

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN OUTAOUAIS

DÉPARTEMENT D'INFORMATIQUE ET D'INGÉNIERIE

Ce Mémoire intitulé :

**CONCEPTION D'UN SYSTÈME DE NAVIGATION INERTIELLE POUR
DRONES CIVILS ROBUSTE AUX MENACES GPS**

EST PRÉSENTÉ COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES (M.Sc.A.) EN GÉNIE ÉLECTRIQUE

PAR :
NYOBA TCHONKEU Méloné

OCTOBRE 2025

Ce Mémoire a été évalué par un jury composé des personnes suivantes :

M. ALLILI Mohand Said, Ph. D., président

M. BERKANE Soulaïmane, Ph. D., membre et directeur de recherche

Mme CRETU Ana-Maria, Ph. D., membre

Mémoire accepté le : 27 Octobre 2025

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d’abord à exprimer ma profonde gratitude envers mon directeur de recherche, Dr. Soulaïmane Berkane, Ph. D., pour sa supervision rigoureuse, sa disponibilité constante, ses conseils avisés et son soutien indéfectible tout au long de ce travail. Son expertise scientifique et sa vision critique ont grandement enrichi la qualité de ce mémoire et continueront de m’inspirer dans ma future carrière en recherche.

Je remercie également l’ensemble des membres du *Laboratoire de Robotique et Systèmes Autonomes* (LARSA) pour leurs échanges stimulants, leur soutien technique et leur bienveillance.

Mes remerciements s’adressent aussi aux membres du jury pour l’intérêt qu’ils ont porté à ce travail, ainsi que pour leurs remarques constructives et éclairées.

Je souhaite également exprimer ma reconnaissance envers l’*Université du Québec en Outaouais (UQO)* pour le soutien institutionnel apporté à ce projet, notamment par l’accès aux infrastructures techniques du LARSA.

Mes remerciements vont également à l’endroit du corps professoral du *Département d’informatique et d’ingénierie* pour la qualité des enseignements reçus et pour la passion de la recherche appliquée transmise à travers les cours et les échanges dans le cadre de ce programme de maîtrise.

Enfin, je remercie chaleureusement ma famille et mes proches pour leur soutien moral indéfectible, leur patience et leurs encouragements constants tout au long de ce parcours académique exigeant.

TABLE DES MATIÈRES

TABLE DES MATIÈRES	i
LISTE DES TABLEAUX	iv
LISTE DES FIGURES	vi
LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES	x
RÉSUMÉ	xii
ABSTRACT	xiv
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Contexte général	1
1.2 Problématique	2
1.3 Revue de la littérature	4
1.3.1 Les vulnérabilités cybernétiques des véhicules aériens sans pilote . . .	5
1.3.2 Techniques d’usurpation et brouillage GPS, détection et contre-mesures pour véhicules aériens sans pilote	7
1.3.2.1 Attaques d’usurpation et brouillage GPS	7
1.3.2.2 Méthodes de détection	9
1.3.2.3 Contre-mesures : Hybridation des capteurs de navigation par filtrage non linéaire	13
1.3.2.4 Conclusion	14
1.4 Objectifs de recherche	16
1.5 Questions de recherche	17
1.6 Contributions du mémoire	17
1.7 Organisation du document	18
CHAPITRE 2 NAVIGATION INERTIELLE ASSISTÉE PAR GPS	21
2.1 Introduction générale à l’hybridation GPS/INS	21
2.2 Principes de navigation inertielle INS	24
2.2.1 Référentiels de navigation et représentation de l’orientation	25
2.2.1.1 Les repères de navigation	25
2.2.1.2 Représentation de l’orientation du véhicule aérien	26

2.2.2	Modèle continu de la cinématique inertielle du drone	28
2.2.3	Odométrie inertielle	30
2.2.4	Dérive INS	32
2.3	Principe de navigation GPS et problèmes	33
2.3.1	Principe de navigation GPS	34
2.3.2	Sources de bruit affectant les signaux GPS	38
2.4	Navigation inertielle assistée par GPS	42
2.4.1	Architecture Fusion GPS et INS	43
2.4.2	Formulation du problème	46
2.4.3	Conception des observateurs non linéaires	47
2.4.3.1	Modèle continu	47
2.4.3.2	Sélection des gains des observateurs non linéaires	52
2.4.3.3	Modèle discret	55
2.4.3.4	Implémentation	58
CHAPITRE 3	ATTAQUES GPS ET MÉTHODES DE DÉTECTION	62
3.1	Introduction aux vulnérabilités du GPS	62
3.2	Modèles d'attaques : usurpation, brouillage	63
3.3	Méthode de détection proposée	64
3.3.0.1	Détection statistique des attaques GPS	65
3.4	Simulation de la navigation inertielle assistée par GPS	69
3.4.1	Trajectoires vraie du drone : <i>ground truth</i>	70
3.4.2	Réglage des valeurs <i>à priori</i>	71
3.4.3	Réglage des gains des observateurs non linéaires <i>à posteriori</i>	73
3.4.3.1	Choix des gains de l'observateur d'attitude	73
3.4.3.2	Choix des gains de l'observateur TMO	74
3.4.4	Scénarios de simulation et analyse des résultats	75
3.4.4.1	Navigation inertielle assistée sans attaque GPS	75
3.4.4.2	Navigation inertielle assistée avec attaque GPS	77
CHAPITRE 4	NAVIGATION ROBUSTE FACE AUX ATTAQUES GPS	82
4.1	Introduction à l'odométrie visuelle (VO)	82
4.2	Principe de l'Odométrie Visuo-Inertiel : VIO	83
4.2.1	Méthode proposée par flux optique	85
4.2.1.1	Formulation du problème	86
4.2.1.2	Estimation directionnelle sur la sphère $\mathbb{S}^2$	90
4.3	Navigation visuo-inertielle assistée par GPS	93

4.3.1	Architecture d'hybridation GPS/INS/VO : Intégration de la VO	94
4.3.2	Formulation du problème	95
4.3.3	Modèle de l'observateur non linéaire	96
4.3.4	Implémentation	97
4.3.5	Fusion du baromètre et de l'odométrie visuo-inertielle en absence de GPS	100
4.3.5.1	Intégration du capteur barométrique dans la chaîne de fusion VIO	102
4.3.5.2	Implémentation	103
CHAPITRE 5 RÉSULTATS ET DISCUSSIONS		105
5.1	Simulation de la navigation visuo-inertielle assistée par GPS	105
5.1.1	Trajectoires vraie du drone : <i>ground truth</i>	106
5.1.2	Réglage des valeurs <i>à priori</i>	107
5.1.3	Réglage des gains des observateurs non linéaires <i>à postérieure</i>	109
5.1.3.1	Choix des gains de l'observateur d'attitude	109
5.1.3.2	Choix des gains de l'observateur TMO	110
5.1.4	Scénarios de simulation et analyse des résultats	110
5.1.4.1	Scénario 1 : Simulation de référence sans attaque GPS ($\mathcal{H}_0$)	111
5.1.4.2	Scénario 2 : Estimation visuelle de la direction de vitesse par flux optique	114
5.1.4.3	Scénario 3 : Simulation d'attaques GPS	120
5.1.4.4	Scénario 4 : Fusion GPS/VIO et robustesse en présence d'usur- pation	125
5.1.4.5	Scénario 5 : Extension avec baromètre altimétrique (GPS/VIO/Baro)	134
5.1.5	Analyse des performances basées sur le critère de coût computationnel	138
5.2	Discussion critique	140
CHAPITRE 6 CONCLUSION ET PERSPECTIVES		144
6.1	Synthèse des contributions	144
6.2	Limites identifiées	145
6.3	Recommandations et travaux futurs	147
RÉFÉRENCES		149

LISTE DES TABLEAUX

1.1	Travaux de référence ayant servi de fondement à la présente architecture	16
2.1	Ordres de grandeur des principales erreurs GPS	42
2.2	Comparaison des systèmes INS et GPS	43
3.1	Configuration de la machine utilisée pour les simulations	69
3.2	Fréquence d'échantillonnage des capteurs de navigation IMU et GPS	72
3.3	Paramètres initiaux	72
3.4	Bruits de mesure des capteurs de navigation IMU et GPS	73
3.5	Exigences de performance souhaitées du système de navigation selon le critère RMSE.	73
3.6	Choix des gains de l'observateur d'attitude	74
3.7	Choix des gains de l'observateur TMO pour fusion GPS et INS	74
3.8	Fusion GPS/INS : Performance du détecteur d'usurpation GPS basé sur EMA de la distance de Mahalanobis	80
4.1	Comparaison entre les caractéristiques du GPS et de la VIO	94
5.1	Fréquence d'échantillonnage des capteurs de navigation IMU, GPS et Caméra	108
5.2	Paramètres initiaux	108
5.3	Bruits de mesure des capteurs de navigation IMU, GPS et Caméra .	109
5.4	Choix des gains de l'observateur d'attitude	110
5.5	Choix des gains nominaux (réaliste) de l'observateur TMO pour hybridation GPS/VIO	110
5.6	Temps moyen de l'algorithme par gradient descendant du flux optique	115
5.7	Performance du détecteur en fonction de λ et du type d'attaque (seuil empirique τ fixé à 2656.78)	124
5.8	Choix optimiste des gains de l'observateur TMO pour hybridation GPS/VIO	125
5.9	Choix réaliste des gains VIO de l'observateur TMO pour hybridation GPS/VIO	126
5.10	Choix pessimiste des gains VIO de l'observateur TMO pour hybridation GPS/VIO	126
5.11	Résumé des performances de la fusion GPS–VIO selon le scénario et la configuration des covariances	129

5.12	Bruits de mesure des capteurs de navigation IMU, GPS, Caméra et Capteur barométrique (Baro)	134
5.13	Comparaison qualitative des performances des configurations en cas d'attaque GPS.	138
5.14	Comparaison quantitative des performances des configurations simulées en cas d'attaque GPS	138
5.15	Répartition des temps de calcul par module pour 120 secondes de simulation avec IMU, GPS, Caméra et Baro.	139

LISTE DES FIGURES

1.1	Scénario d’attaque d’usurpation et brouillage du GPS sur un drone civil [10].	3
1.2	Exemple de drone militaire de type <i>Predator</i> [18].	6
1.3	Exemple de drone civil de type <i>Phantom</i> [19].	7
2.1	Hybridation par couplage léger.	23
2.2	Hybridation par couplage étroit.	24
2.3	Architecture système INS [42].	25
2.4	Repères de navigation inertielle [43].	26
2.5	Architecture continue de la cinématique inertielle [47]	29
2.6	Architecture discrète-Odométrie Inertielle	31
2.7	Intersection des sphères de propagation des satellites GPS.	35
2.8	Principe de trilatération du GPS à partir de quatre antennes satellites.	36
2.9	Structure des messages de navigation satellitaire [30].	37
2.10	Structure du signal satellite GPS [30].	38
2.11	Exemple de propagation ionosphérique et troposphérique pour satellites à basses et hautes altitudes.	40
2.12	Exemple de propagation multi-trajet.	40
2.13	Architecture du système INS et GPS intégré par couplage légers des observateurs non lineaires.	44
3.1	Plate-forme conceptuelle de simulation de la navigation inertielle assistée par GPS	70
3.2	Fusion GPS et INS : Trajectoire <i>8-Shaped</i> de la position du drone en trois dimensions 3D sans attaque GPS.	76
3.3	Fusion GPS et INS : Profil de vitesse du drone en trois dimensions 3D sans attaque GPS.	76
3.4	Fusion GPS et INS : Composantes de position sans attaque GPS.	76
3.5	Fusion GPS et INS : Composantes de vitesse sans attaque GPS.	76
3.6	Fusion GPS et INS : Détection par approche statistique sans attaque GPS.	77
3.7	Fusion GPS et INS : Composantes de position avec attaque GPS.	80
3.8	Fusion GPS et INS : Détection par approche statistique avec attaque GPS.	80
4.1	Architecture du système VO.	85

4.2	Illustration d'un drone équipé d'une caméra et d'une IMU et observant des points d'intérêt exprimés dans le repère inertiel.	87
4.3	Architecture des systèmes GPS, INS et VO hybridés par couplage léger des observateurs non linéaires.	94
4.4	Architecture des systèmes GPS, Barométriques, INS et VO hybridés par couplage des observateurs non linéaires.	101
5.1	Plate-forme conceptuelle de simulation de l'usurpation/brouillage du GPS, détection et fusion GPS-VIO.	106
5.2	Fusion GPS et VIO : Trajectoire <i>8-Shaped</i> de la position du drone en trois dimensions (3D) sans attaque GPS.	113
5.3	Fusion GPS et VIO : Profil de vitesse du drone en trois dimensions (3D) sans attaque GPS.	113
5.4	Fusion GPS et VIO : Composantes de position sans attaque GPS. . .	113
5.5	Fusion GPS et VIO : Détection par approche statistique sans attaque GPS.	113
5.6	Fusion GPS et VIO : Détection par approche statistique sans attaque GPS.	114
5.7	$N = 3$ et nombre de points d'intérêt observés = 4 et le seuil Huber $\gamma = 5*\delta_{vo}$	117
5.8	$N = 3$ et nombre de points d'intérêt observés = 8 et le seuil Huber $\gamma = 5*\delta_{vo}$	117
5.9	$N = 10$ et nombre de points d'intérêt observés = 4 et le seuil Huber $\gamma = 5*\delta_{vo}$	117
5.10	$N = 20$ et nombre de points d'intérêt observés = 4 et le seuil Huber $\gamma = 5*\delta_{vo}$	117
5.11	$N = 20$ et nombre de points d'intérêt observés = 8 et le seuil Huber $\gamma = 5*\delta_{vo}$	118
5.12	$N = 30$ et nombre de points d'intérêt observés = 8 et le seuil Huber $\gamma = 5*\delta_{vo}$	118
5.13	$N = 30$ et nombre de points d'intérêt observés = 8 et le seuil Huber $\gamma = 2*\delta_{vo}$	118
5.14	$N = 30$ et nombre de points d'intérêt observés = 8 et le seuil Huber $\gamma = \delta_{vo}$	118
5.15	$N = 50$ et nombre de points d'intérêt observés = 8 et le seuil Huber $\gamma = \delta_{vo}$	119

5.16	N = 3 et nombre de points d'intérêt observés = 8 et le seuil Huber $\gamma = \delta_{vo}$	119
5.17	Erreurs d'estimation $1 - \hat{\eta}_v^\top \eta_v$ pour N = 50 et nombre de points d'intérêt observés = 8 et le seuil Huber $\gamma = \delta_{vo}$	119
5.18	Fusion GPS et VIO : Détection sur injection de biais non aléatoire sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.3$	122
5.19	Fusion GPS et VIO : Détection sur injection de biais aléatoire sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.3$	122
5.20	Fusion GPS et VIO : Détection sur injection de biais non aléatoire sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.9$	122
5.21	Fusion GPS et VIO : Courbe agrandie au début de la détection sur injection de biais non aléatoire sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.9$. . .	122
5.22	Fusion GPS et VIO : Détection sur injection de biais aléatoire sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.9$	123
5.23	Fusion GPS et VIO : Courbe agrandie au début de la détection sur injection de biais aléatoire sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.9$	123
5.24	Fusion GPS et VIO : Courbe agrandie à la fin de la détection sur injection de biais aléatoire sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.9$	123
5.25	Fusion GPS et VIO : Détection sur injection de signal sinusoïdal aléatoire sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.9$	124
5.26	Fusion GPS et VIO : Détection sur injection de combinaison de signal sinusoïdal et biais aléatoires sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.9$	124
5.27	Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} réalistes - Composantes de position avec attaque de type <i>random burst</i> sur les mesures GPS.	130
5.28	Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} réalistes - Composantes de vitesse linéaire avec attaque de type <i>Random burst</i> sur les mesures GPS. . .	130
5.29	Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} réalistes - Courbes de détection de l'attaque de type <i>Random burst</i> sur les mesures GPS.	130
5.30	Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} réalistes - Composantes de position avec attaque de type sinusoïdal sur les mesures GPS.	131
5.31	Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} réalistes - Composantes de vitesse avec attaque de type sinusoïdal sur les mesures GPS.	131
5.32	Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} réalistes - Courbes de détection de l'attaque de type sinusoïdal sur les mesures GPS.	131
5.33	Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} optimistes - Composantes de position avec attaque de type <i>Random burst</i> sur les mesures GPS.	132

5.34	Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} optimistes - Composantes de vitesse linéaire avec attaque de type <i>random burst</i> sur les mesures GPS. . . .	132
5.35	Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} optimistes - Composantes de vitesse avec attaque de type sinusoïdal sur les mesures GPS.	132
5.36	Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} optimistes - Composantes de position avec attaque de type sinusoïdal sur les mesures GPS.	132
5.37	Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} pessimistes - Composantes de position avec attaque de type <i>Random burst</i> sur les mesures GPS.	133
5.38	Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} pessimistes - Composantes de vitesse linéaire avec attaque de type <i>random burst</i> sur les mesures GPS. . . .	133
5.39	Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} pessimistes - Composantes de position avec attaque de type sinusoïdal sur les mesures GPS.	133
5.40	Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} pessimistes - Composantes de vitesse avec attaque de type sinusoïdal sur les mesures GPS.	133
5.41	Plate-forme conceptuelle de simulation de l'usurpation/brouillage du GPS, détection et fusion GPS-VIO-Baro.	135
5.42	Fusion GPS et VIO : Composantes de position avec attaque de type <i>Random burst</i> sur les mesures GPS.	137
5.43	Fusion GPS et VIO : Composantes de vitesse linéaire avec attaque de type <i>random burst</i> sur les mesures GPS.	137
5.44	Fusion GPS-VIO-Baro : Composantes de position avec attaque de type <i>Random burst</i> sur les mesures GPS.	137
5.45	Fusion GPS-VIO-Baro : Composantes de vitesse linéaire avec attaque de type <i>random burst</i> sur les mesures GPS.	137

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

ANDROÏD : Android Operating System (Système d’exploitation Android, utilisé pour les appareils mobiles)

CUSUM : Cumulative Sum (Somme cumulative)

EASA : European Union Aviation Safety Agency (Agence européenne de la sécurité aérienne)

ECEF : Earth-Centered, Earth-Fixed (coordinate frame) (Système de coordonnées terrestre, centré sur la Terre)

ECI : Earth-Centered Inertial (coordinate frame) (Système de coordonnées inertiel centré sur la Terre)

EKF : Extended Kalman Filter (Filtre de Kalman étendu)

EMA : Exponential Moving Average (Moyenne mobile exponentielle)

EpicFlow : A method for optical flow estimation using deep learning and optimization techniques (Méthode d’estimation du flux optique utilisant l’apprentissage profond et des techniques d’optimisation)

FAA : Federal Aviation Administration (Administration fédérale de l’aviation Américaine)

FAR : False Alarm Rate (Taux de fausses alertes)

FPGA : Field-Programmable Gate Array (Tableau logique programmable sur le terrain)

FOV : Field of View (Champ de vision)

GNSS : Global Navigation Satellite System (Système mondial de navigation par satellite)

GPS : Global Positioning System (Système de positionnement global)

GPS/INS/VO : GPS/INS integrated with Visual Odometry (Système intégré GPS/INS avec odométrie visuelle)

GPS/INS/VO/Baro : GPS/INS/VO integrated with Barometric Sensor for altitude stability (GPS/INS/VO intégré avec capteur barométrique pour la stabilité en altitude)

GPU : Graphics Processing Unit (Unité de traitement graphique)

IMU : Inertial Measurement Unit (Unité de mesure inertielle)

INS : Inertial Navigation System (Système de navigation inertielle)

iOS : iPhone Operating System (Système d’exploitation iPhone, utilisé pour les appareils Apple)

Kalman : Kalman Filter (Filtre de Kalman)

LARSA : Laboratoire de Robotique et Systèmes Autonomes

LiDAR : Light Detection and Ranging (Détection et mesure par laser)

LK : Lucas-Kanade Optical Flow (Flux optique de Lucas-Kanade)

LSTM : Long Short-Term Memory (Mémoire à long terme et à court terme)
Mahalanobis : Mahalanobis Distance for anomaly detection (Distance de Mahalanobis pour la détection d'anomalies)
MATLAB : Matrix Laboratory (Laboratoire matriciel, environnement de calcul numérique)
MEKF : Multiplicative Extended Kalman Filter (Filtre de Kalman étendu multiplicatif)
MR : Miss Rate (Taux de non-détection)
NED : North-East-Down (coordinate frame) (Système de coordonnées Nord-Est-Bas)
NLO : Nonlinear Observer (Observateur non linéaire)
PF : Particle Filter (Filtre de particules)
RMSE : Root Mean Square Error (Erreur quadratique moyenne)
RNN : Recurrent Neural Network (Réseau neuronal récurrent)
ROS : Robot Operating System (Système d'exploitation pour robot)
SLAM : Simultaneous Localization and Mapping (Localisation et cartographie simultanées)
TMO : Translation Motion Observer (Observateur de mouvement translationnel)
UAV : Unmanned Aerial Vehicle (Véhicule aérien sans pilote)
UKF : Unscented Kalman Filter (Filtre de Kalman non centré)
UQO : Université du Québec en Outaouais
VIO : Visual-Inertial Odometry (Odométrie visuo-inertielle)
VO : Visual Odometry (Odométrie visuelle)

RÉSUMÉ

Ce mémoire porte sur la conception, la simulation et l'évaluation d'un système de navigation hybride combinant le positionnement global par satellite (GPS : *Global Positioning System*), la navigation inertielle (INS : *Inertial Navigation System*) à partir de mesures d'unités de mesure inertielle (IMU : *Inertial Measurement Unit*) et l'odométrie visuelle (VO : *Visual Odometry*), dans le but d'assurer la continuité et la robustesse de la navigation en présence d'attaques GPS, notamment le brouillage (*jamming*) et l'usurpation de signal (*spoofing*). Ce travail s'inscrit dans le contexte croissant des applications autonomes, en particulier les véhicules aériens sans pilote civils (UAVs civils ou drones civils), où la précision du positionnement et la résilience face à des environnements GPS dégradés sont devenues des exigences critiques.

La première partie du mémoire est consacrée à une revue de la littérature sur les techniques d'attaque ciblant les signaux GPS, les méthodes de détection et les approches de mitigation. Cette étude met en lumière les limites des architectures GPS/INS classiques face à de telles menaces, l'intérêt croissant pour l'hybridation du système INS et de la VO (INS/VO) qui constitue l'odométrie visuelle inertielle (VIO : *Visual Inertial Odometry*) comme solution complémentaire, ainsi que l'utilisation de techniques de détection d'anomalies GPS basées sur les innovations statistiques, notamment la distance de *Mahalanobis*.

Sur le plan méthodologique, une architecture hybride GPS/INS/VO ou GPS/VIO est proposée, dans laquelle la composante VO est simulée par l'estimation du vecteur directeur de vitesse à l'aide du flux optique. Afin de renforcer la stabilité verticale et d'améliorer les performances de navigation en altitude, en particulier en cas de compromission du signal GPS, cette architecture est ensuite étendue en une fusion GPS/VIO/Baro par l'intégration d'un capteur barométrique. Ce dernier fournit une information altimétrique fiable, indépendante du signal satellite, qui contribue à améliorer la robustesse globale du système dans les environnements où la couverture GPS est partielle ou trompée.

Un cadre de simulation sous *MATLAB*, effectué au Laboratoire de Robotique et Systèmes Autonomes (LARSA) de l'Université du Québec en Outaouais (UQO), a été développé pour générer des trajectoires de référence, des mesures GPS (authentiques ou falsifiées), des signaux inertiels bruités, et des données VIO synthétiques issues d'un algorithme de gradient descendant appliqué au flux optique. L'évaluation repose sur l'analyse de la stabilité du positionnement, la détection d'attaques via des méthodes statistiques (distance de *Mahalanobis* couplée à une moyenne mobile exponentielle, EMA), ainsi que l'étude de la robustesse de

l'architecture proposée face aux perturbations GPS, et enfin les validations expérimentales pour répondre aux questions de recherche.

Les résultats expérimentaux montrent que l'hybridation GPS/VIO permet de compenser efficacement la dérive du positionnement lors d'attaques GPS. L'intégration du capteur barométrique améliore quant à elle la précision et la stabilité du positionnement en altitude, particulièrement dans les scénarios où le GPS est brouillé ou usurpé. La combinaison de la distance de *Mahalanobis* et de la moyenne mobile exponentielle s'est révélée performante pour détecter les anomalies GPS tout en maintenant un faible taux de fausses alertes. Les performances du système dépendent toutefois fortement de la configuration géométrique des points visuels simulés, du compromis entre la fréquence de mise à jour du VIO et le nombre d'itérations de l'algorithme de gradient descendant, ainsi que du réglage fin des paramètres des observateurs non linéaires intégrés à l'architecture.

Ce travail contribue alors à poser les bases d'une navigation autonome sécurisée, fiable et robuste, adaptée aux environnements GPS partiellement ou totalement compromis, et ouvre des perspectives pour des implémentations embarquées à plus grande échelle.

Mots-Clés : Navigation autonome ; GPS ; UAV (drone civil) ; IMU ; INS ; VO ; VIO ; Capteur Barométrique ; Spoofing ; Jamming ; Distance de *Mahalanobis* ; Moyenne mobile exponentielle (EMA) ; Observateurs non linéaires (NLO).

ABSTRACT

This thesis addresses the design, simulation, and evaluation of a hybrid navigation architecture integrating the Global Positioning System (GPS), Inertial Navigation System (INS) based on Inertial Measurement Unit (IMU) data, and Visual Odometry (VO), with the objective of ensuring continuity and robustness of autonomous navigation in the presence of deliberate GPS signal disruptions, such as spoofing and jamming. This work is motivated by the growing deployment of autonomous systems, particularly civilian Unmanned Aerial Vehicles (UAVs), where positioning accuracy and resilience to degraded GNSS environments are critical operational requirements.

The first part of the thesis provides a comprehensive and critical literature review of known GPS threat models, detection algorithms, and mitigation strategies. Emphasis is placed on the limitations of conventional GPS/INS systems when subjected to signal interference, the increasing role of vision-based navigation as a complementary modality, the fusion of INS and VO to form Visual-Inertial Odometry (VIO), and the relevance of statistical innovation-based detection approaches, particularly those leveraging the Mahalanobis distance.

From a methodological perspective, a hybrid GPS/INS/VO—or GPS/VIO—architecture is proposed, in which the VO component is simulated by estimating the velocity direction vector using optical flow. To enhance vertical stability and improve altitude estimation—especially under GPS signal compromise—the architecture is extended into a GPS/VIO/Baro fusion by integrating a barometric sensor. This sensor provides reliable altimetric information independent of satellite signals, thus improving the system’s robustness in partially spoofed or denied GNSS environments.

A high-fidelity simulation environment developed in *MATLAB* within the Robotics and Autonomous Systems Laboratory (LARSA) at the Université du Québec en Outaouais (UQO) was used to generate reference trajectories, authentic and spoofed GPS signals, noisy inertial data, and synthetic VO/VIO measurements derived from a projected gradient descent algorithm applied to optical flow. The architecture is evaluated in terms of position stability, attack detection using statistical methods (Mahalanobis distance combined with Exponential Moving Average filtering), and robustness under various GNSS perturbation scenarios, followed by experimental validation.

The results demonstrate that the proposed GPS/VIO/Baro fusion system significantly enhances navigation reliability under spoofing conditions. VIO provides effective mitigation of inertial drift in GPS-denied intervals, while the barometric sensor stabilizes vertical state es-

timation. The hybrid statistical detector achieves high detection accuracy with minimal false alarm rates. However, system performance remains sensitive to the quality of visual observability, VIO update frequency, and tuning of the nonlinear observers. These findings validate the efficacy of the proposed architecture and provide a foundation for robust autonomous navigation in contested or GNSS-denied environments.

Keywords : Autonomous Navigation ; GPS ; UAV (civil drone) ; IMU ; INS ; VO ; VIO ; Barometer ; Spoofing ; Jamming ; Mahalanobis Distance ; Exponential Moving Average (EMA) ; Nonlinear Observers (NLO).

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Contexte général

Les véhicules aériens sans pilote (UAVs), ou drones, ont profondément transformé le secteur aérospatial, ouvrant de nouvelles perspectives pour une vaste gamme d'applications civiles. Depuis leur émergence, cette industrie connaît une croissance exponentielle, qui devrait se poursuivre au regard des projections de marché [1]. Cette expansion rapide s'explique par l'intégration de technologies avancées telles que l'intelligence artificielle embarquée, la miniaturisation des capteurs, la baisse des coûts de production et la capacité de ces systèmes à exécuter des missions complexes de manière autonome [2, 3].

L'accessibilité accrue des drones, tant pour les professionnels que pour les particuliers, a favorisé leur adoption dans de nombreux secteurs : agriculture de précision, logistique, surveillance médicale, médias, entre autres. De plus, l'apparition d'applications spécialisées, telles que la télédétection, l'inspection d'infrastructures ou la cartographie 3D, contribue à renforcer leur déploiement à large échelle [4, 5].

Pour garantir leur autonomie et leur efficacité, les drones s'appuient sur des systèmes de navigation avancés. Les algorithmes de planification de trajectoire utilisent principalement les données issues des systèmes mondiaux de navigation par satellite (GNSS : *Global Navigation Satellite System*), comme le GPS, pour estimer la position en temps réel. Cette information est essentielle à la navigation dynamique, notamment dans des environnements complexes où l'adaptation continue de la trajectoire est nécessaire [6, 7].

Toutefois, les limites du GPS en tant que source unique de localisation apparaissent clairement dans les environnements urbains, confinés ou fortement perturbés. En particulier, le GPS seul ne permet pas d'assurer l'évitement des obstacles, ce qui nécessite l'intégration de capteurs supplémentaires : caméras, capteurs LiDAR ou systèmes de navigation inertielle (INS). Ces technologies jouent un rôle essentiel pour garantir la sécurité et la fiabilité des opérations autonomes [6].

Un enjeu de plus en plus critique concerne la vulnérabilité des signaux GPS aux attaques intentionnelles. Les récepteurs GNSS civils, généralement dépourvus de mécanismes d'authentification robustes, sont particulièrement exposés aux techniques de brouillage (*jamming*) et d'usurpation de signal (*spoofing*) [8]. Ces attaques peuvent gravement compromettre la précision du positionnement, voire détourner le drone de sa trajectoire prévue, représentant un risque majeur pour la sécurité des missions.

La facilité avec laquelle ces signaux peuvent être imités ou perturbés soulève des préoccupations croissantes en matière de cybersécurité des systèmes autonomes. Dans ce contexte, le développement de solutions de navigation robustes, capables de détecter et de compenser les effets d’une attaque GNSS, constitue un enjeu stratégique pour l’avenir des drones civils évoluant en environnements non sécurisés.

1.2 Problématique

Le système de positionnement global par satellite GPS, devenu une composante centrale des systèmes de navigation autonomes, est aujourd’hui exposé à des vulnérabilités croissantes. Dans le domaine des drones civils, qui s’appuient largement sur la précision et la continuité du signal GPS pour le guidage, la planification de trajectoire et la navigation autonome, la sécurité de ces signaux constitue un enjeu critique. En effet, le GPS civil utilise des codes non chiffrés (C/A), ce qui le rend particulièrement sensible aux cyberattaques, notamment les attaques d’usurpation et de brouillage [8].

Les attaques par usurpation consistent à émettre des signaux GPS contrefaits dans le but de tromper le récepteur embarqué sur la position réelle de l’aéronef. À l’inverse, le brouillage vise à saturer le canal de réception par un bruit électromagnétique, rendant le signal d’origine inexploitable. Dans les deux cas, le système de navigation du drone peut être induit en erreur, entraînant des dérives de trajectoire, des pertes de contrôle ou des scénarios critiques allant jusqu’à la perte totale de l’engin. La figure 1.1 illustre un scénario typique d’usurpation, dans lequel un acteur malveillant interrompt la réception normale des signaux GNSS, prenant le contrôle de la trajectoire du drone à distance.

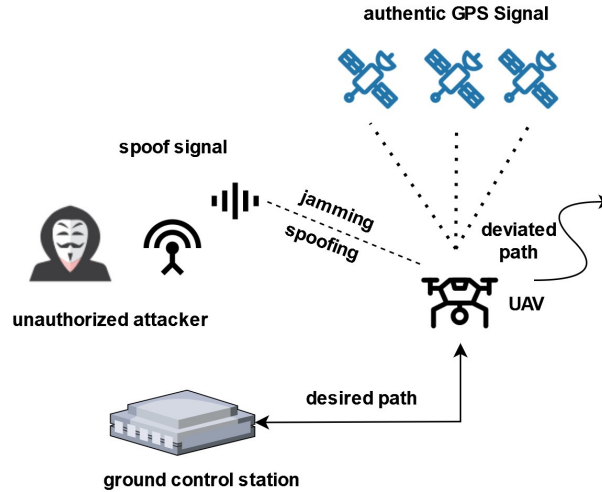


FIGURE 1.1 Scénario d’attaque d’usurpation et brouillage du GPS sur un drone civil [10].

Nonobstant les progrès réalisés dans le développement de contre-mesures, notamment dans le domaine militaire - tels que les codes cryptés $P(Y)$ réservés aux usages sécurisés, les protocoles RSA, ou les techniques de détection par analyse des caractéristiques du signal (puissance, phase, direction d’arrivée) - peu de ces technologies sont déployées dans les systèmes civils, souvent pour des raisons de coût, de complexité, ou de régulation [3, 4, 11].

Dans les applications civiles, la redondance avec d’autres capteurs est encore limitée. En particulier, les drones commerciaux n’intègrent pas systématiquement de solutions alternatives permettant d’assurer la continuité de la navigation en cas de perte ou falsification du signal GNSS. Les systèmes GPS/INS classiques souffrent d’une dérive rapide lorsque le signal GPS est indisponible, en raison de l’accumulation des erreurs dans les mesures inertielles. Cela limite fortement la résilience de la navigation autonome dans des environnements GPS dégradés.

C’est dans ce contexte que l’odométrie visuelle-inertielle (VIO), combinant les mesures d’une unité de mesure inertielle (IMU) avec les informations extraites d’un flux visuel (caméras ou estimation de mouvement optique : VO), apparaît comme une solution d’hybridation prometteuse. En fusionnant ces sources, il devient possible d’estimer la position du drone de manière robuste, même en cas d’anomalie GNSS.

L’enjeu principal réside donc dans la conception d’un système de navigation hybride et robuste, capable de :

1. Détecter les anomalies affectant les signaux GPS ;

2. Maintenir une estimation fiable de la position à l'aide de capteurs complémentaires ;
3. Réagir dynamiquement pour garantir la sécurité de la mission dans des environnements potentiellement hostiles.

Les impacts d'une telle robustesse dépassent le simple cadre technologique : il s'agit de prévenir des conséquences économiques (pertes d'engins), humaines (collisions ou survols de zones sensibles), et environnementales (risques d'incendies ou d'accidents involontaires en milieux naturels). Dans ce cadre, l'étude et la modélisation des architectures GPS/VIO avec extension au capteur barométrique, ainsi que la mise au point de méthodes de détection d'attaques fondées sur des indicateurs statistiques comme la distance de *Mahalanobis*, apparaissent comme des contributions de première importance pour la navigation autonome sécurisée des drones civils.

1.3 Revue de la littérature

En raison de l'utilisation croissante des véhicules aériens sans pilote au cours de la dernière décennie, la question de leur sécurité face aux cyberattaques, notamment les attaques d'usurpation de GPS, suscite un intérêt croissant dans la littérature. Plusieurs études, dont celles de Kerns et al. [12] et Seo et al. [14], ont démontré que ces attaques peuvent être réalisées avec succès sur des drones civils, compromettant ainsi gravement leur navigation et leur positionnement. De telles attaques peuvent détourner un drone de sa trajectoire ou en permettre la capture par un tiers malveillant. Malgré la réglementation croissante de l'espace aérien, les attaquants continuent de tirer parti de la vulnérabilité des signaux GPS non cryptés utilisés par les drones civils. Shepard et al. [13] ont, par exemple, développé des algorithmes d'attaque radar leur permettant de cibler efficacement des drones sur des périodes prolongées. Ces travaux soulignent la nécessité pressante de développer des mécanismes de détection et de défense adaptés à ces nouvelles menaces.

Cette revue de littérature s'organise alors comme suit :

1. La section 1.3.1 détaille les principales vulnérabilités exploitées dans les drones civils et militaires.
2. La section 1.3.2 explore les techniques d'usurpation de GPS, les méthodes de détection et présente les contre-mesures proposées pour s'en prémunir.

1.3.1 Les vulnérabilités cybernétiques des véhicules aériens sans pilote

L'architecture des drones repose sur une combinaison de capteurs, d'actionneurs et de modules de communication connectés à une station de contrôle au sol, le tout fonctionnant généralement via des liaisons sans fil. Cette architecture ouverte les expose à un large éventail de menaces. On distingue deux grandes catégories d'attaques : les attaques physiques et les attaques logicielles [20].

Les attaques physiques impliquent une interaction directe avec le drone, comme sa destruction par des moyens mécaniques, sa capture, ou sa neutralisation à l'aide d'un autre appareil. En revanche, les attaques logicielles ciblent les composants numériques du drone, notamment ses systèmes de communication et son système d'exploitation. Ces attaques peuvent altérer les paramètres critiques de vol (vitesse, altitude, trajectoire) ou compromettre les données personnelles de l'utilisateur. Elles représentent le cœur de ce que l'on appelle la taxonomie des cyberattaques, une classification des différents vecteurs et impacts des menaces numériques visant les drones[21].

De nombreuses études ont abordé cette taxonomie. Par exemple, [22] introduit un simulateur appelé *UAVnet*, conçu pour modéliser et analyser les menaces affectant les drones. Cette analyse met en évidence trois vulnérabilités majeures : l'authentification, l'autorisation et la validation des entrées. Celles-ci peuvent être exploitées pour mener des attaques de type déni de service (DoS : *Denial of Service*), rendant le drone inopérant lors de son déploiement.

Parmi les principales cyberattaques recensées dans la littérature, on trouve :

1. Brouillage et usurpation du GPS : les drones civils s'appuient massivement sur le GPS civil pour leur géolocalisation. Cependant, les signaux GPS qu'ils utilisent sont non chiffrés et facilement accessibles, ce qui les rend vulnérables au brouillage ou à l'usurpation (*spoofing*) [20]. De simples émissions radio peuvent suffire à perturber ces signaux. Les attaques de ce type peuvent provoquer une déviation de la trajectoire du drone ou même sa capture. Des contre-mesures, telles que l'implémentation de mécanismes de contrôle d'accès inspirés de ceux des drones militaires, ont été proposées pour protéger ces signaux sensibles [23].
2. Attaques sur les transmissions sans fil : les liaisons de données entre le drone et la station au sol sont aussi des points critiques. Elles peuvent être interceptées, perturbées ou usurpées, permettant ainsi à un attaquant de prendre le contrôle du drone ou d'interférer avec ses commandes. Les solutions actuelles reposent principalement sur le chiffrement des communications (clés symétriques, signatures numériques, contrôle d'accès, etc.), comme discuté dans [24]. L'efficacité de ces contre-mesures dépend tou-

tefois de la mise à jour régulière des algorithmes cryptographiques embarqués.

3. Autres attaques cybernétiques : D'autres menaces incluent la manipulation des flux vidéo, l'injection de données falsifiées dans les capteurs, ou encore l'introduction de logiciels malveillants. L'attaque du système de mission est également une cible stratégique, car elle peut compromettre l'objectif global du vol.

Deux exemples illustrent les différentes vulnérabilités entre drones civils et militaires :

Le drone militaire *Predator*, utilisé notamment par l'armée américaine, est capable d'embarquer des capteurs multiples ainsi que des armes (voir Figure 1.2) [17, 18]. Le drone civil *Phantom*, quant à lui, est destiné à un usage récréatif. Il est équipé d'une caméra et peut être contrôlé via un smartphone ou une liaison de communication sans fil (voir Figure 1.3) [19].



FIGURE 1.2 Exemple de drone militaire de type *Predator* [18].



FIGURE 1.3 Exemple de drone civil de type *Phantom* [19].

Ces deux cas illustrent bien la diversité des drones en termes de capacités et de vulnérabilités, et montrent que les mesures de protection doivent être adaptées au type et au niveau de criticité de l'usage.

1.3.2 Techniques d'usurpation et brouillage GPS, détection et contre-mesures pour véhicules aériens sans pilote

Dans cette section, nous analysons les techniques d'interférence ciblant les signaux GPS des drones civils, en particulier l'usurpation et le brouillage, ainsi que les méthodes actuelles de détection et les contre-mesures associées. Nous classifions les travaux selon trois axes : les types d'attaques, les méthodes de détection, et les approches de résilience par hybridation multi-capteurs.

1.3.2.1 Attaques d'usurpation et brouillage GPS

De nombreuses stratégies d'interférence GPS ont été proposées dans la littérature. Gao et Li [6] ont développé un modèle mathématique d'usurpation directe pour les récepteurs GNSS à couplage étroit. Leur méthode repose sur une déviation progressive de la trajectoire du drone à partir de son état estimé, ce qui permet d'éviter les détecteurs brutaux fondés sur des anomalies soudaine. Guo et al. [32] ont conçu une attaque furtive utilisant un GPS embarqué modifié intégrant un filtre d'estimation, capable de prévoir la trajectoire et de générer dynamiquement un faux signal GPS cohérent. Bien qu'efficaces, les travaux de Gao et Li [6] et Guo et al. [32] sont une approche basée sur la simulation et n'ont pas été testés sur une plateforme physique de drone.

D'autres recherches telles que celles Wang et al. [33] ont mis en évidence les risques dans les environnements à faible couverture satellitaire, où les signaux authentiques sont faibles et donc plus faciles à usurper.

Basan et al. [34] ont analysé empiriquement les effets des attaques à partir de journaux embarqués de drones. Ils identifient des anomalies dans la précision horizontale/verticale et le nombre de satellites visibles comme des indicateurs clés d'attaque. Cependant, leur méthode ne prend pas en compte les attaques modernes basées sur la radio définie par logiciel (SDR). (en Anglais SDR : *Software-Defined Radio*), qui impliquent l'utilisation de plusieurs SDR pour usurper un drone.

D'autre part, l'évolutivité des récepteurs de satellite GPS devient un enjeu important pour prendre en charge les fonctionnalités actuelles dans le but d'obtenir les meilleures performances possibles et une protection contre les attaques par usurpation d'identité. Les récepteurs GPS conventionnels dépendent fortement des composants matériels en raison des exigences de calcul intenses et ne sont pas flexibles pour les mises à jour essentielles. Les solutions émergentes de radio définie par logiciel (SDR) qui favorisent la mise en œuvre d'architecture de positionnement avec un haut niveau de flexibilité permettraient l'implémentation de la plupart des opérations critiques en mode logiciel. Cette flexibilité introduite par les SDR en fait également un instrument de recherche et développement privilégié pour le prototypage rapide et le test de nouvelles architectures et algorithmes de récepteurs GPS. Ces avantages de la technologie SDR pourraient penser à faire d'elle une bonne candidate garantissant flexibilité et évolutivité des récepteurs GPS. Cependant, tout comme on pourrait utiliser les techniques SDR pour détecter l'usurpation d'identité [35], elles pourraient être également utilisées comme vecteur d'usurpation. Dans ce sens, Wang et al. [25] ont développé un simulateur open-source *GPS-SDR-SIM* [26] capable de générer des signaux GPS fictifs transmis via *HackRF* [27] ou *BladeRF* [28]. Dans cette étude, le simulateur *GPS-SDR-SIM* a la capacité de générer des flux de données GPS, qui peuvent être par la suite convertis en signal radio fréquence via les plateformes radio définies par logiciel, telles que *BladeRF* et *HackRF*. Via cette technique, les auteurs ont démontré un transfert de position simulé de Pékin à Nagoya sur des dispositifs réels (téléphones, montres connectées).

Enfin, les techniques d'usurpation d'identité et de brouillage évoluent continuellement et il n'existe pas de techniques d'atténuation universelles qui traitent toutes les menaces actuelles et futures.

1.3.2.2 Méthodes de détection

La détection de l'usurpation et du brouillage GPS est un domaine actif de recherche, avec plusieurs techniques innovantes développées ces dernières années. Les méthodes de détection issues de la littérature sont regroupées selon les catégories ci-dessous :

1. Détection par apprentissage automatique ML (ML : *Machine Learning*) ;
2. Détection par les approches cryptographiques ;
3. Détection basée sur la fusion GPS/INS ;
4. Détection par les approches visuelles ;
5. Détection basée sur les approches statistiques.

