errors of inertial sensors for gait analysis,” in *Information and Automation (ICIA), 2014 IEEE International Conference on*. IEEE, 2014, pp. 598–603.
- [142] X. Robert-Lachaine, H. Mecheri, C. Larue, et A. Plamondon, “Accuracy and repeatability of single-pose calibration of inertial measurement units for whole-body motion analysis,” *Gait & Posture*, vol. 54, pp. 80–86, May 2017.
- [143] P. Picerno, A. Cereatti, et A. Cappozzo, “Joint kinematics estimate using wearable inertial and magnetic sensing modules,” *Gait & Posture*, vol. 28, no. 4, pp. 588–595, Nov. 2008.
- [144] M. C. Bisi, R. Stagni, A. Caroselli, et A. Cappello, “Anatomical calibration for wearable motion capture systems : Video calibrated anatomical system technique,” *Medical Engineering & Physics*, vol. 37, no. 8, pp. 813–819, Aug. 2015.

- [145] H. Dejnabadi, B. Jolles, et K. Aminian, “A New Approach to Accurate Measurement of Uniaxial Joint Angles Based on a Combination of Accelerometers and Gyroscopes,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 52, no. 8, pp. 1478–1484, Aug. 2005.
- [146] H. Dejnabadi, B. Jolles, E. Casanova, P. Fua, et K. Aminian, “Estimation and Visualization of Sagittal Kinematics of Lower Limbs Orientation Using Body-Fixed Sensors,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 53, no. 7, pp. 1385–1393, Jul. 2006.
- [147] A. G. Cutti, A. Ferrari, P. Garofalo, M. Raggi, A. Cappello, et A. Ferrari, “‘Outwalk’ : a protocol for clinical gait analysis based on inertial and magnetic sensors,” *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 48, no. 1, pp. 17–25, Jan. 2010.
- [148] G. Ligorio, D. Zanotto, A. M. Sabatini, et S. K. Agrawal, “A novel functional calibration method for real-time elbow joint angles estimation with magnetic-inertial sensors,” *Journal of Biomechanics*, vol. 54, pp. 106–110, Mar. 2017.
- [149] K. J. O’Donovan, R. Kamnik, D. T. O’Keeffe, et G. M. Lyons, “An inertial and magnetic sensor based technique for joint angle measurement,” *Journal of Biomechanics*, vol. 40, no. 12, pp. 2604–2611, Jan. 2007.
- [150] J. Favre, R. Aissaoui, B. Jolles, J. de Guise, et K. Aminian, “Functional calibration procedure for 3d knee joint angle description using inertial sensors,” *Journal of Biomechanics*, vol. 42, no. 14, pp. 2330–2335, Oct. 2009.
- [151] A. Ferrari, A. G. Cutti, P. Garofalo, M. Raggi, M. Heijboer, A. Cappello, et A. Davalli, “First in vivo assessment of “Outwalk” : a novel protocol for clinical gait analysis based on inertial and magnetic sensors,” *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 48, no. 1, pp. 1–15, Jan. 2010.
- [152] T. Seel, J. Raisch, et T. Schauer, “IMU-Based Joint Angle Measurement for Gait Analysis,” *Sensors*, vol. 14, no. 4, pp. 6891–6909, Apr. 2014.
- [153] F. Taffoni, G. Piervirgili, D. Formica, et E. Guglielmelli, “An alignment procedure for ambulatory measurements of lower limb kinematic using magneto-inertial sensors,” in *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE*. IEEE, 2011, pp. 1197–1200.
- [154] B. Bouvier, S. Duprey, L. Claudon, R. Dumas, et A. Savescu, “Upper Limb Kinematics Using Inertial and Magnetic Sensors : Comparison of Sensor-to-Segment Calibrations,” *Sensors*, vol. 15, no. 8, pp. 18 813–18 833, Jul. 2015.
- [155] D. Galinski et B. Dehez, “Evaluation of initialization procedures for estimating upper limb kinematics with MARG sensors,” in *Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob), 2012 4th IEEE RAS & EMBS International Conference on*. IEEE, 2012, pp. 1801–1806.
- [156] H. K. Ramakrishnan et M. P. Kadaba, “On the estimation of joint kinematics during gait,” *Journal of Biomechanics*, vol. 24, no. 10, pp. 969–977, 1991.