Apprentissage automatique : comme méthode par apprentissage automatique, Panice et al. [37] ont proposé une approche de détection basée sur l'analyse d'estimation d'état à l'aide des techniques de machine à vecteurs de support SVM (SVM : *Support Vector Machine*). Dans ces travaux, les techniques SVM qui sont un ensemble de techniques d'apprentissage automatique supervisé (*Supervised Machine Learning*), sont proposées pour détecter les incohérences dans la distribution d'erreurs entre le GPS et le système de navigation inertielle d'un drone [37]. Cette méthode de détection d'usurpation GPS est pratique car contrairement à d'autres méthodes de détection, il ne nécessite pas de matériel. Cependant, elle n'est efficace que pour une attaque de courte durée. Au fur et à mesure que la durée de l'attaque augmente, la performance en souffre considérablement. De plus, il a été démontré que cette approche est incapable de détecter les cas d'usurpation de GPS où le malveillant a une certaine connaissance de la trajectoire du drone [38].

Approches cryptographiques : d'autres techniques de détection d'usurpation des signaux GPS des drones, comme les approches basées sur la cryptographie pour valider l'authenticité des signaux GPS, ont été proposées dans la littérature avec plus ou moins de succès. En effet, dans de nombreux cas, les mesures de sécurité basées sur la cryptographie nécessitent l'existence d'une clé privée pour chiffrement. Cela ne s'applique pas aux systèmes GPS civils, et donc chiffrer le GPS civil serait contre-intuitif. Néanmoins, les chercheurs continuent de proposer des méthodes qui permettent utilisation d'authentification cryptographique pour détecter l'usurpation des GPS civils. Dans ce sens, O'Hanlon et al. [39] exploitent les caractéristiques du signal de code militaire crypté $P(y)$ pour vérifier la présence d'attaques d'usurpation d'identité dans le signal GPS civil. Cette méthode utilise des corrélations entre les codes $P(y)$ de deux récepteurs GPS pour valider le signal GPS civil. Dans ce mécanisme de détection, l'un des deux récepteurs GPS doit être sécurisé à partir du GPS source d'usur-

pation. Dans le cadre d'expérimentation et développement de cette méthode, les résultats sont satisfaisants. Cependant, pour que cette méthode soit appliquée sur toute plateforme de drone, le système de détection doit avoir deux récepteurs, dont l'un doit être résistant à l'usurpation d'identité. Kerns et al. [40] proposent l'utilisation de bits réservés et non alloués dans le message de navigation du GPS pour l'authentification du signal GPS. Leur recherche suggère d'ajouter des tampons numériques au message de navigation de chaque signal GPS civil. Puis, d'utiliser ces tampons numériques par la suite pour authentifier le signal. Bien que ces méthodes cryptographiques fonctionnent par simulation, leur adoption pratique nécessiterait la modification des infrastructures GPS civils.

Détection par la fusion GPS/INS : l'effet des attaques par injection de fausses données sur l'estimation et le contrôle de l'état des drones a été proposé pour la première fois dans [36]. Chen et al. [36] ont proposé des attaques par fausse injection de données sur une architecture de navigation comprenant un estimateur de position basé sur le filtre de Kalman étendu EKF, version non-linéaire du filtre de Kalman (en anglais EKF : *Extended Kalman Filter*) et sur le contrôleur du drone de marque *ArduPilot* pour compromettre la position, l'attitude et les trajectoires de vol du drone [36]. Dans ces travaux, les positions des drones sont manipulées en injectant des positions GPS soigneusement construites pour affecter les trajectoires de vol des drones. Plusieurs scénarios de contre-mesures basés sur les corrections INS à l'aide du filtre EKF ont été réalisés par simulation avec des résultats plus ou moins satisfaisants et de courte durée. Cette méthode de mesure supplémentaire se concentre sur la surveillance de l'écart anormal et de la crédibilité des solutions de positionnement pour la détection d'usurpation d'identité ou de brouillage du signal GPS. Bien que la méthode IMU soit la plus largement utilisée comme système de positionnement alternatif en cas d'interférence du GPS des systèmes robotiques et autonomes, elle présente également certains inconvénients qui limitent ses performances de détection dans certains scénarios d'usurpation ou de brouillage. Puisque l'odométrie inertielle (position, vitesse et attitude) issue du système IMU est obtenue par intégration des signaux de l'accéléromètre et du gyromètre [50], l'erreur cumulative de ces capteurs (biais) engendrerait au fil du temps une dérive (*drift*) des signaux odométriques de l'IMU [51]. Cela limiterait alors les performances dans l'élimination des signaux d'interférence induits, qui entraînent un écart considérable entre l'odométrie inertielle estimée et les signaux réels, rendant ainsi la détection moins robuste [50][51][55].

Détection basée sur les approches visuelles : une solution alternative aux signaux odométriques inertiels estimés par intégration mathématique d'*Euler* de l'accélération linéaire et de la vitesse angulaire du drone fournis par les capteurs du système IMU, serait de rajouter

un capteur de vision à la plateforme GPS et INS pour la localisation du drone de manière à basculer rapidement sur l'odométrie visuelle en cas de dérive de l'odométrie inertielle du système IMU lors d'attaque du système GPS. C'est dans ce sens que Qiao et al. [71] ont proposé une méthode de détection de l'usurpation et brouillage du GPS basée sur des caméras pour les petits drones. Dans cette étude, les auteurs considèrent la vitesse des pixels obtenus via les caméras et calculée à partir d'images adjacentes à l'aide de la méthode de flux optique pyramidale Lucas-Kanade (LK) comme étant la vitesse linéaire du drone. Puis en intégrant cette vitesse, ils obtiennent la position estimée par imagerie visuelle du drone. Cette position ou vitesse linéaire couplée à la position ou vitesse linéaire obtenue à partir de la centrale inertielle IMU, constituent respectivement la position et la vitesse linéaire de référence du système drone. L'écart entre la vitesse linéaire de référence et la vitesse linéaire calculée par le récepteur GPS est utilisé pour la détection de l'usurpation. Les résultats de ces travaux montrent les améliorations de la robustesse du système de navigation dans la détection de l'usurpation ou brouillage du GPS du drone. Cette robustesse s'explique notamment par le fait que les mesures issues de la caméra installée sur le drone et utilisées dans la détection d'interférence du GPS sont séparées et découplées du système de positionnement empêchant alors au système de navigation intégré de fournir une position erronée en cas d'interférence. Néanmoins ces travaux ne traitent pas de la performance de positionnement après l'identification de l'usurpation du GPS notamment la robustesse du système en cas de biais ou bruits sur les mesures de la caméra. De plus la méthode de Qiao et al. [71] n'a pas été conçue pour les systèmes non linéaires d'hybridation GPS et VIO.

D'autres méthodes liées à l'utilisation des caméras montés sur les drones pour la localisation de ceux-ci ont été examinées. Hong et Lim [72] traitent de l'initialisation robuste et de l'estimation en temps réel du système d'odométrie visuelle inertielle, mais ne dispose pas de mesures GPS pour corriger et évaluer l'écart. Oleynikova et al. [73] traitent le problème de localisation comme un problème d'alignement entre une carte géographique locale et une carte géographique de référence embarquée dans les processeurs du drone. Cependant, aucune de ces recherches n'a fait référence à l'influence de l'interférence sur le GPS.

L'objectif principal de l'étude dans [70] est de vérifier l'efficacité d'un algorithme de détection de l'interférence du GPS assisté par des mesures des caméras et de la centrale inertielle IMU. La recherche sur les caractéristiques et les problèmes du système hybridé GPS et VIO en cas d'usurpation n'est pas suffisante. L'expérimentation du système fusionné GPS et VIO dans un environnement d'usurpation n'est pas non plus suffisante car ces études sont basées sur les techniques de localisation et cartographie visuelles simultanées V-SLAM (V-SLAM : *Visual Simultaneous Localization and Mapping*). Les techniques algorithmiques SLAM permettent d'obtenir une estimation globale de la trajectoire du véhicule autonome ou robot,

contrairement aux techniques d'odométrie visuelle (en anglais VO : *Visual Odometry*) qui se concentrent sur l'estimation locale de la trajectoire du véhicule autonome. Les techniques VO permettrait alors d'obtenir une estimation plus précise de la trajectoire locale et la position du robot [74], améliorant ainsi la détection d'interférence sur le GPS.

Détection statistique des attaques GPS : les méthodes statistiques de détection constituent un axe de recherche fondamental dans la lutte contre les attaques par usurpation et brouillage des signaux GPS. Elles visent à identifier des anomalies dans les mesures ou les résidus d'estimation en s'appuyant sur des modèles probabilistes et des techniques d'analyse statistique, sans nécessiter de matériel supplémentaire. Ces approches sont donc particulièrement adaptées aux plateformes légères comme les drones civils.

Parmi les approches les plus répandues, on trouve l'analyse des résidus entre la mesure GPS et l'estimation issue d'un estimateur, typiquement un filtre de Kalman étendu (*EKF*) ou un observateur non linéaire. Plusieurs travaux ont montré que les résidus issus d'une telle estimation suivent une distribution théorique bien connue en fonctionnement normal. Lorsque l'écart devient significatif, une alarme peut être générée. C'est le cas dans l'étude de Zhang et al.[83], qui ont démontré que la surveillance de ces résidus permet de détecter efficacement les attaques de type "replay" sur les systèmes GPS/INS.

Une autre approche repose sur les tests d'hypothèses statistiques. Ceux-ci consistent à formuler deux hypothèses : l'hypothèse nulle représentant un fonctionnement nominal, et l'hypothèse alternative traduisant la présence d'une attaque. Zhao et al. [84] ont appliqué cette méthodologie à un système de drone et montré que l'utilisation d'un test fondé sur les innovations du filtre permettrait de détecter les attaques par injection de fausses données, par exemple, avec une grande précision.

Certains auteurs ont proposé d'analyser la dynamique temporelle des résidus, en particulier dans le cadre de détections séquentielles. Des techniques comme les moyennes mobiles (*moving average*) ou les tests de type *CUSUM* sont utilisées pour suivre l'évolution des anomalies dans le temps [85]. Tippenhauer et al. [85] ont démontré que de telles approches permettent de détecter des attaques "furtives", notamment celles visant à dévier lentement la trajectoire d'un drone sans provoquer d'anomalie brutale immédiatement observable.

Les approches statistiques peuvent aussi être enrichies par l'utilisation de plusieurs sources de données. Schmidt et al.[86] ont proposé un cadre de détection exploitant les incohérences statistiques entre les capteurs GPS, IMU et vision embarquée. Leur méthode repose sur la comparaison des estimations croisées entre capteurs pour mettre en évidence des divergences symptomatiques d'une attaque ciblée sur l'un des canaux.

Pour améliorer la robustesse des estimateurs face aux perturbations ou *outliers* générés par des attaques sophistiquées, certains travaux ont introduit des fonctions de pénalisation non linéaires dans les filtres. Zhou et al.[87] ont notamment modifié un filtre EKF en intégrant une fonction robuste inspirée de la perte de *Huber*. Leur étude montre que cette modification permet de limiter l'impact des fausses données tout en maintenant une bonne précision de navigation en conditions normales.

Enfin, les méthodes de détection fondées sur l'analyse statistique des résidus ou erreur de position constituent une solution efficace, peu coûteuse et facilement intégrable pour renforcer la sécurité des systèmes de navigation par satellite. Leur performance dépend cependant fortement de la qualité du modèle de bruit utilisé, du calibrage des seuils de décision et du niveau de redondance sensorielle disponible sur la plateforme.

1.3.2.3 Contre-mesures : Hybridation des capteurs de navigation par filtrage non linéaire

En raison de l'utilisation accrue de la technologie des capteurs inertiels, en partie due aux réductions de prix et de la taille ainsi qu'à l'augmentation de la qualité de ces capteurs au cours des trois dernières décennies, les observateurs non linéaires (en anglais NLO : *Non Linear Observer*) pour l'estimation de la position, de la vitesse et de l'attitude des systèmes autonomes ont été développés. Ces résultats se concentrent sur les propriétés de stabilité des estimateurs déterministes, généralement conçus en utilisant la théorie de la stabilité basée sur *Lyapunov*. Cela contraste avec les estimateurs stochastiques tels que les filtres de Kalman *EKF*, les filtres de Kalman *EKF* Multiplicatif (en anglais MEKF : *Multiplicative Extended Kalman Filter*) [52] et les filtres de Kalman *UKF* (en anglais UKF : *Unscented Kalman Filter*) [53], qui sont basés sur un filtrage approximatif de la variance minimale. Un autre estimateur utilisé pour résoudre le problème de vulnérabilités des systèmes de navigation aux cyberattaques, également très différent de ceux basés sur la théorie de la stabilité, est le filtre à particules *PF* (PF : *Particle Filter*) [62], où un ensemble d'échantillons simulés (particules) est choisi et utilisé pour approximer la distribution à posteriori du processus aléatoire en cas de brouillage du GPS du système de navigation.

Les résultats des travaux de [54] à [56] sont des exemples d'observateurs non linéaires NLO couvrant divers aspects de la navigation. Une partie de la motivation de la recherche sur les observateurs NLO est de fournir une solution de navigation utilisant des algorithmes alternatifs aux solutions standards de l'industrie basées sur EKF [57] - [60], *MEKF* [52] et d'autres estimateurs bayésiens pour pouvoir garantir la robustesse du système de navigation. Concernant les systèmes de navigation pour plates-formes autonomes et les nouvelles applications

grand public, un autre objectif consiste en la réduction du temps de calcul des éléments de navigation estimés. Une telle réduction pourrait permettre l'utilisation d'unités de calcul de petite taille et légères avec une résolution arithmétique réduite par rapport aux ordinateurs de navigation standard de l'industrie. La réduction de l'ordinateur de navigation est bénéfique dans la mesure où plus d'espace, de poids, d'énergie et de puissance sont disponibles pour toute charge utile dont l'utilisateur souhaiterait intégrer dans la plate-forme autonome. Contrairement aux méthodes stochastiques, en particulier le filtre PF , qui exige un nombre d'échantillons simulés (particules) élevé et par conséquent une charge de calcul élevée pour approximer correctement la distribution à posteriori, les NLO présentent l'avantage d'une charge de calcul moindre. Cette caractéristique des observateurs NLO ferait d'eux un candidat de choix de technique de contre-mesure aux attaques d'usurpation et de brouillage des systèmes de navigation des drones civils qui sont de plus en plus miniaturisés.

Dans [54] - [56], les gains fixes des observateurs NLO déterminés par les techniques de contrôle comme le placement de pôle (par exemple), sont suffisants pour atteindre des propriétés de stabilité spécifiques et garantissent un haut degré de robustesse. Bien que les observateurs NLO soient généralement conçus à l'aide de la théorie de la stabilité non linéaire en temps continu, plusieurs autres études ont été réalisées dans [58] pour répondre à la question de savoir comment discrétiser au mieux la dynamique de l'observateur et comment gérer les mesures qui peuvent avoir des fréquences d'échantillonnage différentes (exemple : GPS échantillonné à basse fréquence alors que IMU est échantillonné à haute fréquence), être asynchrones ou être retardées. Quelques réponses sont données dans [61] par la mise en œuvre du filtre complémentaire pour l'estimation d'attitude d'un système robotique. Pour la mise à jour des estimations de position et de vitesse, la meilleure pratique semble être l'utilisation d'un algorithme correcteur-prédicteur [63], similaire aux étapes de mise à jour des variables estimées dans un filtre de Kalman [64]. Des idées similaires peuvent être utilisées pour traiter les mesures retardées, lorsque le retard est connu [65][66][67].

1.3.2.4 Conclusion

L'intégration de capteurs multiples permet non seulement la détection d'attaques mais également une continuité de navigation en cas d'anomalie. Les approches par odométrie visuelle offrent une estimation précise de la position locale du drone et complètent les faiblesses des capteurs IMU, qui souffrent de dérives à long terme dues à l'intégration des signaux d'accélération et de rotation.

Enfin, les observateurs non linéaires, conçus via des techniques de stabilité de *Lyapunov*, apparaissent comme une alternative robuste aux filtres stochastiques de type Kalman (EKF,

UKF, PF). Moins gourmands en calcul, ils s'adaptent mieux aux plateformes embarquées à ressources limitées, et présentent une résistance accrue aux signaux manipulés. La combinaison de tels observateurs avec des capteurs multiples, y compris des caméras, constitue aujourd'hui une piste prometteuse pour détecter, atténuer, voire contourner les effets d'une attaque par usurpation GPS.

Toutefois, la littérature reste encore limitée sur l'analyse des performances de stabilité et de robustesse des plateformes intégrant à la fois l'hybridation GPS/INS/VO, les techniques de détection basées sur les approches statistiques et la mesure du flux optique pour la direction de vitesse du véhicule (odométrie visuelle) par gradient descendant.

L'élaboration des algorithmes et de l'architecture présentés dans ce mémoire s'appuie alors directement sur une sélection de travaux de recherche antérieurs, dont les contributions fondamentales sont synthétisées dans le tableau 1.1. Ces références ont permis de structurer les choix méthodologiques en matière de modélisation, d'observation non linéaire, de traitement visuel et de détection statistique.

Références	Contributions
Byrne et al. [68]	Proposition d'une architecture d'observateurs non linéaires pour la fusion multi-capteurs, incluant un observateur d'attitude sur le groupe de Lie $SO(3)$ et un observateur translationnel pour la reconstruction robuste de la position et de la vitesse.
Jäggle et al. [82]	Étude de l'odométrie visuelle à partir de caméras monoculaires, avec modélisation probabiliste des incertitudes liées aux déplacements visuels.
Wang et al. [89]	Présentation des fondements dynamiques de l'odométrie inertielle, en lien avec les caractéristiques physiques des IMU et leur intégration dans une chaîne de propagation d'état.
Bouazza et al. [91]	Développement d'un algorithme de descente de gradient projetée sur la sphère unité S^2 , permettant une estimation robuste de la direction de vitesse à partir du flux optique.
Zhou et al. [87]	Amélioration de la robustesse de l'estimation directionnelle en éliminant les erreurs aberrantes (<i>outliers</i>) à l'aide de techniques robustes d'inférence visuelle comme la fonction <i>Huber</i> .
Zhang et al. [83], Zhao et al. [84]	Mise en œuvre de la distance de <i>Mahalanobis</i> pour la détection statistique d'anomalies dans les résidus d'innovation du filtre de navigation.
Ippenhauer et al. [85]	Intégration d'une moyenne mobile exponentielle (EMA) à la distance de <i>Mahalanobis</i> afin de lisser la détection et d'assurer une transition plus progressive en phase d'alerte.

TABLEAU 1.1 Travaux de référence ayant servi de fondement à la présente architecture

1.4 Objectifs de recherche

Ce mémoire s'inscrit dans le domaine de la navigation autonome, avec une attention particulière portée à la résilience des systèmes hybrides GPS-INS, GPS-VIO et GPS-VIO-Baro face aux attaques par usurpation (*spoofing*) et brouillage (*jamming*) des signaux GPS dans le contexte des véhicules aériens sans pilote civils. Il se structure autour de deux volets principaux.

1. Le premier volet porte sur l'analyse de la vulnérabilité des systèmes de navigation embarqués sur les drones civils, en particulier leur exposition aux attaques de type usurpation et brouillage GPS. Cela inclut l'étude des fondements théoriques des technologies GPS, INS et VO, ainsi que leur comportement en conditions de compromission du signal satellite.

2. Le second volet est consacré à la mise en œuvre de contre-mesures face à ces vulnérabilités. Il s'agit notamment de développer et simuler des familles d'algorithmes hybrides combinant les données GPS avec celles de l'INS, puis avec la VIO, et enfin avec une extension par intégration d'un capteur barométrique (Baro). Ces algorithmes seront évalués dans divers scénarios simulés de perte ou d'attaque GPS. La robustesse du système sera analysée en fonction des performances obtenues par l'apport successif de la VIO, du Baro, ainsi que des méthodes de détection statistique fondées sur les innovations.

Pour circonscrire la portée (*scope*) de notre recherche, les objectifs définis s'accompagnent d'un ensemble d'hypothèses de recherche (H1 à H9) portant sur les capteurs inertiels (gyroscopes et accéléromètres), le système GPS, la caméra, ainsi que la dynamique des observateurs non linéaires. Ces hypothèses constituent le cadre théorique dans lequel s'inscrivent les développements méthodologiques, et sont détaillées dans les sections 2.4.1, 2.4.2, 2.4.3.1 et 4.2.1.

1.5 Questions de recherche

Afin de structurer l'investigation et atteindre les objectifs de recherche, les questions suivantes guident notre démarche de recherche :

1. **Q1** : Quelle est la capacité du système GPS/INS à résister à des attaques de spoofing en conditions simulées ?
2. **Q2** : Quelles techniques de détection permettent d'identifier efficacement une attaque GPS sans générer de fausses alertes excessives ?
3. **Q3** : Dans quelles conditions (texture visuel, durée de l'attaque, temps de calcul, fréquence capteur) la VIO permet-elle de restaurer ou maintenir une précision de navigation acceptable ?

1.6 Contributions du mémoire

Afin d'atteindre les objectifs de recherche définis à la section 1.4 et de répondre aux questions de recherche formulées à la section 1.5, ce mémoire apporte les contributions suivantes :

1. Une revue critique et structurée de l'état de l'art, mettant en évidence les limitations

des architectures classiques GPS/INS, ainsi que les avancées récentes en matière d'odométrie visuo-inertielle et de détection des attaques visant les systèmes GNSS.

2. La conception d'une architecture de navigation hybride GPS/INS/VO, dans laquelle la VO repose sur une estimation synthétique du flux optique à l'aide d'un algorithme de gradient descendant appliqué à des repères visuels simulés.
3. La proposition d'une extension GPS/INS/VO/Baro intégrant un capteur barométrique, en vue d'améliorer la robustesse et la stabilité de l'estimation d'altitude, notamment en cas d'indisponibilité ou de compromission du signal GPS.
4. Le développement d'un cadre expérimental orienté vers la détection d'anomalies, incluant la simulation de scénarios d'usurpation GPS, l'implémentation d'une stratégie de détection reposant sur la distance de Mahalanobis couplée à une moyenne exponentielle glissante (EMA), ainsi qu'une évaluation de la stabilité et de la continuité de la navigation.

L'originalité de ce mémoire repose sur l'intégration d'un estimateur visuel synthétique étendu par l'intégration d'un capteur barométrique pour la correction inertielle, ainsi que sur l'analyse conjointe de la détection d'anomalies et de la continuité de la navigation dans un cadre unifié. Ces contributions renforcent les fondements de la navigation autonome sécurisée, et ouvrent la voie à des extensions embarquées applicables à des environnements opérationnels réels.

1.7 Organisation du document

Le présent mémoire est structuré en six chapitres interdépendants, chacun contribuant à l'élaboration d'une architecture robuste de navigation autonome intégrant GPS, INS, odométrie visuelle et capteur barométrique, ainsi qu'un module de détection d'usurpation ou brouillage GPS. La structure du document est la suivante :

1. Chapitre 1 – Introduction

Ce chapitre expose le *contexte général* du projet de recherche, en soulignant l'importance croissante de la navigation autonome pour les véhicules aériens sans pilote (UAV). Il identifie ensuite la *problématique* spécifique liée à la vulnérabilité des signaux GPS, justifiant la nécessité de stratégies de navigation robustes. Une *revue de littérature* y est présentée, couvrant les menaces cybernétiques, les attaques GPS, les techniques de détection et les approches d'hybridation. Les *objectifs et questions de recherche* sont formulés, suivis des *contributions majeures du mémoire*.

2. Chapitre 2 – Navigation inertielle assistée par GPS

Ce chapitre développe les *principes théoriques de la navigation inertielle (INS)* et du positionnement par satellites (GPS), en détaillant les référentiels utilisés, la modélisation cinématique, les sources d’erreurs et les limites de chaque système pris isolément. Ensuite, il présente l’*architecture de fusion GPS/INS*, la *formulation mathématique du problème*, ainsi que la *conception d’observateurs non linéaires* pour l’estimation des états de navigation. L’implémentation des modèles discrets complète cette section.

3. Chapitre 3 – Attaques GPS et méthodes de détection

Ce chapitre introduit les *vulnérabilités spécifiques aux signaux GPS*, exploitées dans le cadre des attaques par usurpation ou brouillage. Un *modèle d’attaque* est formulé à des fins de simulation, suivi de la présentation d’une *méthode de détection statistique* reposant sur l’analyse des innovations issues des observateurs non linéaires. Une série de *simulations avec et sans attaques GPS*, réalisées sur une plateforme d’hybridation GPS-INS, est ensuite menée. Ces expériences permettent, d’une part, de démontrer les limites du système INS en tant que solution autonome de navigation lors d’attaques GPS, et d’autre part, d’illustrer l’efficacité du modèle proposé pour la *détection d’usurpation GPS*.

4. Chapitre 4 – Navigation robuste face aux attaques GPS : intégration de l’odométrie visuelle

Afin de renforcer la robustesse du système face aux menaces GPS, ce chapitre explore l’*odométrie visuelle (VO)* et sa combinaison avec les données inertielles (VIO). L’approche par *flux optique* est décrite, avec une emphase sur l’estimation de la *direction de vitesse sur la sphère S^2* . L’architecture complète de *fusion GPS/VIO*, incluant deux observateurs non linéaire, est détaillée, avec des extensions intégrant un *baromètre altimétrique* pour garantir la continuité verticale en cas d’attaque GPS.

5. Chapitre 5 – Résultats et discussions

Ce chapitre présente de manière systématique les *résultats de simulation* pour plusieurs scénarios : (1) référence sans attaque, (2) estimation visuelle de la direction de vitesse (VO), (3) navigation sous attaque GPS, (4) fusion GPS/VIO sous attaque, et (5) extension avec baromètre. Une *analyse quantitative des performances*, incluant le *coût computationnel*, est fournie. Une *discussion critique* clôture ce chapitre en confrontant les résultats aux objectifs et à la littérature existante.

6. Chapitre 6 – Conclusion et perspectives

Le mémoire s’achève par une *synthèse des contributions principales*, une *analyse des limites identifiées* (liées aux modèles, à l’implémentation et aux conditions de simulation), ainsi que des *recommandations pour les travaux futurs*. Ces perspectives incluent

la *validation expérimentale embarquée*, l'amélioration des modèles et la prise en compte des *exigences réglementaires* pour une intégration dans des systèmes drones civils (notamment selon les cadres de l'EASA et de la FAA).

CHAPITRE 2 NAVIGATION INERTIELLE ASSISTÉE PAR GPS

2.1 Introduction générale à l'hybridation GPS/INS

La navigation désigne l'art de se repérer dans l'espace. Pour les systèmes de drones, elle est réalisée à l'aide d'un ensemble de capteurs embarqués dans le drone, permettant de localiser et d'orienter ce dernier par une série de mesures. Toutefois, les premiers calculs de localisation ont été menés à partir d'observations visuelles fondées sur des points de repère dont la position était connue. Les corps célestes, en raison de leur éloignement et de leur apparente fixité pour un observateur terrestre, ont ainsi été très tôt utilisés comme "balises" de positionnement. Ces approches empiriques ont posé les jalons de la navigation des véhicules aériens. Parmi les systèmes de positionnement actuellement utilisés, nous nous intéressons principalement aux trois catégories suivantes :

1. **Les systèmes de radio-navigation** : Ces systèmes sont les héritiers directs des systèmes de navigation céleste dont la fiabilité était limitée par les conditions de visibilité (pluie, couverture nuageuse, brouillard). Cette difficulté a été surmontée avec la radio-navigation, où le positionnement est réalisé à partir d'ondes radioélectriques émises par des balises. Connaissant l'angle et/ou le temps d'arrivée de ces signaux, la position du véhicule est déduite par triangulation [76]. Les systèmes de positionnement par satellites, apparus dans les années 1960 [76], marquent une avancée majeure. Grâce à des émetteurs placés en orbite, il devient possible de déterminer la position en 3 dimensions. Ces systèmes ont évolué vers des technologies comme le GPS, qui est devenu un outil incontournable pour la localisation des véhicules et pour nos déplacements quotidiens.
2. **Les systèmes de navigation à l'estime** : Ils sont fondés sur des mesures directes du mouvement du véhicule. En connaissant la position initiale du véhicule et sa vitesse (direction et amplitude), la position peut être calculée par intégrations successives. Les systèmes de navigation inertielle (INS) sont une extension directe de ces systèmes, reposant non plus sur une mesure de vitesse mais sur une mesure d'accélération, intégrée deux fois pour obtenir la vitesse puis la position. Ils nécessitent des conditions initiales précises sur la position et la vitesse.

Autrefois utilisés uniquement dans les gros avions de ligne transocéaniques, les systèmes de navigation inertielle (INS) sont désormais utilisés dans de très petits véhicules aériens, notamment les drones, pour leur navigation et leur positionnement dans un espace contrôlé. L'adoption des INS dans ces petits véhicules a été rendue possible

par les progrès de la miniaturisation électronique, en particulier grâce à la technologie MEMS (*Micro Electro-Mechanical Systems*), qui combine des composants mécaniques et électriques à très petite échelle (de 1 μm à 1 mm) [41].

3. **Les systèmes de navigation par vision :** Ces systèmes consistent, à partir d'un ensemble de caméras installées sur le véhicule ou robot, à estimer la trajectoire du mouvement du véhicule. Cette dernière catégorie sera discutée à la section 4.2.

Pour compenser les erreurs de dérive sur les mesures de localisation des systèmes de navigation inertiels, les architectures de navigation autonome des drones combinent le système de positionnement GPS au système INS. L'hybridation GPS/INS repose alors sur la complémentarité entre un système inertiel, autonome dont les signaux sont mis à jour à des fréquences élevés mais sujet à des biais et des dérives qui augmentent les erreurs au fil du temps, et un système de positionnement par satellite mis à jour à des fréquences basses, précis à long terme mais dépendant de la disponibilité du signal. Cette synergie suggère une approche d'intégration utilisant le système INS pour une navigation et un guidage précis du drone, le GPS étant utilisé pour calibrer périodiquement le système INS et limiter ainsi ses erreurs [59]. Cette stratégie d'hybridation s'avère également utile dans des environnements GPS dégradé de courte durée [59]. Un filtre de *Kalman* [50][58] sert à fusionner les données des capteurs GPS et INS et permet d'estimer les erreurs de navigation pour correction ultérieure. La conception du filtre de navigation est donc cruciale pour les performances de la fusion GPS/INS. D'ailleurs, plusieurs approches peuvent être utilisées pour hybrider les systèmes GPS et INS, se différenciant par la profondeur de l'interaction et par les informations partagées entre les systèmes. Les stratégies les plus courantes sont l'hybridation par couplage léger ou hybridation lâche (en anglais : *loosely coupled integration*) et l'hybridation par couplage étroit ou hybridation serrée (en anglais : *tightly coupled integration*) [68].

Hybridation par couplage léger : L'hybridation par couplage léger met en jeu les estimés cinématiques issus du filtre de navigation GNSS ou GPS. Comme illustré à la figure 2.1, cette solution se caractérise par le fait que la fusion des mesures fournies par le système GPS et celles fournies par les capteurs du système INS se fait sans une interdépendance directe et stricte entre les deux systèmes de mesure. Dans cette architecture, le récepteur GPS possède son propre filtre de *Kalman* interne pour traiter les mesures de pseudo-distance et de delta-distance dérivées du satellite. Dans cette configuration, le système GPS et le système INS fonctionnent de manière relativement indépendante, et leurs données sont ensuite fusionnées pour obtenir une estimation de la position et de la trajectoire du véhicule [68]. Par ailleurs, bien que facile à implémenter, ce type d'hybridation exige de connaître avec précision la façon dont le calcul de navigation GPS a été effectué afin de modéliser

correctement l'erreur de mesure dans les équations du filtre d'hybridation.

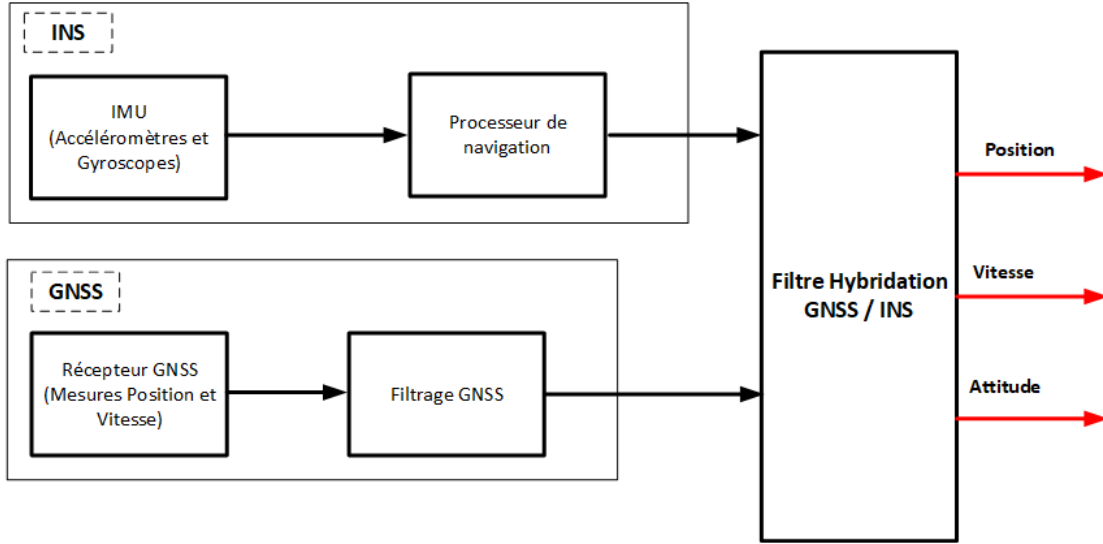


FIGURE 2.1 Hybridation par couplage léger.

Hybridation par couplage étroit : L'hybridation par couplage étroit en revanche combine directement les données brutes des deux systèmes de capteurs GPS et INS pour obtenir une estimation de position, de vitesse et d'orientation plus précise du véhicule. Comme illustré à la figure 2.2, dans cette configuration, le GPS fournit les données brutes de pseudo-distances et de vitesse Doppler directement depuis les satellites sans filtrage préalable. Contrairement à l'hybridation par couplage léger, l'hybridation serrée intègre les mesures de GPS et les mesures du système INS dans un modèle commun [68]. Par ailleurs, ce type d'hybridation exige une connaissance des positions des satellites GPS qui peuvent être calculées à l'aide des éphémérides diffusées par satellite.

Enfin, la mise en œuvre et le réglage de la fusion GPS et INS sont plus simples avec une hybridation lâche qu'avec une hybridation serrée, car les mesures de pseudo-distance avec différents angles d'élévation peuvent avoir des caractéristiques de bruit considérablement différentes.

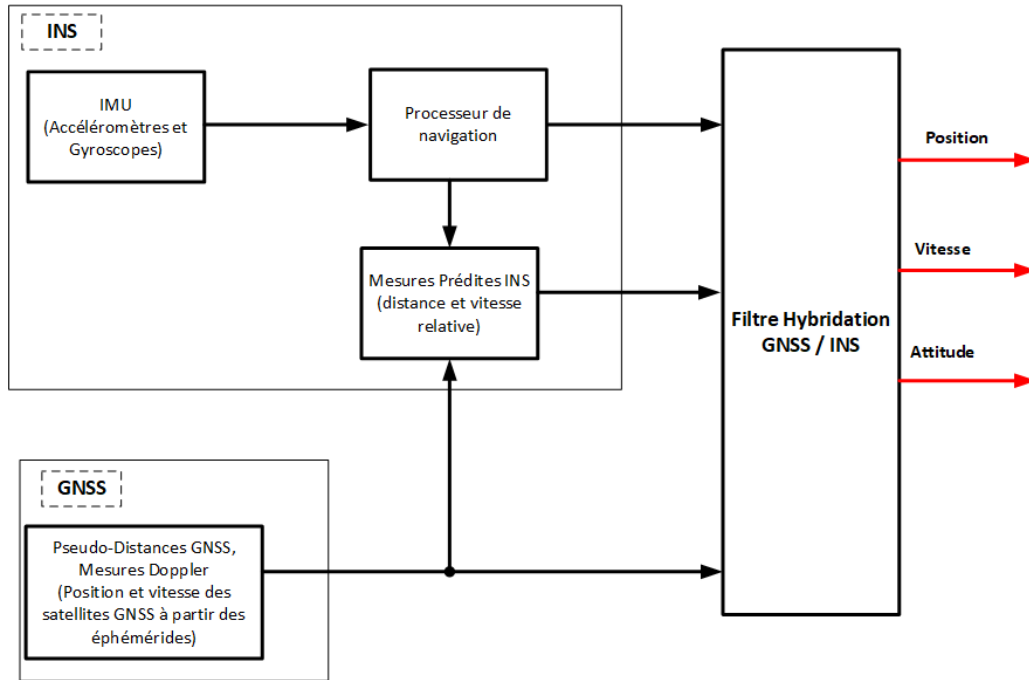


FIGURE 2.2 Hybridation par couplage étroit.

Avant d'aborder l'intégration des systèmes de navigation INS et des systèmes de positionnement par satellites GPS, il est fondamental de procéder à une étude distincte de chacun de ces systèmes. Cette approche permettra d'en comprendre les principes théoriques sous-jacents ainsi que les mécanismes physiques qui régissent leur fonctionnement. Une telle analyse présentée, dans les sections 2.2 et 2.3, est indispensable non seulement pour maîtriser les fondements mathématiques, algorithmiques et physiques de chaque technologie, mais aussi pour identifier les contraintes opérationnelles et les limites propres à chacune.

2.2 Principes de navigation inertielle INS

Le système de navigation INS des drones est un système d'aide à la navigation du véhicule. Comme le montre la figure 2.3, le système INS comprend deux parties principales : la centrale inertielle IMU et l'ordinateur de navigation.

La centrale inertielle IMU comprend les capteurs de navigation tels que trois gyroscopes pour la mesure de la vitesse angulaire (ω) et trois accéléromètres pour la mesure de l'accélération linéaire (a) dans le système de coordonnées du drone [42].

Les accéléromètres fournissent des informations sur la dynamique du véhicule alors que les gyroscopes permettent de définir le repère de mesure [42]. Pour les systèmes dits à plate-forme

stabilisée, les sorties des gyrosopes permettent à un système de servo-commandes d'asservir la plate-forme de capteurs à l'horizontale et donc de l'isoler des rotations du véhicule. À l'inverse, les systèmes à composants liés (ou architecture *strapdown*) sont caractérisés par une plate-forme solidaire de la structure de l'appareil. Les mesures obtenues sont donc exprimées dans le repère du véhicule.

Les capteurs inertiels mesurent des forces et des moments conformément aux principes fondamentaux de la dynamique, des vitesses angulaires et des accélérations. À partir de ces sorties capteurs, le calculateur ou ordinateur de navigation procède à la cinématique inertielle via des équations d'intégration et changements de repères et de référentiels nécessaires pour le calcul de positionnement. Dans ce contexte, il est fondamental de définir les référentiels de navigation utilisés ainsi que les principes de conversation entre les repères.

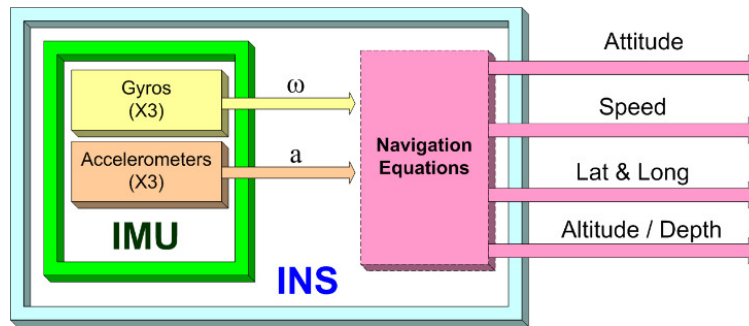


FIGURE 2.3 Architecture système INS [42].

2.2.1 Référentiels de navigation et représentation de l'orientation

Tout comme les avions, les drones sont des véhicules aériens à 6 degrés de liberté, comprenant 3 translations et 3 rotations autour de leur centre de masse. Ces mouvements sont représentés dans différents systèmes de référence, tels que le repère mobile (*Body Axes*) et le repère fixe terrestre encore appelé référentiel inertiel. Pour des besoins de modélisation, des transformations entre ces référentiels sont nécessaires afin d'exprimer les vecteurs et mesures dans le système adapté à l'application. Avant de détailler les processus de mesure et de calcul inertiel, nous nous intéressons aux différents repères/référentiels intervenant classiquement en navigation inertielle.

2.2.1.1 Les repères de navigation

Les principaux référentiels utilisés en navigation inertielle sont illustrés à la figure 2.4.

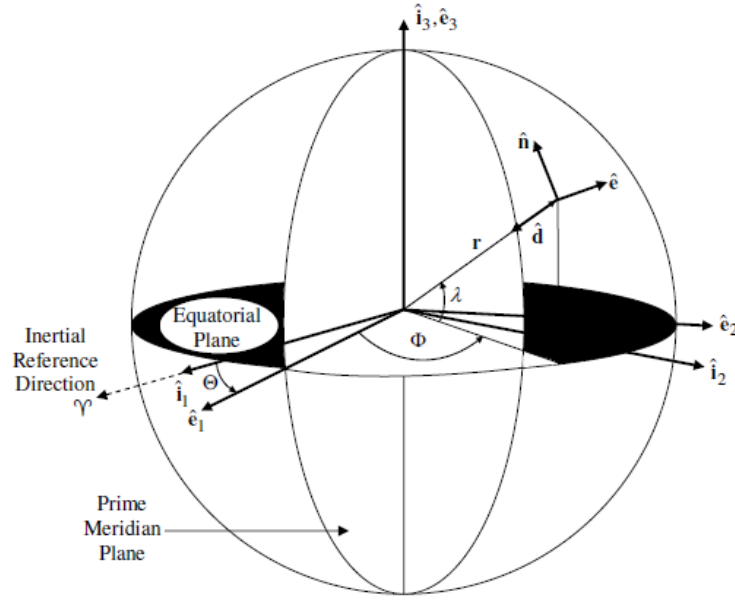


FIGURE 2.4 Repères de navigation inertielle [43].

1. **Repère terrestre inertielle (ECI)** : Ce repère $(\hat{i}_1, \hat{i}_2, \hat{i}_3)$ a pour origine le centre de la Terre. L'axe $\hat{i}_3$ pointe vers le nord le long de l'axe de rotation terrestre, tandis que $\hat{i}_1$ et $\hat{i}_2$ se situent dans le plan équatorial [43].
2. **Repère terrestre fixe (ECEF)** : Ce repère $(\hat{e}_1, \hat{e}_2, \hat{e}_3)$ partage son origine avec le repère ECI, mais il tourne avec la Terre. Comme dans le repère ECI, $\hat{e}_3$ pointe vers le nord, tandis que $\hat{e}_1$ et $\hat{e}_2$ sont alignés avec le méridien principal [43].
3. **Repère terrestre NED (North-East-Down)** : Ce repère $(\hat{n}, \hat{e}, \hat{d})$ est couramment utilisé en navigation locale. Il est défini par un plan tangent à la surface géodésique au point d'intérêt, avec $\hat{n}$ orienté vers le nord, $\hat{e}$ vers l'est, et $\hat{d}$ vers le bas, suivant le vecteur gravité local $\tilde{g}$ [43].
4. **Repère mobile du véhicule (Body Axes)** : Ce repère $(\hat{b}_1, \hat{b}_2, \hat{b}_3)$ est attaché au véhicule et tourne avec lui [43].

2.2.1.2 Représentation de l'orientation du véhicule aérien

L'orientation (ou attitude) d'un drone décrit sa rotation dans l'espace par rapport à un référentiel inertielle. Les méthodes les plus courantes en aéronautique pour représenter cette orientation sont les quaternions et les angles d'Euler. Chaque méthode offre des avantages et des limites selon l'application, comme expliqué ci-dessous.

Représentation par quaternions : Un quaternion unitaire Q est une représentation mathématique de l'attitude dans l'espace Hamiltonien $\mathbb{H}$, définie par un vecteur à quatre paramètres [48] :

$$\mathbb{H} := \{Q \in \mathbb{R}^4 \mid \|Q\|^2 = 1\}$$

Où $\|Q\|$ est la norme euclidienne du quaternion Q . Le vecteur Q est défini comme suit :

$$Q = \begin{bmatrix} \cos(\varphi/2) \\ k_x \sin(\varphi/2) \\ k_y \sin(\varphi/2) \\ k_z \sin(\varphi/2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} q_0 \\ q \end{bmatrix}$$

Où $q_0 = \cos(\varphi/2)$, $q = k \sin(\varphi/2)$, et $k = (k_x, k_y, k_z)$ est le vecteur directeur de l'axe de rotation. Les quaternions permettent de représenter l'attitude de manière non singulière et compacte, évitant les problèmes de discontinuité rencontrés avec les angles d'Euler (*gimbal lock*). Ils sont également bien adaptés aux calculs numériques et aux intégrations dans les algorithmes de contrôle.

Pour convertir un quaternion en matrice de rotation 3×3 , on utilise l'équation de Rodrigues :

$$R(Q) = (q_0^2 - \|q\|^2)I_3 + 2qq^\top + 2q_0[q]_\times$$

Où $[q]_\times$ est la matrice antisymétrique (*skew-symmetric matrix*) associée au vecteur q . Pour un vecteur $q = \begin{bmatrix} q_1 & q_2 & q_3 \end{bmatrix}^\top \in \mathbb{R}^3$, cette matrice est définie comme suit :

$$[q]_\times = \begin{bmatrix} 0 & -q_3 & q_2 \\ q_3 & 0 & -q_1 \\ -q_2 & q_1 & 0 \end{bmatrix}.$$

La matrice $[q]_\times$ est utilisée pour représenter les produits vectoriels dans l'espace matriciel, et elle joue un rôle clé dans la construction de la matrice de rotation $R(Q)$ à partir du quaternion Q .

Représentation par angles d'Euler : Les angles d'Euler décrivent l'attitude d'un drone par une séquence de trois rotations successives : lacet (ψ), tangage (θ), et roulis (ϕ). Ces rotations sont particulièrement intuitives car elles correspondent à des mouvements réels et mesurables du véhicule aérien.

Les matrices de rotation associées aux trois axes sont :

$$R_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \phi & \sin \phi \\ 0 & -\sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix}, \quad R_y = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & -\sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \theta & 0 & \cos \theta \end{bmatrix}, \quad R_z = \begin{bmatrix} \cos \psi & \sin \psi & 0 \\ -\sin \psi & \cos \psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

La rotation totale est donnée par la convention *Yaw-Pitch-Roll* :

$$R = R_z R_y R_x$$

Cette convention est couramment utilisée en aéronautique, mais elle présente une singularité lorsque $\theta = \pm\pi/2$, rendant les calculs ambigus.

Les angles d'Euler sont intuitifs et simples à interpréter, ce qui les rend idéaux pour des visualisations ou des systèmes nécessitant une interaction humaine. Cependant, leur singularité (*gimbal lock*) et leur dépendance à une séquence de rotations spécifique peuvent poser problème pour des applications nécessitant une robustesse algorithmique.

Les quaternions, en revanche, offrent une solution mathématiquement robuste et non singulière, adaptée aux calculs complexes et aux simulations. Ils permettent également une interpolation fluide de l'attitude, ce qui est essentiel pour des applications dynamiques telles que les drones.

Dans cette étude, les deux méthodes seront utilisées selon les exigences algorithmiques, avec une préférence pour les quaternions dans les scénarios nécessitant des calculs robustes. Il existe des formules mathématiques établies pour effectuer la conversion entre les quaternions et les angles d'Euler, et ces conversions sont largement implémentées dans la plupart des bibliothèques logicielles utilisées en robotique et aéronautique, telles que *ROS : Robotic Operating System*, *Matlab*, etc.

2.2.2 Modèle continu de la cinématique inertielle du drone

Le modèle mathématique du système INS est le modèle de navigation qui permet à partir des mesures de l'accéléromètre et du gyroscope dans le repère du drone $\mathcal{B}$ (*Body Axes*) et de leur transformation dans le repère inertiel $\mathcal{I}$ par les matrices de transformation telle que définie à la section 2.2.1.2, d'estimer la position, la vitesse et l'orientation du drone dans le référentiel inertiel terrestre. Comme défini à la section 2.2.1.1, le repère mobile $\mathcal{B}$ est attaché au drone et tourne avec lui. On considère que le référentiel inertiel $\mathcal{I}$ est un repère fixe de type *NED* dont les vecteurs unitaires sont définis comme à la section 2.2.1.1.

On considère la technologie *strapdown* dont l'unité inertielle décollante est un système de type MEMS qui présente des caractéristiques intéressantes de robustesse aux perturbations et bruits [57]. Le modèle continu de la cinématique inertielle du drone est alors resumé comme illustré à la figure 2.5.

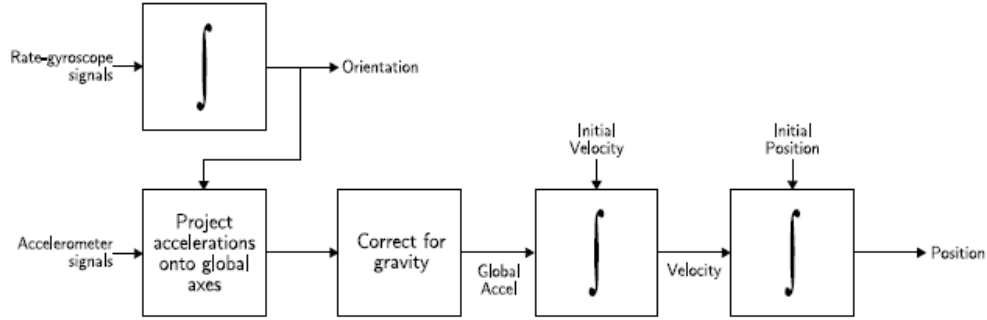


FIGURE 2.5 Architecture continue de la cinématique inertielle [47] .

Dans la figure 2.5, on considère que l'assiette ou orientation du drone est exprimée par le quaternion unitaire q . Le quaternion unitaire q représente la rotation du repère mobile $\mathcal{B}$ du drone par rapport au référentiel inertiel fixe $\mathcal{I}$. Il s'agit d'un vecteur défini tel que $q = \begin{bmatrix} s_q & r_q \end{bmatrix}^\top$ qui comprend une partie réelle $s_q \in \mathbb{R}$ et une partie imaginaire vectorielle $r_q \in \mathbb{R}^3$. Le conjugué du quaternion est exprimé par $q^* = \begin{bmatrix} s_q & -r_q \end{bmatrix}^\top$. Soient deux quaternions q et h . Le produit de quaternion est défini tel que [55] :

$$q \otimes h = \begin{bmatrix} s_q s_h - r_q^\top r_h \\ s_q r_h + s_h r_q + r_q \times r_h \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Le modèle continu de la dynamique navigationnelle est alors défini comme suit [48] :

$$\dot{p} = v \quad (2.2)$$

$$m\dot{v} = mg + F \quad (2.3)$$

$$\dot{q} = \frac{1}{2} q \otimes \begin{bmatrix} 0 & \omega \end{bmatrix}^\top \quad (2.4)$$

Où $p = \begin{bmatrix} p_x & p_y & p_z \end{bmatrix}^\top$ est la position du centre de masse du drone dans le référentiel inertiel $\mathcal{I}$;

m : est la masse du drone en kilo-gramme (Kg);

$g = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 9.81 \end{bmatrix}^\top$ exprimée en mètre par seconde au carrée (m/s^2) : est le vecteur constant de la gravité exprimé dans le référentiel $\mathcal{I}$;

$v = \begin{bmatrix} v_x & v_y & v_z \end{bmatrix}^\top$: est la vitesse linéaire du centre de masse du drone dans le référentiel $\mathcal{I}$;

$\omega = \begin{bmatrix} \omega_1 & \omega_2 & \omega_3 \end{bmatrix}^\top$ est la vitesse de rotation du repère $\mathcal{B}$ par rapport au repère $\mathcal{I}$ et exprimée dans le repère mobile du drone $\mathcal{B}$;

L'orientation peut équivalamment être représentée par une matrice de rotation $R \in \mathbb{SO}(3)$, laquelle peut être calculée en fonction du quaternion comme définie à la section 2.2.1.2.

F désigne la force résultante non gravitationnelle appliquée sur le drone, exprimée dans le référentiel inertiel $\mathcal{I}$, et fonction de l'accélération linéaire du drone selon l'équation

$$F = mRa \quad (2.5)$$

Où a est l'accélération spécifique (ou non gravitationnelle), exprimée dans $\mathcal{B}$, telle que mesurée par l'accéléromètre de l'IMU.

En substituant l'expression de la force F exprimée par l'équation 2.5 dans l'équation 2.3 et en simplifiant, on obtient le modèle d'état de navigation inertielle ci-dessous :

$$\dot{p} = v \quad (2.6)$$

$$\dot{v} = g + R(q) a \quad (2.7)$$

$$\dot{q} = \frac{1}{2}q \otimes \begin{bmatrix} 0 \\ \omega \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

2.2.3 Odométrie inertielle

L'odométrie inertielle, comme illustré à la figure 2.6, repose sur l'intégration numérique des mesures d'accélération linéaire et de vitesse angulaire à partir d'un état initial connu. Elle constitue un élément clé de la navigation autonome, notamment dans des environnements privés de GPS.

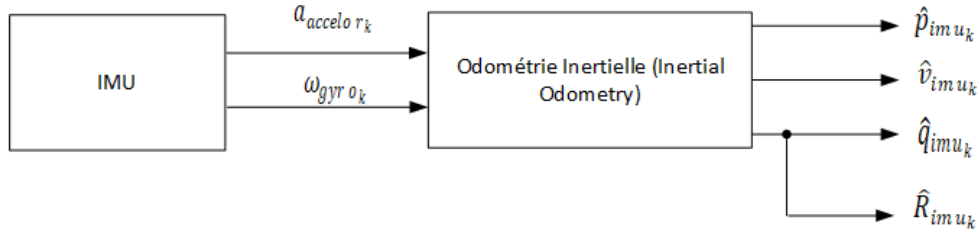


FIGURE 2.6 Architecture discrète-Odométrie Inertielle .

Pour mettre en œuvre la cinématique inertielle décrite par les équations continues 2.6, 2.7 et 2.8, dans un environnement numérique à temps discret, nous choisissons la méthode numérique de discrétisation d'*Euler* à laquelle on associe la matrice pour la rotation sur $\mathbb{SO}(3)$. Cette méthode numérique à faible coût de calcul et adaptée aux systèmes embarqués à temps réel, est largement utilisée en navigation inertielle [50].

On considère que le système de capteurs de la centrale inertielle IMU est échantillonné à une période T_{imu} . À partir d'un état initial connu, et en considérant T_{imu} suffisamment petit de sorte que ω_{gyro} reste constant entre les échantillons, à chaque pas d'échantillon du système IMU, on obtient alors le modèle de propagation inertielle discret incluant la dynamique d'attitude, les dynamiques de vitesse et position linéaires :

$$\hat{q}_{imu}(k+1) = e^{\left(\frac{T_{imu}}{2}\Omega(\omega_{gyro}(k))\right)}\hat{q}_{imu}(k) \quad (2.9)$$

$$\hat{v}_{imu}(k+1) = \hat{v}_{imu}(k) + T_{imu} (R(\hat{q}_{imu}(k)) a_{accelor}(k) + g) \quad (2.10)$$

$$\hat{p}_{imu}(k+1) = \hat{p}_{imu}(k) + T_{imu} \hat{v}_{imu}(k) \quad (2.11)$$

On met ensuite $\hat{q}_{imu}$ sous forme unitaire telle que :

$$\hat{q}_{imu}(k+1) = \frac{\hat{q}_{imu}(k+1)}{\|\hat{q}_{imu}(k+1)\|}$$

où :

- $\hat{q}_{imu}(k) = \begin{bmatrix} q_0 \\ \mathbf{q} \end{bmatrix} \in \mathbb{H}$ est le quaternion unitaire représentant l'attitude au pas k ,
- $\hat{v}_{imu}(k) \in \mathbb{R}^3$ est la vitesse linéaire estimée du centre de masse du drone dans le référentiel inertielle $\mathcal{I}$ au pas k ,
- $\hat{p}_{imu}(k) \in \mathbb{R}^3$ est la position linéaire estimée du centre de masse du drone dans le

- référentiel inertiel $\mathcal{I}$ au pas k ,
- $a_{accelor}(k) \in \mathbb{R}^3$ est l'accélération linéaire du drone mesurée par l'accéléromètre tridimensionnel de la centrale inertielle et exprimée dans le référentiel mobile du drone $\mathcal{B}$ au pas k ,
- $\omega_{gyro}(k) \in \mathbb{R}^3$ est la vitesse angulaire du drone mesurée par le gyroscope tridimensionnel de la centrale inertielle au pas k ,
- $g \in \mathbb{R}^3$ est le vecteur gravité dans le repère inertiel $\mathcal{I}$,
- $\Omega(\omega_{gyro}(k)) = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_{gyro}(k)^\top \\ \omega_{gyro}(k) & -[\omega_{gyro}(k)]_\times \end{bmatrix}$,
- $[\omega_{gyro}(k)]_\times$ est la matrice anti-symétrique associée au vecteur ω_{gyro} .

On peut alors écrire la mise à jour angulaire selon la formule de Rodrigues [50] :

$$e^{\left(\frac{T_{imu}}{2}\Omega(\omega_{gyro}(k))\right)} = \cos\left(\frac{T_{imu}}{2}\|\omega_{gyro}(k)\|_2\right) I_4 + \frac{T_{imu}}{2}\text{sinc}\left(\frac{T_{imu}}{2}\|\omega_{gyro}(k)\|_2\right) \Omega(\omega_{gyro}(k))$$

La matrice de rotation associée au quaternion $\hat{q}_{imu} = [q_0, \mathbf{q}^\top]^\top$ est donnée par :

$$R(\hat{q}_{imu}) = (q_0^2 - \|\mathbf{q}\|^2)I_3 + 2\mathbf{q}\mathbf{q}^\top + 2q_0[\mathbf{q}]_\times \quad (2.12)$$

où $[\mathbf{q}]_\times$ est la matrice antisymétrique (produit vectoriel) définie par :

$$[\mathbf{q}]_\times = \begin{bmatrix} 0 & -q_3 & q_2 \\ q_3 & 0 & -q_1 \\ -q_2 & q_1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

2.2.4 Dérive INS

Comme indiqué précédemment, l'odométrie inertielle repose sur l'intégration des mesures issues de la centrale inertielle IMU, pour estimer la position, la vitesse et l'orientation du drone. Toutefois, en l'absence de corrections externes, l'odométrie inertielle souffre d'une dérive temporelle rapide, qui dégrade la précision de la navigation inertielle.

La dérive du système de navigation inertielle découle de plusieurs sources d'erreurs systématiques et aléatoires associées aux capteurs inertiels. Il s'agit notamment des bruits stochastiques, des biais thermiques et des erreurs d'échelle des accéléromètres et gyroscopes.

On considère les modèles respectifs ci-dessous d'accéléromètres et de gyroscopes suivant :

$$a_{accelor} = a + b_{accelor} + \epsilon_{accelor} \quad (2.14)$$

$$\omega_{gyro} = \omega + b_{gyro} + \epsilon_{gyro} \quad (2.15)$$

où a et ω sont respectivement l'accélération et la vitesse de rotation effectives. Dans le cadre de ce travail, ces mesures effectives sont considérées comme mesures vraies (*ground truth*) dans le référentiel mobile du drone.

b_* et ϵ_* représentent respectivement les biais et bruits des gyroscopes et des accéléromètres.

On voit alors que ces biais et bruits se propagent par intégration dans l'estimation de la vitesse modélisée par l'équation 2.10 et de la position modélisée par l'équation 2.11, provoquant ainsi une erreur cumulative. D'ailleurs, cette dérive du système INS peut être modélisée analytiquement. Dans ce sens, selon Titterton et al. [57], l'erreur de position dans un système INS de type *strapdown* croît en moyenne suivant une loi cubique avec le temps modélisée par l'équation de proportionnalité 2.16 si le biais gyroscopique est constant et suivant une loi quadratique représentée par l'équation 2.17 si le biais accélérométrique est constant [57].

$$\Delta p(t) \propto \frac{1}{6} \cdot b_{gyro} \cdot t^3 \quad (2.16)$$

$$\Delta p(t) \propto \frac{1}{2} \cdot b_{accelor} \cdot t^2 \quad (2.17)$$

Au regard de ce qui précède, il en découle que la dérive de l'odométrie inertielle constitue un défi fondamental des systèmes de navigation autonomes. Elle est inévitable dans un système purement inertiel, mais peut être compensée efficacement par l'intégration d'autres capteurs et techniques d'hybridation.

2.3 Principe de navigation GPS et problèmes

Le système de positionnement global (GPS) est un système de navigation radio par satellite, qui permet de déterminer à temps réel la position et dans une moindre mesure la vitesse d'un corps en mouvement ou au repos. Bien que largement utilisé pour sa précision et sa disponibilité globale, les mesures fournies par les capteurs GPS peuvent être empreintes d'erreurs autre que les attaques malveillantes (usurpation ou brouillage), influençant ses

performances d'acquisition et de disponibilité. Dans ce sens, nous allons, dans cette section, présenter le principe de radio-navigation du système GPS ainsi que les enjeux intrinsèques auxquels il fait face.

2.3.1 Principe de navigation GPS

Le système GPS consiste en une constellation de satellites qui transmettent les signaux vers la terre pour aider les véhicules à calculer leurs positions à des fins de navigation. Il est composé de trois segments : le segment spatial, le segment de contrôle et le segment utilisateur [29]. L'USAF (USAF : *United States Air Force*) développe, entretient et exploite le segment spatial (qui comprend 24 satellites) et les segments de contrôle (un ensemble de stations de surveillance et de contrôle au sol)[29]. Les stations au sol ont pour rôle entre autre de surveiller l'état des satellites, d'ajuster les positions et l'heure des satellites et partager les données des satellites avec les utilisateurs pour une meilleure utilisation du système. Les satellites diffusent des signaux spatio-temporels unidirectionnels du satellite GPS afin que les récepteurs effectuent la trilatération de position et la synchronisation temporelle. Les segments d'utilisateurs sont des récepteurs GPS qui aident les utilisateurs à trouver leurs positions globales et à synchroniser les temps.

Pour effectuer la trilatération, le récepteur embarqué évalue le temps d'arrivée de signaux radioélectriques émis par les satellites. Il a ainsi accès au temps de propagation de ces signaux et, connaissant leur vitesse de propagation, à la distance le séparant du satellite émetteur. Trois mesures sont nécessaires à un positionnement en trois dimensions. L'utilisateur est alors localisé à l'intersection de trois sphères dont le centre est la position des satellites GPS et les rayons sont les mesures effectuées (voir figure 2.7). L'intersection de trois sphères est en fait formée de deux points, mais l'un est aberrant du point de vue de la solution recherchée.

Cependant, la non synchronisation des horloges récepteur et satellites vient perturber l'estimation du temps de propagation. Les mesures GPS ne coïncident pas exactement avec la distance récepteur/satellite du fait de ce décalage et sont donc appelées pseudo-distances. L'erreur d'horloge se répercute sur le positionnement, l'intersection des trois sphères n'étant plus un point mais un domaine. Une quatrième mesure s'avère alors nécessaire pour lever cette incertitude. En pratique, il existe des modèles d'erreur pour évaluer la dérive de l'horloge satellite par rapport au temps de référence GPS. Le nombre de paramètres inconnus à estimer s'élève finalement à quatre : le décalage de l'horloge récepteur par rapport au temps GPS et les trois coordonnées de position.

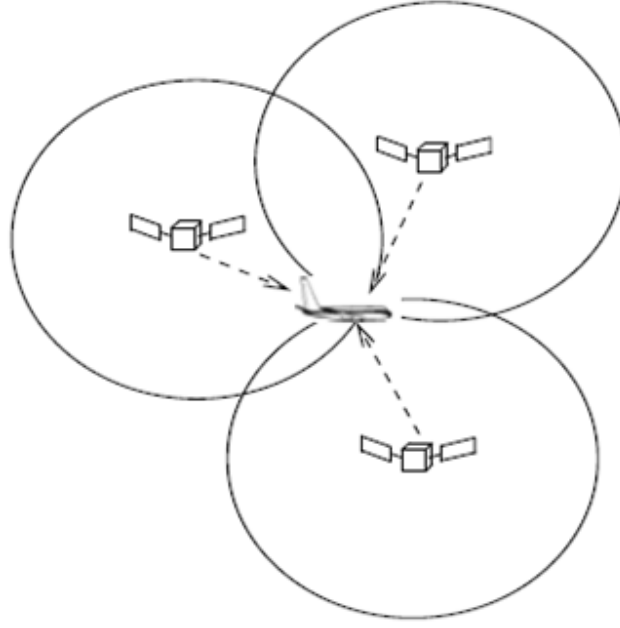


FIGURE 2.7 Intersection des sphères de propagation des satellites GPS.

Comme le montre la figure 2.8, lorsqu'on a au moins quatre satellites GPS en vue, le GPS peut obtenir des coordonnées tridimensionnelles de chaque satellite et l'heure de transmission du signal, de sorte que les pseudo-distances puissent être déterminées. Connaissant les pseudo-distances, les coordonnées tridimensionnelles de position du récepteur GPS souhaité peuvent être obtenues selon les équations 2.20 et 2.21 [30][81]. Enfin, le calcul de la vitesse du récepteur est réalisé à partir du décalage Doppler induit par le déplacement relatif du satellite et du récepteur [29].

$$d_i = c \cdot T_i \quad (2.18)$$

$$= \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2} + \eta, \quad (2.19)$$

$$= \|p - p_i\| + \eta, \quad (2.20)$$

Où :

$p_i = \begin{bmatrix} x_i & y_i & z_i \end{bmatrix}^T$ est la position du i -ème satellite GPS ;

$p = \begin{bmatrix} x & y & z \end{bmatrix}^T$ est la position du récepteur GPS du drone ;

$c = 3 \times 10^8$ [m/s] est la vitesse de la lumière ;

η est le biais d'horloge du récepteur GPS.

En élevant les deux côtés des équations au carré pour chaque satellite :

$$\begin{aligned} d_1 &= \|p - p_1\|^2 + \eta^2 + 2\eta\|p - p_1\| \\ d_2 &= \|p - p_2\|^2 + \eta^2 + 2\eta\|p - p_2\| \\ d_3 &= \|p - p_3\|^2 + \eta^2 + 2\eta\|p - p_3\| \\ d_4 &= \|p - p_4\|^2 + \eta^2 + 2\eta\|p - p_4\| \end{aligned}$$

En soustrayant les équations, on obtient trois équations linéaires en (p, η) :

$$\begin{bmatrix} 2(p_2 - p_1)^\top \\ 2(p_3 - p_1)^\top \\ 2(p_4 - p_1)^\top \end{bmatrix} p + \begin{bmatrix} 2(d_1 - d_2) \\ 2(d_1 - d_3) \\ 2(d_1 - d_4) \end{bmatrix} \eta = \begin{bmatrix} (d_1^2 - d_2^2) - (\|p_1\|^2 - \|p_2\|^2) \\ (d_1^2 - d_3^2) - (\|p_1\|^2 - \|p_3\|^2) \\ (d_1^2 - d_4^2) - (\|p_1\|^2 - \|p_4\|^2) \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

Pour résoudre ce système comportant quatre inconnues $(p, \eta) = (x, y, z, \eta)$, il est nécessaire d'utiliser une équation originale de pseudo-distance pour compléter les trois équations obtenues par différences de carrés, et une approche basée sur l'optimisation non linéaire, telle que la méthode des moindres carrés pondérés, peut être proposée pour minimiser les résidus entre les distances mesurées et calculées. Cependant, dans la pratique, nous avons souvent plus de 4 satellites et donc davantage d'équations linéaires peuvent être ajoutées au système ci-dessus pour le rendre résoluble.

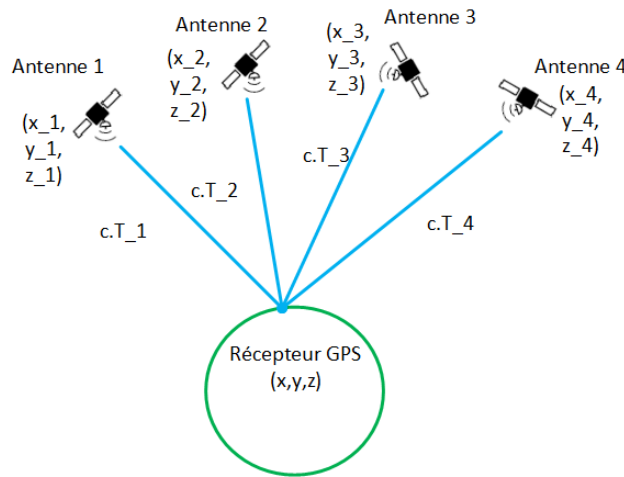


FIGURE 2.8 Principe de trilatération du GPS à partir de quatre antennes satellites.

D'un point de vue de fonctionnement global, les satellites transmettent les messages de navigation (encore appelés *NAV/SYSTEM*) dont la structure est illustrée à la figure 2.9. Le

message *NAV/SYSTEM* comprend des trames de synchronisation des satellites et des signaux GPS, des trames de correction temporelle, des données orbitales précises (appelées éphémérides), et des données orbitales approximatives (appelées almanach). Il inclut également le signal de correction et les données ionosphériques. Ces données contenues dans le message de navigation permettent alors aux récepteurs GPS de déterminer le temps de transmission de chaque signal et la position de chaque satellite. Comme vu précédemment, à partir de ces informations, la position exacte du récepteur GPS est alors déduite.

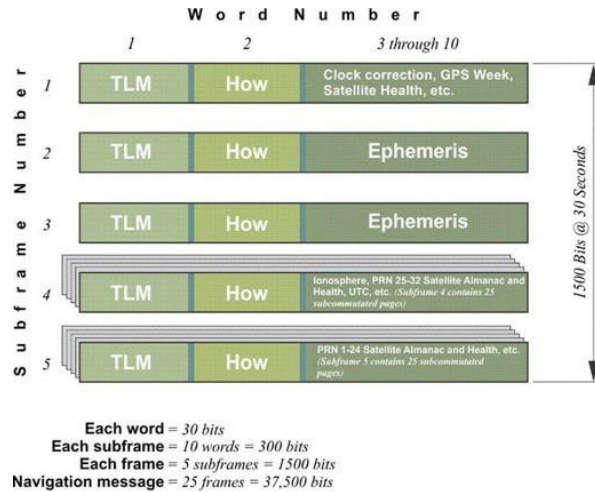


FIGURE 2.9 Structure des messages de navigation satellitaire [30].

La structure des satellites de navigation est quant à elle illustrée à la figure 2.10. En effet, les satellites GPS génèrent deux codes de bruit pseudo-aléatoires : le code d'acquisition (C/A) pour le service de positionnement traditionnel et le code de précision (P) pour un service de positionnement précis. Chaque satellite GPS a un code C/A unique utilisé pour identifier le GPS. Dans le cadre des applications militaires, le code P est crypté avec un code Y et devient le code P(Y).

Les satellites GPS ont deux canaux principaux comme le montre la figure 2.10 : la porteuse L1 à 1575,42 MHz et la porteuse L2 à 1227,60 MHz. Le canal L1 transmet le code C/A, le code P et les données *NAV/SYSTEM*, tandis que le canal L2 transmet uniquement le code P(Y) et les données *NAV/SYSTEM*. Le canal L1 est un signal conçu avec des codes abrégés pour une acquisition rapide et avec moins d'erreurs de réfraction de l'ionosphère [31]. Puisque le code P(Y) ne peut pas être déchiffré par les récepteurs civils, le canal L2 est réservé à un usage militaire. Le signal L1, quant à lui, est conçu pour un usage civil et n'est pas crypté. Cette absence de cryptage en fait une cible vulnérable pour les attaques d'usurpation des signaux GPS civils. Cependant, le canal L2 pourrait représenter une opportunité pour explorer des

contre-mesures contre l'usurpation des GPS civils.

Les satellites GPS ont également d'autres canaux. Par exemple, le canal L3 à une fréquence de 1381,05 MHz est utilisé pour détecter et signaler une détonation nucléaire, le canal L4 à 1379,913 MHz est utilisé dans les études pour une correction ionosphérique supplémentaire, et le canal L5 à une fréquence de 1176,45 MHz est le dernier canal. Le canal L5 a une bande passante et une puissance plus élevées que les autres et est conçu pour être un signal de sécurité civile [31].

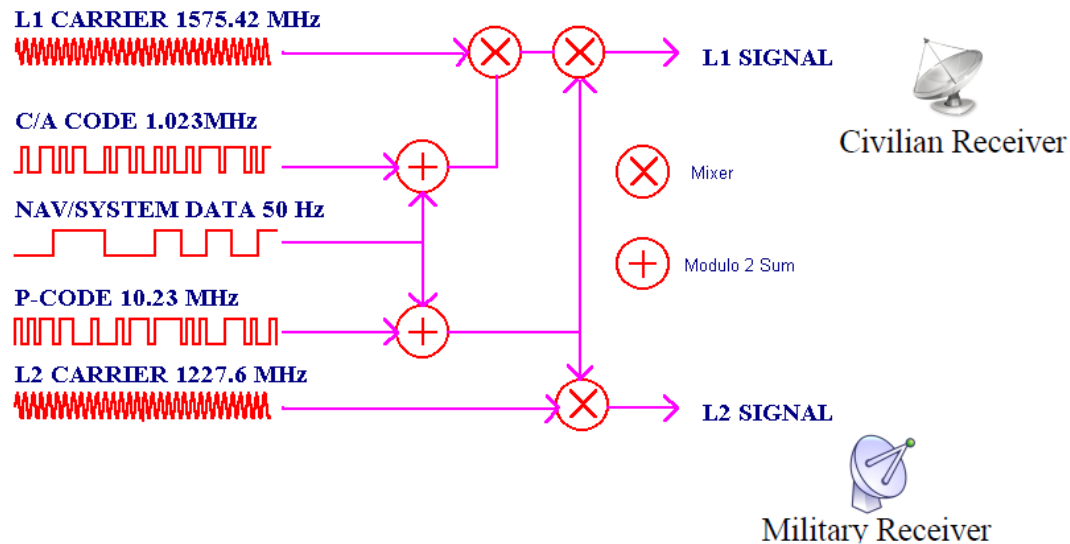


FIGURE 2.10 Structure du signal satellite GPS [30].

Enfin, bien qu'établi comme standard mondial pour la navigation et la géolocalisation, le système GPS présente plusieurs limitations intrinsèques notamment les erreurs systématiques et les conditions environnementales défavorables qui impactent le calcul de la position GPS.

2.3.2 Sources de bruit affectant les signaux GPS

Hormis, les erreurs intentionnelles générées par les attaques malveillantes, les signaux GPS sont affectés par plusieurs sources d'erreurs naturelles pouvant dégrader la précision du positionnement. Ces bruits peuvent être regroupés en trois grandes catégories :

1. Les erreurs liées aux satellites ;
2. Les erreurs de propagation du signal ;
3. Les erreurs internes au récepteur.

Erreurs liées aux satellites : Les erreurs liées aux satellites comprennent principalement les erreurs d'horloge des satellites et les erreurs dans les données d'éphémérides.

- Erreur d'horloge du satellite : Bien que les satellites GPS utilisent des horloges atomiques de haute précision, de légers écarts peuvent subsister, affectant le calcul de la pseudo-distance.
- Erreur des éphémérides : Les données orbitales transmises (éphémérides) peuvent contenir des imprécisions, ce qui engendre une erreur sur la position estimée du satellite.
- Erreur de position du satellite : Une position incorrecte du satellite dans le message de navigation entraîne une erreur directe sur la localisation de l'utilisateur.

Erreurs de propagation du signal : Les erreurs de propagation sont dues au retard du signal dans l'atmosphère, notamment dans l'ionosphère et la troposphère (Voir figure 2.11).

- Retard ionosphérique : La traversée de l'ionosphère par le signal GPS engendre un délai dépendant de la densité électronique. Il s'agit alors d'un effet dispersif. Autrement dit, puisque la vitesse de propagation dans la traversée ionosphérique varie avec la fréquence, le retard dans le signal de modulation (messages de navigation) entraîne une divergence graduelle des mesures GPS [60].
- Retard troposphérique : Les conditions atmosphériques (pression, température, humidité) dans la troposphère ralentissent également le signal. Contrairement à l'ionosphère, l'effet est non dispersif et ce retard est alors relativement stable [60].
- Erreur de multitrajet (*multipath*) : Le signal GPS peut être réfléchi par des bâtiments ou surfaces environnantes (Voir figure 2.12) , générant des trajets multiples qui induisent des erreurs systématiques ou aléatoires [60].
- Bruit coloré : Résultant du mélange des effets de multitrajet et des retards atmosphériques, ce bruit présente des corrélations temporelles (contrairement au bruit blanc).

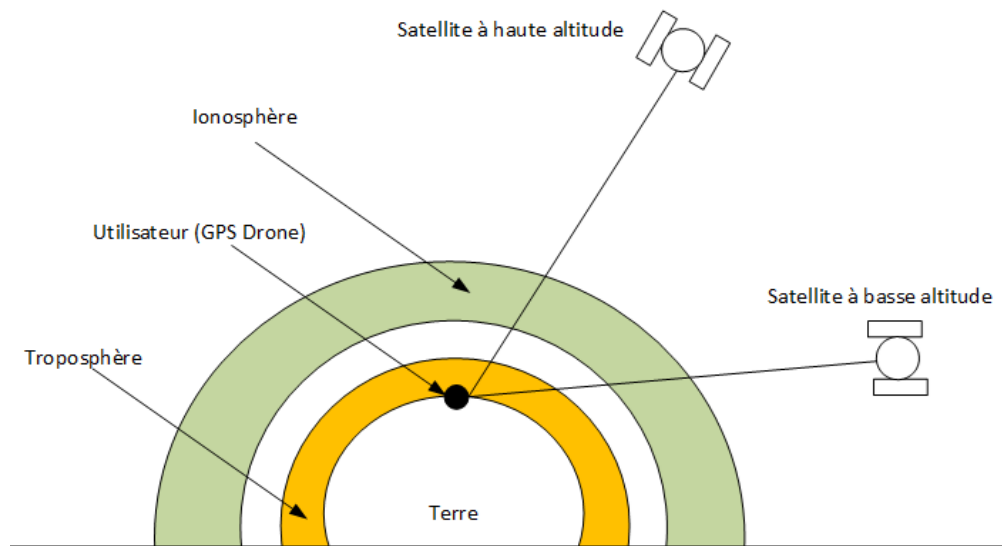


FIGURE 2.11 Exemple de propagation ionosphérique et troposphérique pour satellites à basses et hautes altitudes.

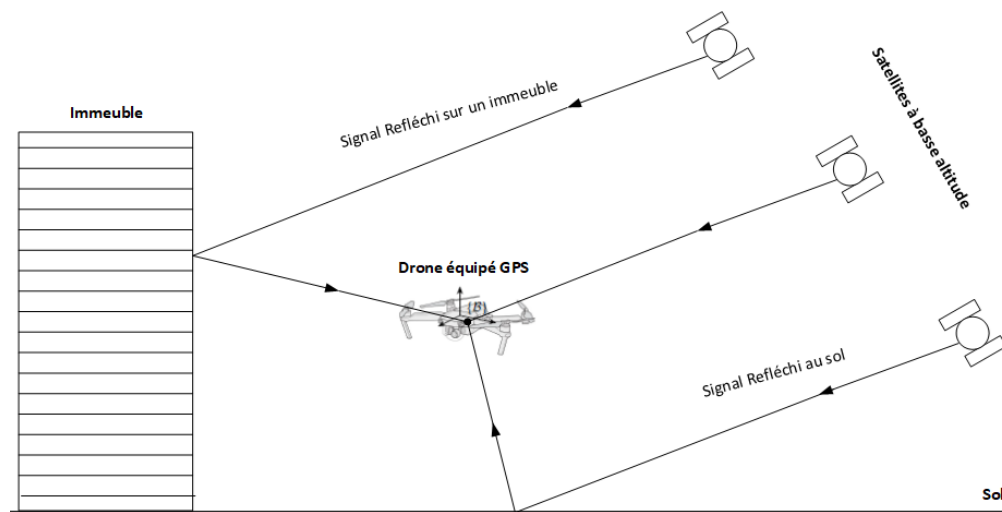


FIGURE 2.12 Exemple de propagation multi-trajet.

Erreurs du récepteur : Les erreurs du récepteur sont principalement constituées de bruits, résultant du bruit thermique, du traitement du signal et des erreurs d'horloge du récepteur.

- **Bruit thermique :** Ce type de bruit aléatoire est généré par les composants électroniques du récepteur généralement selon une loi gaussienne.

-
- Erreur d’horloge du récepteur : Les récepteurs GPS utilisent des horloges à quartz moins stables que celles des satellites, entraînant alors une dérive temporelle.
 - Erreur de traitement du signal : Ce sont des erreurs dues aux imperfections dans l’acquisition, le suivi de code, ou l’estimation de phase. Ces erreurs peuvent affecter la précision des mesures.
 - Erreur de quantification : Ces erreurs sont dues à la résolution finie des convertisseurs analogique-numérique et sont négligeables dans les technologies GPS modernes [60].

On peut alors modéliser le signal GPS selon l’équation 2.22

$$GPS_{\text{mesurée}} = GPS_{\text{vraie}} + \delta\rho_{\text{sat}} + \delta\rho_{\text{atm}} + \delta\rho_{\text{rx}} + \varepsilon \quad (2.22)$$

où :

$\delta\rho_{\text{sat}}$: erreur due au satellite (horloge, éphémérides) ;

$\delta\rho_{\text{atm}}$: erreur atmosphérique (ionosphère, troposphère) ;

$\delta\rho_{\text{rx}}$: erreur du récepteur ;

ε : bruit aléatoire, modélisé comme un bruit blanc ou coloré.

Sans compensation extérieure, la table 2.1 résume alors les ordres de grandeurs typiques des erreurs GPS ainsi que quelques approches de correction interne au système de positionnement global.

Sources d'erreur	Amplitude typique	Approches de correction et compensation interne
Horloge satellite	± 1 m	Corrigée partiellement par les données de navigation.
Éphémérides	$\pm 2,5$ m	Réduction possible via des éphémérides précises (<i>International GNSS Service</i> (IGS), <i>Precise Point Positioning</i> (PPP)).
Retard ionosphérique	± 5 à 15 m	Corrigeable via mesures double fréquence ou modèles ionosphériques.
Retard troposphérique	$\pm 0,5$ à 2 m	Corrigeable avec des modèles comme Saastamoinen [93].
Multitrajet	$\pm 0,5$ à 10 m	Très dépendant de l'environnement (urbain vs rural)
Horloge du récepteur	± 1 à 10 m	Estimée par la solution de position avec 4 satellites minimum.
Bruit thermique	$\pm 0,1$ à $0,5$ m	Dépend du SNR et des performances du matériel.

TABLEAU 2.1 Ordres de grandeur des principales erreurs GPS

Finalement, nonobstant sa technologie mature et son adoption universelle, le système GPS ne suffit pas à lui seul pour garantir une navigation fiable dans tous les contextes. La précision, l'intégrité, la disponibilité et la continuité du service nécessitent alors une approche multi-capteurs, accompagnée de techniques de filtrage, de détection d'anomalies et de contre-mesures actives face aux vulnérabilités modernes.

2.4 Navigation inertielle assistée par GPS

Les systèmes INS et GPS embarqués sur les drones reposent sur des techniques de positionnement distinctes, générant des erreurs de nature différente. Cette complémentarité, résumée dans le tableau 2.2, justifie leur fusion : la navigation inertielle assistée par GPS, ou couplage GPS/INS réalisée à l'aide d'un filtre d'hybridation, s'avère pertinente dans la mesure où les défauts de l'un sont compensés par les qualités de l'autre [50, 58, 59].

Critères	GPS	INS
Robustesse	— sensibilité aux interférences — continuité de service non assurée	— Autonomie — Fiabilité
Précision	— Peu précis à court terme — Erreur bornée dans le temps	— Précis à court terme — Dérive au cours du temps
Fréquence des mesures	Basse fréquence	Haute fréquence 100 Hz–1000k Hz
Type de données	— Position — Vitesse — Recalage temporel	— Position — Vitesse — Attitude

TABLEAU 2.2 Comparaison des systèmes INS et GPS

2.4.1 Architecture Fusion GPS et INS

Hypothèse H1 : *On suppose que l'architecture INS et GPS est fusionnée par **couplage léger** à l'aide des observateurs non linéaires variant dans le temps pour estimer la dynamique rotationnelle et la dynamique translationnelle du drone.*

Hypothèse H2 : *On suppose un modèle IMU dont les capteurs sont attachés au véhicule. Il s'agit du modèle IMU **strapdown**. Ainsi, les mesures fournies par l'accéléromètre et le gyroscope sont dans le repère du corps ou repère du drone (en anglais body frame).*

Hypothèse H3 : *On suppose un modèle IMU sans magnetomètre.*

Hypothèse H4 : *On suppose également disposer des mesures des vecteurs de sortie de position et éventuellement de vitesse linéaires du drone fournies par le GPS pour construire un observateur convergent de la position. Ces mesures GPS sont bruitées par un processus Gaussien de moyenne nulle et de variance constante.*

On propose alors l'architecture d'hybridation des systèmes GPS et IMU inspirée des travaux de Bryne et al.[68] et représentée à la figure 2.13.

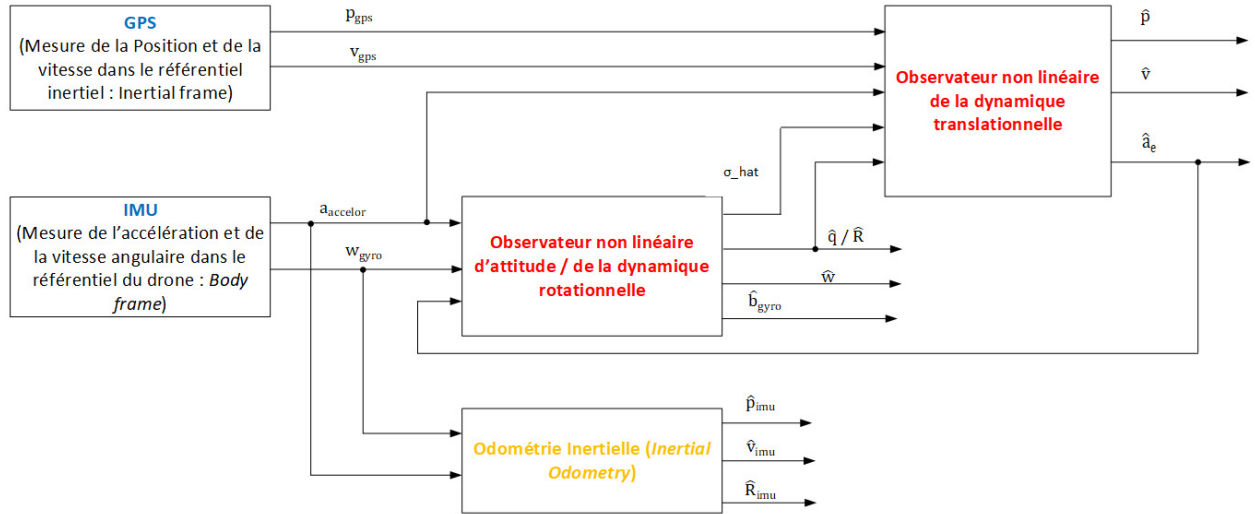


FIGURE 2.13 Architecture du système INS et GPS intégré par couplage légers des observateurs non lineaires.

Les mesures et variables contenues dans la figure architecturale 2.13 sont définies comme suit :

1. Les mesures fournies par l'IMU : $a_{accelor}$ est l'accélération linéaire du drone mesurée par l'accéléromètre à trois axes dans le repère du drone ;

ω_{gyro} est la vitesse de rotation du drone mesurée par le gyroscope à trois axes dans le repère du drone.

Le gyroscope et l'accéléromètre fournissent des données de navigation à haute fréquence d'échantillonnage (parfois jusqu'à 2000 Hz), mais ils souffrent de dérive au fil du temps, ce qui rend les mesures imprécises si utilisées seules pendant une longue période [61].

2. Les mesures fournies par le GPS : p_{gps} et v_{gps} sont respectivement la position et la vitesse linéaire du drone dans le repère inertiel terrestre NED.

Le GPS fournit des données à basse fréquence d'échantillonnage (environ 1 à 10 Hz) et peut être affecté par des interférences ou une perte de signal [61].

3. Fusion GPS-IMU : La fusion combine les données GPS et IMU pour obtenir une estimation de la position et du mouvement du drone plus précise et fiable. Cela est réalisé à l'aide de filtres spécifiques, tels que les observateurs non linéaires, inspirés des techniques non linéaires de filtrage de Kalman, comme le filtre de Kalman Étendu (EKF) [47] pour intégrer les mesures des deux systèmes de capteurs de manière optimale.

Les observateurs non linéaires comprennent l'observateur non linéaire de l'attitude et

l'observateur non linéaire de la dynamique translationnelle.

- (a) L'observateur non linéaire de l'attitude a pour fonction, sur la base des mesures fournies par le système de navigation inertielle dans le repère du drone ($a_{accelor}$ et ω_{gyro}) et de l'estimation de l'accélération ($\hat{a}_e$) dans le repère inertiel fournie par l'observateur de la dynamique translationnelle, d'estimer l'attitude dans le repère inertiel représenté par la matrice de rotation $\hat{R}$ ou par quaternion $\hat{q}$. L'observateur d'attitude calcule et génère également le paramètre $\sigma_{hat} : \hat{\sigma}$ qui est utilisé pour corriger et compenser le biais gyroscopique estimé par $\hat{b}_{gyro}$. Ces deux paramètres sont ensuite utilisés pour estimer la vitesse de rotation ($\hat{\omega}$) par élimination des bruits et biais dans le signal fourni par le gyroscope (ω_{gyro}).
 - (b) L'observateur non linéaire de la dynamique translationnelle (en anglais TMO : *Translation Motion Observer*) a pour fonction, sur la base des mesures de la position et de la vitesse linéaire fournies par le GPS (p_{gps} et v_{gps}) et des signaux estimés de la dynamique rotationnelle fournis par l'observateur non linéaire d'attitude, d'estimer la position ($\hat{p}$), la vitesse linéaire ($\hat{v}$) et l'accélération linéaire ($\hat{a}_e$) du drone dans le référentiel inertiel $\mathcal{I}$. Le calcul de $\hat{a}_e$ se fera sur la base d'un paramètre d'état additionnel de couplage entre le mouvement de rotation et le mouvement de translation.
4. L'odométrie inertielle : Séparément à l'architecture d'hybridation du GPS et du système IMU via les observateurs non linéaires, nous rajoutons le modèle d'odométrie inertielle décrit à la section 2.2.3, pour les besoins d'analyse de performance des signaux estimés et filtrés par le système INS seul.