- [157] D. Roetenberg, H. Luinge, et P. Slycke, “Xsens MVN : full 6dof human motion tracking using miniature inertial sensors,” *Xsens Motion Technologies BV, Tech. Rep.*, 2009.
- [158] A. Forner-Cordero, M. Mateu-Arce, I. Forner-Cordero, E. Alcántara, J. C. Moreno, et J. L. Pons, “Study of the motion artefacts of skin-mounted inertial sensors under different attachment conditions,” *Physiological Measurement*, vol. 29, no. 4, pp. N21–31, Apr. 2008.
- [159] M. S. Andersen, M. Damsgaard, J. Rasmussen, D. K. Ramsey, et D. L. Benoit, “A linear soft tissue artefact model for human movement analysis : proof of concept using in vivo data,” *Gait & Posture*, vol. 35, no. 4, pp. 606–611, Apr. 2012.
- [160] A. Thouzé, “Méthode numérique d’estimation du mouvement des masses molles,” Ph.D. dissertation, Université de Poitiers, 2013.
- [161] M. Akbarshahi, A. G. Schache, J. W. Fernandez, R. Baker, S. Banks, et M. G. Pandy, “Non-invasive assessment of soft-tissue artifact and its effect on knee joint kinematics during functional activity,” *Journal of Biomechanics*, vol. 43, no. 7, pp. 1292–1301, May 2010.
- [162] T. Monnet, A. Thouzé, M. T. G. Pain, et M. Begon, “Assessment of reproducibility of thigh marker ranking during walking and landing tasks,” *Medical Engineering & Physics*, vol. 34, no. 8, pp. 1200–1208, Oct. 2012.
- [163] D. L. Benoit, D. K. Ramsey, M. Lamontagne, L. Xu, P. Wretenberg, et P. Rensström, “Effect of skin movement artifact on knee kinematics during gait and cutting motions measured in vivo,” *Gait & Posture*, vol. 24, no. 2, pp. 152–164, Oct. 2006.
- [164] R. Stagni, S. Fantozzi, A. Cappello, et A. Leardini, “Quantification of soft tissue artefact in motion analysis by combining 3d fluoroscopy and stereophotogrammetry : a study on two subjects,” *Clinical Biomechanics (Bristol, Avon)*, vol. 20, no. 3, pp. 320–329, Mar. 2005.
- [165] J. Fuller, L. J. Liu, M. C. Murphy, et R. W. Mann, “A comparison of lower-extremity skeletal kinematics measured using skin- and pin-mounted markers,” *Human Movement Science*, vol. 16, no. 2–3, pp. 219–242, 1997.
- [166] A. Leardini, L. Chiari, U. Della Croce, et A. Cappozzo, “Human movement analysis using stereophotogrammetry. Part 3. Soft tissue artifact assessment and compensation,” *Gait & Posture*, vol. 21, no. 2, pp. 212–225, Feb. 2005.
- [167] B. Gao et N. N. Zheng, “Investigation of soft tissue movement during level walking : translations and rotations of skin markers,” *Journal of Biomechanics*, vol. 41, no. 15, pp. 3189–3195, Nov. 2008.
- [168] T. Bonci, V. Camomilla, R. Dumas, L. Chèze, et A. Cappozzo, “Rigid and non-rigid geometrical transformations of a marker-cluster and their impact on bone-pose estimation,” *Journal of Biomechanics*, vol. 48, no. 15, pp. 4166–4172, Nov. 2015.
- [169] A. Barré, B. M. Jolles, N. Theumann, et K. Aminian, “Soft tissue artifact distribution on lower limbs during treadmill gait : Influence of skin markers’ location on cluster design,” *Journal of Biomechanics*, vol. 48, no. 10, pp. 1965–1971, Jul. 2015.