Dans la figure 2.13, les sorties de l'odométrie inertielle sont :

- (a) L'orientation décrite par la matrice de rotation $\hat{R}_{imu}$ estimée comme indiqué à la figure 2.5 en intégrant l'équation cinématique du drone en rotation à l'aide des mesures du gyroscope ω_{gyro} .
- (b) La vitesse linéaire $\hat{v}_{imu}$ du drone est quant à elle estimée comme indiqué à la figure 2.5, par intégration d'*Euler* de l'accélération $a_{accelor}$.
- (c) La position $\hat{p}_{imu}$ du véhicule est estimée par double intégration d'*Euler* de l'accélération $a_{accelor}$ du véhicule déduite des mesures de l'accéléromètre et de l'attitude ou assiette estimée.

2.4.2 Formulation du problème

On considère le modèle mathématique des équations 2.6, 2.7 et 2.8 décrivant la dynamique navigationnelle inertielle d'un drone quadrirotor [48].

On considère les modèles de mesure de l'accéléromètre et du gyroscope tels que définis respectivement par les équations 2.14 et 2.15 en fonction de leurs bruits et perturbations (biais) respectifs dans le référentiel du drone $\mathcal{B}$. L'amplitude de ces sources d'erreurs dépend intrinsèquement du type de technologie IMU utilisée. C'est dans ce sens que notre choix a porté sur la technologie *strapdown* dont l'unité inertielle découplante est un système de type MEMS qui présente des caractéristiques intéressantes de robustesse aux perturbations et bruits [57].

Le modèle de mesure du capteur GPS dans le référentiel inertiel $\mathcal{I}$ est défini par :

$$p_{gps} = p + \delta_p \quad (2.23)$$

$$v_{gps} = v + \delta_v \quad (2.24)$$

Où δ_* représentent les erreurs et bruits de mesure du capteur GPS.

L'objectif de ce travail est alors de concevoir un système de navigation inertielle assistée par GPS capable de traiter les mesures données par les équations 2.14, 2.15, 2.23 et 2.24, afin de produire des estimations fiables de la position $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^3$ et de la vitesse linéaire $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^3$ du drone ainsi que du biais gyroscopique $\mathbf{b}_{gyro} \in \mathbb{R}^3$.

Plus précisément, notre objectif est de concevoir deux observateurs non linéaire à *convergence exponentielle* [68] qui estime la dynamique translationnelle et la dynamique rotationnelle du drone.

Nous considérons en outre les *contraintes (douces mais réalistes)* suivantes sur la trajectoire du véhicule :

Hypothèse H5 : *Le biais accélérométrique est généralement compensé dans l'industrie par des techniques de calibration telles qu'élaborées par Grip et al. [54]. On néglige alors les biais de l'accéléromètre compensé par conception de l'accéléromètre : $b_{accelor} = 0$.*

Hypothèse H6 : *On suppose que l'accélération linéaire inertielle reste bornée. Autrement dit il existe des constantes connues $c_1, c_2, c_3 > 0$ telles que*

$$c_1 \leq \|\mathbf{a}_I(t)\| \leq c_2 \quad \text{et} \quad \|\dot{\mathbf{a}}_I(t)\| \leq c_3, \quad \forall t \geq 0.$$

Hypothèse H7 : *On suppose que le biais gyroscopique b_{gyro} est constant, et qu'il existe deux constantes connues $M_{b_{gyro}} > 0$ et $c_4 > 0$ telles que*

$$\|b_{gyro}\| \leq M_{b_{gyro}} \quad \text{et} \quad \|\omega(t)\| \leq c_4, \quad \forall t \geq 0.$$

En remplaçant l'accélération a par son expression tirée de l'équation 2.7 et en considérant l'hypothèse H5 ($b_{accelor} = 0$), on obtient alors le modèle ci-dessous des capteurs inertiels dans le repère mobile $\mathcal{B}$ du drone :

$$a_{accelor} = R^\top(\dot{v} - g) + \epsilon_{accelor} \quad (2.25)$$

$$\omega_{gyro} = \omega + b_{gyro} + \epsilon_{gyro} \quad (2.26)$$

2.4.3 Conception des observateurs non linéaires

Dans cette section, nous concevons l'observateur de navigation translationnelle et l'observateur de navigation rotationnelle visant à estimer l'état complet du véhicule $(\mathbf{p}, \mathbf{v}, \mathbf{R}, \mathbf{b}_{gyro}, \xi)$, composé de la position, de la vitesse, de l'orientation, du biais gyroscopique et du paramètre auxiliaire de couplage des mouvements.

2.4.3.1 Modèle continu

L'hybridation des systèmes IMU et GPS se fait à l'aide des observateurs non linéaires de la figure 2.13, dont les techniques d'estimation s'inspirent du processus de filtrage de Kalman Étendu.

Le filtrage de Kalman est un algorithme qui estime de façon "optimale" les variables inconnues avec précision sur la base d'une série de mesures précédentes contenant du bruit ou d'autres inexactitudes. Le processus de filtrage de Kalman comporte principalement deux étapes : **prédire** et **mettre à jour**. Lors de l'étape de prédiction, l'état suivant et l'incertitude d'une variable sont prédits sur la base des valeurs d'état précédentes et de la matrice de transition d'état. Lors de l'étape de mise à jour, les valeurs d'état et d'incertitude prédites sont corrigées pour obtenir des valeurs précises d'état et d'incertitude du système.

Cependant, la structure d'observateurs non linéaires proposée à la figure 2.13 comprend deux caractéristiques :

La première caractéristique est que, contrairement aux techniques classiques de filtrage de Kalman, l'attitude ou assiette du véhicule est estimée sans linéarisation du système. Ceci rend l'observateur d'attitude robuste aux erreurs d'initialisation.

La deuxième caractéristique est que l'observateur d'attitude utilise l'accélération spécifique $\hat{a}_e$ estimée dans le référentiel inertiel et fournie par l'observateur TMO comme vecteur de référence lors du calcul des corrections d'attitude. Cette fonctionnalité est particulièrement utile lorsque le système de navigation a soumis à des dynamiques fortes [68].

On définit dès à présent deux fonctions mathématiques qui seront utilisées dans l'algorithme des observateurs non linéaires pour garantir que les signaux estimés soient bornés. Il s'agit notamment des fonctions de saturation et de projection lisse. Comme dans [50], étant donné un scalaire $c > 0$, on définit une fonction de saturation $\text{sat}_c(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ telle que [50] :

$$\text{sat}_c(x) = \min \left(1, \frac{c}{\|x\|} \right) x \quad (2.27)$$

Où $\|x\|$ est la norme euclidienne du vecteur $x \in \mathbb{R}^n$

De même, étant donné deux scalaires $c > 0$ et $\epsilon > 0$, nous définit la fonction de projection lisse $\text{Proj}(\cdot, \cdot) = P_c^\epsilon : \mathbb{R}^3 \times \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$ telle que [50] :

$$\text{Proj}(\cdot, \cdot) = P_c^\epsilon(\hat{\phi}, \mu) := \begin{cases} \mu, & \text{si } \|\hat{\phi}\| < c \text{ ou } \hat{\phi}^\top \mu \leq 0 \\ \left(I - \theta(\hat{\phi}) \frac{\hat{\phi} \hat{\phi}^\top}{\|\hat{\phi}\|^2} \right) \mu, & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.28)$$

Où $\theta(\hat{\phi}) = \min \left(1, \frac{\|\hat{\phi}\| - c}{\epsilon} \right)$.

$\min(\cdot, \cdot)$ est la fonction minimum qui retourne la valeur minimale entre deux paramètres.

Propriétés de l'opérateur de projection $P_c^\epsilon(\hat{\phi}, \mu)$: L'opérateur de projection $P_c^\epsilon(\hat{\phi}, \mu)$, introduit dans [50] est une propriété analytique essentielle. Il est **localement lipschitzien** dans ses arguments, c'est-à-dire que la fonction est uniformément continue, bornée dans un voisinage donné, et sa différentielle varie faiblement.

Autrement dit, pour toute variable ϕ telle que $\|\phi\| \leq c$, la trajectoire issue du système projeté :

$$\dot{\hat{\phi}} = P_c^\epsilon(\hat{\phi}, \mu), \quad \text{avec} \quad \|\hat{\phi}(0)\| \leq c + \epsilon$$

satisfait les **propriétés suivantes**, démontrées dans [51] :

$$\begin{aligned}
\|\hat{\phi}(t)\| &\leq c + \epsilon, \quad \forall t \geq 0, \\
(\hat{\phi} - \phi)^\top P_c^\epsilon(\hat{\phi}, \mu) &\leq (\hat{\phi} - \phi)^\top \mu, \\
\|P_c^\epsilon(\hat{\phi}, \mu)\| &\leq \|\mu\|.
\end{aligned}$$

1. Observateur d'attitude :

L'observateur non linéaire d'attitude de la figure 2.13 est basée sur les travaux de filtrage complémentaire élaborés par [61], [65] et [66] pour estimer la dynamique rotationnelle d'un véhicule aérien. Le modèle continu de l'observateur ou estimateur d'attitude, dont nous discuterons de la discrétisation à la section 2.4.3.3, est défini selon la dynamique rotationnelle estimée ci-dessous :

$$\dot{\hat{q}} = \frac{1}{2} \hat{q} \otimes \begin{bmatrix} 0 & (\omega_{gyro} - \hat{b}_{gyro} + \hat{\sigma}) \end{bmatrix}^\top \quad (2.29)$$

$$\dot{\hat{b}}_{gyro} = \text{Proj} \left(-k_I \hat{\sigma}, \|\hat{b}_{gyro}\|_2 \leq M_{\hat{b}_{gyro}} \right) \quad (2.30)$$

$$\hat{\sigma} = k_1 a_{accelor} \times \hat{R}^\top \text{sat}_{M_a}(\hat{a}_e) \quad (2.31)$$

La matrice de rotation estimée $\hat{R}$ est calculée en fonction du quaternion unitaire estimée $\hat{q}$ comme définie à la section 2.2.1.2.

k_I et k_I sont des gains constants. k_I est le gain d'estimation du biais gyroscopique $\hat{b}_{gyro}$, agissant comme une constante de temps intégrateur dans l'observateur d'attitude.

$\text{Proj}(\cdot, \cdot)$ est la fonction de projection lisse garantissant que le biais gyroscopique estimé $\hat{b}_{gyro}$ ne dépasse pas une amplitude $M_{\hat{b}_{gyro}} > 0$ choisie arbitrairement en fonction des caractéristiques du gyroscope, tel que : $\|\hat{b}_{gyro}\| \leq M_{\hat{b}_{gyro}}$.

Le terme d'innovation $\hat{\sigma}$ est utilisé ici pour compenser le biais estimé du gyroscope $\hat{b}_{gyro}$ et ainsi corriger l'assiette du véhicule de sorte que la vitesse de rotation vraie estimée soit telle que $\hat{\omega} = \omega_{gyro} - \hat{b}_{gyro}$. Le terme $\hat{\sigma}$ est calculé en comparant l'accélération linéaire $a_{accelor}$ fournie par l'accéléromètre dans le repère du véhicule, à l'accélération linéaire estimée $\hat{a}_e$ dans le référentiel inertiel, par matrice de rotation $\hat{R}$ interposée pour la transformation de repère mobile $\mathcal{B}$ au repère inertiel fixe $\mathcal{I}$ et vice-versa. L'avantage d'injecter le terme innovant et non linéaire $\hat{\sigma}$ dans la dynamique de l'observateur non linéaire d'attitude est qu'en cas d'erreur ou écart entre les deux accélérations, $\hat{\sigma}$ agirait comme une vitesse de rotation, compensant ainsi cette erreur dans l'équation de la

dynamique de rotation 2.29.

La fonction $\text{sat}_{M_a}(\hat{a}_e)$ est la fonction de saturation définie telle que l'accélération linéaire $\hat{a}_e$ estimée dans le repère inertiel et obtenue à partir de l'observateur non linéaire TMO ne dépasse pas une valeur limite constante M_a choisie arbitrairement en fonction des caractéristiques de l'accéléromètre.

L'expression de $\hat{\sigma}$ dans l'équation 2.31 peut être également exprimée à l'aide des valeurs normalisées de l'accélération linéaire $\underline{a}_{accelor}$ fournie par l'accéléromètre et de la fonction de saturation sat_{M_a} de l'accélération linéaire estimée $\hat{a}_e$. Autrement dit, on pose :

$$\underline{a}_{accelor} = \frac{a_{accelor}}{\|a_{accelor}\|} \quad (2.32)$$

$$\underline{\hat{a}}_e = \frac{\text{sat}_{M_a}(\hat{a}_e)}{\|\text{sat}_{M_a}(\hat{a}_e)\|} \quad (2.33)$$

D'où $\hat{\sigma}$ devient :

$$\hat{\sigma} = k_1 \underline{a}_{accelor} \times \hat{R}^\top \underline{\hat{a}}_e \quad (2.34)$$

Dans l'équation 2.34, les paramètres normalisés $\underline{a}_{accelor}$ et $\underline{\hat{a}}_e$ sont sans unité. Le gain k_1 est alors vu comme étant la fréquence de coupure du filtre complémentaire et d'unité identique à celle de la vitesse de rotation fournie par le gyroscope ω_{gyro} en [rad/s]. Autrement dit, pour des trajectoires angulaires de fréquences supérieures à k_1 , la vitesse de rotation ω_{gyro} fournie par le gyroscope est l'information prépondérante utilisée pour estimer l'attitude tandis qu'en basse fréquence l'accélération $\hat{a}_e$ estimée dans le référentiel inertiel domine pour estimer l'attitude du véhicule [55].

2. Observateur TMO :

L'observateur non linéaire de la dynamique translationnelle TMO tel que représenté à la figure 2.13 est basée sur les travaux de Bryne et al.[68] . Le modèle d'état de l'observateur non linéaire TMO décrivant la dynamique translationnelle estimée du drone, dont nous discuterons de la discrétisation à la section 2.4.3.3, est défini comme suit :

$$\dot{\hat{p}} = \hat{v} + \theta K_{pp}^0 (p_{gps} - \hat{p}) + K_{vp}^0 (v_{gps} - \hat{v}) \quad (2.35)$$

$$\dot{\hat{v}} = \hat{a}_e + g + \theta^2 K_{pv}^0 (p_{gps} - \hat{p}) + \theta K_{vv}^0 (v_{gps} - \hat{v}) \quad (2.36)$$

$$\dot{\xi} = -\hat{R}[\hat{\sigma}]_{\times} a_{accelor} + \theta^3 K_{p\xi}^0 (p_{gps} - \hat{p}) + \theta^2 K_{v\xi}^0 (v_{gps} - \hat{v}) \quad (2.37)$$

$$\hat{a}_e = \hat{R} a_{accelor} + \xi \quad (2.38)$$

La matrice de rotation estimée $\hat{R}$ est calculée en fonction du quaternion unitaire estimé $\hat{q}$ et fourni par l'observateur non linéaire d'attitude à l'observateur TMO comme indiqué à la figure 2.13.

La variable d'état additionnel ξ de couplage entre le mouvement de rotation et le mouvement de translation permet d'estimer l'accélération spécifique $\hat{a}_e$ dans le repère inertiel. Cette variable d'état additionnel faciliterait alors une estimation précise de l'orientation du drone aussi bien en accélération lente qu'en accélération rapide [55].

$\hat{p}$ et $\hat{v}$ sont respectivement la position et la vitesse estimées du véhicule.

θ est une variable constante choisie arbitrairement telle que $\theta \geq 1$ et suffisamment grand [55] de manière à ce que l'erreur d'estimation de l'orientation n'induisse pas une erreur importante dans l'estimation de l'accélération spécifique $\hat{a}_e$, laquelle pourrait déstabiliser l'observateur d'attitude [68].

Pour $\theta = 1$, le gain nominal constant K^0 de l'observateur non linéaire TMO est défini par :

$$K^0 = \begin{bmatrix} K_{pp}^0 & K_{vp}^0 \\ K_{pv}^0 & K_{vv}^0 \\ K_{p\xi}^0 & K_{v\xi}^0 \end{bmatrix} \quad (2.39)$$

Le couplage léger entre la dynamique rotationnelle et la dynamique translationnelle par les observateurs d'attitude et TMO exigera une étude de stabilité pouvant conduire à certaines restrictions sur les gains de ces observateurs.

2.4.3.2 Sélection des gains des observateurs non linéaires

Pour déterminer les gains des observateurs d'attitude et TMO, on met les équations 2.35, 2.36, 2.37 et 2.38 sous forme canonique de représentation d'état dans l'espace temporel continu telle que :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + B(t)u(t) + D + K(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (2.40)$$

Où le vecteur d'état, le vecteur de commande et la vecteur de sortie sont définis respectivement comme suit :

$$\begin{cases} \hat{x} = \begin{bmatrix} \hat{p} & \hat{v} & \hat{\xi} \end{bmatrix}^\top \\ u = \begin{bmatrix} a_{accelor} & -[\hat{\sigma}]_\times \cdot a_{accelor} \end{bmatrix}^\top \\ y = \begin{bmatrix} p_{gps} & v_{gps} \end{bmatrix}^\top \end{cases}$$

Les matrices d'état, de commande, de perturbation et de sortie ainsi que la matrice de gain variable de l'observateur TMO sont définis respectivement comme suit :

$$A = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & I_3 & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_3 \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ \hat{R} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & \hat{R} \end{bmatrix}$$

$$D = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 1} \\ g \\ 0_{3 \times 1} \end{bmatrix}; C = \begin{bmatrix} I_3 & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_3 & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix}$$

$$K = \begin{bmatrix} K_{pp} & K_{vp} \\ K_{pv} & K_{vv} \\ K_{p\xi} & K_{v\xi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta K_{pp}^0 & K_{vp}^0 \\ \theta^2 K_{pv}^0 & \theta K_{vv}^0 \\ \theta^3 K_{p\xi}^0 & \theta^2 K_{v\xi}^0 \end{bmatrix}$$

On choisira alors les paramètres des observateurs non linéaires de manière à garantir les performances de stabilité du système lors de la synthèse des observateurs.

Dans ce sens, on choisit arbitrairement les gains k_I et k_I de l'observateur non linéaire d'attitude tels que :

$$k_1 > 0$$

$$k_I > 0$$

Pour le choix du gain K de l'observateur non linéaire TMO, on choisit pour notre étude $\theta = 1$. Le calcul du gain $K = K^0$ se fait alors selon la théorie de Kalman, par résolution de l'équation de *Riccati* [68] :

$$\dot{P} = AP + PA^\top + BQ_{var}B^\top - PC^\top R_{var}^{-1}CP \quad (2.41)$$

$$K = K^0 = P(C)^\top R_{var}^{-1} \quad (2.42)$$

La résolution de l'équation 2.41 dite équation de *Riccati* consiste à minimiser l'erreur quadratique moyenne des estimations, sous l'hypothèse que le bruit est gaussien [68], où Q_{var} et R_{var} sont respectivement les matrices de covariances du bruit sur le signal de commande

$u(t)$ et du bruit sur le signal de sortie $y(t)$. Q_{var} représente l'incertitude associée au modèle du système tandis que R_{var} représente l'incertitude associée aux mesures fournies par le GPS et capture alors la qualité ou précision de ces mesures.

$$Q_{var} = \text{blockdiag}(S_a, S_{\hat{\sigma}}) \quad (2.43)$$

$$R_{var} = \text{blockdiag}(S_p, S_v) \quad (2.44)$$

Les matrices de covariance S_a et $S_{\hat{\sigma}}$ sont obtenues à partir du bruit de mesure de l'accélération par l'accéléromètre $\epsilon_{accelor}$.

Les matrices de covariance S_p et S_v représentent les matrices de covariance respectives des bruits de mesure de la position δ_p et de la vitesse δ_v par le GPS.

$\text{blockdiag}()$ est une matrice diagonale de blocs. Le choix des paramètres Q_{var} et R_{var} pour le calcul du gain K est crucial pour assurer une performance optimale des observateurs non linéaires d'attitude et TMO dans le contexte de la fusion de données. Puisque la matrice de covariance Q_{var} est choisi en fonction du bruit de mesure de l'accéléromètre, et la matrice de covariance R_{var} est liée aux bruits de mesure du GPS ou du mouvement de translation linéaire fourni par le système VIO, ces matrices sont également liées aux variables issues de l'observateur d'attitude ($\hat{q}$ et $\hat{\sigma}$) ainsi qu'à la variable ξ de couplage entre la dynamique translationnelle et la dynamique rotationnelle. Ainsi, Q_{var} influence la réactivité du filtre complémentaire. Une grande valeur rend le filtre plus sensible aux dynamiques non modélisées. Tandis que R_{var} contrôle soit la confiance dans les mesures du GPS, soit la confiance des mesures du système VIO. Une grande valeur réduit l'influence des nouvelles mesures de la sortie du système. Par conséquent, les choix de Q_{var} et R_{var} influencent directement la précision, la stabilité et la vitesse de convergence des filtres de dynamique rotationnelle et translationnelle.

Le choix de Q_{var} et R_{var} peut se faire selon les techniques ci-dessous :

1. Approche empirique : cette approche consiste à ajuster et tester des valeurs de Q_{var} et R_{var} sur des données historiques ou simulées pour miniser l'erreur quadratique des estimations.
2. Approche basée sur la modélisation : cette approche consiste à calculer Q_{var} et R_{var} à partir des propriétés physiques du système et des capteurs en utilisant les écart-types des bruits mesurés pour définir les variances diagonales constituant les matrices Q_{var} et R_{var} .
3. Approche basée sur l'adaptation en temps réel : cette approche est basée sur les tech-

niques d'estimation adaptative pour déterminer et modifier Q_{var} et R_{var} en temps réel.

Dans le cadre de ce mémoire, puisque les données de navigation sont simulées, nous choisissons les matrices Q_{var} et R_{var} par approche empirique.

2.4.3.3 Modèle discret

Combiner des données provenant de capteurs échantillonnés à des fréquences différentes, comme le GPS et le système INS, est une tâche complexe mais courante en robotique et navigation. Cela nécessite une bonne gestion des horodatages et des méthodes pour synchroniser et fusionner les données efficacement. Une des méthodes de synchronisation consisterait à interpoler les fréquences différentes par discrétisation des filtres complémentaires d'attitude et TMO de manière à interpoler les données GPS (échantillonnées à des fréquences plus basses) pour produire des estimations cohérentes aux horodatages des données IMU (échantillonnées à des fréquences élevées). Dans ce sens, on discrétise alors les modèles continus des observateurs non linéaires de la section 2.4.3.1 comme ci-dessous.

1. Discrétisation de l'observateur d'attitude :

Les mesures de la centrale inertielle IMU (les capteurs accéléromètre et gyroscope) sont obtenues à une fréquence d'échantillonnage élevée $f_{imu} = 1/T_{imu} = 1/T$. Les estimations d'orientation sont alors mises à jour à chaque nouvelle mesure de la vitesse angulaire ou de rotation [61]. Comme dans [68], en supposant que T est suffisamment petit de sorte que $\hat{\omega}(t)$ reste constant entre les échantillons, la discrétisation de l'équation 2.29 à chaque pas k est telle que :

$$\hat{q}[k] = e^{\left(\frac{T}{2}\Omega(\hat{\omega}[k])\right)}\hat{q}[k-1] \quad (2.45)$$

Où

$$\begin{aligned} \hat{\omega}[k] &= \omega_{gyro}[k] - \hat{b}_{gyro}[k-1] + \hat{\sigma}[k] \\ \Omega(\hat{\omega}[k]) &= \begin{bmatrix} 0 & -\hat{\omega}[k]^\top \\ \hat{\omega}[k] & -[\hat{\omega}[k]]_\times \end{bmatrix} \\ e^{\left(\frac{T}{2}\Omega(\hat{\omega}[k])\right)} &= \cos\left(\frac{T}{2}\|\hat{\omega}[k]\|_2\right) I_4 + \frac{T}{2}\text{sinc}\left(\frac{T}{2}\|\hat{\omega}[k]\|_2\right) \Omega(\hat{\omega}[k]) \end{aligned}$$

On normalise ensuite le quaternion de l'équation 2.45 pour obtenir le quaternion unitaire :

$$\hat{q}[k] = \frac{\hat{q}[k]}{\|\hat{q}[k]\|_2} \quad (2.46)$$

Comme dans [68], l'estimation du biais gyroscopique de l'équation 2.30 peut se faire selon la discrétisation de l'intégral telle que :

$$\hat{b}_{gyro}[k] = \hat{b}_{gyro}[k-1] - Tk_I \hat{\sigma}[k] \quad (2.47)$$

Finalement, la discrétisation de l'équation 2.34 à chaque pas d'échantillonnage k est :

$$\hat{\sigma}[k] = \begin{cases} k_1 \underline{a}_{accelor}[k] \times \hat{R}^\top[k-1] \underline{a}_e[k] & \text{si l'accéléromètre est disponible,} \\ 0_{3 \times 1} & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.48)$$

Les équations 2.46, 2.47 et 2.48 constituent alors la version discrète du filtre non linéaire d'attitude du drone.

2. Discrétisation de l'observateur TMO :

La discrétisation de l'observateur TMO consiste à discrétiser l'équation d'état 2.40 de la dynamique translationnelle du drone ainsi que l'équation 2.41 de *Riccati* et l'équation 2.42 du gain K de l'observateur. Puisque les équations 2.41 et 2.42 sont basées sur les théories de *Kalman*, une stratégie similaire à l'implémentation du filtre de *Kalman Étendu* peut être appliquée à l'observateur non linéaire TMO. En raison de la linéarité de la matrice d'état A , la technique de discrétisation du filtre TMO permet une discrétisation exacte de la dynamique translationnelle.

Comme pour le filtre d'attitude, la discrétisation du filtre TMO se fait à la fréquence d'échantillonnage des mesures de la centrale inertielle IMU (les capteurs accéléromètre et gyroscope) $f_{imu} = 1/T_{imu} = 1/T$. L'équation 2.40 est alors discrétisée à chaque pas d'échantillonnage k telle que :

$$x^-[k+1] = e^{AT}x^+[k] + \int_{kT}^{(k+1)T} e^{A((k+1)T-\tau)} B(\tau)u(\tau)d\tau + \int_{kT}^{(k+1)T} e^{A((k+1)T-\tau)} D(\tau)d\tau$$

Où :

x^- est le vecteur d'état prédit de l'échantillon futur à l'instant $k+1$;

x^+ est le vecteur d'état estimé de l'échantillon présent à l'instant k .

En procédant par identification de l'équation de $x^-[k+1]$, on a la matrice d'état discrète A_d telle que [68] :

$$A_d[k] = e^{AT} = \begin{bmatrix} I_3 & TI_3 & \frac{T^2}{2}I_3 \\ 0_{3 \times 3} & I_3 & TI_3 \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_3 \end{bmatrix} \quad (2.49)$$

En supposant que l'accélération linéaire $a_{accelor}$ et la matrice de rotation $\hat{R}$ sont constantes entre les intervalles d'échantillonnage, c'est-à-dire $a_{accelor}(t) = a_{accelor}[k]$, $\hat{R}(t) = \hat{R}[k]$ pour $t \in [kT, (k+1)T]$, la discrétisation des matrices B et D est telle que [68] :

$$B_d[k] = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2}\hat{R}[k] & \frac{T^3}{6}\hat{R}[k] \\ T\hat{R}[k] & \frac{T^2}{2}\hat{R}[k] \\ 0_{3 \times 3} & T\hat{R}[k] \end{bmatrix} \quad (2.50)$$

$$D_d[k] = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2}g \\ Tg \\ 0_{3 \times 1} \end{bmatrix} \quad (2.51)$$

On observe la sortie $y[k] = [p_{gps}[k] \quad v_{gps}[k]]^\top$, alors la matrice d'observation C à chaque pas d'échantillonnage k est telle que :

$$C[k] = \begin{bmatrix} I_3 & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_3 & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (2.52)$$

Les équations 2.49, 2.50, 2.51 et 2.52 constituent les matrices discrètes d'hybridation

translationnelle numérique du système GPS et de la centrale inertielle IMU du véhicule aérien.

On obtient alors l'état prédit ou futur x^- en fonction de l'état estimé x^+ à l'instant k , ainsi que la solution prédite ou future de l'équation de *Riccati* P^- en fonction de la solution P^+ à l'instant k comme suit :

$$x^-[k+1] = A_d[k]x^+[k] + B_d[k]u[k] + D_d[k] \quad (2.53)$$

$$P^-[k+1] = A_d[k]P^+[k]A_d^T[k] + B_d[k]Q_{var_d}[k]B_d^T[k] \quad (2.54)$$

Comme dans [68], la matrice discrète de l'incertitude associée au modèle du système peut être approximée à chaque pas d'échantillonnage k par :

$$Q_{var_d} = Q_{var} * T$$

Connaissant la solution prédite de l'équation de *Riccati* P^- , on calcule alors le gain discret K_d de l'observateur TMO comme dans le cas du filtrage de *Kalman* discret [60] par :

$$K_d[k] = P^-[k]C^T[k] (C[k]P^-[k]C^T[k] + R_{var}[k])^{-1} \quad (2.55)$$

Finalement, si les mesures $y[k]$ du GPS sont disponibles à l'instant d'échantillonnage k , la mise à jour de l'état estimé x^+ et de la solution de l'équation de *Riccati* P^+ est déduite des équations 2.53, 2.54 et 2.55 par :

$$x^+[k] = x^-[k] + K_d[k] (y[k] - C[k]x^-[k]) \quad (2.56)$$

$$P^+[k] = (I_9 - K_d[k]C[k])P^-[k] \quad (2.57)$$

2.4.3.4 Implémentation

Similairement aux travaux de Bryne et al.[68], l'implémentation de la navigation inertielle assistée par GPS de la figure 2.13 consiste à implémenter les algorithmes des observateurs numériques des dynamiques translationnelle et rotationnelle de la section 2.4.3.3 et discrétisés

à la fréquence d'échantillonnage des capteurs IMU. Ces algorithmes sont résumés dans les tableaux algorithmiques 1 et 2.

Algorithm 1 Observateur d'attitude**Require:** Initialiser l'observateur :

- 1: $\hat{q}[0] \leftarrow [s_q[0] \ r_q[0]] = [1 \ 0 \ 0 \ 0]^\top$
- 2: $\hat{b}_{gyro}[0] \leftarrow \mathbf{0}_{3 \times 1}$
- 3: Normaliser : $\hat{q}[0] \leftarrow \hat{q}[0]/\|\hat{q}[0]\|$
- 4: Extraire $s_q[0]$, $r_q[0]$ et calculer :

$$\hat{R}(\hat{q}[0])[0] = I_3 + 2s_q[0][r_q[0]]_\times + 2([r_q[0]]_\times)^2$$

- 5: **for** $k = 1, 2, \dots$ **do**
- 6: **Obtenir** $\hat{a}_e[k]$ depuis l'observateur TMO
- 7: **Obtenir** $\mathbf{a}_{accelor}[k]$, $\omega_{gyro}[k]$ de l'IMU
- 8: Calculer :

$$\begin{aligned} \underline{a}_{accelor}[k] &= \frac{a_{accelor}[k]}{\|a_{accelor}[k]\|} \\ \underline{\hat{a}}_e[k] &= \frac{sat_{M_a}(\hat{a}_e[k])}{\|sat_{M_a}(\hat{a}_e[k])\|} \\ \sigma[k] &= k_1 \underline{a}_{accelor}[k] \times \hat{R}[k-1]^\top \underline{\hat{a}}_e[k] \end{aligned}$$

- 9: **Transmettre** $\hat{\sigma}[k]$ à l'observateur TMO ;
- 10: Calculer les variables intermédiaires :

$$\hat{\omega}[k] = \omega_{gyro}[k] - \hat{b}_{gyro}[k-1] + \hat{\sigma}[k]$$

$$\Omega(\hat{\omega}[k]) = \begin{bmatrix} 0 & -\hat{\omega}^\top[k] \\ \hat{\omega}[k] & -[\hat{\omega}[k]]_\times \end{bmatrix}$$

- 11: Calculer l'exponentielle matricielle :

$$e^{\frac{T}{2}\Omega(\hat{\omega}[k])} = \cos\left(\frac{T}{2}\|\hat{\omega}[k]\|\right) I_4 + \frac{T}{2} \cdot \text{sinc}\left(\frac{T}{2}\|\hat{\omega}[k]\|\right) \cdot \Omega(\hat{\omega}[k])$$

- 12: Mettre à jour le quaternion :

$$\hat{q}[k] = e^{\frac{T}{2}\Omega(\hat{\omega}[k])} \cdot \hat{q}[k-1]$$

- 13: Mettre à jour le biais gyroscopique :

$$\hat{b}_{gyro}[k] = \hat{b}_{gyro}[k-1] - Tk_I[k] \cdot \hat{\sigma}[k]$$

- 14: Normaliser :

$$\hat{q}[k] \leftarrow \hat{q}[k]/\|\hat{q}[k]\|$$

- 15: Extraire $s_q[k]$, $r_q[k]$ et calculer :

$$\hat{R}[k] = I_3 + 2s_q[k][r_q[k]]_\times + 2([r_q[k]]_\times)^2$$

- 16: **Transmettre** $\hat{R}[k]$ à l'observateur TMO
- 17: **end for**

Algorithm 2 Observateur non linéaire TMO pour hybridation GPS-INS**Require:** Initialisation de l'observateur :

- 1: $\hat{\mathbf{p}}[0] \leftarrow [\hat{p}_x[0] \ \hat{p}_y[0] \ \hat{p}_z[0]]^\top$ en fonction de la latitude et longitude initiales
- 2: $\hat{\mathbf{v}}[0] \leftarrow [\hat{v}_x[0] \ \hat{v}_y[0] \ \hat{v}_z[0]]^\top$
- 3: $\boldsymbol{\xi}[0] \leftarrow \mathbf{0}_{3 \times 1}$
- 4: $\mathbf{x}^-[0] \leftarrow (\hat{\mathbf{p}}[0], \hat{\mathbf{v}}[0], \boldsymbol{\xi}[0])$
- 5: $\mathbf{P}^-[0] \leftarrow \text{blockdiag}(I_3, I_3, I_3)$
- 6: **for** $k = 1, 2, \dots$ **do**
- 7: **Obtenir** les mesures de position $\mathbf{p}_{\text{gps}}[k]$ et vitesse linéaire $\mathbf{v}_{\text{gps}}[k]$ du GPS
- 8: $\mathbf{y}_{\text{gps}}[k] \leftarrow [\mathbf{p}_{\text{gps}}[k] \ \mathbf{v}_{\text{gps}}[k]]^\top$
- 9: **Obtenir** la variable GPS_{spoofed} de l'algorithme 3 de détection
- 10: **if** nouvelle mesure GPS disponible ($GPS_Spoofed : 0$) **then**
- 11: Correction de l'état :

$$K_d[k] = P^-[k]C[k]^\top (C[k]P^-[k]C[k]^\top + R_{\text{var}}[k])^{-1}$$

$$\mathbf{x}^+[k] = \mathbf{x}^-[k] + K_d[k] (\mathbf{y}_{\text{gps}}[k] - C[k]\mathbf{x}^-[k])$$

$$P^+[k] = (I_9 - K_d[k]C[k])P^-[k]$$

- 12: **else**
- 13: $\mathbf{x}^+[k] \leftarrow \mathbf{x}^-[k]$
- 14: $P^+[k] \leftarrow P^-[k]$
- 15: **end if**
- 16: Extraction des états :

$$\hat{\mathbf{p}}[k] = \mathbf{x}_{1:3}^+[k], \quad \hat{\mathbf{v}}[k] = \mathbf{x}_{4:6}^+[k], \quad \boldsymbol{\xi}[k] = \mathbf{x}_{7:9}^+[k]$$

- 17: **Récupérer** $\hat{R}[k]$, $\hat{\boldsymbol{\sigma}}[k]$ depuis l'observateur d'attitude
- 18: **Obtenir** $\mathbf{a}_{\text{accelor}}[k]$ depuis l'IMU
- 19: Calculer l'accélération spécifique :

$$\hat{\mathbf{a}}_e[k] = \hat{R}[k] \cdot \mathbf{a}_{\text{accelor}}[k] + \boldsymbol{\xi}[k]$$

- 20: **Transmettre** $\hat{\mathbf{a}}_e[k]$ à l'observateur d'attitude
- 21: Mettre à jour $A_d[k]$, $B_d[k]$, $D_d[k]$, comme aux équations 2.49, 2.50 et 2.51
- 22: Calculer la variable de commande :

$$\mathbf{u}[k] = [a_{\text{accelor}}[k] \ -[\hat{\boldsymbol{\sigma}}[k]]_\times \cdot a_{\text{accelor}}[k]]^\top$$

- 23: Propagation temporelle :

$$\mathbf{x}^-[k+1] = A_d[k]\mathbf{x}^+[k] + B_d[k]\mathbf{u}[k] + D_d[k]$$

$$P^-[k+1] = A_d[k]P^+[k]A_d[k]^\top + B_d[k]Q_{\text{var}_d}[k]B_d[k]^\top$$

- 24: Assurer la symétrie de $P^-[k+1]$:

$$P^-[k+1] \leftarrow \frac{1}{2} (P^-[k+1] + P^-[k+1]^\top)$$

- 25: $k \leftarrow k + 1$
- 26: **end for**

CHAPITRE 3 ATTAQUES GPS ET MÉTHODES DE DÉTECTION

3.1 Introduction aux vulnérabilités du GPS

Le système de positionnement global GPS inclut 24 satellites en orbite autour de la terre et à une altitude et position connues de 20183 Km du centre terrestre [29][30]. Les signaux des satellites GPS incluant la position et les données du réseau satellitaire sont transmis par séquence directe spectrale comme illustrée à la figure 2.9 au taux binaire de 50 bit/s [30] et aux fréquences de canal telle qu'illustrée à la figure 2.10. Ces signaux sont relativement faibles lorsqu'ils atteignent la surface terrestre, ce qui les rend intrinsèquement sensibles aux perturbations intentionnelles ou non intentionnelles. Deux principales menaces pèsent sur l'intégrité du GPS : le brouillage et l'usurpation de signal. Le brouillage consiste à submerger le signal GPS avec du bruit électromagnétique afin d'empêcher son traitement. L'usurpation, plus insidieuse, vise à tromper le récepteur en lui faisant croire qu'il reçoit un signal authentique, alors qu'il est généré de manière malveillante avec des données falsifiées.

Ces attaques, bien que connues depuis plusieurs décennies, ont pris une ampleur critique ces dernières années en raison de l'accessibilité accrue des équipements nécessaires à leur réalisation. Il est désormais possible de mettre en œuvre des attaques d'usurpation avec des moyens techniques relativement modestes, voire à partir de plateformes à accès libre. Plusieurs études et expérimentations ont démontré qu'un drone civil ou un véhicule autonome pouvait être détourné à l'aide de signaux GPS falsifiés, sans laisser de traces évidentes au niveau du récepteur.

Cette vulnérabilité est d'autant plus préoccupante que la plupart des récepteurs commerciaux ne disposent d'aucun mécanisme natif de détection d'anomalie ou de validation de la cohérence du signal reçu. Ils opèrent sous l'hypothèse implicite que les signaux sont authentiques et intègres, ce qui les rend vulnérables à des attaques sophistiquées capables de simuler des trajectoires cohérentes. L'impact potentiel est considérable : erreurs de positionnement, perte de navigation autonome, fausse synchronisation temporelle, ou encore détournement de trajectoire.

L'enjeu dépasse alors largement la technique. Il touche à la cybersécurité, à la sûreté des systèmes autonomes, à la résilience des infrastructures critiques, et in fine à la souveraineté technologique. La vulnérabilité du GPS invite donc à reconsidérer la navigation par satellite non comme une source fiable et absolue, mais comme une composante à intégrer dans une architecture redondante, robuste et capable de détecter et contrer les intrusions.

Ce chapitre s'inscrit dans cette dynamique et propose un modèle d'attaque par usurpation et brouillage du système GPS, ses effets sur le système de navigation inertielle assistée par GPS, ainsi que les méthodes de détection.

3.2 Modèles d'attaques : usurpation, brouillage

Pour l'usurpation ou brouillage du système GPS, on suppose que le malveillant a connaissance de la trajectoire de vol ainsi que de la destination finale du drone civil. Notre stratégie d'usurpation ou brouillage du système GPS telle que montrée à la figure 1.1, consiste alors à lire et acquérir le signal satellitaire GPS destiné au récepteur GPS du drone civil puis d'en faire des manipulations subtiles et de le transmettre au drone civil de sorte qu'il soit difficile de détecter l'attaque.

Soit une mesure GPS non usurpée $y_{gps} = \begin{bmatrix} p_{gps} & v_{gps} \end{bmatrix}^\top$ incluant la position p_{gps} et la vitesse linéaire v_{gps} d'un drone civil. Le modèle de génération d'usurpation ou de brouillage consiste à rajouter des signaux comme mentionné ci-dessous, sur chaque composante du signal de position p_{gps} dans le repère cartésien (x, y, z) , transmis par le satellite GPS au récepteur GPS du drone civil :

- Pour le brouillage : rajouter un bruit de type Gaussien aléatoire d'amplitude correspondant à la la position désirée par le malveillant ; ou
- Pour l'usurpation : rajouter un biais d'amplitude correspondant à la la position désirée par le malveillant.

On modélise alors l'injection de fautes sur le système de positionnement GPS par l'équation

$$p_{sp} = p_{gps} + \eta_{sp} \quad (3.1)$$

Où p_{sp} est la fausse position générée par le malveillant.

η_{sp} est soit un bruit Gaussien aléatoire (représenté dans ce cas par $\eta_{sp}(\theta, \sigma_{sp}^2)$) de moyenne nulle et de variance σ_{sp}^2 dépendant de la distance désirée par le malveillant, soit un biais dont l'amplitude sera fonction de la position désirée par le malveillant.

On note les représentations de p_{sp} , p_{gps} et η_{sp} dans le repère cartésien (x, y, z) par :

$$p_{sp} = \begin{bmatrix} p_{sp_x} & p_{sp_y} & p_{sp_z} \end{bmatrix}^\top, p_{gps} = \begin{bmatrix} p_{gps_x} & p_{gps_y} & p_{gps_z} \end{bmatrix}^\top \text{ et } \eta_{sp} = \begin{bmatrix} \eta_{sp_x} & \eta_{sp_y} & \eta_{sp_z} \end{bmatrix}^\top.$$

D'où le modèle d'injection de fautes sur le système GPS du drone civil est défini par :

$$\begin{cases} p_{sp_x} = p_{gps_x} + \eta_{sp_x} \\ p_{sp_y} = p_{gps_y} + \eta_{sp_y} \\ p_{sp_z} = p_{gps_z} + \eta_{sp_z} \end{cases} \quad (3.2)$$

Toute usurpation/brouillage consistera alors à transmettre le système de valeurs de l'équation 3.2 au drone civil à la fréquence d'échantillonnage du récepteur GPS du drone.

3.3 Méthode de détection proposée

La détection d'attaques d'usurpation et brouillage GPS constitue un enjeu crucial pour garantir la sécurité et le positionnement des drones civils. Les méthodes de détection classiques s'appuient sur l'analyse des caractéristiques physiques du signal reçu, telles que l'horodatage ou l'angle d'arrivée du signal, mais leur portée reste limitée [21]. Avec l'émergence de la fusion multi-capteurs, l'exploitation des incohérences entre les différentes sources de données s'est révélée efficace pour identifier ces attaques.

Les méthodes de détection peuvent être classées en deux grandes catégories :

- les approches basées sur les **données**,
- les approches basées sur des **modèles**.

Les techniques basées sur les données nécessitent un ensemble de données historiques et font appel à des algorithmes d'apprentissage automatique pour extraire des caractéristiques discriminantes. Avec l'accroissement des bases de données issues des capteurs embarqués, ces approches gagnent en popularité. Des réseaux neuronaux tels que les *Long Short-Term Memory (LSTM)* et les réseaux de classification simples sont utilisés pour détecter les attaques GPS des drones civils [23, 32]. Des méthodes hybrides combinant réseaux neuronaux et modèles physiques ont également été proposées [20, 21]. Cependant, ces approches requièrent un volume important de données d'entraînement, ce qui limite leur applicabilité à des scénarios variés de navigation.

Face à ces lacunes, la mise en place de mécanismes de détection robustes devient une priorité.

Parmi les approches proposées, les méthodes fondées sur des modèles telles que les méthodes basées sur les statistiques d'hypothèses apparaissent comme particulièrement efficaces pour détecter des anomalies dans les mesures GPS. Contrairement aux techniques purement physiques (analyse du signal reçu) ou aux méthodes exclusivement fondées sur l'apprentissage, les tests statistiques offrent un bon compromis entre précision, simplicité et explicabilité.

Parmi ces approches, le test χ^2 ou distance de *Mahalanobis* est largement utilisé. Il exploite l'écart entre la mesure GPS observée et la position prédite par un estimateur (souvent un filtre de Kalman), et permet d'évaluer la vraisemblance d'un échantillon selon une distribution connue [84]. En cas de dépassement d'un seuil critique, une alarme est déclenchée. Néanmoins, ce test peut être sensible au bruit, entraînant un taux de faux positifs élevé en présence d'incertitudes importantes.

Pour renforcer la robustesse face aux attaques subtiles, des variantes statistiques telles que le test *CUSUM* (*Cumulative Sum*) ou la moyenne mobile exponentielle (EMA) ont été proposées [85]. Au lieu de tester chaque résidu individuellement, cette approche permet une accumulation progressive de la divergence, ce qui améliore la détection des dérives lentes caractéristiques des attaques furtives. Ces méthodes permettent donc une meilleure performance en détection tout en limitant les fausses alarmes.

Enfin, parmi l'éventail des approches disponibles, les méthodes statistiques, en particulier les tests d'hypothèse comme le χ^2 ou le CUSUM, représentent aujourd'hui une solution robuste et peu coûteuse pour détecter efficacement les attaques GPS dans des systèmes embarqués légers. Leur intégration au sein de cadres de fusion multi-capteurs permet d'augmenter significativement la résilience des drones civils et des véhicules autonomes face aux menaces de type usurpation et brouillage. C'est dans ce sens que nous proposons une méthode de détection par distance de *Mahalanobis* combinée à la moyenne mobile exponentielle EMA et un test d'hypothèse statistique dont le seuil de détection est sélectionné en fonction de la probabilité de fausse alarme souhaitée [84, 85].

3.3.0.1 Détection statistique des attaques GPS

Les méthodes de détection statistique constituent un axe fondamental de la recherche en cybersécurité des systèmes de navigation. Ces approches reposent sur l'analyse quantitative de la cohérence entre les mesures GPS reçues et les estimations par fusion multi-capteurs de navigation. Elles présentent l'avantage de ne pas nécessiter de modifications matérielles et s'intègrent facilement dans des systèmes embarqués.

Ainsi, pour s'assurer de l'usurpation ou interférence effective du système GPS et par consé-

quent réduire voire éliminer les fausses alertes, la stratégie de détection consiste à partir des méthodes statistiques, à comparer la position estimée versus la position fournie par le GPS. On propose alors le modèle discret de détection ci-dessous :

1. **Calcul de la distance de *Mahalanobis*** du résidu entre la mesure fournie par le GPS et leur estimation obtenue via les observateurs non linéaires. Cette distance est définie par [84] :

$$D_{maha}[k] = (y_{gps}[k] - \hat{y}_{gps}[k])^T S[k]^{-1} (y_{gps}[k] - \hat{y}_{gps}[k]) \quad (3.3)$$

où $y_{gps}[k]$ est la mesure GPS à chaque pas d'échantillonnage k , $\hat{y}_{gps}[k]$ l'estimation à chaque pas d'échantillonnage et $S[k] = C[k]P^-[k]C[k]^T + R_{var}[k]$ est la matrice de covariance du résidu à chaque pas d'échantillonnage.

2. **Calcul de la moyenne mobile exponentielle EMA** de la distance de *Mahalanobis* : pour atténuer les pics à court terme ou les valeurs aberrantes dans la distance D_{maha} (qui pourraient déclencher à tort une détection d'usurpation), nous utilisons une moyenne mobile exponentielle qui a la particularité de permettre une transition douce en cas d'usurpation GPS. La moyenne mobile exponentielle de la distance D_{maha} est définie par

$$EMA[k] = \lambda D_{maha}[k] + (1 - \lambda) EMA[k - 1] \quad (3.4)$$

Où $\lambda \in [0, 1]$ est le facteur de lissage (*smoothing factor*) de la moyenne exponentielle mobile de la distance de *Mahalanobis*. On choisira λ en fonction des objectifs de détection : détection lente ($\lambda < 0.5$) ou détection rapide ($\lambda \geq 0.5$).

3. **Test d'hypothèses** : Nous formulons le problème de détection de l'usurpation GPS comme un test d'hypothèses entre deux cas :

— $\mathcal{H}_0$: **Hypothèse nulle**

Les mesures GPS sont normales, c'est-à-dire conformes à la distribution attendue (absence d'usurpation).

— $\mathcal{H}_1$: **Hypothèse alternative**

Les mesures GPS sont usurpées, c'est-à-dire qu'elles présentent une déviation significative par rapport au comportement attendu.

À chaque pas d'échantillonnage k , une statistique basée sur la moyenne exponentielle

mobile (EMA) est calculée. La règle de décision s'énonce alors comme suit :

$$\begin{cases} \text{Ne pas rejeter } \mathcal{H}_0 & (\text{pas d'usurpation détectée}) & \text{si } \text{EMA}[k] \leq \tau \\ \text{Rejeter } \mathcal{H}_0 \text{ en faveur de } \mathcal{H}_1 & (\text{usurpation détectée}) & \text{si } \text{EMA}[k] > \tau \end{cases}$$

où :

— τ est un seuil de détection, fixé selon une probabilité de fausse alarme α prédéfinie.

4. **Estimation du seuil de détection τ** : Comme dans l'industrie, en raison des imprécisions du modèle, des non-linéarités ou des transitoires du filtre qui peuvent fausser les valeurs de D_{maha} , nous estimons également le seuil τ de manière empirique :

- (a) Exécuter des simulations de Monte Carlo sans usurpation (sous l'hypothèse $\mathcal{H}_0$ uniquement) ;
- (b) Collecter toutes les valeurs de D_{maha} ;
- (c) Choisir le quantile $(1 - \alpha)$ comme seuil de détection. Où $\alpha \in [0, 1]$ est un facteur qui représente la probabilité de fausses alarmes acceptées. Par exemple $\alpha = 0.1$ veut dire 10% de fausses alarmes sont acceptées et par conséquent le facteur de confiance $1 - \alpha = 90\%$ signifie que 90% des données normales du GPS ne doivent pas déclencher de détection.

Le seuil de détection τ est défini comme le quantile empirique de niveau $1 - \alpha$ des valeurs simulées de $D_{maha}[k]$, obtenues sous l'hypothèse nulle $\mathcal{H}_0$ (absence d'attaque). Mathématiquement :

$$\tau = \hat{Q}_{1-\alpha}(D_{maha}^{\mathcal{H}_0}[k])$$

où $\hat{Q}_{1-\alpha}(D_{maha}^{\mathcal{H}_0}[k])$ désigne le quantile empirique au niveau $1 - \alpha$ des distances $D_{maha}[k]$ collectées lors de simulations de Monte Carlo en l'absence d'usurpation GPS. Ce seuil est choisi de sorte que $100(1 - \alpha) \%$ des données normales ne déclenchent pas de détection.

Le modèle de détection sus établi est implémenté selon l'algorithme résumé dans le tableau algorithmique 3.

Algorithm 3 Détection basée sur la distance de *Mahalanobis* couplée à EMA

Require: Estimer hors-ligne le seuil de détection τ de l'usurpation :

- 1: Choisir α
- 2: Exécuter des simulations de Monte Carlo sans usurpation (sous l'hypothèse $\mathcal{H}_0$ uniquement)
- 3: Collecter toutes les valeurs de D_{maha}
- 4: Choisir le quantile $(1 - \alpha)$ comme seuil de détection τ .
- 5: Initialiser $EMA[0] \leftarrow 0$
- 6: Choisir λ
- 7: **for** $k = 1, 2, \dots$ **do**
- 8: **Obtenir** $y_{gps}[k]$ du GPS, la mesure estimée $\hat{y}_{gps}[k]$ et la covariance du résidu $S[k]$ depuis l'observateur non linéaire TMO
- 9: Calculer la distance de **Mahalanobis** :

$$D_{maha}[k] = (y_{gps}[k] - \hat{y}_{gps}[k])^\top S[k]^{-1} (y_{gps}[k] - \hat{y}_{gps}[k])$$

- 10: Calculer la moyenne mobile exponentielle **EMA** :

$$EMA[k] = \lambda D_{maha}[k] + (1 - \lambda) EMA[k - 1]$$

- 11: **if** $EMA[k] > \tau$ **then**
- 12: Le GPS est **non disponible** (usurpation ou brouillage détecté(e)) :

$$GPS_Spoofed \leftarrow 1$$

- 13: **else**
- 14: Le GPS est **disponible** :

$$GPS_Spoofed \leftarrow 0$$

- 15: **end if**
 - 16: **Transmettre** $GPS_Spoofed$ à l'observateur TMO
 - 17: **end for**
-

3.4 Simulation de la navigation inertielle assistée par GPS

La stratégie consiste à simuler la plate-forme de navigation inertielle assistée par GPS de la figure 3.1 incluant les algorithmes de fusion GPS et INS ainsi que les algorithmes de génération et de détection d'usurpation GPS tels que sus décrits.

Les simulations sont réalisées sur les ordinateurs du LARSA, dont la configuration est présentée dans le tableau 3.1.

Composant	Spécification
Processeur	Intel(R) Core(TM) i5-14500 @ 2.60 GHz
Mémoire vive installée	32,0 Go (31,7 Go utilisable)
Type du système	Système d'exploitation 64 bits Processeur x64
Environnement logiciel	MATLAB Version R2024a

TABLEAU 3.1 Configuration de la machine utilisée pour les simulations

D'abord, nous avons simulé la plateforme de la figure 3.1 par la méthode Monte Carlo en absence d'attaque du GPS (sous l'hypothèse $\mathcal{H}_0$) avec une probabilité de fausses alarmes acceptée de $\alpha = 1\%$. Les distances de *Mahalanobis* collectées ont alors permis de déterminer le seuil de détection :

$$\tau = 2656.8$$

Puis, sur la base de ce seuil de détection, on simulera et évaluera les performances de la plateforme de navigation inertielle assistée par GPS ainsi que l'efficacité du modèle de détection d'usurpation ou brouillage GPS en cas d'attaque d'usurpation GPS. ces évaluations permettront alors de répondre aux questions de recherche **Q1** et **Q2** (pour la plate-forme GPS-INS).

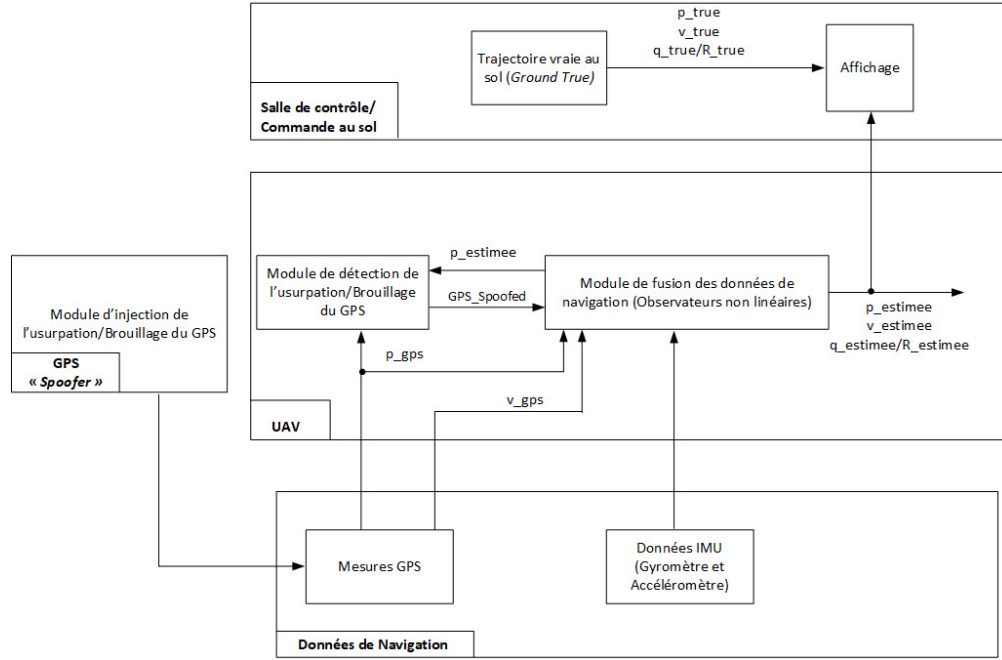


FIGURE 3.1 Plate-forme conceptuelle de simulation de la navigation inertielle assistée par GPS

3.4.1 Trajectoires vraie du drone : *ground truth*

On considère un drone quadrirotor civil se déplaçant à une dynamique nominale, sur une trajectoire sous forme de huit (*eight-shaped trajectory*) qui représente la position vraie ou position de référence vérifiée dans le référentiel inertiel [51] :

$$p(t) = r * \begin{bmatrix} \cos(\varpi t) \\ \sin(2\varpi t)/4 \\ -\sqrt{3}\sin(2\varpi t)/4 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

Où $r \in \mathbb{R}$ est le rayon de la trajectoire du drone.

On choisit $\varpi = 0.1$

Par dérivation de l'équation 3.5, on obtient la trajectoire de la vitesse linéaire vraie dans le référentiel inertiel, $v(t) = \frac{dp(t)}{dt}$:

$$v(t) = r * \begin{bmatrix} -\varpi \sin(\varpi t) \\ \varpi \cos(2\varpi t)/2 \\ -\sqrt{3}\varpi \cos(2\varpi t)/2 \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Par dérivation de l'équation 3.6, on obtient la trajectoire de l'accélération linéaire vraie dans le référentiel inertiel, $a_e(t) = \frac{dv(t)}{dt}$:

$$a_e(t) = r * \begin{bmatrix} -\varpi^2 \cos(\varpi t) \\ -\varpi^2 \sin(2\varpi t) \\ \sqrt{3}\varpi^2 \sin(2\varpi t) \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

Le mouvement de rotation du drone autour du référentiel inertiel est décrit par la vitesse angulaire vraie [51] :

$$\omega(t) = \begin{bmatrix} \sin(0.001t + \pi) \\ 0.5 \sin(0.002t) \\ 0.1 \sin(0.003t + \pi/3) \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

Connaissant la vitesse angulaire vraie, on calcule alors le quaternion vrai à chaque pas d'échantillonnage k du système IMU [50] :

$$q[k] = e^{\left(\frac{T_{imu}}{2}\Omega(\omega[k])\right)} q[k-1] \quad (3.9)$$

Avec :

$$\Omega(\omega[k]) = \begin{bmatrix} 0 & -\omega[k]^\top \\ \omega[k] & -[\omega[k]]_\times \end{bmatrix}$$

$$e^{\left(\frac{T_{imu}}{2}\Omega(\omega[k])\right)} = \cos\left(\frac{T_{imu}}{2}\|\omega[k]\|_2\right) I_4 + \frac{T_{imu}}{2} \text{sinc}\left(\frac{T_{imu}}{2}\|\omega[k]\|_2\right) \Omega(\omega[k])$$

3.4.2 Réglage des valeurs *à priori*

Pour simuler les trajectoires cinématiques ci-dessus et tester les algorithmes des sections 2.4.3.4, 3.2 et 3.3.0.1, on définit un ensemble de valeurs *à priori* comme suit :

1. Fréquences d'échantillonnage : On simule la plateforme de la figure 3.1 à la fréquence d'échantillonnage f correspondant à la fréquence d'échantillonnage du système IMU. Les mesures d'accéléromètres et gyrosocopes sont acquises à la fréquence f_{imu} du système IMU, les mesures du GPS sont acquises à la fréquence f_{gps} du système GPS. La fréquence du GPS ici est choisie similairement à celle des GPS standards dont la fréquence d'échantillonnage est autour de $1[Hz]$. Les valeurs de ces fréquences sont regroupées dans le tableau ci-dessous :

Fréquences d'échantillonnage par système		
Types de système	Fréquences ou Périodes d'échantillonnage	Valeurs [Hz] ou [s]
Plateforme globale	f ou T	200 ou 0.005
IMU	f_{imu} ou T_{imu}	200 ou 0.005
GPS	f_{gps} ou T_{gps}	2 ou 0.5

TABLEAU 3.2 Fréquence d'échantillonnage des capteurs de navigation IMU et GPS

2. Valeurs initiales : Pour la discrétisation, on initialise les variables de simulation comme suit :

Valeurs initiales et constantes		
Noms	Variables	Valeurs
Intensité de la pesanteur	g	$[0 \ 0 \ 9.81]^\top [m/s^2]$
Quaternion unitaire	$\hat{q}[0]$	$[1 \ 0 \ 0 \ 0]^\top$
Matrice de Rotation	$\hat{R}[0]$	I_3
Biais gyroscopique	$\hat{b}_{gyro}[0]$	$[0 \ 0 \ 0]^\top$
Accélération inertielle	$\hat{a}_e[0]$	$[a_e(1,1) \ a_e(2,1) \ a_e(3,1)]^\top$
Position	$\hat{p}[0]$	$[p(1,1) \ p(2,1) \ p(3,1)]^\top$
Vitesse linéaire	$\hat{v}[0]$	$[v(1,1) \ v(2,1) \ v(3,1)]^\top$
variable couplage	$\xi[0]$	$[0 \ 0 \ 0]^\top$
État prédit	$x^-[0]$	$[\hat{p}[0] \ \hat{v}[0] \ \xi[0]]^\top$
solution prédite	$P^-[0]$	$blockdiag(I_3, I_3, I_3)$

TABLEAU 3.3 Paramètres initiaux

3. Bruits de mesure des capteurs de navigation : Pour la simulation des données des navigation on considère le modèle du capteur accéléromètre décrit par l'équation 2.25, le modèle du capteur gyroscope décrit par l'équation 2.26, le modèle du GPS décrit par les équations 2.23 et 2.24.

Pour chacun de ces systèmes de capteurs on considère que les bruits de mesure sont de type gaussien aléatoire de moyenne nulle modélisée par la fonction $randn()$ de *MATLAB* et d'amplitude définie comme suit :

Bruits de mesure par système de capteur		
Types de système	Bruits	Deviation standard
IMU-Accéléromètre	$\epsilon_{accelor}$	0.1
IMU-Gyroscope	ϵ_{gyro}	0.1
GPS-Position	δ_p	0.1
GPS-Vitesse	δ_v	0.1

TABLEAU 3.4 Bruits de mesure des capteurs de navigation IMU et GPS

3.4.3 Réglage des gains des observateurs non linéaires à *posteriori*

Pour la synthèse des filtres non linéaires d'attitude et de la dynamique translationnelle, nous effectuons des simulations par l'approche Monte Carlos, le dépouillage des résultats de ces tests permettent de déterminer à *posteriori* la valeur des gains et matrices de covariance qui garantissent les performances de stabilité et de robustesse des filtres.

3.4.3.1 Choix des gains de l'observateur d'attitude

En fonction des bruits en présence, les filtres non linéaires sont synthétisés de manière à ce que la précision sur la position et vitesse estimées soit inférieure à 5% quelque soit l'environnement (avec ou sans GPS). Les exigences de performance souhaitées des filtres non linéaires selon le critère de l'erreur quadratique moyenne (RMSE : *Root Mean Squared Error*) d'abord entre les mesures GPS et les données estimées (position et vitesse linéaire) en cas de disponibilité du GPS, puis entre les données estimées (position et vitesse linéaire) et les données vraies (position et vitesse linéaire) en cas d'indisponibilité du GPS sont définies dans le tableau ci-dessous :

Grandeur	Exigence souhaitée (RMSE) GPS disponible	Exigence souhaitée (RMSE) GPS non disponible
Position (distance euclidienne)	≤ 1 [m]	≤ 3 [m]
Vitesse linéaire	≤ 2 [m/s]	≤ 6 [m/s]

TABLEAU 3.5 Exigences de performance souhaitées du système de navigation selon le critère RMSE.

Ainsi, comme indiqué à la section 2.4.3.1, la fréquence de coupure k_I du filtre complémentaire, le gain d'estimation k_I du biais gyroscopique et la valeur limite M_a de l'accélération inertielle

estimée (choisie en fonction de l'amplitude de l'accélération linéaire mesurée par l'accéléromètre) sont choisis rigoureusement de manière à garantir la stabilité de l'orientation du véhicule aérien.

Sélection des gains à <i>posteriori</i>		
Types de gains	Gains	Valeurs
Fréquence de coupure du filtre d'attitude	k_I	0.001
Gain estimation du biais gyroscopique	k_I	1
Valeur limite accélération estimée	M_a	10

TABLEAU 3.6 Choix des gains de l'observateur d'attitude

3.4.3.2 Choix des gains de l'observateur TMO

Pour respecter les hypothèses de recherches décrites aux sections 2.4.2 et 2.4.3.1, la stabilité et la performance de la dynamique translationnelle sont garanties par le choix des matrices de covariance Q_{var} du bruit sur le signal de commande et R_{var} du bruit sur le signal de sortie du système modélisé par l'équation 2.40. Pour la simulation, le choix des matrices Q_{var} et R_{var} s'est fait par approche empirique de simulation Monte Carlo des données synthétiques pour minimiser l'erreur quadratique des estimations et de façon à ce que cette erreur converge asymptotiquement vers 0, garantissant alors les performances et la stabilité du véhicule aérien telles que définies au tableau 3.5.

Sachant que les matrices Q_{var} et R_{var} sont choisies à *posteriori* c'est à dire après des essais intensifs, on calcule alors le gain de correction K_d à temps réel à chaque itération d'échantillonnage k .

Sélection des gains à <i>posteriori</i> Fusion GPS-INS		
Types de gains	Gains	Valeurs
Matrice de covariance de sortie	R_{var}	$0.1 * I_6$
Matrice de covariance de commande	Q_{var}	$10 * I_6$

TABLEAU 3.7 Choix des gains de l'observateur TMO pour fusion GPS et INS

3.4.4 Scénarios de simulation et analyse des résultats

On simule le système de la plateforme à la figure 3.1 à la fréquence échantillonnage f comme indiqué à la table 3.2 selon les scénarios ci-dessous :

3.4.4.1 Navigation inertielle assistée sans attaque GPS

On simule la navigation du drone sur un rayon de $500[m]$ pendant $120[s]$ sans usurpation du système GPS.

Les résultats de simulations illustrés aux figures 3.2, 3.3, 3.4 et 3.5 montrent qu'en l'absence d'usurpation, la navigation inertielle assistée par GPS garantit la stabilité de la navigation du drone. On obtient les signaux de position et vitesse mesurés par le GPS et ceux estimés par les observateurs non linéaires d'attitude et TMO avec une précision aux alentours de 1% .

Ces résultats ont permis de mettre en évidence le fondement théorique de la navigation inertielle assistée par GPS, laquelle repose sur la complémentarité entre les sous-systèmes GPS et INS, chacun présentant des limitations spécifiques. L'hybridation de ces deux systèmes permet de compenser leurs faiblesses respectives tout en exploitant leurs avantages structurels.

En effet, le GPS fournit des mesures absolues de position et de vitesse avec une précision globalement élevée, mais à faible fréquence et avec une sensibilité notable aux perturbations environnementales, que nous avons modélisées par un bruit gaussien. À l'inverse, le système INS, fondé sur l'intégration des mesures issues des capteurs inertiels (accéléromètres et gyroscopes), offre une excellente continuité de navigation à haute fréquence, mais souffre d'une dérive cumulative à long terme induite par les erreurs systématiques des capteurs.

L'hybridation GPS/INS, réalisée à l'aide d'observateurs non linéaires d'attitude et de dynamique translationnelle TMO, permet de tirer pleinement parti de cette complémentarité. Les observateurs non linéaires corrigent d'abord la dérive du système INS à long terme, puis interpolent les mesures GPS afin d'assurer la continuité de la navigation entre deux mises à jour GPS. Cette fusion permet, en l'absence d'attaque ou d'anomalie du signal GPS, une estimation de la trajectoire à la fois précise et stable, garantissant ainsi une navigation fiable dans des contextes opérationnels exempts d'usurpation.

Dans ce cadre nominal, les résidus entre les mesures GPS et les prédictions de l'estimateur suivent une distribution statistique cohérente avec l'hypothèse nulle $\mathcal{H}_0$. L'analyse de ces résidus à l'aide de la distance de *Mahalanobis*, combinée à sa moyenne mobile exponentielle (EMA), ne détecte aucune usurpation au cours des simulations. Cela signifie que le test statistique ne produit pas de fausses alarmes en condition normale, confirmant ainsi que la méthode de détection proposée présente une robustesse élevée en absence d'attaque, conformément au

critère fondamental d'un détecteur fiable. Comme illustré à la figure 3.6, la stabilité des valeurs de $D_{maha}[k]$ (D_k) sous l'hypothèse de test $\mathcal{H}_0$, ainsi que le comportement non réactif du seuil de détection τ ajusté empiriquement, garantissent un fonctionnement nominal sans perturbation indésirable.

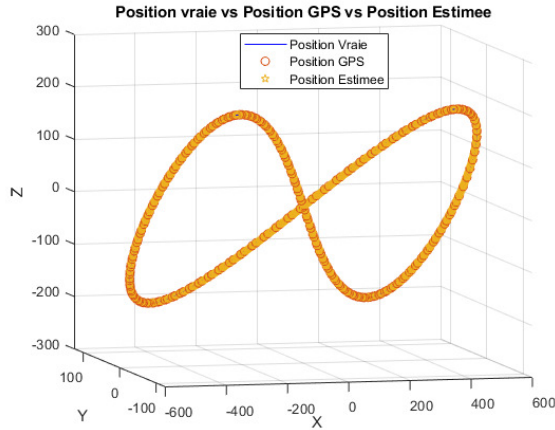


FIGURE 3.2 Fusion GPS et INS : Trajectoire *8-Shaped* de la position du drone en trois dimensions 3D sans attaque GPS.

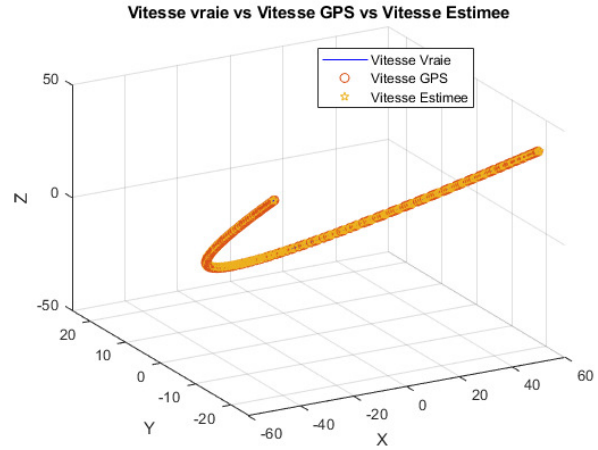


FIGURE 3.3 Fusion GPS et INS : Profil de vitesse du drone en trois dimensions 3D sans attaque GPS.

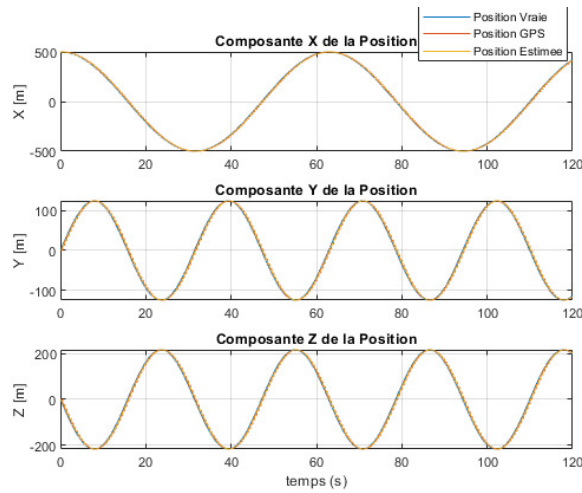


FIGURE 3.4 Fusion GPS et INS : Composantes de position sans attaque GPS.

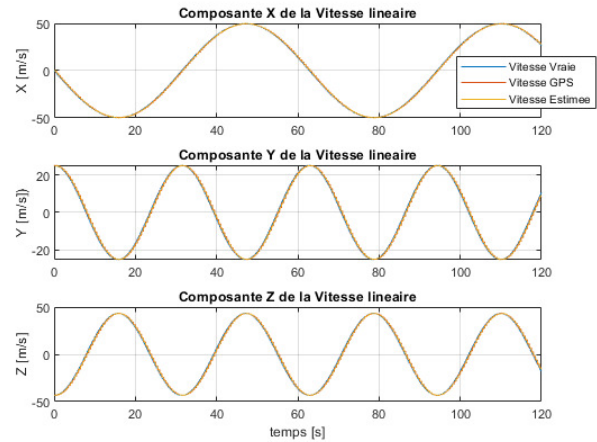


FIGURE 3.5 Fusion GPS et INS : Composantes de vitesse sans attaque GPS.

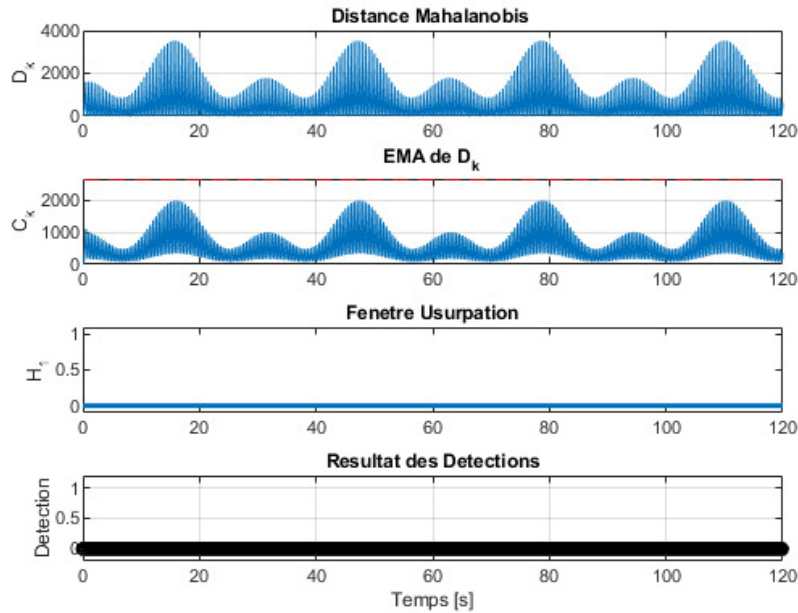


FIGURE 3.6 Fusion GPS et INS : Détection par approche statistique sans attaque GPS.

3.4.4.2 Navigation inertielle assistée avec attaque GPS

Dans ce scénario, une attaque GPS aléatoire est simulée après une phase de navigation nominale, durant environ 65 secondes.

En situation normale, la centrale inertielle IMU, bien que sujette à des biais gyroscopiques et à du bruit de mesure (modélisé ici comme un bruit gaussien), voit ces erreurs progressivement corrigées par les mises à jour GPS via les filtres non linéaires d'attitude et de trajectoire TMO que nous avons implémentés. En revanche, lorsqu'une attaque GPS par usurpation est lancée, les mesures injectées deviennent incohérentes avec la dynamique réelle du drone, perturbant ainsi le processus de correction.

Les résultats de simulation, illustrés à la figure 3.7, montrent clairement qu'en présence d'une attaque, l'erreur de position cumulée du système fusionné peut dépasser plusieurs dizaines de mètres. Cette dérive n'est pas immédiatement perceptible au début de l'attaque, mais elle devient manifeste avec le temps. Elle s'accompagne d'une instabilité croissante dans le positionnement estimé du véhicule, ainsi que d'une perte de cohérence entre les composantes cinématiques estimées, que les observateurs non linéaires d'attitude et de trajectoire ne parviennent plus à compenser.

Ce comportement confirme que l'usurpation GPS ne se manifeste pas uniquement par des

anomalies ponctuelles dans les résidus du filtre, mais produit également un effet global et persistant sur la dynamique estimée du système.

Par ailleurs, cette simulation contribue à une première mise en évidence de l'efficacité de la méthode de détection proposée. L'évaluation de la capacité de détection repose sur les paramètres ci-dessous :

- La fausse alarme : la fausse alarme est détectée si l'usurpation ou brouillage du GPS est détecté ($GPS_{Spoofed} = 1$) alors que GPS n'a pas été usurpé ou brouillé. Puis on calcule le taux de fausses alarmes (*False Alarm Rate*, FAR) :

$$FAR[\%] = \frac{\text{nombre de fausses alarmes}}{\text{nombre de fois que le GPS n'est pas usurpé ou brouillé}} \cdot 100 \quad (3.10)$$

- La détection ratée : la détection est manquée si l'usurpation ou brouillage du GPS n'est pas détectée ($GPS_{Spoofed} = 0$) alors qu'il y a effectivement usurpation ou brouillage du GPS. Puis on calcule le taux de non-détection (*Miss Rate*, MR) :

$$MR[\%] = \frac{\text{nombre de détection ratée}}{\text{nombre de fois que le GPS est usurpé ou brouillé}} \cdot 100 \quad (3.11)$$

- Le retard moyen de détection de l'usurpation quand elle est avérée.

Comme illustré à la figure 3.8, lorsque le système est soumis à une attaque GPS, les valeurs de la distance de *Mahalanobis* D_{maha} (D_k) deviennent significativement supérieures au seuil de détection τ , déterminé empiriquement à partir des données nominales.

Cependant, l'introduction d'une moyenne mobile exponentielle appliquée aux valeurs de D_{maha} permet de contrôler l'inertie du détecteur. L'impact d'un changement soudain dans les valeurs de D_{maha} est ainsi absorbé progressivement, ce qui permet d'éviter les déclenchements prématurés dus à des perturbations momentanées. Pour $\lambda = 0.9$, la moyenne mobile exponentielle assure alors une transition douce entre le régime normal et le régime attaqué, en lissant les variations brutales de la distance de *Mahalanobis*.

Les résultats du détecteur d'attaque GPS, appliqué à une architecture d'hybridation GPS/INS et présentés dans le tableau 3.8, montrent que malgré un calibrage préalable du seuil de dé-

tection à partir du quantile empirique à 99 % des distances de *Mahalanobis* sous l'hypothèse $\mathcal{H}_0$, les essais réalisés en présence d'attaque ($\mathcal{H}_1$) ont révélé un taux de fausses alarmes de 3 %, soit une valeur légèrement supérieure au taux acceptable initialement fixé à 1 %. Ces fausses alarmes sont en majorité survenues *après la fin de l'attaque*, c'est-à-dire durant la transition du système de $\mathcal{H}_1$ vers $\mathcal{H}_0$. Ces alertes tardives, bien que numériquement comptabilisées comme des fausses alarmes, traduisent en réalité une inertie ou une mémoire du détecteur, liée à plusieurs phénomènes dynamiques.

D'une part, l'attaque GPS, même lorsqu'elle cesse, laisse le système de navigation dans un état perturbé : les erreurs de position, de vitesse ou d'attitude accumulées persistent un certain temps du fait de la dérive INS, ce qui prolonge artificiellement la signature statistique de $\mathcal{H}_1$. D'autre part, la structure du détecteur (notamment dans le cas d'un lissage exponentiel EMA) introduit une latence dans le retour sous le seuil, même si les mesures redeviennent nominales. Cela s'explique par la dépendance du détecteur à ses valeurs passées, rendant la transition vers l'état nominal progressive.

Ces alertes post-attaque ne remettent donc pas en cause la performance du détecteur en tant que tel. Elles peuvent être réduites par une réinitialisation conditionnelle de l'état du filtre ou par l'ajustement de la constante de lissage, mais constituent un compromis entre réactivité en attaque et stabilité en fin de perturbation. Dans le cadre de ce travail, ces fausses alarmes post-attaque sont acceptées comme un coût marginal pour garantir une détection rapide et robuste lors de la phase active de l'attaque. Le compromis observé — 3 % de fausses alertes pour 1 % de non-détection et un délai moyen de détection de 2.5 s — demeure donc acceptable au regard des performances globales du système.

Ces résultats seront davantage analysés à la section 5.1 pour les attaques GPS appliquées à l'architecture d'hybridation GPS-VIO et à l'extension barométrique.

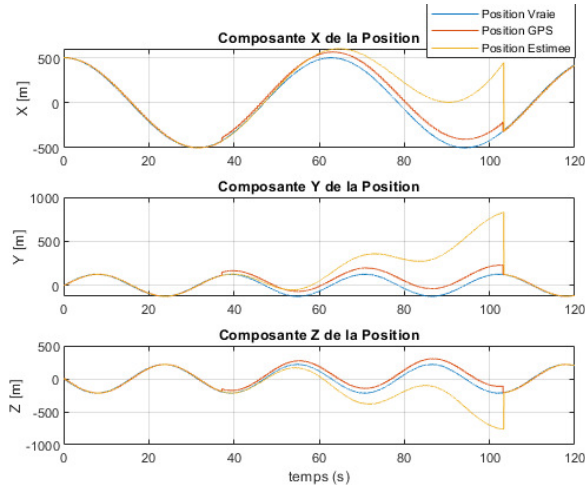


FIGURE 3.7 Fusion GPS et INS : Composantes de position avec attaque GPS.

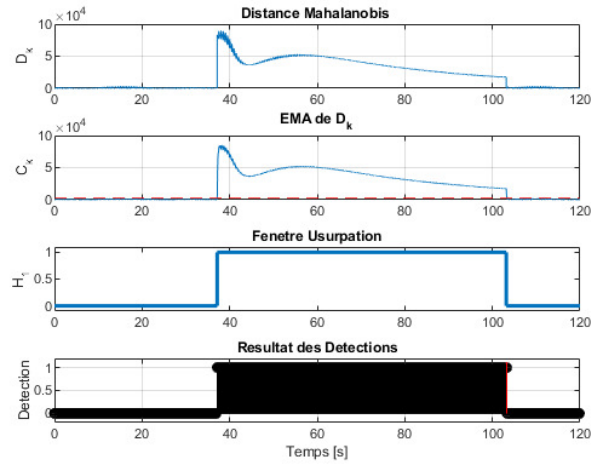


FIGURE 3.8 Fusion GPS et INS : Détection par approche statistique avec attaque GPS.

Indicateur	Résultat	Interprétation
Seuil de détection (quantile empirique 99 %)	2656.78	Calculé à partir des données sous $\mathcal{H}_0$
Taux de fausses alarmes	3%	Faible — Excellente robustesse du détecteur en conditions d'attaque. Fausse alarme majeure attribuable à l'inertie du détecteur lors du passage de l'état sous attaque à l'état nominal (sans attaque)
Taux de non-détection	1%	Faible — Bonne sensibilité à l'apparition d'une attaque
Délai moyen de détection	2.5 [s]	Détection rapide dès le début de l'attaque

TABLEAU 3.8 Fusion GPS/INS : Performance du détecteur d'usurpation GPS basé sur EMA de la distance de Mahalanobis

En conclusion, le système INS seul ne permet pas de garantir la validité des estimations de position en cas de défaillance ou d'usurpation du signal GPS. En présence d'une attaque, le filtre d'hybridation continue à intégrer les mesures falsifiées, ce qui entraîne une erreur croissante. L'absence de mises à jour fiables combinée à l'assimilation de données corrompues

déstabilise l'estimation, ce qui se traduit par une dérive progressive et caractéristique de la trajectoire estimée du drone.

Ces limites justifient l'exploration de méthodes de navigation plus résilientes, en particulier par l'intégration de capteurs supplémentaires robustes à l'usurpation et au brouillage, comme la vision. Le chapitre suivant examine cette approche, en étudiant la fusion GPS/INS avec l'odométrie visuelle.

CHAPITRE 4 NAVIGATION ROBUSTE FACE AUX ATTAQUES GPS

4.1 Introduction à l'odométrie visuelle (VO)

L'odométrie visuelle (VO : *Visual Odometry*) est le processus d'estimation du mouvement d'un véhicule autonome ou robot en utilisant uniquement les données d'une caméra embarquée. Elle permet de calculer la trajectoire tridimensionnelle (3D) de la caméra de manière séquentielle, à chaque nouvelle image, et en temps réel. L'ajustement de faisceau (*bundle adjustment*) peut être utilisé pour affiner localement cette trajectoire, offrant une estimation à 6 degrés de liberté (3 translations et 3 rotations).

Cette capacité fait de la VO un complément intéressant à d'autres systèmes de navigation comme le GPS et les unités de mesure inertielle (IMU). Dans des environnements où le GPS est indisponible ou soumis à des cyberattaques, la VO peut jouer un rôle essentiel pour maintenir la navigation sur une trajectoire souhaitée. Elle présente également des taux de dérive généralement plus faibles que ceux des systèmes purement inertiels [71, 72, 73].

Dans ce travail, nous utilisons une configuration monoculaire en raison de sa simplicité matérielle et de son adaptabilité. Cependant, les systèmes monoculaires introduisent des défis spécifiques, notamment l'incapacité à estimer directement la profondeur sans hypothèses supplémentaires. Par conséquent, le facteur d'échelle global reste inconnu et nécessite des contraintes supplémentaires ou une fusion avec d'autres capteurs.

Considérons un véhicule équipé d'une caméra embarquée, capturant des images à des instants discrets k . Le mouvement relatif du véhicule entre deux instants $k-1$ et k peut être décrit par une transformation homogène $T_{k,k-1}$ exprimée dans le repère du véhicule (*body frame*) :

$$T_{k,k-1} = \begin{bmatrix} R_{k,k-1} & t_{k,k-1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

où : - $R_{k,k-1} \in \mathbb{SO}(3)$ est la matrice de rotation, décrivant le mouvement angulaire, - $t_{k,k-1} \in \mathbb{R}^3$ est le vecteur de translation, décrivant le déplacement linéaire.

Cependant, dans un système monoculaire, $t_{k,k-1}$ ne peut être estimé que jusqu'à un facteur d'échelle inconnu. Cela signifie que les transformations estimées dépendent d'une échelle globale indéterminée sans informations supplémentaires. Ce problème peut être partiellement résolu en intégrant des hypothèses de plan ou de profondeur sur la scène observée, ou en fusionnant les données monoculaires avec d'autres capteurs comme l'IMU.

La pose de la caméra à un instant donné k , notée C_k , est obtenue en concaténant les transformations relatives successives T_k , à partir d'une pose initiale C_0 :

$$C_k = C_{k-1}T_{k,k-1}.$$

L'objectif principal de l'odométrie visuelle monoculaire est d'estimer les transformations $T_{k,k-1}$ à partir des images successives I_k et I_{k-1} . Ces estimations sont ensuite utilisées pour reconstruire la trajectoire complète $C_{0:k}$.

L'odométrie visuelle monoculaire constitue une solution pratique et adaptable pour estimer la pose d'un véhicule dans un environnement 3D. Cependant, son principal défi reste la détermination du facteur d'échelle, qui limite la précision des estimations de profondeur. En combinant des techniques comme le flux optique avec des hypothèses sur la scène ou d'autres capteurs, il est possible d'améliorer la précision et la robustesse du système.

4.2 Principe de l'Odométrie Visuo-Inertiel : VIO

Au cours des dernières décennies, la fusion de la vision monoculaire (une seule caméra) avec les mesures inertielles issues de centrales inertielles IMU basées sur la technologie MEMS est devenue un pilier de la robotique pour l'estimation des états de navigation d'un robot, à savoir sa position, son orientation et sa vitesse linéaire. La nature complémentaire de ces deux systèmes de mesure fait des systèmes visuo-inertiels une alternative fiable aux systèmes GPS, souvent inefficaces en environnement intérieur. Cette approche constitue une extension robuste de la VO, dans laquelle les mesures d'accélération et de vitesse angulaire de la centrale inertielle IMU permettent de compenser les limitations des systèmes purement visuels.

Le problème classique de l'odométrie visuo-inertielle (VIO : *Visual Inertial Odometry*), qui consiste à estimer la trajectoire d'un robot en position et en orientation en combinant des informations visuelles et inertielles, constitue une composante essentielle de la navigation autonome pour les véhicules aériens, terrestres et sous-marins. La VIO est généralement considérée comme un cas particulier du problème plus général de la localisation et cartographie simultanées (SLAM : *Simultaneous Localization and Mapping*) visuo-inertielle, qui inclut en outre la reconstruction d'une carte de l'environnement inconnu.

Les algorithmes d'odométrie monoculaire et visuo-inertielle se classent généralement en deux grandes catégories : les méthodes directes (*intensity-based*) et les méthodes à base de caractéristiques (*feature-based*). Les méthodes directes estiment le mouvement directement à partir des variations d'intensité entre images successives, comme SVO (*Semi-direct Visual*

Odometry) et DTAM (*Dense Tracking and Mapping in Real-Time*) [77][94], tandis que les approches à base de caractéristiques suivent un ensemble clairsemé de points-clés à travers les images[78].