- [170] D. L. Benoit, M. Damsgaard, et M. S. Andersen, “Surface marker cluster translation, rotation, scaling and deformation : Their contribution to soft tissue artefact and impact on knee joint kinematics,” *Journal of Biomechanics*, vol. 48, no. 10, pp. 2124–2129, Jul. 2015.
- [171] A. Thouzé, T. Monnet, C. Bélaïse, P. Lacouture, et M. Begon, “A chain kinematic model to assess the movement of lower-limb including wobbling masses,” *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, vol. 19, no. 7, pp. 707–716, 2016.
- [172] J.-D. Li, T.-W. Lu, C.-C. Lin, M.-Y. Kuo, H.-C. Hsu, et W.-C. Shen, “Soft tissue artefacts of skin markers on the lower limb during cycling : Effects of joint angles and pedal resistance,” *Journal of Biomechanics*, Apr. 2017.
- [173] A. Cappello, A. Cappozzo, P. F. La Palombara, L. Lucchetti, et A. Leardini, “Multiple anatomical landmark calibration for optimal bone pose estimation,” *Human Movement Science*, vol. 16, no. 2–3, pp. 259–274, 1997.
- [174] W. R. Taylor, R. M. Ehrig, G. N. Duda, H. Schell, P. Seebeck, et M. O. Heller, “On the influence of soft tissue coverage in the determination of bone kinematics using skin markers,” *Journal of Orthopaedic Research : Official Publication of the Orthopaedic Research Society*, vol. 23, no. 4, pp. 726–734, Jul. 2005.
- [175] L. Chèze, B. J. Fregly, et J. Dimnet, “A solidification procedure to facilitate kinematic analyses based on video system data,” *Journal of Biomechanics*, vol. 28, no. 7, pp. 879–884, Jul. 1995.
- [176] V. Richard, “Méthode d’optimisation multi-segmentaire pour l’estimation de la cinématique articulaire : propositions d’amélioration,” phdthesis, Université de Lyon, Jun. 2016.
- [177] R. M. Ehrig, W. R. Taylor, G. N. Duda, et M. O. Heller, “A survey of formal methods for determining the centre of rotation of ball joints,” *Journal of Biomechanics*, vol. 39, no. 15, pp. 2798–2809, Jan. 2006.
- [178] K. Halvorsen, “Bias compensated least squares estimate of the center of rotation,” *Journal of Biomechanics*, vol. 36, no. 7, pp. 999–1008, Jul. 2003.
- [179] M. P. Kadaba, H. K. Ramakrishnan, M. E. Wootten, J. Gainey, G. Gorton, et G. V. B. Cochran, “Repeatability of kinematic, kinetic, and electromyographic data in normal adult gait,” *Journal of Orthopaedic Research*, vol. 7, no. 6, pp. 849–860, 1989.
- [180] M. P. Kadaba, H. K. Ramakrishnan, et M. E. Wootten, “Measurement of lower extremity kinematics during level walking,” *Journal of orthopaedic research*, vol. 8, no. 3, pp. 383–392, 1990.
- [181] F. L. Markley, Y. Cheng, J. L. Crassidis, et Y. Oshman, “Averaging Quaternions,” *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 30, no. 4, pp. 1193–1197, 2007.
- [182] A.-D. Nguyen, M. C. Boling, B. Levine, et S. J. Shultz, “Relationships between lower extremity alignment and the quadriceps angle,” *Clinical journal of sport medicine :*

- official journal of the Canadian Academy of Sport Medicine*, vol. 19, no. 3, p. 201, 2009.
- [183] T. Bonci, *La reconstruction du mouvement du squelette : l'enjeu de l'artefact des tissus mous*. Lyon 1, May 2015.
- [184] H. Enders, V. von Tschärner, et B. M. Nigg, "Analysis of damped tissue vibrations in time-frequency space : a wavelet-based approach," *Journal of Biomechanics*, vol. 45, no. 16, pp. 2855–2859, Nov. 2012.
- [185] D. A. Winter, *Biomechanics and Motor Control of Human Movement*. John Wiley & Sons, Oct. 2009.