Les approches VIO à base de caractéristiques se divisent à leur tour en :

- Méthodes à base d’optimisation : telles que VINS-Mono (*Monocular Visual-Inertial System*) [73] et *OKVIS* [95], qui affinent la trajectoire en minimisant une fonction de coût sur plusieurs images, au prix d’une complexité computationnelle plus élevée [96].
- Méthodes à base de filtre de Kalman étendu EKF : comme MSCKF [72] ou ROVIO (*Robust Visual Inertial Odometry*) [97], qui fusionnent en temps réel les mesures visuelles et inertielles dans un cadre de filtrage récursif, plus efficace en termes de calcul mais souvent moins précis en raison des erreurs de linéarisation. Plus récemment, des observateurs non linéaires formulés sur des groupes de Lie matriciels ont été largement adoptés pour la VIO et le SLAM afin d’obtenir de meilleures performances et des garanties de stabilité plus solides [98, 61, 99]. Il a été démontré que les formulations EKF de la VIO et plus généralement du SLAM EKF ne sont pas complètement observables lorsqu’elles sont exprimées dans un repère inertiel, en raison de leur invariance par changement de référentiel [100]. Sans mesures additionnelles, cette invariance induit un *sous-espace non observable* correspondant à la position inertielle et à la rotation de lacet (*yaw*) du repère inertiel [98].

En contraste avec les approches classiques à base de caractéristiques, qui s’appuient sur le suivi discret de points à travers les images en exploitant soit la contrainte épipolaire de ces points [74] ou en incluant des points dans l’état à estimer, une formulation alternative consiste à utiliser une représentation continue fondée sur le flux optique (déplacement des caractéristiques dans l’image) pour estimer un vecteur directeur de vitesse [91]. Cette approche continue simplifie le problème VIO en fournissant directement une estimation instantanée de la direction de la vitesse, laquelle combinée aux mesures inertielles par les filtres non linéaires, est particulièrement adaptée aux tâches d’odométrie visuelle inertielle.

Ce travail propose alors l’architecture de la figure 4.1 pour l’odométrie visuelle, exploitant conjointement les mesures de flux optique par la caméra et de la vitesse angulaire fournie par la centrale inertielle pour estimer le vecteur directeur de vitesse $\hat{\eta}_v$. Cette stratégie assure une meilleure cohérence avec la géométrie intrinsèque du problème, et permettrait une estimation plus précise de la direction de la vitesse [91].

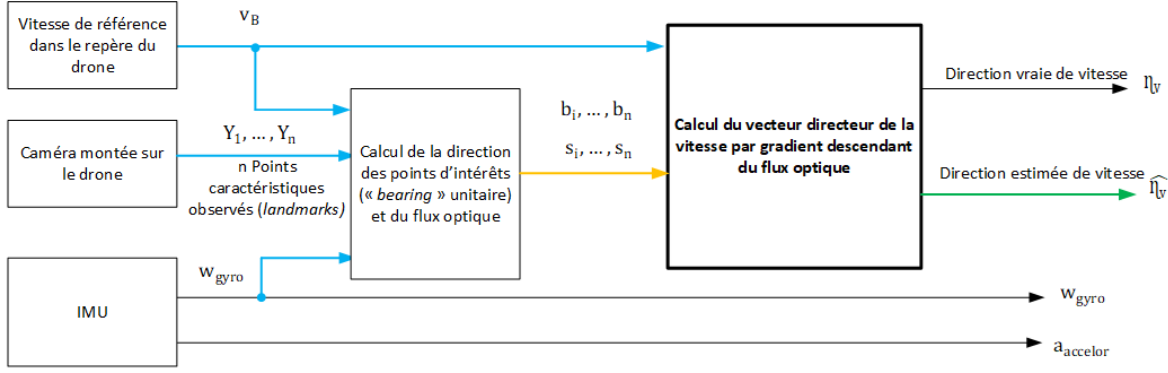


FIGURE 4.1 Architecture du système VO.

4.2.1 Méthode proposée par flux optique

Le flux optique désigne le champ de vitesses apparentes dans le plan image entre deux vues successives. Il joue un rôle central dans de nombreuses applications de vision par ordinateur et de robotique mobile, notamment pour l'estimation du mouvement de la caméra, la navigation, la reconstruction tridimensionnelle, ou la détection d'obstacles [101]. Il repose sur l'idée que les variations d'intensité lumineuse dans les images contiguës résultent du déplacement relatif entre le capteur et la scène observée.

Les premières formulations du flux optique remontent aux travaux fondateurs de Horn et Schunck [101] et Lucas et Kanade [102]. La méthode de Horn et Schunck propose une estimation globale du flux fondée sur une régularisation de la variation spatiale, tandis que la méthode de Lucas et Kanade repose sur une estimation locale à l'aide de fenêtres de taille fixe, ce qui la rend particulièrement adaptée au traitement de données temps réel dans les systèmes embarqués [101, 102].

Ces deux méthodes supposent une constance de l'intensité des pixels entre les images et sont sensibles à la texture, aux changements d'éclairage et aux zones d'ambiguïté (occlusions, surfaces uniformes).

Les recherches contemporaines ont conduit à des approches plus robustes et performantes, parmi lesquelles on distingue les méthodes denses, qui estiment le flux à chaque pixel de l'image. Elles incluent des méthodes variationnelles avancées ou basées sur des réseaux neuronaux convolutifs, comme *FlowNet2* ou *PWC-Net* [103]. Ensuite, les méthodes parcimonieuses, qui se concentrent sur un ensemble restreint de points d'intérêt détectés par des algorithmes tels que *Harris*, *Shi-Tomasi* ou *FAST*. Ces méthodes sont plus rapides et robustes pour les applications d'odométrie ou de SLAM.

Certaines approches modernes, comme *EpicFlow* [104], combinent détection parcimonieuse et interpolation dense en utilisant des techniques géométriques de réalignement.

Dans le domaine de la navigation autonome, le flux optique est largement utilisé pour estimer la direction de déplacement (vecteur de vitesse unitaire) dans les systèmes visuo-inertiels et ainsi alimenter des observateurs non linéaires dans le cadre de la fusion INS/VO (VIO) , notamment ceux définis sur des variétés comme la sphère unité [99].

Dans ce contexte, le flux optique est souvent fusionné avec des mesures IMU afin de compenser les ambiguïtés ou les zones à faible texture. Cette fusion améliore la robustesse et permet une estimation stable de la direction de mouvement du système, même sans reconstruction explicite de la structure de la scène.

Malgré ses avantages, le flux optique présente certaines limitations. Notamment :

- une forte sensibilité au manque de texture ou aux conditions d’éclairage changeantes ;
- des erreurs fréquentes dans les zones d’occlusion ou de faible contraste ;
- une complexité computationnelle pour les méthodes denses ou apprises par réseau neuronal.

Pour pallier ces problèmes, les approches modernes tendent à intégrer le flux optique dans des architectures de navigation multi-capteurs (GPS, IMU, caméra mono) et à exploiter des mécanismes de pondération robuste (type Huber ou Cauchy) pour limiter l’impact des points aberrants. Une contribution essentielle de ce travail réside alors dans l’intégration d’un pré-observateur, qui exploite un nouvel algorithme de gradient descendant proposé par Bouazza et al.[91] pour estimer la direction de la vitesse de translation à partir de mesures clairsemées de flux optique et des mesures du gyroscope. Contrairement aux approches conventionnelles qui formulent ce problème comme une minimisation non contrainte dans $\mathbb{R}^3$ [82], cette approche impose naturellement la contrainte de norme unitaire en résolvant un problème de minimisation sous contrainte sur la sphère unité $\mathbb{S}^2$ [91]. Pour améliorer la robustesse face aux valeurs aberrantes (*outliers*), des fonctions de coût comme la *perte de Huber* [87] sont utilisées dans l’estimateur de Bouazza et al. [91].

4.2.1.1 Formulation du problème

Considérons le drone de la figure 4.2 équipé d’une caméra et d’une unité de mesures inertielles IMU naviguant dans un environnement contenant des points d’intérêts (*landmarks*) observés définis dans le référentiel inertiel. Le repère lié au corps $\mathcal{B}$ est attaché au centre de masse du drone, tandis que le repère inertiel $\mathcal{I}$ est défini de manière arbitraire [91].

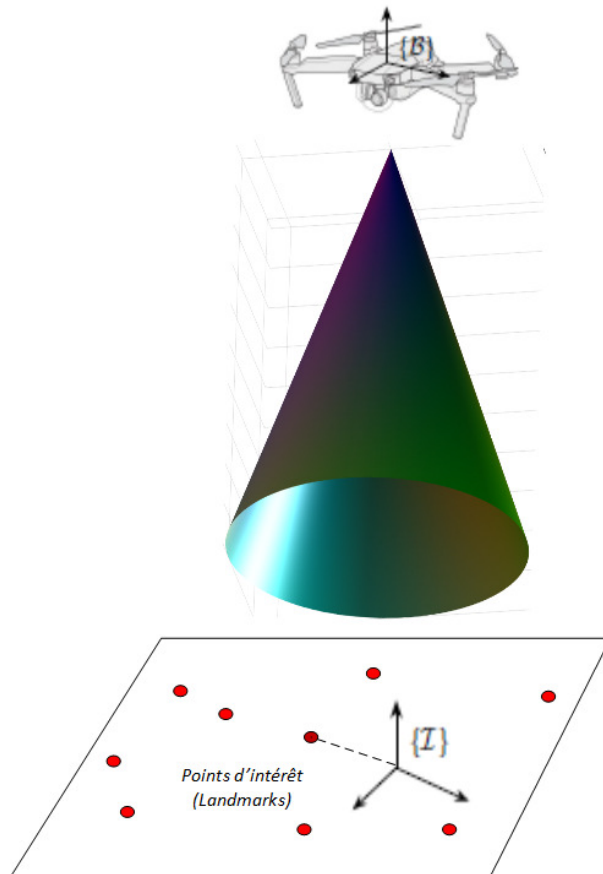


FIGURE 4.2 Illustration d'un drone équipé d'une caméra et d'une IMU et observant des points d'intérêt exprimés dans le repère inertiel.

Hypothèse H8 : *On suppose que la caméra embarquée dispose d'un champ de vision couvrant un ensemble de n points d'intérêts, $Y_1, \dots, Y_n$, stationnaires dans le référentiel inertiel. De plus, les paramètres intrinsèques de la caméra (matrice de calibration, distance focale, centre principal, etc.) sont supposés connus.*

Hypothèse H9 : *On suppose qu'on ne dispose pas de caméra sphérique physique mais des coordonnées calibrées d'une caméra perspective.*

Soit $v(t) \in \mathbb{R}^3$ la vitesse linéaire vraie du drone dans le référentiel inertiel $\mathcal{I}$. La vitesse linéaire vraie du véhicule exprimée dans le repère corps $\mathcal{B}$ est donnée par $v_B(t) = R(t)^\top v(t) \in \mathbb{R}^3$, où $R(t)$ est la matrice de rotation vraie du repère corps vers le repère inertiel. Le vecteur directeur de la vitesse linéaire vraie dans le référentiel du corps (drone) est défini par :

$$\eta_v = \frac{v_B}{\|v_B\|} \quad (4.1)$$

L'approche consiste alors à partir du champ de vision couvrant les points d'intérêt et des mesures de la centrale inertielle IMU, d'estimer le vecteur directeur de la vitesse de translation dans le référentiel du corps $\hat{\eta}_v$ par minimisation d'une fonction de coût sur la sphère unité $\mathbb{S}^2$.

Soient n points d'intérêt (*landmarks*), $Y_1, \dots, Y_n$. Le flux optique dans une image sphérique est exprimé comme un vecteur de direction unitaire (*bearing* unitaire) sur la sphère unité $\mathbb{S}^2$ par [91] :

$$b_i = \frac{Y_i}{\|Y_i\|} \in \mathbb{S}^2, \quad i = 1, \dots, n$$

Sous les hypothèses H8 et H9, les vecteurs b_i héritent de la dynamique rigide de la caméra. La dérivée temporelle $\dot{b}_i$, également appelée flux optique sphérique, dépend de la vitesse de translation v_B et de la vitesse angulaire ω_{gyro} fournie par le gyroscope. $\dot{b}_i$ est exprimée par [99] :

$$\dot{b}_i = \frac{1}{\|Y_i\|} \Pi_{b_i} v_B - \omega_{gyro} \times b_i \quad (4.2)$$

où :

$\Pi_{b_i} = I_3 - b_i b_i^\top$ est le projecteur orthogonal à b_i ,

ω_{gyro} la vitesse angulaire du drone fournie par le gyroscope.

Il est alors possible d'extraire la composante translationnelle du flux en compensant la rotation. On obtient ainsi un flux optique corrigé, noté s_i , proportionnel à une projection du vecteur directeur de la vitesse de translation η_v sur un plan orthogonal à b_i et défini par [91] :

$$s_i = \dot{b}_i + \omega_{gyro} \times b_i = \alpha_i \Pi_{b_i} \eta_v$$

Avec $\alpha_i = \|v_B\| / \|Y_i\|$.

En considérant un bruit de mesure de type gaussien δ_{vo_i} sur la mesure de chaque vecteur de direction unitaire b_i , le modèle de mesure de la caméra est alors défini par :

$$b_i = \frac{Y_i}{\|Y_i\|} + \delta_{vo_i} \quad (4.3)$$

$$b_i \leftarrow \frac{b_i}{\|b_i\|}. \quad (4.4)$$

Il en découle la contrainte géométrique suivante :

$$\frac{s_i}{\|s_i\|} = \frac{\Pi_{b_i} \eta_v}{\|\Pi_{b_i} \eta_v\|} \quad (4.5)$$

équivalente à :

$$\|\Pi_{b_i} \eta_v\| s_i - \|s_i\| \Pi_{b_i} \eta_v = 0 \quad (4.6)$$

En raison des facteurs d'échelle inconnus, en connaissant b_i et s_i , la résolution de l'équation 4.6 implique la résolution d'un problème de minimisation sous contrainte géométrique dans laquelle on cherche une direction de vitesse linéaire par application d'un gradient descendant sur la sphère unité $\mathbb{S}^2$ pour tous les points d'intérêts observés. Contrairement aux approches classiques non contraintes dans $\mathbb{R}^3$, cette stratégie respecte la géométrie de la sphère, en

recherchant l'optimum sur la variété $\mathbb{S}^2$. L'algorithme de gradient descendant est adapté à cette géométrie : à chaque itération, la direction de descente est projetée dans l'espace tangent à la sphère en la direction estimée $\hat{\eta}_v$ [91]. Comme en pratique, pour garantir la qualité des observations visuelles et des mesures de flux associées, on introduit un mécanisme de rejet des points aberrants basé sur la fonction de coût de Huber [87]. Cette fonction de coût sert à atténuer l'effet des résidus extrêmes sur la direction estimée.

Ainsi, la caractéristique de minimisation itérative sur la sphère $\mathbb{S}^2$, couplée à une gestion des symétries directionnelles et à une robustesse aux points aberrants, fait de l'algorithme de flux optique par gradient descendant proposé par Bouazza et al.[91], une solution adaptée à l'estimation précise et stable de la direction de la vitesse dans le cadre visuel inertiel de notre mémoire.

4.2.1.2 Estimation directionnelle sur la sphère $\mathbb{S}^2$

Soit $\hat{\eta}_v \in \mathbb{S}^2$ une estimation de la direction du drone, le problème d'estimation peut être formulé comme suit [91] :

$$\hat{\eta}_v = \arg \min_{\hat{\eta}_v \in \mathbb{S}^2} C(\hat{\eta}_v), \quad (4.7)$$

Où la fonction de coût $C : \mathbb{S}^2 \rightarrow \mathbb{R}^+$ est définie par :

$$C(\hat{\eta}_v) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left\| |\Pi_{b_i} \hat{\eta}_v| \mathbf{s}_i - \|\mathbf{s}_i\| \Pi_{b_i} \hat{\eta}_v \right\|^2 \quad (4.8)$$

$$= \sum_{i=1}^n \left(\|\mathbf{s}_i\|^2 \hat{\eta}_v^\top \Pi_{b_i} \hat{\eta}_v - \|\mathbf{s}_i\| |\Pi_{b_i} \hat{\eta}_v| \mathbf{s}_i^\top \Pi_{b_i} \hat{\eta}_v \right). \quad (4.9)$$

Pour un nombre d'itérations $N \in \mathbb{N}$ et une taille du pas de gradient $\kappa > 0$, à chaque itération k , on effectue les étapes suivantes de l'estimateur de Huber [87] :

1. On calcule le résidu $r_i(\hat{\eta}_v)$ défini comme :

$$r_i(\hat{\eta}_v) := \left\| |\Pi_{b_i} \hat{\eta}_v| \mathbf{s}_i - \|\mathbf{s}_i\| \Pi_{b_i} \hat{\eta}_v \right\| \quad (4.10)$$

2. On calcule la fonction de Huber $\rho_\gamma(r)$ définie par :

$$\rho_\gamma(r) = \begin{cases} \frac{1}{2}r^2 & \text{si } |r| \leq \gamma \\ \gamma(|r| - \frac{1}{2}\gamma) & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.11)$$

3. On calcule la dérivée pondérée de Huber par :

$$\Theta_i := \rho'_\gamma(r_i)/r_i = \begin{cases} 1 & \text{si } r_i \leq \gamma \\ \gamma/r_i & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.12)$$

4. Ensuite, on fait une mise à jour sur $\mathbb{S}^2$ par descente de gradient pondérée :

$$\nabla_i C(\hat{\eta}_v) = \left(2\|s_i\|^2 \hat{\eta}_v^\top \Pi_{b_i} - \|s_i\| \|\Pi_{b_i} \hat{\eta}_v\| s_i^\top - \frac{\|s_i\|}{\|\Pi_{b_i} \hat{\eta}_v\|} (s_i^\top \Pi_{b_i} \hat{\eta}_v) \hat{\eta}_v^\top \Pi_{b_i} \right)^\top \quad (4.13)$$

$$\nabla_i C(\hat{\eta}_v) = \nabla_i C(\hat{\eta}_v) + \Theta_i \cdot \nabla_i C(\hat{\eta}_v) \quad (4.14)$$

$$(4.15)$$

Puis, à chaque itération k , on calcule le pas de gradient selon les équations :

$$v_k = -\kappa \cdot \hat{\eta}_{v,k}^\times \cdot \nabla C_r(\hat{\eta}_{v,k}) \quad (4.16)$$

$$\beta_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{s_i^\top \Pi_{b_i} \hat{\eta}_{v,k}}{\|s_i\| \cdot \|\Pi_{b_i} \hat{\eta}_{v,k}\|} \quad (4.17)$$

où $v_k^\times$ est la matrice antisymétrique associée à v_k ,

$\hat{\eta}_{v,k}^\times$ est la matrice antisymétrique associée à $\hat{\eta}_{v,k}$

Finalement, la direction estimée est définie par :

$$\hat{\eta}_{v,k+1} = \text{sign}(\beta_k) \cdot \exp(v_k^\times) \hat{\eta}_{v,k} \quad (4.18)$$

On renormalise à chaque étape :

$$\hat{\eta}_{v,k+1} \leftarrow \frac{\hat{\eta}_{v,k+1}}{\|\hat{\eta}_{v,k+1}\|} \quad (4.19)$$

Le facteur de signe $\text{sign}(\beta_k)$ corrige d'éventuelles inversions de direction dues à la symétrie de la sphère. Cette étape de sélection de l'hémisphère via le signe de β_k est cruciale, car le domaine de définition $\mathbb{S}^2$ introduit une ambiguïté lorsque la vitesse passe par zéro. Cette opération correspond à une action de symétrie du groupe orthogonal $O(3)$, qui inclut à la fois des rotations et des réflexions [91].

Enfin, l'utilisation de l'estimateur de Huber rend l'algorithme résilient aux mesures aberrantes (mauvaises associations, erreurs de flux), en réduisant leur influence sur le gradient.

L'algorithme d'estimation directionnelle sur la sphère $\mathbb{S}^2$ est résumé dans le tableau algorithmique 4

Algorithm 4 Estimation robuste de la direction de vitesse $\hat{\eta}_v \in \mathbb{S}^2$ par gradient descendant du flux optique sphérique et rejet des outliers par Huber

Require:

- 1: — Vecteurs de direction $\{b_i\}_{i=1}^n \in \mathbb{S}^2$
 - Flux optique $\{s_i\}_{i=1}^n \in \mathbb{R}^3$
 - Vitesse angulaire $\omega_{gyro} \in \mathbb{R}^3$
 - Seuil de robustesse Huber $\gamma > 0$
 - Taille du pas de gradient $\kappa > 0$
 - Nombre d'itérations $N \in \mathbb{N}$
 - Estimation initiale $\hat{\eta}_{v,0} \in \mathbb{S}^2$
 - 2: $\hat{\eta}_v \leftarrow \hat{\eta}_{v,0}$
 - 3: **for** $k = 1$ to N **do**
 - 4: $\text{gradC} \leftarrow 0, \quad \beta \leftarrow 0$
 - 5: **for** $i = 1$ to n **do**
 - 6: $\Pi_{b_i} \leftarrow I_3 - b_i b_i^\top, P_\eta \leftarrow \Pi_{b_i} \hat{\eta}_v$
 - 7: Calculer le résidu : $r_i \leftarrow \|\|P_\eta\|s_i - \|s_i\|P_\eta\|$
 - 8: Calculer le poids : $\Theta_i \leftarrow 1$ si $r_i \leq \gamma$, sinon γ/r_i
 - 9: Calculer le gradient pondéré $\nabla_i C$ en respectant la direction tangentielle
 - 10: $\text{gradC} \leftarrow \text{gradC} + \Theta_i \cdot \nabla_i C$
 - 11: $\beta \leftarrow \beta + \frac{s_i^\top P_\eta}{\|s_i\| \cdot \|P_\eta\|}$
 - 12: **end for**
 - 13: $v_k \leftarrow -\kappa \cdot \hat{\eta}_v^\times \cdot \text{gradC}$
 - 14: $\hat{\eta}_v \leftarrow \text{sign}(\beta/n) \cdot \exp(v_k^\times) \cdot \hat{\eta}_v$
 - 15: Normaliser : $\hat{\eta}_v \leftarrow \hat{\eta}_v / \|\hat{\eta}_v\|$
 - 16: **end for**
 - 17: **Return** $\hat{\eta}_v$
 - 18: **Transmettre** $\hat{\eta}_v$ au filtre TMO
-

4.3 Navigation visuo-inertielle assistée par GPS

Les résultats de simulation présentés dans la section 3.4.4, mettant en évidence la robustesse du système de navigation inertielle assistée par GPS face aux attaques d’usurpation ou de brouillage du signal GPS, ont démontré que le système INS seul ne permet pas de garantir la stabilité du positionnement du drone en cas de compromission du signal GPS. Cette limitation est principalement due à l’accumulation des erreurs et des bruits inhérents aux capteurs inertiels, qui augmentent avec le temps.

Une alternative prometteuse à la navigation inertielle assistée par GPS est la navigation visuelle inertielle (visuo-inertielle) assistée par GPS. Celle-ci repose sur la fusion des données issues de la centrale inertielle (IMU), de la caméra embarquée et du récepteur GPS, dans le but d’estimer les états dynamiques du drone (position, vitesse, orientation).

En effet, le système GPS fournit une estimation absolue de la position grâce à la triangulation des signaux satellitaires. Il offre une précision généralement satisfaisante en environnement dégagé. Toutefois, sa vulnérabilité aux attaques (usurpation ou brouillage) le rend peu fiable dans des contextes opérationnels dégradés, entraînant des pertes critiques de navigation.

À l’inverse, l’odométrie visuo-inertielle (VIO) combine les mesures inertielles (accéléromètres et gyroscopes) aux observations visuelles extraites du flux optique pour estimer la trajectoire en position et en orientation du véhicule. L’IMU fournit des mesures à haute fréquence, mais sujettes à une dérive temporelle ; la composante visuelle permet alors de compenser cette dérive à l’aide de repères environnementaux. Néanmoins, la VIO n’offre pas de position absolue et sa précision dépend fortement des conditions visuelles (texture des surfaces, éclairage, flou de mouvement, etc.).

L’objectif de l’hybridation GPS-VIO est donc d’exploiter la complémentarité physique, spatiale et temporelle de ces capteurs, comme le résume le tableau 4.1, afin d’améliorer la précision, la robustesse et la continuité du service de navigation dans des environnements complexes et dynamiques.

Critères	GPS	VIO (Caméra + IMU)
Type de position	Absolue (globale)	Relative (locale, incrémentale)
Fréquence	Basse (1–10 Hz)	Élevée (20–200 Hz)
Sensibilité	Occlusion, interférences	Conditions visuelles, texture
Dérive à long terme	Faible	Potentiellement importante (IMU)
Robustesse à l'attaque	Vulnérable à l'usurpation et au brouillage	Moins vulnérable

TABLEAU 4.1 Comparaison entre les caractéristiques du GPS et de la VIO

4.3.1 Architecture d'hybridation GPS/INS/VO : Intégration de la VO

Sous les hypothèses H1 à H9, nous proposons l'architecture d'hybridation des trois systèmes de capteurs IMU, caméra et GPS illustrée à la figure 4.3. Cette architecture reprend celle de l'hybridation GPS-INS présentée à la figure 2.13, à laquelle est intégré le système de mesure visuelle, incluant l'estimation de la direction de vitesse. Cette entrée additionnelle vise à renforcer la robustesse du positionnement du drone, notamment en cas d'attaque par usurpation ou brouillage du GPS.

Cette hybridation est réalisée à l'aide des observateurs non linéaires introduits dans la section 2.4.3.4, que nous modifions pour intégrer la direction estimée en cas d'indisponibilité du GPS.

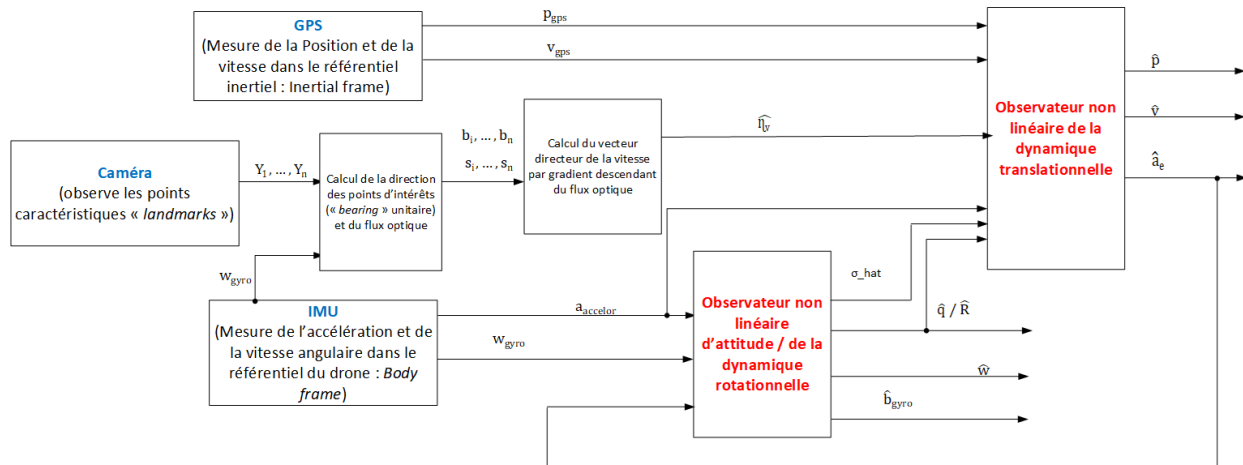


FIGURE 4.3 Architecture des systèmes GPS, INS et VO hybridés par couplage léger des observateurs non linéaires.

4.3.2 Formulation du problème

La dynamique du système de navigation drone est identique à celle de la section 2.4.2 dans laquelle nous rajoutons le modèle du système de mesure de caméra tel qu'illustré à la figure 4.1 pour enfin obtenir l'hybridation des trois systèmes de capteurs de navigation telle qu'illustrée à la figure 4.3.

Soit le drone de la figure 4.2 équipé d'une caméra, d'une unité de mesures inertielles IMU et d'un récepteur GPS naviguant dans un environnement contenant n points d'intérêts, $Y_1, \dots, Y_n$ observés et définis dans le référentiel inertiel. On considère une vitesse linéaire de référence ou vitesse vraie du drone $v(t) \in \mathbb{R}^3$ exprimée dans le référentiel inertiel $\mathcal{I}$, ainsi qu'une orientation de référence du drone décrite par la matrice de rotation vraie R du repère du drone $\mathcal{B}$ vers le repère inertiel $\mathcal{I}$.

La vitesse linéaire vraie du drone $v_B(t) \in \mathbb{R}^3$ exprimée dans le référentiel du drone $\mathcal{B}$ est définie par :

$$v_b(t) = R(t)^\top v(t)$$

Comme illustrée à la figure architecturale 4.3, l'architecture d'hybridation estime la position $\hat{p}(t) \in \mathbb{R}^3$ du drone dans le référentiel inertiel, la vitesse $\hat{v}(t) \in \mathbb{R}^3$ du drone dans le référentiel inertiel et l'orientation du drone $\hat{R}(t)$. Ainsi, la vitesse linéaire du drone estimée dans le référentiel du drone est définie par :

$$\hat{v}_b(t) = \hat{R}(t)^\top \hat{v}(t) \quad (4.20)$$

Pour approximer l'erreur d'estimation entre la vitesse linéaire vraie $v_b(t)$ et la vitesse linéaire estimée $\hat{v}_b(t)$, on considère la matrice de projection orthogonale dont les propriétés offrent une certaine stabilité dans les erreurs d'approximation et garantissent que ces erreurs ne se propagent pas de façon incontrôlée. C'est ainsi qu'on introduit la matrice de projection orthogonale $\Pi(\hat{\eta}_v)$ du vecteur directeur de vitesse mesuré par flux optique $\hat{\eta}_v$ dans un plan orthogonal au vecteur $\hat{\eta}_v$. La matrice $\Pi(\hat{\eta}_v)$ est définie par [69] :

$$\Pi(\hat{\eta}_v) = I_3 - \hat{\eta}_v \hat{\eta}_v^\top \quad (4.21)$$

La matrice de projection orthogonale $\Pi(\hat{\eta}_v)$ permet de projeter tout vecteur sur un plan

orthogonal à $\hat{\eta}_v$. Ainsi, le vecteur y_{vio} résultant de la projection de la vitesse estimée $\hat{v}_b(t)$ du drone dans un plan orthogonal à $\hat{\eta}_v$ est défini par :

$$y_{vio}(t) = \Pi(\hat{\eta}_v) \hat{v}_b(t) \quad (4.22)$$

L'équation 4.22 représente alors l'erreur d'estimation entre la vitesse linéaire vraie du drone $v_b(t)$ et la vitesse estimée $\hat{v}_b(t)$ dans le référentiel du drone.

L'intégration de la VIO s'inscrit ainsi dans une stratégie de minimisation de l'erreur entre la vitesse linéaire vraie et la vitesse linéaire estimée dans le référentiel du drone. L'objectif est d'avoir la vitesse estimée $\hat{v}_b(t)$ quasi égale à la vitesse de référence $v_b(t)$. Dans le cas idéal, on considère alors l'erreur d'estimation $y_{vio}(t) = 0$.

Autrement dit, en remplaçant $\hat{v}_b(t)$ par son expression de l'équation 4.20 dans l'équation 4.22, il s'agit alors de résoudre le problème ci-dessous qui constitue la sortie virtuelle induite par l'odométrie visuo-inertielle dans le référentiel inertiel [74] :

$$y_{vio}(t) = \Pi(v_{vio}) \hat{R}^\top \hat{v}(t) = 0_{3 \times 1} \quad (4.23)$$

L'équation 4.23 sous forme canonique d'équation de sortie en fonction du vecteur d'état du système devient :

$$y_{vio}(t) = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & \Pi(\hat{\eta}_v) \hat{R}^\top & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{p} \\ \hat{v} \\ \xi \end{bmatrix} \quad (4.24)$$

Enfin, en cas d'indisponibilité du GPS, l'observateur d'état TMO réduit, va reconstruire l'état du système $\hat{x}(t) = \begin{bmatrix} \hat{p} \\ \hat{v} \\ \xi \end{bmatrix}$.

4.3.3 Modèle de l'observateur non linéaire

Comme pour l'hybridation GPS-INS, l'hybridation des systèmes GPS, INS et VO repose sur les observateurs non linéaires représentés à la figure 4.3, dont la structure dynamique des états est quasi identique à celle décrite dans les sections 2.4.3.1 et 2.4.3.3 consacrées à

l'hybridation GPS-INS.

En tenant compte de la sortie virtuelle du système donnée par l'équation 4.23, et sachant que la vitesse angulaire du drone est mesurée par le gyroscope, seule la structure de l'observateur de la dynamique translationnelle TMO est modifiée par l'intégration de la VO pour ainsi produire la VIO. En revanche, la structure de l'observateur d'attitude demeure identique à celle décrite dans la section 2.4.3.1.

Observateur TMO : Dans le cadre de l'hybridation GPS-VIO, la dynamique continue de navigation, décrite par les équations 2.35 à 2.38, reste inchangée. De même, les expressions relatives au gain discret et à la dynamique discrète de l'observateur TMO, données par les équations 2.53, 2.54, 2.55, 2.56 et 2.57, sont conservées sous les hypothèses H1 à H7 et les critères de stabilité présentés dans la section 2.4.3.2 sont respectés.

Comme pour l'hybridation GPS-INS, l'observabilité de la position et de la vitesse linéaire du drone résultant de la fusion GPS-VIO est caractérisée par la matrice d'observabilité $C[k]$ à chaque pas d'échantillonnage k . Par identification de l'équation de sortie 4.24 et sachant que seule la vitesse linéaire est observée dans le cas de la VIO (observateur réduit), la matrice d'observabilité s'écrit alors :

$$C[k] = \begin{cases} \begin{bmatrix} I_3 & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_3 & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix}, & \text{si le GPS est disponible,} \\ \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & \Pi(\hat{\eta}_v) \hat{R}^\top & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix}, & \text{sinon.} \end{cases} \quad (4.25)$$

En cas d'indisponibilité du système GPS due à une attaque par usurpation ou brouillage, et en supposant que la sortie virtuelle du système est nulle, l'état estimé $\hat{x}^+[k]$, tel que défini par l'équation 2.56, devient :

$$\hat{x}^+[k] = x^-[k] + K_d[k] (0_{3 \times 1} - C[k]x^-[k]) \quad (4.26)$$

4.3.4 Implémentation

L'implémentation consiste à développer l'algorithme d'intégration de la VIO dans l'observateur TMO susmodifié.

Dans le cas du positionnement par VIO, c'est-à-dire en cas d'indisponibilité du GPS, la matrice de covariance du bruit de mesure d'entrée R_{var} est une matrice 3×3 déterminée empiriquement et notée R_{vio} . Également, la matrice d'observation C est notée C_{vio} telle que :

$$C_{vio}[k] = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & \Pi(\hat{\eta}_v) \hat{R}^\top & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (4.27)$$

Il s'agit alors de modifier le tableau algorithmique 2 selon le tableau algorithmique 5.

Algorithm 5 Observateur non linéaire TMO pour hybridation GPS-INS-VO**Require:** Initialisation de l'observateur :

- 1: $\hat{\mathbf{p}}[0] \leftarrow [\hat{p}_x[0] \ \hat{p}_y[0] \ \hat{p}_z[0]]^\top$ en fonction de la latitude et longitude initiales
- 2: $\hat{\mathbf{v}}[0] \leftarrow [\hat{v}_x[0] \ \hat{v}_y[0] \ \hat{v}_z[0]]^\top$, $\boldsymbol{\xi}[0] \leftarrow \mathbf{0}_{3 \times 1}$
- 3: $\mathbf{x}^-[0] \leftarrow (\hat{\mathbf{p}}[0], \hat{\mathbf{v}}[0], \boldsymbol{\xi}[0])$, $\mathbf{P}^-[0] \leftarrow \text{blockdiag}(I_3, I_3, I_3)$
- 4: **for** $k = 1, 2, \dots$ **do**
- 5: **Obtenir** $\mathbf{y}_{\text{gps}}[k]$ du GPS, $\hat{\eta}_v[k]$ de la VO et GPS_{Spoofed}
- 6: **if** nouvelle mesure GPS disponible ($GPS_Spoofed : 0$) **then**
- 7: Correction de l'état :

$$K_d[k] = P^-[k]C[k]^\top (C[k]P^-[k]C[k]^\top + R_{var}[k])^{-1}$$

$$\mathbf{x}^+[k] = \mathbf{x}^-[k] + K_d[k] (\mathbf{y}_{\text{gps}}[k] - C[k]\mathbf{x}^-[k])$$

$$P^+[k] = (I_9 - K_d[k]C[k])P^-[k]$$

8: **else**

$$K_d[k] = P^-[k]C_{vio}[k]^\top (C_{vio}[k]P^-[k]C_{vio}[k]^\top + R_{vio}[k])^{-1}$$

$$\mathbf{x}^+[k] = \mathbf{x}^-[k] + K_d[k] (0_{3 \times 1} - C_{vio}[k]\mathbf{x}^-[k])$$

$$P^+[k] = (I_9 - K_d[k]C_{vio}[k])P^-[k]$$

9: **end if**

10: Extraction des états :

$$\hat{\mathbf{p}}[k] = \mathbf{x}_{1:3}^+[k], \quad \hat{\mathbf{v}}[k] = \mathbf{x}_{4:6}^+[k], \quad \boldsymbol{\xi}[k] = \mathbf{x}_{7:9}^+[k]$$

11: **Récupérer** $\hat{R}[k]$, $\hat{\sigma}[k]$ depuis l'observateur d'attitude12: **Obtenir** $\mathbf{a}_{\text{accelor}}[k]$ depuis l'IMU

13: Calculer l'accélération spécifique :

$$\hat{\mathbf{a}}_e[k] = \hat{R}[k] \cdot \mathbf{a}_{\text{accelor}}[k] + \boldsymbol{\xi}[k]$$

14: **Transmettre** $\hat{\mathbf{a}}_e[k]$ à l'observateur d'attitude15: Mettre à jour $A_d[k]$, $B_d[k]$, $D_d[k]$

16: Calculer la variable de commande :

$$\mathbf{u}[k] = [a_{\text{accelor}}[k] \quad -[\hat{\sigma}[k]]_\times \cdot a_{\text{accelor}}[k]]^\top$$

17: Propagation temporelle :

$$\mathbf{x}^-[k+1] = A_d[k]\mathbf{x}^+[k] + B_d[k]\mathbf{u}[k] + D_d[k]$$

$$P^-[k+1] = A_d[k]P^+[k]A_d[k]^\top + B_d[k]Q_{var_d}[k]B_d[k]^\top$$

18: Assurer la symétrie de $P^-[k+1]$:

$$P^-[k+1] \leftarrow \frac{1}{2} (P^-[k+1] + P^-[k+1]^\top)$$

19: $k \leftarrow k + 1$ 20: **end for**

4.3.5 Fusion du baromètre et de l'odométrie visuo-inertielle en absence de GPS

Comme vu précédemment, l'odométrie visuo-inertielle repose sur la fusion des mesures visuelles (caméra) et inertielles (IMU) pour estimer la trajectoire relative du drone en position et en orientation dans un espace tridimensionnel. Cette approche offre une estimation robuste de la trajectoire dans les plans horizontaux (x, y) , en exploitant les repères visuels (*landmarks*) disponibles.

Cependant, de nombreux travaux mettent en évidence une faiblesse structurelle de la VIO, à savoir sa tendance à dériver au cours du temps, en particulier dans la dimension verticale. Cette dérive résulte spécifiquement du fait que la structure de la VIO souffre souvent d'un problème de faible observabilité dans l'axe vertical. En effet, dans la plupart des environnements terrestres, la caméra perçoit des scènes projetées majoritairement sur un plan horizontal. Les variations de profondeur sont alors insuffisantes pour contraindre géométriquement les déplacements verticaux, ce qui engendre une sous-observabilité du mouvement en altitude.

D'ailleurs, Leutenegger et al. [95] soulignent que la configuration typique d'un véhicule mobile évoluant au-dessus d'un sol plan génère une géométrie de vision peu sensible aux déplacements verticaux, ce qui rend difficile l'estimation fiable de la composante z de la position. Scaramuzza et Fraundorfer [74] expliquent également que dans les séquences monoculaires, les changements d'altitude produisent peu de variation apparente dans les images, rendant leur détection dépendante de conditions de texture et d'angles de vue favorables. Par ailleurs, Li et Mourikis [105] rappellent que l'accumulation de bruit inertiel et les imperfections de synchronisation entre les capteurs visuels et inertiels entraînent une erreur de positionnement qui se manifeste de manière particulièrement marquée sur l'axe vertical.

Afin de remédier à cette limitation structurelle de la VIO, l'intégration d'un capteur barométrique constituerait alors une solution à la fois simple, robuste et scientifiquement fondée. Le baromètre altimétrique présente en effet plusieurs propriétés qui en font un complément naturel à la VIO. D'une part, sa fréquence d'échantillonnage typique (comprise entre 10 et 50 [Hz]) est compatible avec les cadences de mise à jour des filtres de fusion multisensorielle, garantissant une intégration fluide au sein de l'architecture d'estimation. D'autre part, son fonctionnement est indépendant des conditions visuelles et de la disponibilité des signaux GPS, ce qui lui permet de fournir une mesure fiable de l'altitude relative même en environnement dégradé comme l'usurpation ou brouillage du GPS. Enfin, en apportant une information directe sur la composante verticale de la position du drone, le capteur barométrique contribuerait significativement à la stabilisation de l'estimation de l'altitude, souvent sujette à dérive dans les architectures VIO pures.

Dans ce sens, nous rajoutons alors un capteur barométrique à l'architecture de la figure 4.3 comme ci-dessous :

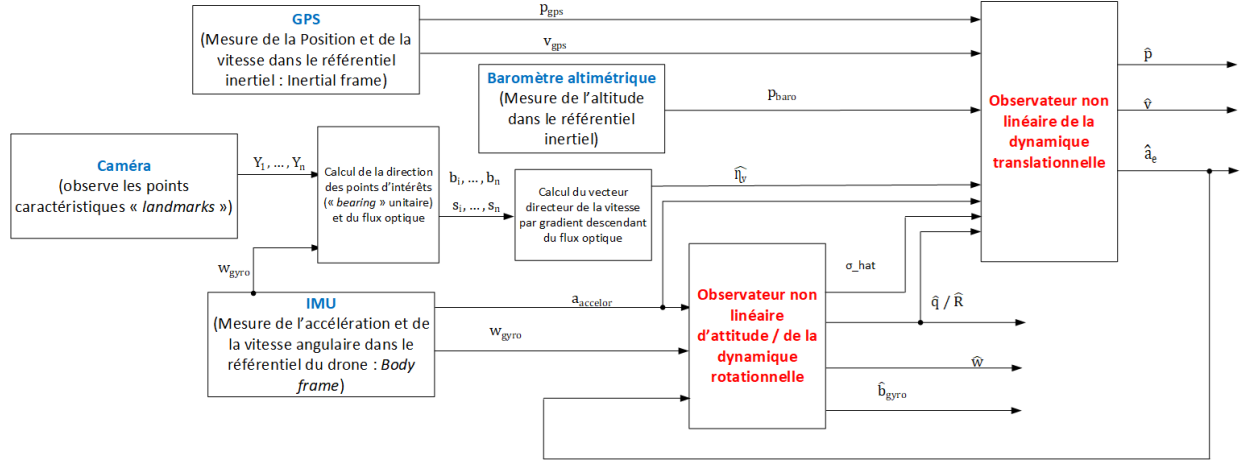


FIGURE 4.4 Architecture des systèmes GPS, Barométriques, INS et VO hybridés par couplage des observateurs non linéaires.

Le baromètre altimétrique (*Baro*) mesure la pression atmosphérique ambiante, laquelle peut être convertie en altitude relative à l'aide d'un modèle isotherme dérivé de la loi des gaz parfaits. Cette conversion est donnée par la relation suivante :

$$h = h_0 + \frac{R_{gaz}T}{Mg} \ln \left(\frac{P_0}{P} \right) \quad (4.28)$$

où :

- h : altitude estimée (m),
- h_0 : altitude de référence (m),
- P : pression mesurée (Pa),
- P_0 : pression au sol ou référence (Pa),
- T : température ambiante (K),
- R : constante universelle des gaz parfaits (8.314 J/mol.K),
- M : masse molaire de l'air (0.029 kg/mol),
- g : accélération gravitationnelle (9.81 m/s²).

La sortie barométrique peut alors être modélisée comme une mesure partielle de l'état de l'observateur non linéaire TMO, en considérant une observation de type :

$$p_{baro}(t) = h(t) + \delta_{baro}(t) \quad (4.29)$$

où $\delta_{baro}(t) \in \mathbb{R}$ représente le bruit de mesure sur l'altitude, supposé gaussien blanc.

En considérant l'altitude vraie $h(t) = p_3(t)$, où $p_3(t) \in \mathbb{R}$ est la composante $z(t)$ de la position vraie (*ground truth*), on obtient le modèle de la mesure d'altitude $p_{baro} \in \mathbb{R}$ comme suit :

$$p_{baro}(t) = p_3(t) + \delta_{baro}(t) \quad (4.30)$$

L'observateur d'état a alors pour sortie :

$$y_{viob}(t) = \begin{bmatrix} p_{baro}(t) \\ 0_{3 \times 1} \end{bmatrix} \quad (4.31)$$

Sous forme canonique d'équation de sortie fonction de l'état du système, l'équation 4.31 devient :

$$y_{viob}(t) = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & \Pi(\hat{\eta}_v) \hat{R}^\top & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{p} \\ \hat{v} \\ \xi \end{bmatrix} \quad (4.32)$$

4.3.5.1 Intégration du capteur barométrique dans la chaîne de fusion VIO

Dans un contexte sans GPS, le capteur barométrique peut être intégré comme mesure d'observation additionnelle dans l'observateur non linéaire TMO, en vue de stabiliser l'axe vertical du drone. À chaque pas d'échantillonnage k , l'équation 4.25 de la matrice d'observabilité devient alors :

$$C[k] = \begin{cases} \begin{bmatrix} I_3 & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_3 & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix}, & \text{si le GPS est disponible,} \\ \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & \Pi(\hat{\eta}_v[k]) \hat{R}[k]^\top & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix}, & \text{sinon.} \end{cases} \quad (4.33)$$

De même, en l'absence du GPS, la mise à jour de l'état de l'équation 4.26 dans le filtre TMO, à chaque pas d'échantillonnage k , se fait selon l'équation ci-dessous :

$$\hat{x}^+[k] = x^-[k] + K_d[k] (y_{violet}[k] - C[k]x^-[k]) \quad (4.34)$$

4.3.5.2 Implémentation

L'implémentation consiste à développer l'algorithme d'intégration et de fusion du baromètre altimétrique et de la VIO dans l'observateur TMO susmodifié.

Dans le cas du positionnement par VIO assistée par le capteur barométrique, la matrice de covariance du bruit de mesure d'entrée R_{var} est une matrice 6×6 déterminée empiriquement et notée R_{violet} . Également, la matrice d'observation C est notée C_{violet} telle que :

$$C_{violet}[k] = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & \Pi(\hat{\eta}_v[k]) \hat{R}[k]^\top & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (4.35)$$

Il s'agit alors de modifier le tableau algorithmique 5 selon le tableau algorithmique 6.

Algorithm 6 Observateur non linéaire TMO pour hybridation GPS-INS-VO-Baro**Require:** Initialisation de l'observateur :

- 1: $\hat{\mathbf{p}}[0] \leftarrow [\hat{p}_x[0] \ \hat{p}_y[0] \ \hat{p}_z[0]]^\top$ en fonction de la latitude et longitude initiales
- 2: $\hat{\mathbf{v}}[0] \leftarrow [\hat{v}_x[0] \ \hat{v}_y[0] \ \hat{v}_z[0]]^\top$, $\boldsymbol{\xi}[0] \leftarrow \mathbf{0}_{3 \times 1}$
- 3: $\mathbf{x}^-[0] \leftarrow (\hat{\mathbf{p}}[0], \hat{\mathbf{v}}[0], \boldsymbol{\xi}[0])$, $\mathbf{P}^-[0] \leftarrow \text{blockdiag}(I_3, I_3, I_3)$
- 4: **for** $k = 1, 2, \dots$ **do**
- 5: **Obtenir** $\mathbf{y}_{\text{gps}}[k]$, $\hat{\eta}_v[k]$, $\mathbf{y}_{\text{viob}}[k]$ et GPS_{spoofed}
- 6: **if** nouvelle mesure GPS disponible ($GPS_Spoofed : 0$) **then**
- 7: Correction de l'état :

$$K_d[k] = P^-[k]C[k]^\top (C[k]P^-[k]C[k]^\top + R_{var}[k])^{-1}$$

$$\mathbf{x}^+[k] = \mathbf{x}^-[k] + K_d[k] (\mathbf{y}_{\text{gps}}[k] - C[k]\mathbf{x}^-[k])$$

$$P^+[k] = (I_9 - K_d[k]C[k])P^-[k]$$

- 8: **else**

$$K_d[k] = P^-[k]C_{viob}[k]^\top (C_{viob}[k]P^-[k]C_{viob}[k]^\top + R_{viob}[k])^{-1}$$

$$\mathbf{x}^+[k] = \mathbf{x}^-[k] + K_d[k] (\mathbf{y}_{\text{viob}}[k] - C_{viob}[k]\mathbf{x}^-[k])$$

$$P^+[k] = (I_9 - K_d[k]C_{viob}[k])P^-[k]$$

- 9: **end if**

- 10: Extraction des états :

$$\hat{\mathbf{p}}[k] = \mathbf{x}_{1:3}^+[k], \quad \hat{\mathbf{v}}[k] = \mathbf{x}_{4:6}^+[k], \quad \boldsymbol{\xi}[k] = \mathbf{x}_{7:9}^+[k]$$

- 11: **Récupérer** $\hat{R}[k]$, $\hat{\boldsymbol{\sigma}}[k]$ depuis l'observateur d'attitude

- 12: **Obtenir** $\mathbf{a}_{\text{accelor}}[k]$ depuis l'IMU

- 13: Calculer l'accélération spécifique :

$$\hat{\mathbf{a}}_e[k] = \hat{R}[k] \cdot \mathbf{a}_{\text{accelor}}[k] + \boldsymbol{\xi}[k]$$

- 14: **Transmettre** $\hat{\mathbf{a}}_e[k]$ à l'observateur d'attitude

- 15: Mettre à jour $A_d[k]$, $B_d[k]$, $D_d[k]$

- 16: Calculer la variable de commande :

$$\mathbf{u}[k] = [a_{\text{accelor}}[k] \quad -[\hat{\boldsymbol{\sigma}}[k]]_\times \cdot a_{\text{accelor}}[k]]^\top$$

- 17: Propagation temporelle :

$$\mathbf{x}^-[k+1] = A_d[k]\mathbf{x}^+[k] + B_d[k]\mathbf{u}[k] + D_d[k]$$

$$P^-[k+1] = A_d[k]P^+[k]A_d[k]^\top + B_d[k]Q_{var_d}[k]B_d[k]^\top$$

- 18: Assurer la symétrie de $P^-[k+1]$:

$$P^-[k+1] \leftarrow \frac{1}{2} (P^-[k+1] + P^-[k+1]^\top)$$

- 19: $k \leftarrow k + 1$

- 20: **end for**

CHAPITRE 5 RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

5.1 Simulation de la navigation visuo-inertielle assistée par GPS

La simulation proposée repose sur une plateforme multi-capteurs illustrée à la figure 5.1, dans laquelle la caméra contribue à la correction de la dérive cumulative de la centrale inertielle (IMU) et assure la continuité de la navigation en cas de perte ou d'usurpation du signal GPS. L'intégration de ces modalités de mesure repose sur l'implémentation d'une chaîne algorithmique incluant :

- un estimateur de la direction de vitesse basé sur le flux optique projeté sur la sphère unité : algorithme 4,
- un détecteur d'anomalies GPS fondé sur la moyenne mobile exponentielle (EMA) de la distance de *Mahalanobis* : algorithme 3,
- un observateur d'attitude défini sur le groupe spécial $SO(3)$: algorithme 1,
- un observateur de la dynamique translationnelle (TMO) dans $\mathbb{R}^3$ pour la fusion multi-capteurs : algorithme 5.

Les scénarios de simulation reposent, après réglage des paramètres *à priori* et *à posteriori*, sur la génération d'une trajectoire de référence synthétique (*ground truth*), sur laquelle sont simulées les mesures inertielles (IMU), les observations visuelles (*landmarks* projetés), les positions et vitesses GPS à différentes fréquences d'échantillonnage comme indiquées au tableau 5.1. Des conditions normales ($\mathcal{H}_0$) et perturbées ($\mathcal{H}_1$, avec usurpation GPS par injection d'erreurs coordonnées ou brouillage) sont testées via des expériences Monte Carlo avec ces mesures synthétiques bruitées. Comme pour l'hybridation GPS/INS, les simulations sont réalisées sur les ordinateurs du LARSA, dont la configuration est présentée dans le tableau 3.1.

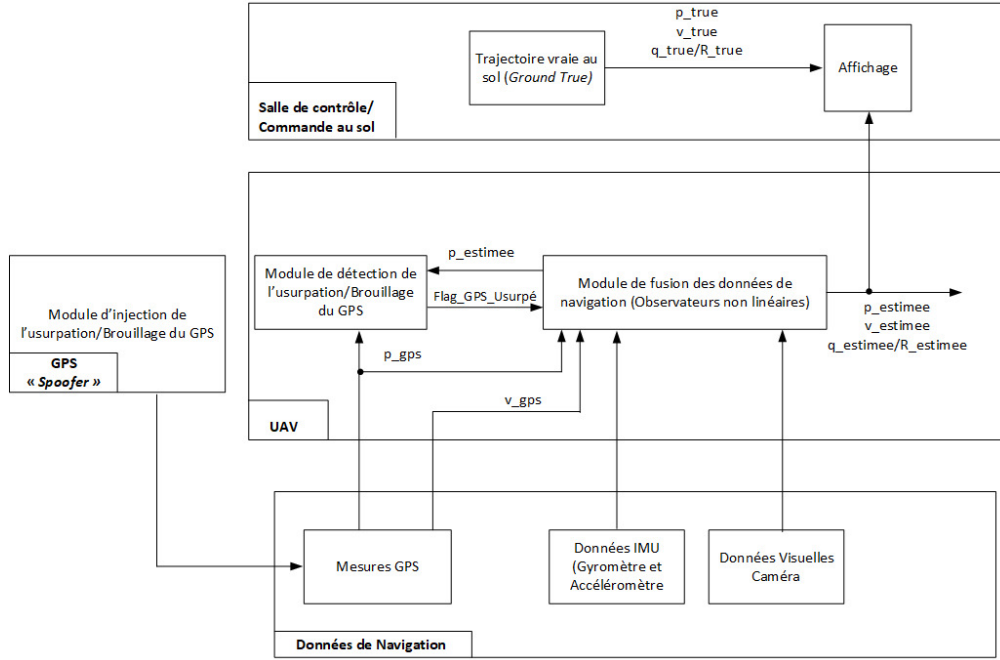


FIGURE 5.1 Plate-forme conceptuelle de simulation de l'usurpation/brouillage du GPS, détection et fusion GPS-VIO.

5.1.1 Trajectoires vraie du drone : *ground truth*

Comme précédemment dans le cas d'hybridation GPS/INS, on considère un drone quadrirotor civil équipé de GPS, IMU et caméra se déplaçant à une dynamique nominale, sur une trajectoire sous forme de huit (*eight-shaped trajectory*) qui représente la position vraie (*ground truth position*) dans le référentiel inertiel ainsi que ses dérivées simple et double respectivement la vitesse linéaire et l'accélération linéaire dans le référentiel inertiel [51] :

$$p(t) = r * \begin{bmatrix} \cos(\varpi t) \\ \sin(2\varpi t)/4 \\ -\sqrt{3}\sin(2\varpi t)/4 \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

$$v(t) = r * \begin{bmatrix} -\varpi \sin(\varpi t) \\ \varpi \cos(2\varpi t)/2 \\ -\sqrt{3}\varpi \cos(2\varpi t)/2 \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

$$a_e(t) = r * \begin{bmatrix} -\varpi^2 \cos(\varpi t) \\ -\varpi^2 \sin(2\varpi t) \\ \sqrt{3}\varpi^2 \sin(2\varpi t) \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

Où $r \in \mathbb{R}$ est le rayon de la trajectoire du drone.

On choisit $\varpi = 0.1$

De même, le mouvement de rotation du drone autour du référentiel inertiel est décrit par la vitesse angulaire vraie [51] :

$$\omega(t) = \begin{bmatrix} \sin(0.001t + \pi) \\ 0.5 \sin(0.002t) \\ 0.1 \sin(0.003t + \pi/3) \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

Comme pour l'hybridation GPS/INS, le quaternion vrai $q[k]$ à chaque pas d'échantillonnage k est calculée selon l'équation 3.9.

Pour la vision, nous considérons que le drone est équipé d'une caméra monoculaire et qu'il observe huit points d'intérêt (*landmarks*) positionnés dans le repère inertiel selon les coordonnées suivantes :

$$\begin{aligned} Y_1^I &= \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, & Y_2^I &= \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, & Y_3^I &= \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \\ 0 \end{bmatrix}, & Y_4^I &= \begin{bmatrix} 0 \\ -2 \\ 0 \end{bmatrix}, \\ Y_5^I &= \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -0.5 \end{bmatrix}, & Y_6^I &= \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ -0.5 \end{bmatrix}, & Y_7^I &= \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}, & Y_8^I &= \begin{bmatrix} 0 \\ -2 \\ -1 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

Notons que le nombre de points d'intérêt peut éventuellement être réduit, selon les scénarios de simulation envisagés et les objectifs expérimentaux visés.

5.1.2 Réglage des valeurs *à priori*

Pour simuler les trajectoires cinématiques ci-dessus et tester les algorithmes des sections 3.2, 3.3.0.1, 4.2.1.2, 4.3.4 et 4.3.5.2 on définit un ensemble de valeurs *à priori* comme suit :

1. Fréquences d'échantillonnage : On numérise et simule la plateforme de la figure 5.1 à la fréquence d'échantillonnage f correspondant à la fréquence d'échantillonnage du système IMU. Les mesures des accéléromètres et des gyrosopes sont acquises à la

fréquence f_{imu} , les mesures du GPS sont acquises à la fréquence f_{gps} et les mesures de la caméra sont acquises à la fréquence f_{cam} . Comme pour l'hybridation GPS/INS, la fréquence du GPS ici est choisie similairement à celle des GPS standards dont la fréquence d'échantillonnage est autour de $1[Hz]$. Les valeurs de ces fréquences sont regroupées dans le tableau ci-dessous :

Fréquences d'échantillonnage par système		
Types de système	Fréquences ou Périodes d'échantillonnage	Valeurs [Hz] ou [s]
Plateforme globale	f ou T	200 ou 0.005
IMU	f_{imu} ou T_{imu}	200 ou 0.005
Caméra	f_{cam} ou T_{cam}	20 ou 0.05
GPS	f_{gps} ou T_{gps}	2 ou 0.5

TABLEAU 5.1 Fréquence d'échantillonnage des capteurs de navigation IMU, GPS et Caméra

2. Valeurs initiales : Pour la discrétisation, on initialise les variables de simulation comme suit :

Valeurs initiales et constantes		
Noms	Variables	Valeurs
Intensité de la pesanteur	g	$[0 \ 0 \ 9.81]^T [m/s^2]$
Quaternion unitaire	$\hat{q}[0]$	$[1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$
Matrice de Rotation	$\hat{R}[0]$	I_3
Biais gyroscopique	$\hat{b}_{gyro}[0]$	$[0 \ 0 \ 0]^T$
Accélération inertielle	$\hat{a}_e[0]$	$[a_e(1,1) \ a_e(2,1) \ a_e(3,1)]^T$
Position	$\hat{p}[0]$	$[p(1,1) \ p(2,1) \ p(3,1)]^T$
Vitesse linéaire	$\hat{v}[0]$	$[v(1,1) \ v(2,1) \ v(3,1)]^T$
variable couplage	$\xi[0]$	$[0 \ 0 \ 0]^T$
État prédit	$x^-[0]$	$[\hat{p}[0] \ \hat{v}[0] \ \xi[0]]^T$
Solution prédite	$P^-[0]$	$blockdiag(I_3, I_3, I_3)$
Direction estimée	$\hat{\eta}_v[0]$	I_3

TABLEAU 5.2 Paramètres initiaux

3. Bruits de mesure des capteurs de navigation : Pour la simulation des données des navigation on considère le modèle du capteur accéléromètre décrit par l'équation 2.25, le modèle du capteur gyroscope décrit par l'équation 2.26, le modèle du GPS décrit par les équations 2.23 et 2.24, le modèle de mesure du flux optique décrit par l'équation 4.3.

Pour chacun de ces systèmes de capteurs on considère que les bruits de mesure sont de type gaussien aléatoire de moyenne nulle modélisée par la fonction *randn()* de *MATLAB* et d'amplitude définie comme suit :

Bruits de mesure par système de capteur		
Types de système	Bruits	Deviation standard
IMU-Accéléromètre	$\epsilon_{accelor}$	0.3
IMU-Gyroscope	ϵ_{gyro}	0.2
GPS-Position	δ_p	0.1
GPS-Vitesse	δ_v	0.1
Caméra	δ_{vo_i}	0.001

TABLEAU 5.3 Bruits de mesure des capteurs de navigation IMU, GPS et Caméra

5.1.3 Réglage des gains des observateurs non linéaires à *posteriori*

Comme pour l'hybridation GPS-INS, pour la synthèse des filtres non linéaires d'attitude et de la dynamique translationnelle, nous effectuons des simulations par l'approche Monte Carlos, le dépouillage des résultats de ces tests permettent de déterminer à *posteriori* la valeur des gains et matrices de covariance qui garantissent les performances de stabilité et de robustesse des filtres.

5.1.3.1 Choix des gains de l'observateur d'attitude

Comme dans l'hybridation GPS-INS, la synthèse des filtres non linéaire est telle que la précision des données estimées (position et vitesse linéaire) soit inférieur à 2% et les exigences de performance définies dans le tableau 3.5 soient respectées.

Puisque dans le cadre de notre travail, on considère que l'hybridation GPS/VIO n'induit pas de changement dans la dynamique de rotationnelle, alors, les gains de l'observateur d'attitude sont similaires à ceux de l'hybridation GPS/INS ci-dessus définis

Sélection des gains à <i>posteriori</i>		
Types de gains	Gains	Valeurs
Fréquence de coupure du filtre d'attitude	k_I	0.001
Gain estimation du biais gyroscopique	k_I	1
Valeur limite accélération estimée	M_a	10

TABLEAU 5.4 Choix des gains de l'observateur d'attitude

5.1.3.2 Choix des gains de l'observateur TMO

Sous les hypothèses de recherche H1 à H9, décrites aux sections 2.4.2, 2.4.3.1 et 4.2.1, la stabilité et la performance de la dynamique translationnelle sont garanties par le choix des matrices de covariance Q_{var} et Q_{vio} du bruit sur le signal de commande et R_{var} et R_{vio} du bruit sur le signal de sortie du système modélisé par l'équation 2.40. Comme pour l'hybridation GPS/INS, le choix de ces matrices s'est fait par approche empirique de simulation Monte Carlo des données synthétiques pour minimiser l'erreur quadratique des estimations et de façon à ce que cette erreur converge asymptotiquement vers 0, garantissant alors les performances de navigation positionnelle du drone définies dans le tableau 3.5.

Sélection des gains à <i>posteriori</i> fusion GPS-VIO			
Système de positionnement	Types de gain	Gains	Valeurs
GPS	Matrice de covariance de sortie	R_{var}	$0.1 * I_6$
GPS	Matrice de covariance de commande	Q_{var}	$10 * I_6$
VIO	Matrice de covariance de sortie	R_{vio}	$0.1 * I_3$
VIO	Matrice de covariance de commande	Q_{vio}	$10 * I_6$

TABLEAU 5.5 Choix des gains nominaux (réaliste) de l'observateur TMO pour hybridation GPS/VIO

5.1.4 Scénarios de simulation et analyse des résultats

Afin de valider l'efficacité de l'architecture proposée et répondre aux questions de recherche **Q2** (pour l'architecture GPS-VIO) et **Q3**, incluant la fusion GPS/VIO, la détection d'usurpa-

tion, et l'extension par baromètre altimétrique, plusieurs scénarios de simulation sont définis. Ceux-ci s'appuient sur la plate-forme modélisée à la figure 5.1, intégrant les blocs d'estimation visuelle inertielle, d'usurpation et de détection d'attaques GPS, et de correction inertielle.

D'abord, comme précédemment, considérant une trajectoire de référence (*ground-truth*), nous simulerons la plateforme de la figure 5.1 par la méthode Monte Carlo en absence d'attaque du GPS (sous l'hypothèse $\mathcal{H}_0$) avec une probabilité de fausses alarmes acceptée (α) de 1%. Les distances de *Mahalanobis* collectées permettront de déterminer le seuil de détection τ .

Puis, on testera l'odométrie visuelle en simulant l'algorithme d'estimation de la direction de la vitesse linéaire du drone par gradient descendant du flux optique. Cet essai est un préalable à la fusion GPS-VIO car il permettra d'évaluer la stabilité et les performances de robustesse de la direction estimée, une information capitale pour l'hybridation GPS-VIO et le positionnement du drone dans les environnements sans GPS.

Ensuite, on simulera l'usurpation GPS par injection de faute sur le signal GPS. Ce scénario permettra d'évaluer les performances de détection et la robustesse du modèle de détection proposé.

Enfin, on simulera l'hybridation GPS, INS et VO pour évaluer les performances de stabilité et de robustesse de l'intégration VIO proposée d'une part, de l'intégration VIO et baromètre altimétrique d'autre part.

5.1.4.1 Scénario 1 : Simulation de référence sans attaque GPS ($\mathcal{H}_0$)

Description du scénario :

Le premier scénario vise à établir un comportement de référence en conditions nominales. La plateforme GPS/VIO est simulée à l'aide de trajectoires synthétiques de référence (*ground truth*) définies a priori à la section 5.1.1. Le modèle inclut les bruits stochastiques des capteurs (IMU, GPS, caméra) dont les variances sont définies dans le tableau 5.3 et utilise un algorithme de Monte Carlo sur un ensemble de 100 réalisations pour évaluer les performances statistiques.

Les mesures de navigation du drone civil sont simulées sur une mission de $1[km]$ pendant $120[s]$ sans usurpation du système GPS, selon l'hypothèse nulle $\mathcal{H}_0$ (absence d'usurpation).

Simulation et analyse des résultats :

La simulation Monte Carlo sur un ensemble de 100 réalisations indique une erreur quadratique moyenne globale (RMSE : *Root Mean Squared Error*) de position de $0.2[m]$, celle de vitesse de $0.18[m/s]$ inférieure ux seuils maximaux définis à la table 3.5, avec une convergence

du système de positionnement en moins de 1 [s].

Comme le montrent les figures 5.2, 5.3, 5.4 et 5.5, le système de navigation visuo-inertielle assistée par GPS reste stable en position et en vitesse avec des gains et matrices de covariance du filtre réglés empiriquement *à posteriori*. Comme illustrée à la figure 5.6, aucune alarme n'est levée, confirmant le bon fonctionnement en condition nominale.

Comme pour l'intégration GPS-INS, avec Les distances de *Mahalanobis* mesurées sur les innovations GPS combinées à leur moyenne mobile exponentielle , on obtient un seuil de détection $\tau = 2656.8$ pour un taux de fausses alarmes acceptable réglé à 1%. Ce seuil permet alors d'établir la frontière entre comportement normal et suspicion d'usurpation dans les scénarios ultérieurs.

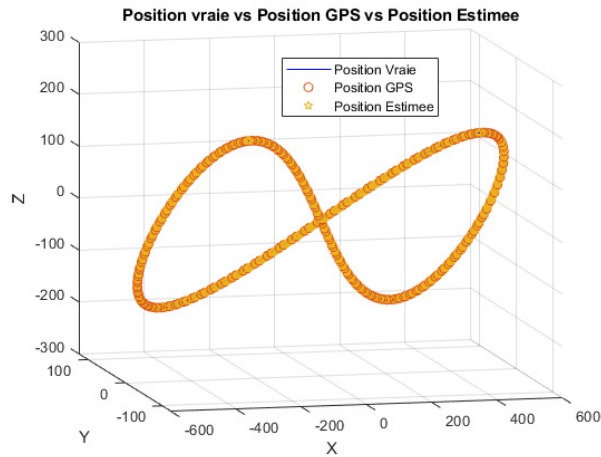


FIGURE 5.2 Fusion GPS et VIO : Trajectoire *8-Shaped* de la position du drone en trois dimensions (3D) sans attaque GPS.

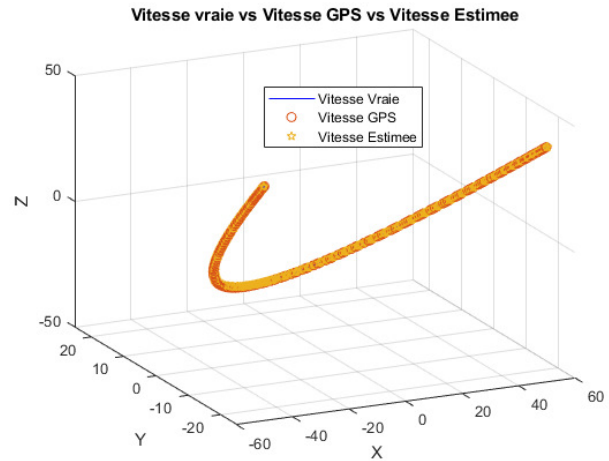


FIGURE 5.3 Fusion GPS et VIO : Profil de vitesse du drone en trois dimensions (3D) sans attaque GPS.

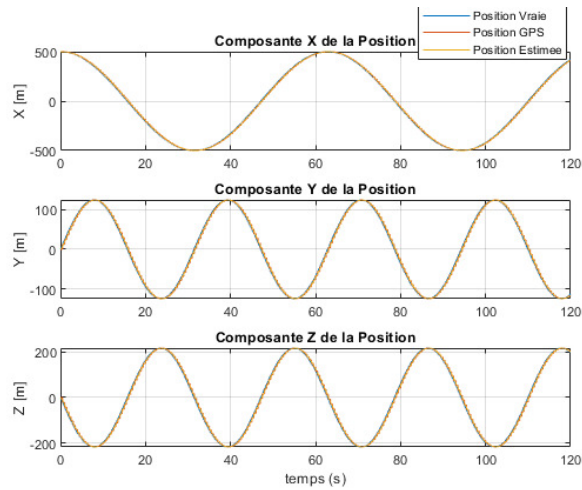


FIGURE 5.4 Fusion GPS et VIO : Composantes de position sans attaque GPS.

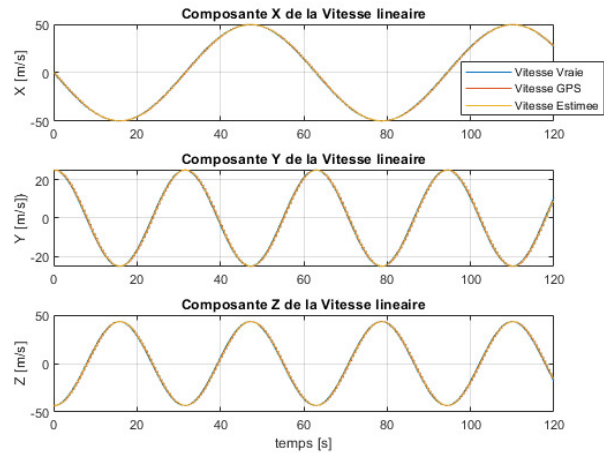


FIGURE 5.5 Fusion GPS et VIO : Détection par approche statistique sans attaque GPS.

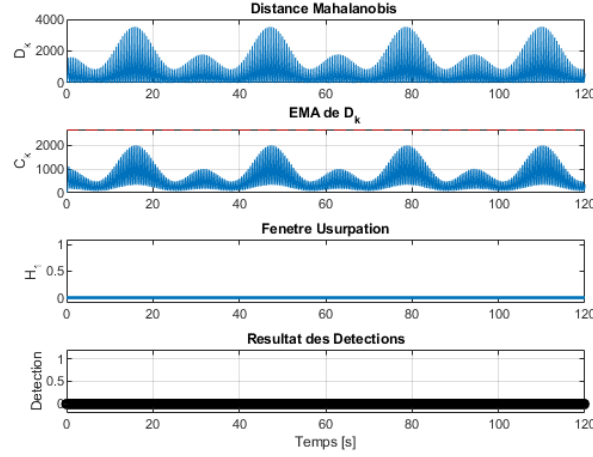


FIGURE 5.6 Fusion GPS et VIO : Détection par approche statistique sans attaque GPS.

5.1.4.2 Scénario 2 : Estimation visuelle de la direction de vitesse par flux optique

Description du scénario :

Ce scénario isole l'estimation de la direction de vitesse inertielle à partir du flux optiques. Des configuration variés tels que la variation du nombre de points caractéristiques (*landmarks*), du nombre d'itérations de l'algorithme du gradient descendant et la variation du seuil de *Huber* sont utilisés pour tester :

- la convergence de l'estimation du vecteur $\hat{\eta}_v$ vers la direction réelle η_v ;
- la robustesse aux *outliers* dans les mesures de flux optique,
- la stabilité numérique de la méthode selon le nombre d'itérations N et les seuils de pénalisation γ (Huber).

Simulation et analyse des résultats :

En considérant la taille du pas de gradient descendant $\kappa = 5$, On simule la plateforme 5.1 pour différentes configurations tels que le nombre d'itération N de l'algorithme par gradient descendant du flux optique, le nombre de points d'intérêt n et la variation du seuil de la fonction de robustesse *Huber* γ .

Pour chacune de ces configurations, on enregistre le temps moyen d'exécution de l'algorithme d'estimation de la direction par gradient descendant du flux optique comme ci-dessous :

Nombre d'itération (N)	Nombre de points d'intérêt (n)	Seuil Huber (γ)	Temps moyen de l'algorithme d'esti- mation de la direc- tion de vitesse li- néaire
3	4	$5*\delta_{vo}$	0.010 [ms]
3	8	$5*\delta_{vo}$	0.010 [ms]
10	4	$5*\delta_{vo}$	0.011 [ms]
20	4	$5*\delta_{vo}$	0.018 [ms]
20	8	$5*\delta_{vo}$	0.018 [ms]
30	8	$5*\delta_{vo}$	0.0185 [ms]
30	8	$2*\delta_{vo}$	0.0185 [ms]
30	8	δ_{vo}	0.0185 [ms]
3	8	δ_{vo}	0.010 [ms]
50	8	δ_{vo}	0.02 [ms]

TABLEAU 5.6 Temps moyen de l'algorithme par gradient descendant du flux optique

Les figures 5.7, 5.8, 5.9, 5.10, 5.11, 5.12, 5.13, 5.14, 5.15, 5.16 montrent les composantes de la direction de vitesse estimée obtenues ($\hat{\eta}_v$) par l'algorithme itératif de descente de gradient pour ces différentes configurations, comparées à la direction de vitesse réelle ($\eta_v = \frac{\mathbf{v}_B}{\|\mathbf{v}_B\|}$).

On observe clairement que l'algorithme proposé présente de bonnes performances, et que sa précision s'améliore avec l'augmentation du nombre d'itérations N ou du nombre de points d'intérêt (c'est à dire le nombre de mesures de flux optique). Comme indiqué dans le tableau 5.6, plus le nombre d'itérations par pas de temps du gradient descendant augmente, plus le coût de calcul de l'algorithme par gradient descendant du flux optique croît. En pratique, le choix de N et du nombre de mesures constitue alors un compromis entre la précision souhaitée et le coût computationnel admissible.

Concernant la robustesse, on remarque que des seuils de pénalisation de type *Huber* très supérieurs (environ 5 fois) à la variance du bruit de mesure du flux optique laissent passer des erreurs aberrantes (*outliers*), ce qui impacte négativement l'estimation de la direction de vitesse et entraîne une divergence entre la direction estimée et la direction réelle. En revanche, des seuils proches de la variance du bruit garantissent une robustesse accrue face aux *outliers* et permettent une bonne convergence entre les directions estimée et vraie.

La figure 5.17 présente l'évolution de l'erreur sur le coût de project définie par $1 - \eta_v^\top \hat{\eta}_v$, pour la configuration $N = 50$, 8 points d'intérêt observés et un seuil de la fonction de Huber fixé à $\gamma = \delta_{vo}$.

Avec cette configuration, l'angle entre $\hat{\eta}_v$ et la direction réelle η_v converge systématiquement à

moins de 2.0° , avec un taux de convergence de 100 %. De plus, la norme de l'erreur résiduelle sur le coût de projection reste inférieure à 0.03, même en présence d'erreurs aberrantes, confirmant ainsi la précision et la stabilité de l'estimateur.

Dans le cadre de ce travail, le choix de N se fait par compromis entre la période d'échantillonnage de la caméra (T_{cam}) et le temps moyen d'exécution de l'algorithme par gradient descendant (T_{iter}).

On suppose que $N = T_{cam}/T_{iter}$. Ainsi, pour $T_{cam} = 0.02$ [s] et le coût moyen d'exécution maximal de $T_{iter_{max}} = 0.1$ [ms], le nombre maximal d'itérations $N_{max} = 200$.

La configuration $N = 50$ comme indiqué dans le tableau 5.6 présente un coût moyen d'exécution de 0.02 [ms], nettement inférieur à la fois à la période d'échantillonnage de la plateforme (5 [ms]) et à la période d'échantillonnage de la caméra, ce qui la rend compatible avec une utilisation dans les simulations en ligne. Elle sera donc retenue pour les scénarios de simulation présentés dans la suite de ce travail.

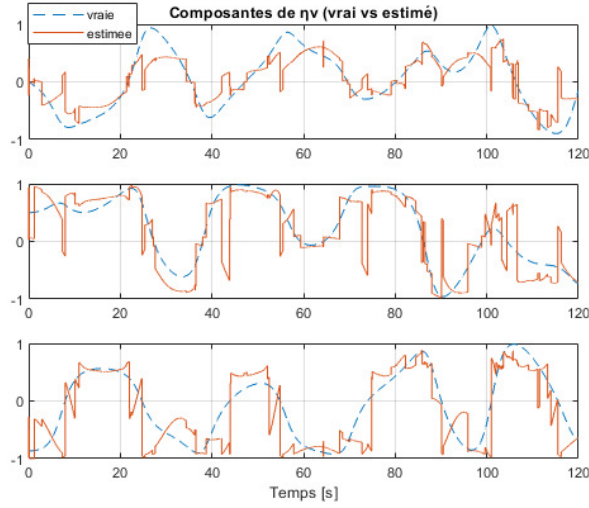


FIGURE 5.7 $N = 3$ et nombre de points d'intérêt observés = 4 et le seuil Huber $\gamma = 5 * \delta_{vo}$

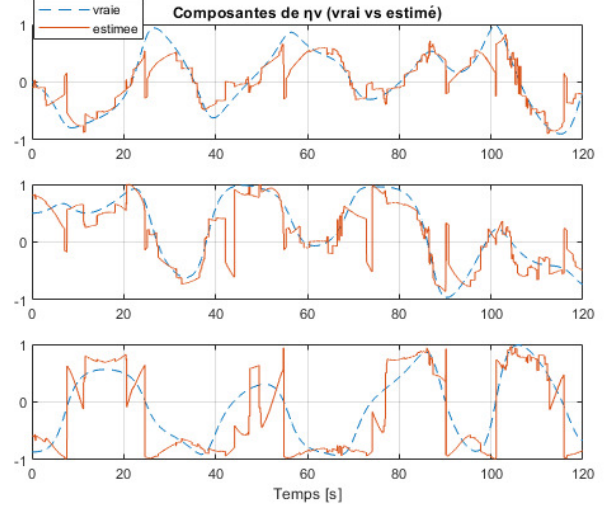


FIGURE 5.8 $N = 3$ et nombre de points d'intérêt observés = 8 et le seuil Huber $\gamma = 5 * \delta_{vo}$

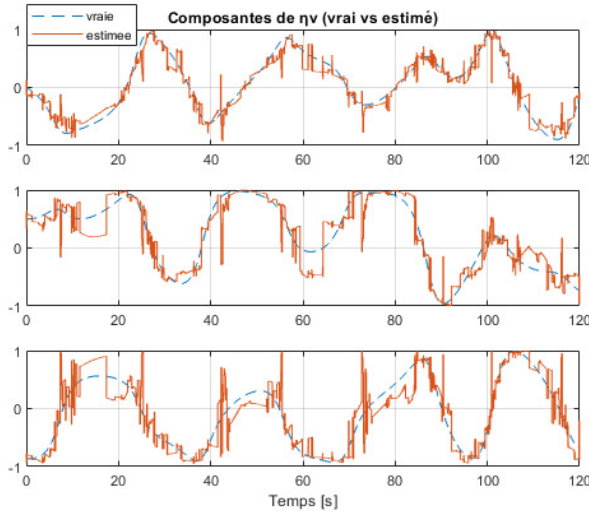


FIGURE 5.9 $N = 10$ et nombre de points d'intérêt observés = 4 et le seuil Huber $\gamma = 5 * \delta_{vo}$

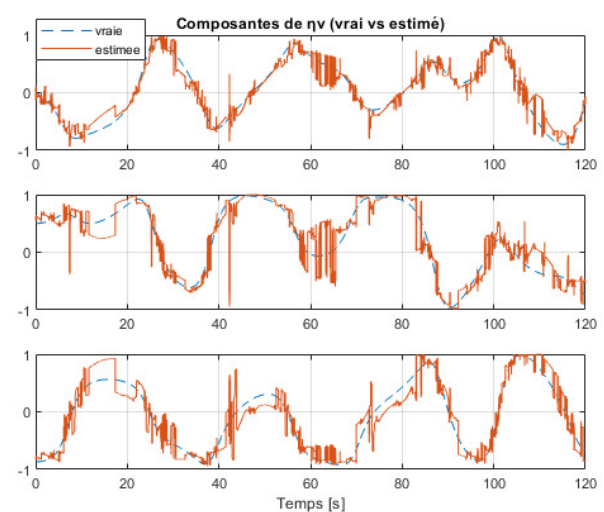


FIGURE 5.10 $N = 20$ et nombre de points d'intérêt observés = 4 et le seuil Huber $\gamma = 5 * \delta_{vo}$

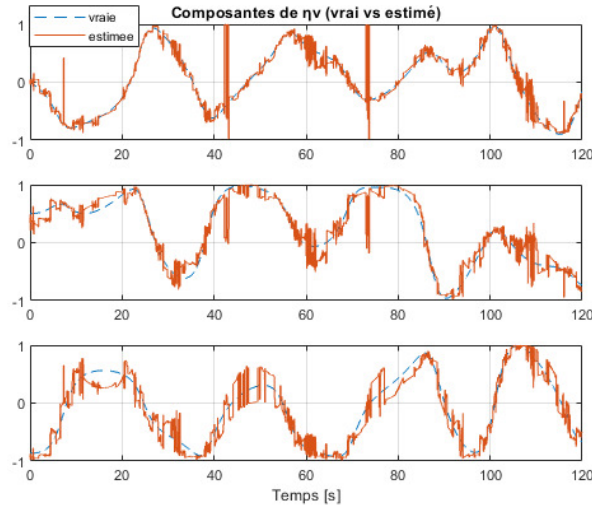


FIGURE 5.11 $N = 20$ et nombre de points d'intérêt observés = 8 et le seuil Huber $\gamma = 5*\delta_{vo}$

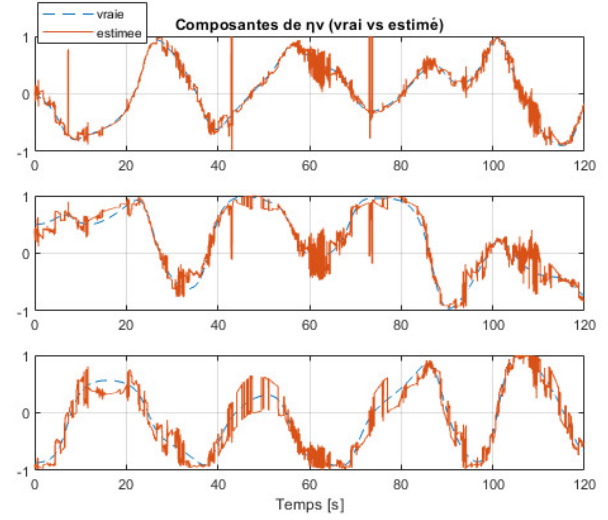


FIGURE 5.12 $N = 30$ et nombre de points d'intérêt observés = 8 et le seuil Huber $\gamma = 5*\delta_{vo}$

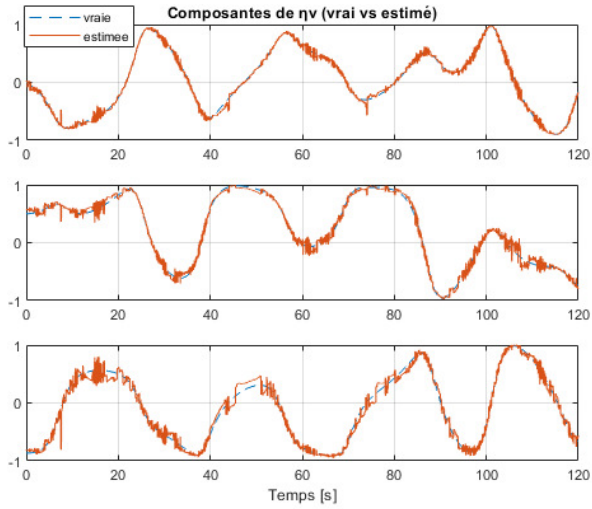


FIGURE 5.13 $N = 30$ et nombre de points d'intérêt observés = 8 et le seuil Huber $\gamma = 2*\delta_{vo}$

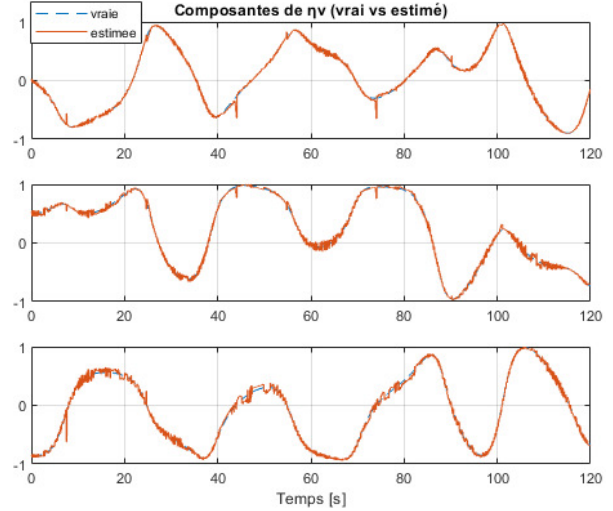


FIGURE 5.14 $N = 30$ et nombre de points d'intérêt observés = 8 et le seuil Huber $\gamma = \delta_{vo}$

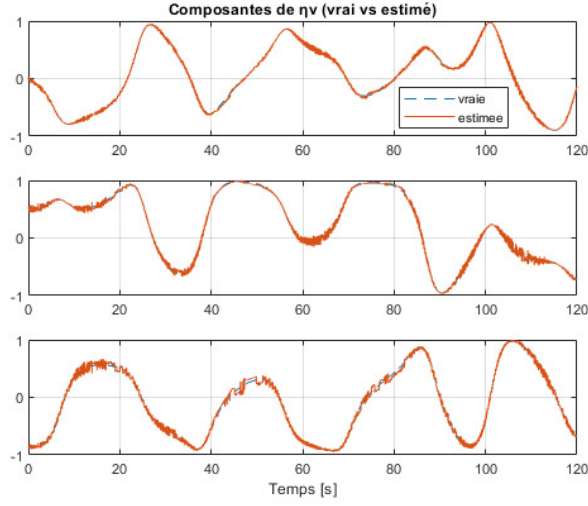


FIGURE 5.15 $N = 50$ et nombre de points d'intérêt observés = 8 et le seuil Huber $\gamma = \delta_{vo}$

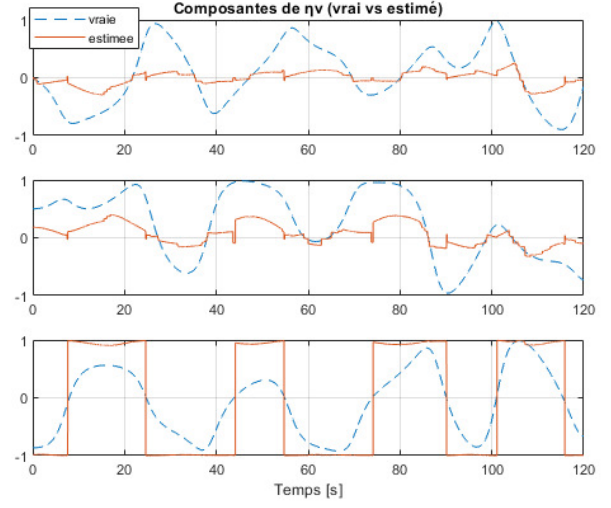


FIGURE 5.16 $N = 3$ et nombre de points d'intérêt observés = 8 et le seuil Huber $\gamma = \delta_{vo}$

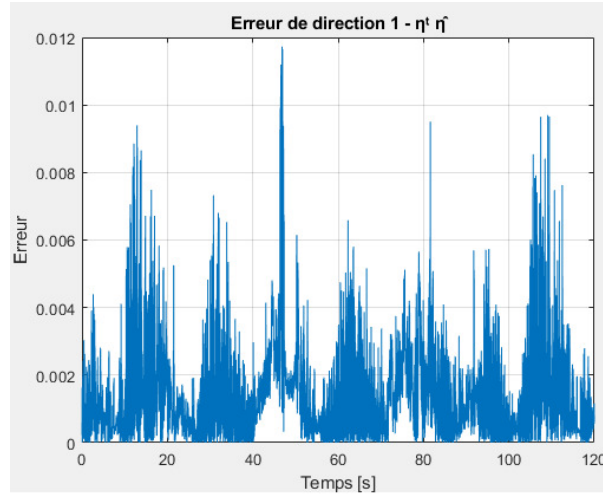


FIGURE 5.17 Erreurs d'estimation $1 - \hat{\eta}_v^\top \eta_v$ pour $N = 50$ et nombre de points d'intérêt observés = 8 et le seuil Huber $\gamma = \delta_{vo}$.