Résumé

Face aux limites auxquelles doivent faire face les systèmes optoélectroniques (matériel lourd, champ de mesure limité), les capteurs inertiels constituent une alternative prometteuse pour la mesure du mouvement humain. Grâce aux dernières avancées techniques, notamment en termes de miniaturisation des capteurs, leur utilisation en ambulatoire c'est-à-dire de façon autonome et embarquée est devenue possible. Mais ces opérations de miniaturisation ne sont pas sans effet sur les performances de ces capteurs. En effet, une telle mesure est dégradée par différents types de perturbations (stochastiques et déterministes) qui sont alors propagées au cours du processus dit de fusion des données visant à estimer l'orientation des segments humains. Classiquement, cette opération est réalisée à l'aide d'un filtre de Kalman dont le rôle est justement d'estimer une grandeur à partir d'une mesure bruitée en la confrontant à un modèle d'évolution.

Dans ce contexte, nous proposons diverses méthodologies dans le but d'accéder à une mesure suffisamment précise pour être exploitée dans le cadre de l'analyse du mouvement humain. La première partie de cette thèse se focalise sur les capteurs. Tout d'abord, nous étudions les bruits de mesure issus des capteurs inertiels, puis nous leur attribuons un modèle afin de les prendre en compte au sein du filtre de Kalman. Ensuite, nous analysons les procédures de calibrage et évaluons leurs effets réels sur la mesure afin d'émettre quelques propositions en termes de compromis performance/facilité de réalisation.

Dans une seconde partie, nous nous consacrons à l'algorithme de fusion des données. Après avoir proposé un filtre de Kalman adapté à la mesure du mouvement humain, nous nous focalisons sur un problème récurrent à ce stade : l'identification des matrices de covariance dont le rôle est d'attribuer une caractérisation globale aux erreurs de mesure. Cette méthode, basée sur une confrontation de la mesure avec une référence issue d'un système optoélectronique, met en évidence la nécessité de traiter ce problème rigoureusement.

Dans une troisième partie, nous commençons à aborder les problèmes liés à l'utilisation des capteurs inertiels pour la mesure du mouvement humain, notamment le calibrage anatomique et le positionnement des capteurs.

En conclusion, les gains apportés par les diverses propositions avancées dans cette thèse sont évalués et discutés.

Mots clés : Analyse du mouvement humain, capteurs inertiels, calibrage, filtre de Kalman

Abstract

To face the limits of optoelectronic systems (heavy device, restricted measurement field), inertial sensors are a promising alternative for human motion analysis. Thanks to the latest technical advancements like sensor miniaturization, they can now work autonomously which makes possible to directly embed them on the human segments. But, as a counterpart of these developments, inertial sensor measurement still suffers from both stochastic and deterministic perturbations. The induced errors then propagate over the so-called fusion algorithm used to estimate human segment orientation. A common tool to perform such an operation is the Kalman filter that estimates unknown variables by correcting noisy measurements by the use of a dynamic model.

With the aim of achieving a sufficiently accurate measurement to perform human motion analysis, various methodologies are proposed in the present work. The first part of this thesis focuses on the sensors. First, inertial sensor noises are studied and modeled in order to be integrated into the Kalman filter. Calibration processes as their effects over the measurement are for that purposed analyzed. Some recommendations are thus proposed to reach a compromise between calibration performance and complexity.

In a second part, the data fusion algorithm is approached. A specific Kalman filter dedicated to human motion measurement is first proposed. Then, a recurrent problem is studied in details: the definition of the covariance matrix that represents a global characterization of the measurement errors. Considering an optoelectronic system as a reference to compare inertial measurement, a method is proposed for this covariance matrix identification, which also highlights the need to address this problem rigorously.

In a third part, we begin to address the use of inertial sensors for human motion analysis by focusing on models and IMU-to-segment calibration.

To conclude, the benefits made by the proposed methodologies are evaluated and discussed.

Keywords: Human motion analysis, inertial sensors, calibration, Kalman filter