5.1.4.3 Scénario 3 : Simulation d’attaques GPS

Description du scénario :

Ce scénario évalue la performance de détection de l’algorithme sous l’hypothèse alternative $\mathcal{H}_1$. En fonction du facteur de lissage (*smoothing factor*) de la moyenne exponentielle mobile de la distance de *Mahalanobis*, une usurpation GPS sera simulée, en injectant d’abord une dérive dynamique positionnelle puis une composante oscillatoire (sinusoïdale) dans le signal GPS reçu :

- Injection d’un biais non aléatoire sur la mesure GPS,
- Injection de biais aléatoire sur la mesure GPS,
- Injection d’une perturbation sinusoïdale aléatoire,
- Injection combinée de biais aléatoire et perturbation sinusoïdale aléatoire,
- Étude des performances de détection (taux de détection, taux de fausses alarmes, retards de détection) selon le seuil τ défini au scénario 1.

Les résultats permettront de tracer les courbes de la distance de *Mahalanobis* et de sa moyenne mobile exponentielle et d’évaluer la capacité de détection en fonction de la sévérité de l’attaque. Comme pour le cas de l’hybridation GPS-INS, l’évaluation de la capacité de détection reposera sur les paramètres ci-dessous décrits à la section 3.4.4.2 :

- La fausse alarme dont le taux (FAR) est défini par l’équation 3.10,
- La détection ratée dont le taux (MR) défini par l’équation 3.11 et
- Le retard moyen de détection de l’usurpation quand elle est avérée.

Simulation et analyse des résultats :

Plusieurs simulations Monte Carlo ont été effectuées sur 100 réalisations afin d’évaluer la performance du mécanisme de détection d’usurpation GPS proposé.

Dans un premier scénario, une attaque GPS non aléatoire est simulée à mi-parcours, après une phase de navigation nominale, par l’injection d’un biais déterministe sur les mesures GPS. L’amplitude de ce biais est augmentée par paliers de 1 m sur chacune des coordonnées (x, y, z) . Dans un second scénario, une attaque aléatoire de type *random burst* est simulée, également après une phase nominale, par injection d’un biais aléatoire à amplitude croissante (par paliers de 1 m) sur les mêmes composantes. Ces deux scénarios sont analysés pour deux valeurs du paramètre de lissage exponentiel : une détection lente ($\lambda = 0.3$) et une détection rapide ($\lambda = 0.9$).

Les figures 5.18 et 5.19 montrent qu’avec $\lambda = 0.3$, la détection basée sur la moyenne mobile exponentielle (EMA) manque de réactivité face aux attaques, qu’elles soient déterministes ou

aléatoires. Cette lenteur se traduit par un taux de fausses alarmes (*False Alarm Rate*, FAR) supérieur à 2 %, révélant une performance de détection insuffisante.

En revanche, comme illustré par la figure 5.20, la configuration rapide $\lambda = 0.9$ permet une détection plus efficace : les distances de Mahalanobis franchissent rapidement le seuil de détection, maintenant les taux de fausses alarmes (FAR) et de non-détection (MR) sous la barre des 2 %. Cette configuration est donc retenue pour les analyses suivantes.

Par la suite, deux nouveaux scénarios d’attaques aléatoires sont simulés :

- une attaque par injection d’un signal sinusoïdal aléatoire d’amplitude croissante (par pas de 1 m) et de fréquence fixe 0.5 Hz sur les coordonnées GPS ;
- une attaque combinée par injection simultanée d’un signal sinusoïdal et d’un biais aléatoire, chacun d’amplitude croissante (par pas de 1 m) sur les coordonnées GPS.

Les résultats, illustrés par les figures 5.22, 5.25 et 5.26, confirment que la distance de Mahalanobis lissée (EMA) dépasse systématiquement le seuil de détection τ en moins de 4 échantillonnage GPS (*GPS epochs*) en moyenne après le début de l’attaque. Le taux de détection moyen atteint ainsi 98 %, avec un taux moyen de fausses alarmes limité à 0.71 %, comme résumé dans le tableau 5.7.

Par ailleurs, les figures 5.21, 5.23 et 5.24 illustrent de manière détaillée la dynamique temporelle de la distance de Mahalanobis ainsi que de son lissage EMA, tant lors de l’apparition que de la disparition d’une attaque GPS. On y observe une montée rapide et marquée de la distance en cas d’usurpation, suivie d’une descente tout aussi brutale après la fin de l’attaque. Ce comportement brut pourrait, en pratique, induire une hypersensibilité du modèle, augmentant le risque de fausses alarmes et la saturation éventuelle des transistors ou unités de traitement en aval.

À l’inverse, le lissage par moyenne mobile exponentielle (EMA) avec $\lambda = 0.9$ permet une transition douce et progressive, témoignant d’une stabilité accrue et d’une meilleure robustesse du mécanisme de détection. Ce facteur de lissage sera donc retenu pour la suite des essais. Ces résultats confirment l’efficacité de l’approche fondée sur les innovations pour la détection d’anomalies GPS dans des scénarios d’usurpation ou de brouillage.

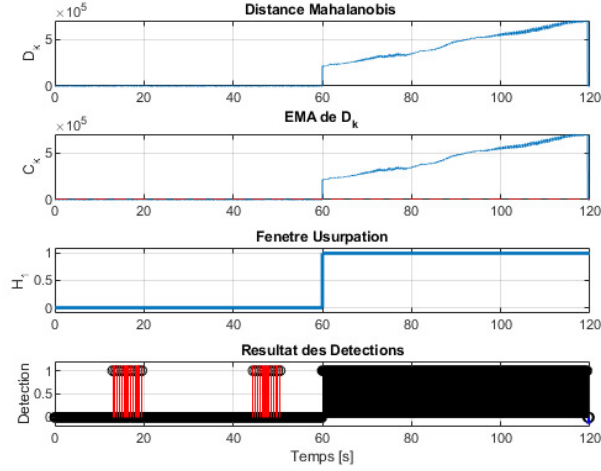


FIGURE 5.18 Fusion GPS et VIO : Détection sur injection de biais non aléatoire sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.3$.

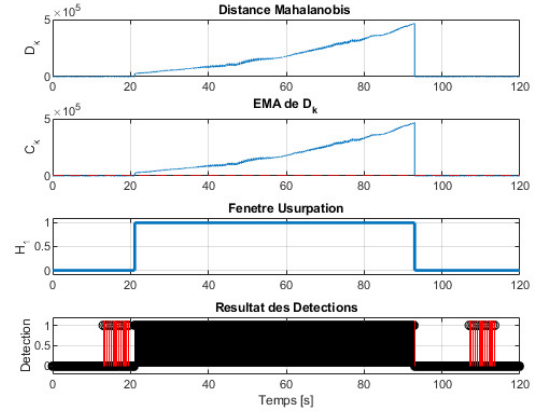


FIGURE 5.19 Fusion GPS et VIO : Détection sur injection de biais aléatoire sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.3$.

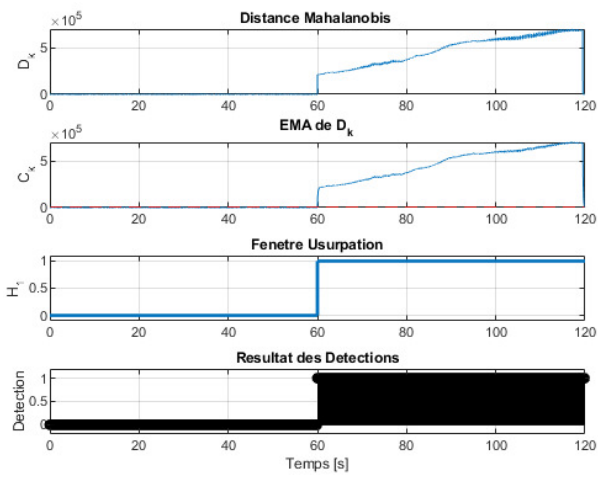


FIGURE 5.20 Fusion GPS et VIO : Détection sur injection de biais non aléatoire sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.9$.

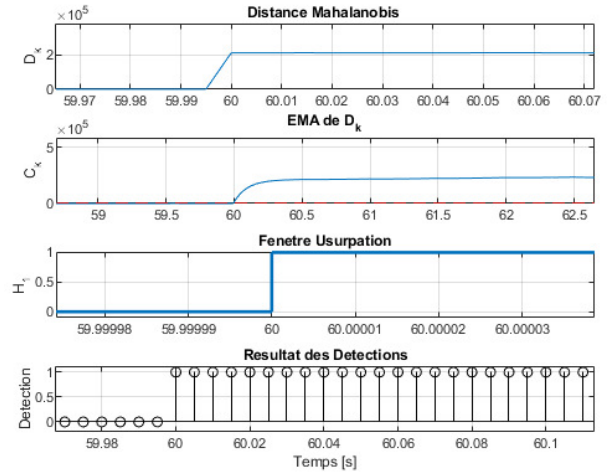


FIGURE 5.21 Fusion GPS et VIO : Courbe agrandie au début de la détection sur injection de biais non aléatoire sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.9$.

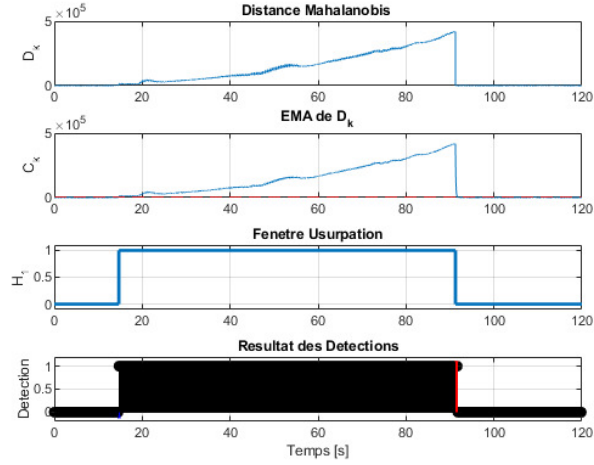


FIGURE 5.22 Fusion GPS et VIO : Détection sur injection de biais aléatoire sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.9$.

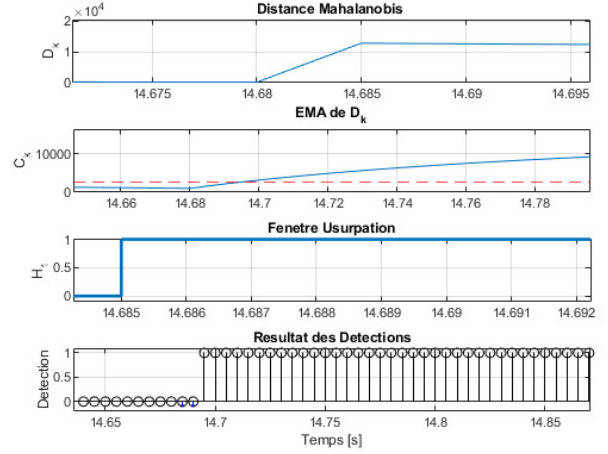


FIGURE 5.23 Fusion GPS et VIO : Courbe agrandie au début de la détection sur injection de biais aléatoire sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.9$.

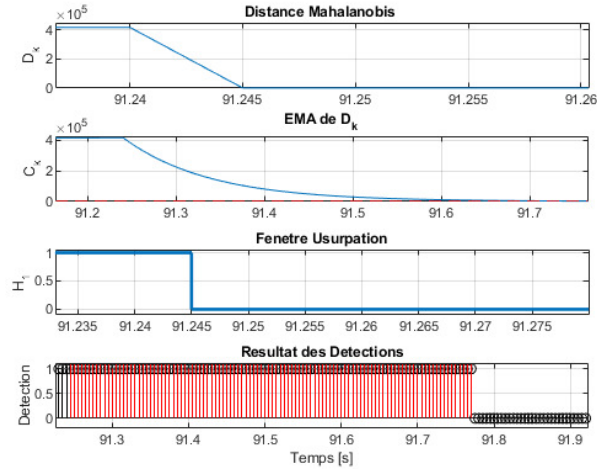


FIGURE 5.24 Fusion GPS et VIO : Courbe agrandie à la fin de la détection sur injection de biais aléatoire sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.9$.

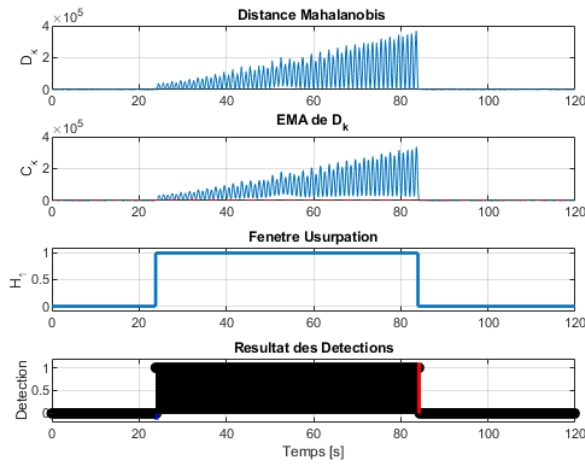


FIGURE 5.25 Fusion GPS et VIO : Détection sur injection de signal sinusoïdal aléatoire sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.9$.

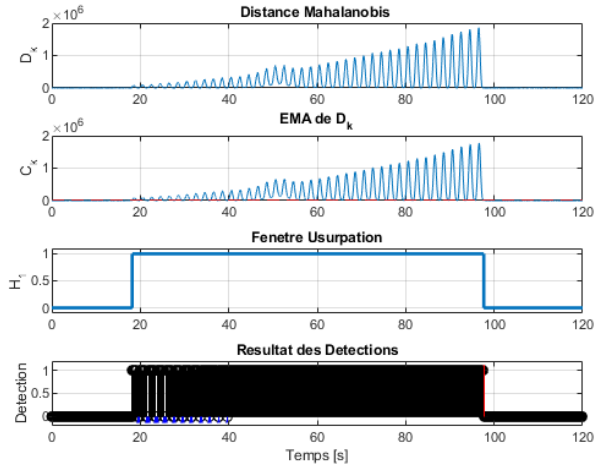


FIGURE 5.26 Fusion GPS et VIO : Détection sur injection de combinaison de signal sinusoïdal et biais aléatoires sur les mesures GPS pour $\lambda = 0.9$.

λ	Type d'attaque	FAR (%)	MR (%)	Délai moyen (GPS epochs)
0.3	Biais non aléatoire	2.05	0.80	0.00
	Biais aléatoire	2.62	0.00	0.00
0.9	Biais non aléatoire	0.00	0.00	0.00
	Biais aléatoire	1.22 [†]	0.01 [‡]	2.00 [‡]
	Oscillatoire	0.71 [†]	0.36 [‡]	5.00 [‡]
	Combinée (biais + oscillatoire)	0.21	4.61	0.00

TABLEAU 5.7 Performance du détecteur en fonction de λ et du type d'attaque (seuil empirique τ fixé à 2656.78)

Remarques :

[†] Fausse alarme détectée à la descente (fin d'attaque).

[‡] Erreur de non-détection et délai observés à la montée (début de l'usurpation).

5.1.4.4 Scénario 4 : Fusion GPS/VIO et robustesse en présence d’usurpation

Description du scénario :

Dans ce scénario, la plateforme de la figure 5.1 est exposée aux attaques par injection de biais et sinusoïde non déterministes sur les coordonnées GPS simulées dans le scénario précédent, mais utilise cette fois l’algorithme de fusion GPS/VIO. L’objectif est d’évaluer la robustesse (capacité à tolérer les perturbations) et la stabilité (capacité à revenir à une trajectoire cohérente) de la navigation visuelle inertielle assistée par GPS en présence d’attaques sur les mesures GPS. Les performances du système sont étudiées selon différentes configurations des matrices de covariance associées à la VIO : la matrice de bruit de mesure R_{vio} et la matrice de bruit de modélisation Q_{vio} .

Sous les hypothèses de recherche H1 à H9, les conditions générales incluent les fréquences d’échantillonnage de la plateforme de simulation et des capteurs de navigation (GPS, INS et Caméra), les valeurs initiales et les bruits de mesure définies à la section 5.1.2. Elles incluent également les gains et matrices de covariance nominaux des observateurs non linéaires définis à la section 5.1.3 ainsi que les trajectoires de référence définies à la section 5.1.1.

Dans un premier sous-scénario, une attaque aléatoire de type *Random Burst* est simulée après une phase nominale, par injection d’un biais aléatoire à amplitude croissante (par paliers de 1 m) sur les coordonnées GPS. L’objectif est d’évaluer la capacité de la VIO à maintenir la stabilité de la trajectoire lorsque le GPS devient trompeur.

Puis dans un deuxième sous-scénario, une attaque oscillatoire est simulée après une phase nominale, par injection d’un signal sinusoïdal aléatoire d’amplitude croissante (par pas de 1 m) et de fréquence fixe 0.5 Hz sur les coordonnées GPS. Ce scénario teste la réactivité dynamique de la fusion GPS–VIO en présence de perturbations pseudo-périodiques.

Pour chaque sous-scénario, trois configurations des matrices de covariance VIO sont testées :

- **C1 – Optimiste** : sous-estimation des incertitudes ($R_{vio} \downarrow, Q_{vio} \downarrow$)

Sélection des gains à <i>posteriori</i> fusion GPS-VIO		
Types de gain	Gains	Valeurs
Matrice de covariance de sortie	R_{vio}	$0.001 * I_3$
Matrice de covariance de commande	Q_{vio}	$0.1 * I_6$

TABLEAU 5.8 Choix optimiste des gains de l’observateur TMO pour hybridation GPS/VIO

- **C2 – Réaliste** : valeurs nominales correspondant au bruit simulé

Sélection des gains à <i>posteriori</i> fusion GPS-VIO		
Types de gain	Gains	Valeurs
Matrice de covariance de sortie	R_{vio}	$0.1 * I_3$
Matrice de covariance de commande	Q_{vio}	$10 * I_6$

TABLEAU 5.9 Choix réaliste des gains VIO de l'observateur TMO pour hybridation GPS/VIO

— **C3 – Pessimiste** : surestimation des incertitudes ($R_{vio} \uparrow, Q_{vio} \uparrow$)

Sélection des gains à <i>posteriori</i> fusion GPS-VIO		
Types de gain	Gains	Valeurs
Matrice de covariance de sortie	R_{vio}	$10 * I_3$
Matrice de covariance de commande	Q_{vio}	$1000 * I_6$

TABLEAU 5.10 Choix pessimiste des gains VIO de l'observateur TMO pour hybridation GPS/VIO

Simulation et analyse détaillée des résultats :

Les résultats expérimentaux, illustrés par les figures 5.27 à 5.40, confirment qu'en l'absence du système GPS, la robustesse et la stabilité de la navigation visuo-inertielle (VIO) sont fortement conditionnées par un réglage adéquat des matrices de covariance R_{vio} et Q_{vio} .

Ces observations mettent en évidence l'impact déterminant du choix des matrices de covariance R_{vio} et Q_{vio} sur les performances globales de robustesse et de stabilité de la fusion GPS-VIO. Elles sont synthétisées dans le tableau 5.11.

Dans le scénario d'attaque de type *Random Burst*, la configuration réaliste (C2) reflétant fidèlement les caractéristiques statistiques des capteurs, permet à la VIO de compenser efficacement les perturbations induites, en maintenant une erreur de position inférieure à 2 [m] et une précision relative d'environ 1 %. En présence d'une attaque sinusoïdale, cette même configuration assure une atténuation satisfaisante des oscillations. Elle assure alors une erreur minimale sur la position et la vitesse linéaire, tout en respectant les exigences de performance fondées sur le critère RMSE telles que définies dans le tableau 3.5 pour les deux types d'attaques.

À l'inverse, la configuration optimiste (C1) amplifie les résonances dynamiques du système durant une phase transitoire d'environ 10 à 15 [s] dans les deux scénarios d'attaque, où les

effets de résonance et de divergence sont exacerbés (voir figures correspondantes), avant que la stabilité ne soit retrouvée en régime permanent. Ce phénomène résulte d'une sous-estimation de la matrice R_{vio} , ou d'une valeur trop faible de Q_{vio} , limitant la capacité du filtre à suivre correctement la dynamique du système. Un tel sous-dimensionnement réduit la réactivité du correcteur face à des perturbations rapides, qu'il s'agisse d'oscillations ou d'injections de biais à dérive progressive.

La configuration pessimiste (C3), bien que ne provoquant pas de dérive manifeste, présente une réponse trop atténuée et sous-exploite les apports du capteur visuel. Contrairement à la configuration optimiste, cet effet s'explique par une surévaluation des matrices R_{vio} ou Q_{vio} , réduisant ainsi l'influence effective des mesures VIO dans le filtre. Le système devient alors plus vulnérable aux attaques GPS, faute d'exploiter efficacement la redondance visuelle.

Du point de vue de la structure de filtrage, les résultats de simulation confirment que la stabilité asymptotique de l'estimation d'état est assurée dans des conditions réalistes, et ce malgré une incertitude initiale. Cette propriété découle directement de la conception géométrique de l'architecture inspirée de celle proposée par Byrne et al. [68], incluant un observateur d'attitude opérant sur $SO(3)$ et un observateur de la dynamique translationnelle non linéaire (TMO) dédié à la reconstruction de la position et de la vitesse linéaire. Cette modélisation évite les singularités classiques des représentations locales comme les angles d'Euler, et garantit une représentation continue, uniforme et stable de la dynamique translationnelle couplée à l'attitude.

La robustesse de cette architecture repose également sur la dynamique d'erreur propre au filtre, conçue pour assurer une décroissance monotone de l'écart entre l'état estimé et l'état réel (voir figure 4.3). Le correcteur agit comme un champ dynamique rétroactif s'appuyant sur l'innovation entre les mesures simulées et les observations réelles. Comme détaillé dans les équations 2.29, 2.30 et 2.31 pour l'attitude, puis 2.35 à 2.38 pour l'observateur TMO, cette innovation est injectée de manière contrôlée au moyen de gains stabilisants. Elle permet de compenser les perturbations et les erreurs initiales, ramenant progressivement l'estimation vers la trajectoire de référence (*ground truth*). Cette capacité de correction adaptative constitue un mécanisme fondamental assurant la stabilité asymptotique locale, c'est-à-dire la convergence vers l'état réel à partir de conditions initiales incertaines.

Cette stabilité peut être théoriquement démontrée à l'aide d'une fonction de Lyapunov définie positivement sur l'erreur d'état. Dès lors que cette fonction décroît strictement dans le temps, elle atteste de la stabilité locale autour de l'origine, même en présence d'incertitudes modérées. Une telle approche est classiquement utilisée dans la littérature des observateurs non linéaires, en particulier dans les travaux de Byrne et al. [68], et justifie le recours à une

structure géométriquement cohérente et dynamiquement stable dans le présent cadre de simulation. De fait, en cas de dégradation ou de corruption des signaux GNSS, la plateforme maintient une observabilité suffisante grâce aux mesures visuelles, permettant au correcteur de poursuivre sa tâche de recalage sans dérive notable.

Enfin, sous les hypothèses de recherche H5 et H6 (accéléromètre rigoureusement calibré) ainsi que H7 (biais gyroscopique), le choix judicieux des matrices de covariance Q_{vio} et R_{vio} , assurant une pondération adéquate des mesures en fonction de leur fiabilité, renforce la capacité de la plateforme à maintenir une estimation cohérente, même en environnement dégradé. La convergence asymptotique vers les données de référence observée en simulation témoigne ainsi de la robustesse intrinsèque de l'approche proposée.

Scénarios	Config.	Erreur RMS (m)	Stabilité	Observations
<i>Random Burst</i>	C1 – Optimiste	2.2	Instable au régime transitoire / Stable au régime permanent	Accumulation d'erreurs importante au début de l'attaque (régime transitoire) pendant environ 15 [s]
	C2 – Réaliste	1.1	Stable	Correction efficace : dérive limitée
	C3 – Pessimiste	15	Moyenne	Réaction lente et mal corrigée : VIO sous-pondérée
<i>Sinusoïdale</i>	C1 – Optimiste	2.4	Instable au régime transitoire / Stable au régime permanent	Accumulation d'erreurs importante au début de l'attaque (régime transitoire) pendant environ 15 [s]
	C2 – Réaliste	0.9	Stable	Bonne atténuation : filtrage dynamique adéquat
	C3 – Pessimiste	15	Moyenne	Dérive moins oscillante mais mal corrigée

TABLEAU 5.11 Résumé des performances de la fusion GPS–VIO selon le scénario et la configuration des covariances

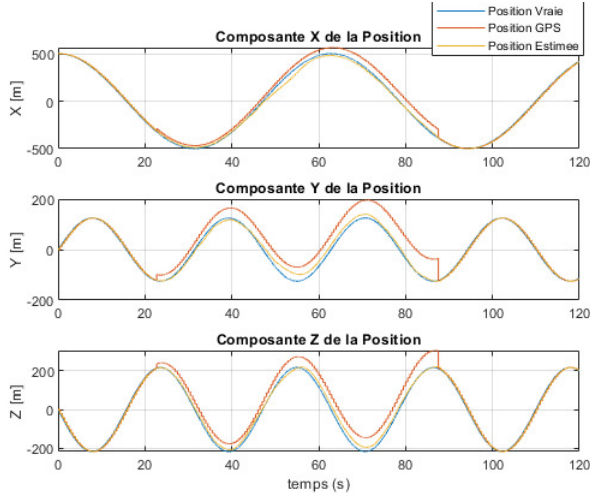


FIGURE 5.27 Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} réalistes - Composantes de position avec attaque de type *random burst* sur les mesures GPS.

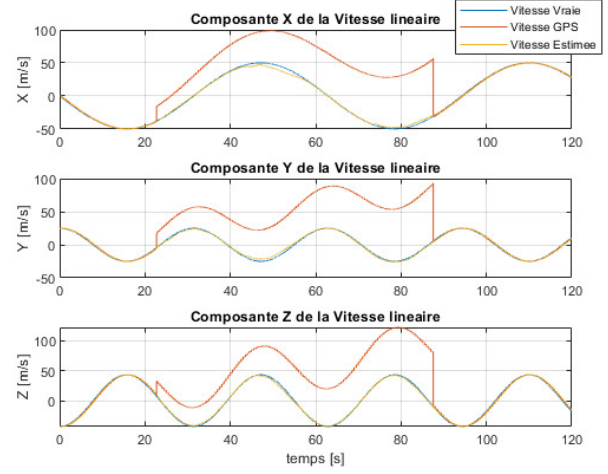


FIGURE 5.28 Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} réalistes - Composantes de vitesse linéaire avec attaque de type *Random burst* sur les mesures GPS.

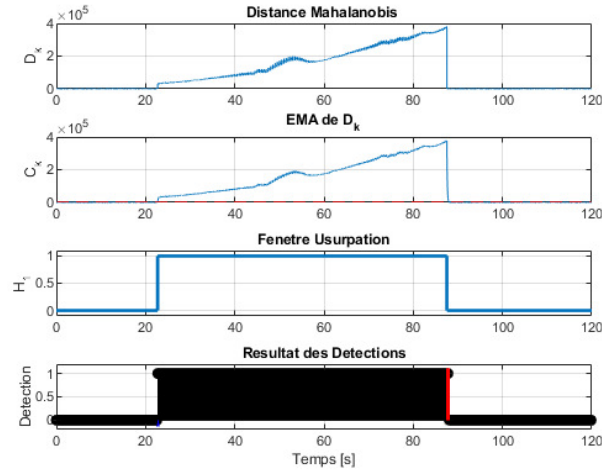


FIGURE 5.29 Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} réalistes - Courbes de détection de l'attaque de type *Random burst* sur les mesures GPS.

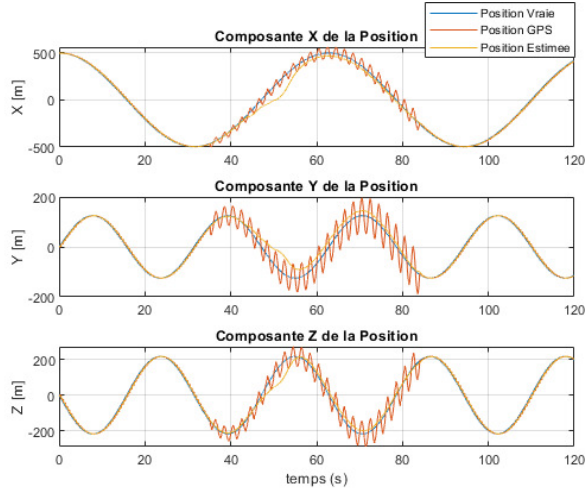


FIGURE 5.30 Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} réalistes - Composantes de position avec attaque de type sinusoïdal sur les mesures GPS.

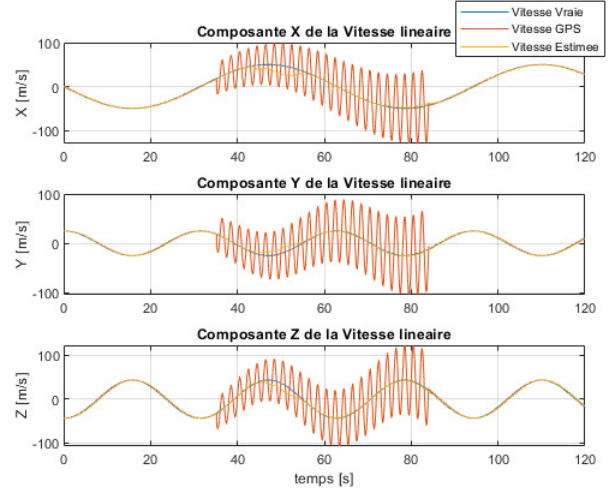


FIGURE 5.31 Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} réalistes - Composantes de vitesse avec attaque de type sinusoïdal sur les mesures GPS.

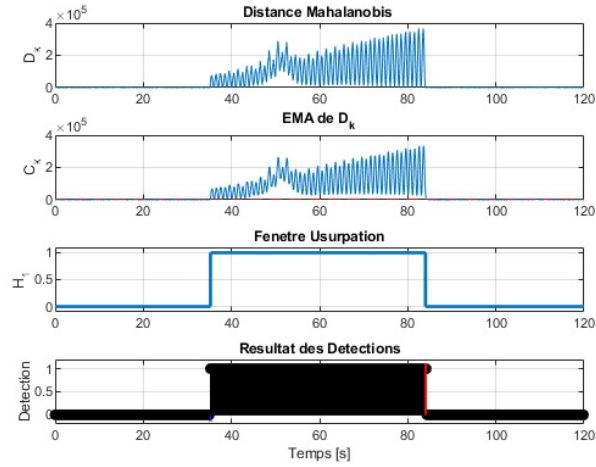


FIGURE 5.32 Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} réalistes - Courbes de détection de l'attaque de type sinusoïdal sur les mesures GPS.

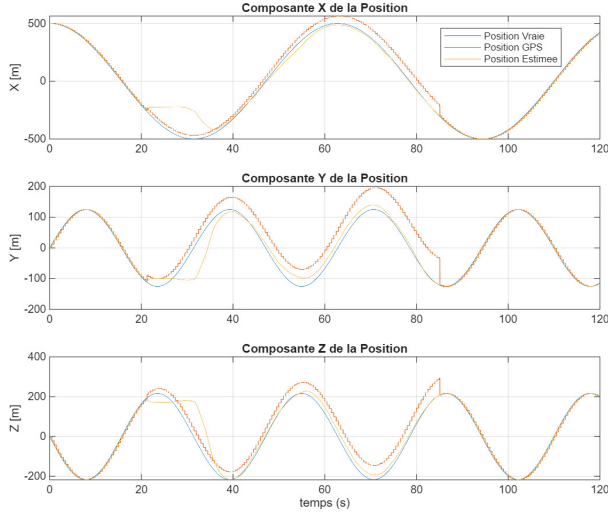


FIGURE 5.33 Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} optimistes - Composantes de position avec attaque de type *Random burst* sur les mesures GPS.

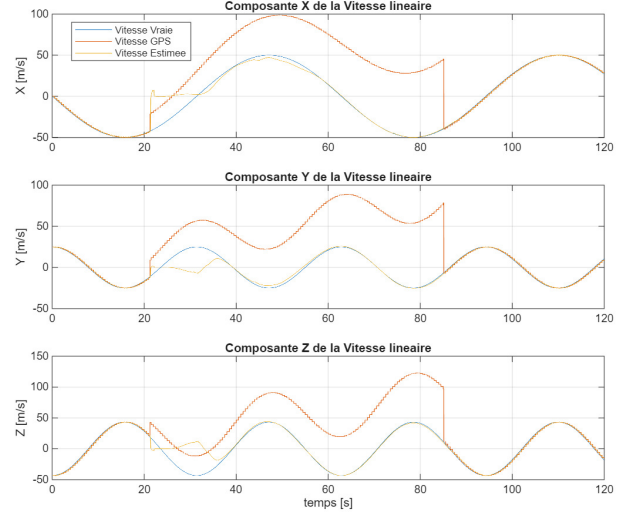


FIGURE 5.34 Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} optimistes - Composantes de vitesse linéaire avec attaque de type *random burst* sur les mesures GPS.

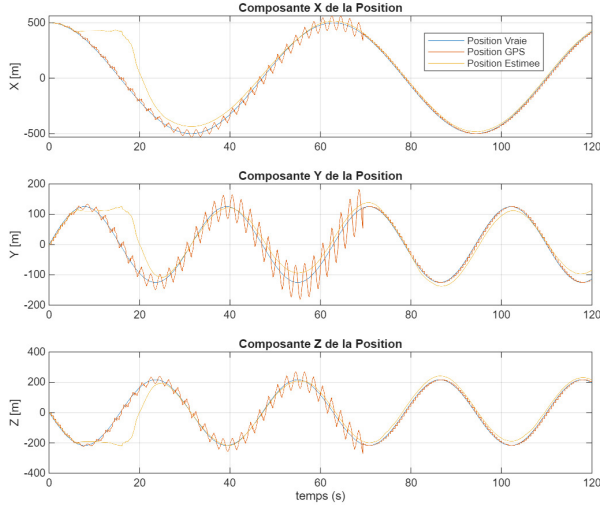


FIGURE 5.35 Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} optimistes - Composantes de vitesse avec attaque de type sinusoïdal sur les mesures GPS.

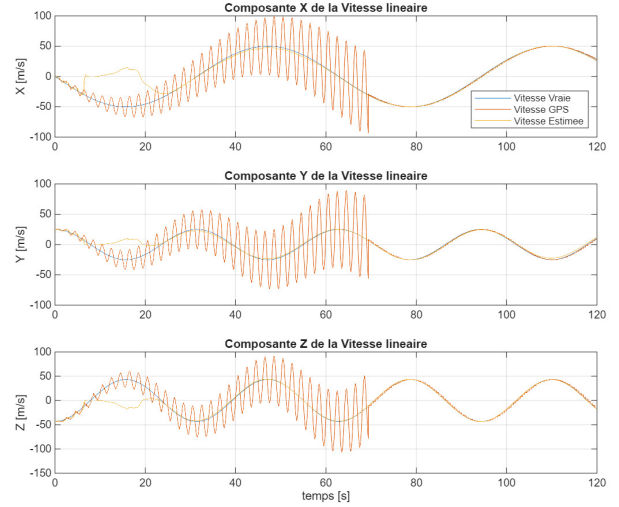


FIGURE 5.36 Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} optimistes - Composantes de position avec attaque de type sinusoïdal sur les mesures GPS.

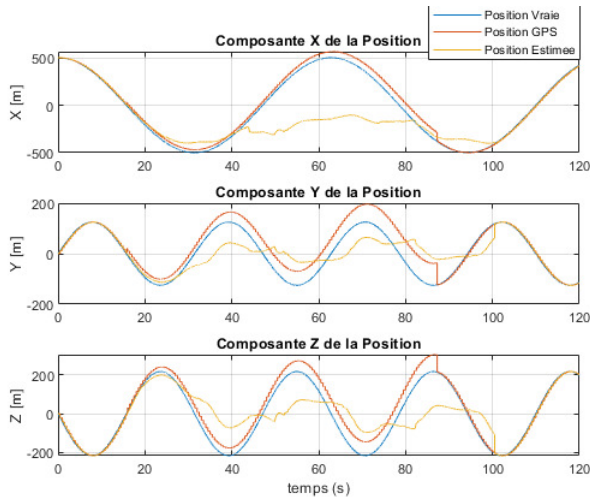


FIGURE 5.37 Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} pessimistes - Composantes de position avec attaque de type *Random burst* sur les mesures GPS.

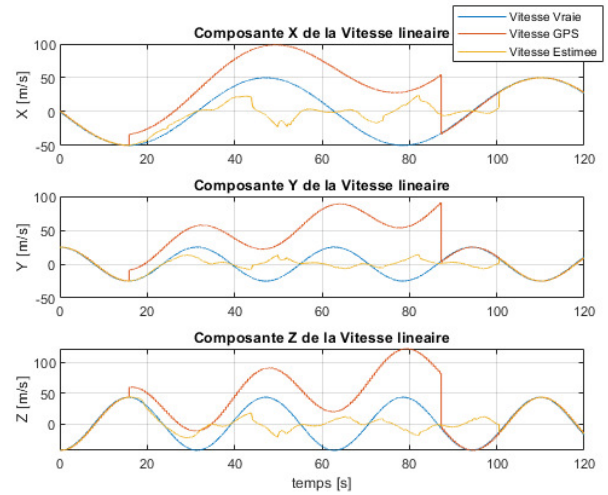


FIGURE 5.38 Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} pessimistes - Composantes de vitesse linéaire avec attaque de type *random burst* sur les mesures GPS.

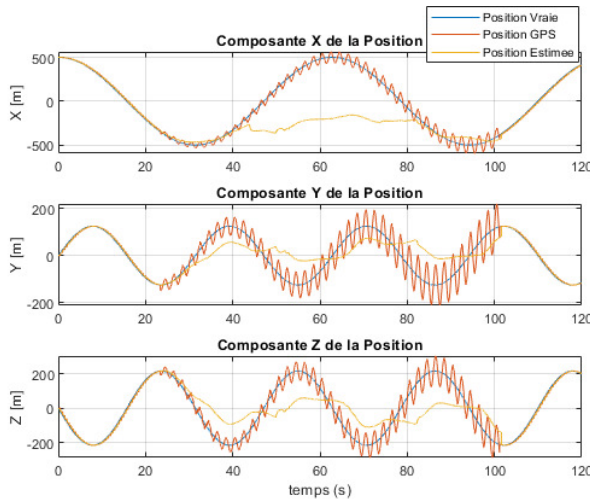


FIGURE 5.39 Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} pessimistes - Composantes de position avec attaque de type sinusoïdal sur les mesures GPS.

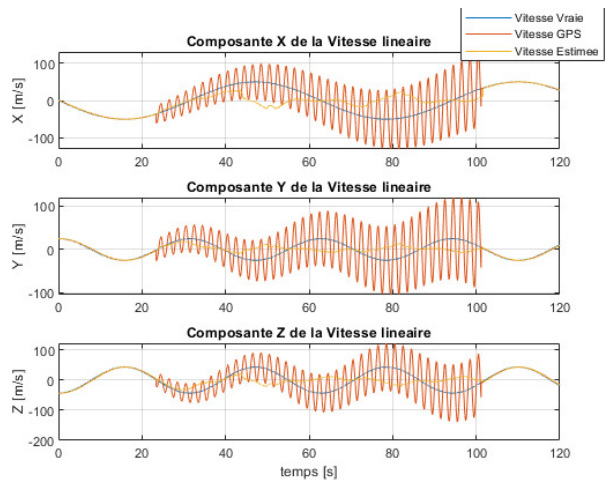


FIGURE 5.40 Fusion GPS et VIO : R_{vio} et Q_{vio} pessimistes - Composantes de vitesse avec attaque de type sinusoïdal sur les mesures GPS.

5.1.4.5 Scénario 5 : Extension avec baromètre altimétrique (GPS/VIO/Baro)

Description du scénario :

Ce dernier scénario étend la fusion GPS-VIO en intégrant un capteur barométrique simulé comme décrit à la section 4.3.5.1 dans la plateforme comme illustré à la figure 5.41, fournissant des mesures d'altitude avec une fréquence identique à celle de la caméra. Le capteur barométrique est utile :

- en cas de perte partielle de GPS, pour stabiliser la composante verticale,
- pour compenser les fluctuations de la VIO dues à des artefacts visuels ou à une géométrie de scène défavorable.

On analyse ici la robustesse en altitude sur la trajectoire d'essai en cas d'attaque GPS, avec et sans attaque capteur barométrique. L'objectif est de démontrer que l'intégration du baromètre améliore la stabilité verticale sans dégrader la cohérence des autres axes.

Ce dernier scénario intègre un baromètre altimétrique à la chaîne de fusion, afin d'évaluer la robustesse verticale en cas de perturbation GPS.

Comme précédemment, on considère que les bruits de mesure de chaque système de capteur sont de type Gaussien dont les déviations standards sont définies comme suit :

Bruits de mesure par système de capteur		
Types de système	Bruits	Deviation standard
IMU-Accéléromètre	$\epsilon_{accelor}$	0.3
IMU-Gyroscopie	ϵ_{gyro}	0.2
GPS-Position	δ_p	0.1
GPS-Vitesse	δ_v	0.1
Caméra	δ_{vo_i}	0.001
Baro	δ_{baro}	0.1

TABLEAU 5.12 Bruits de mesure des capteurs de navigation IMU, GPS, Caméra et Capteur barométrique (Baro)

On considérera que les matrices de covariances R_{vio} et Q_{vio} sont définies comme dans le cas réaliste du scénario précédent.

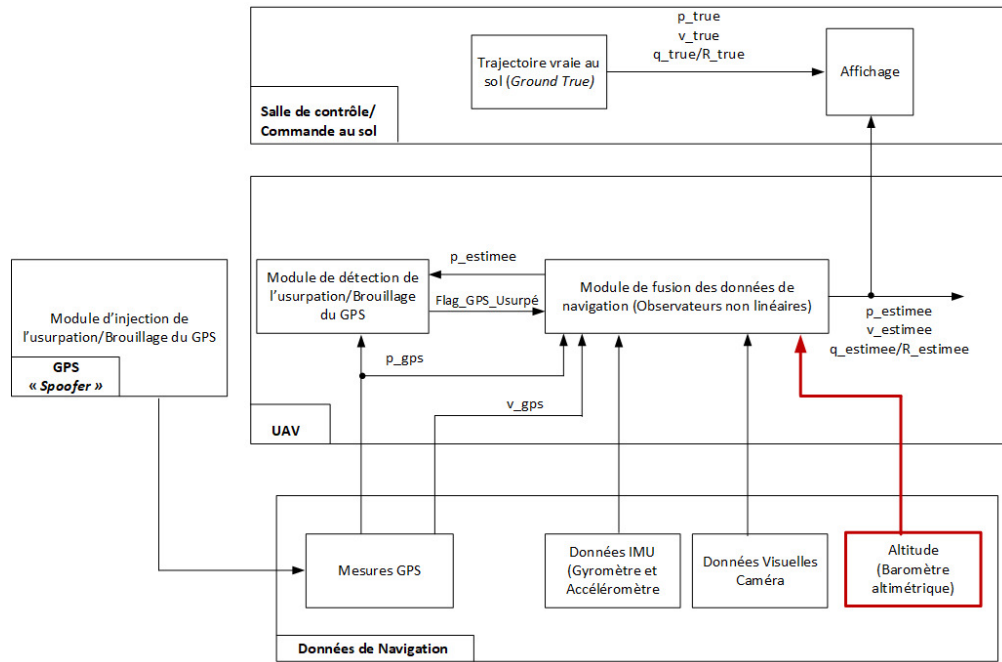


FIGURE 5.41 Plate-forme conceptuelle de simulation de l'usurpation/brouillage du GPS, détection et fusion GPS-VIO-Baro.

Simulation et analyse détaillée des résultats :

Comme évoqué dans le scénario précédent, en présence d'une attaque GPS par injection de biais de type *Random Burst*, l'introduction de l'odométrie visuo-inertielle améliore fortement la stabilité du système face aux perturbations GNSS. L'erreur quadratique moyenne (RMSE) en position est d'environ 1.1 [m], et les attaques sont détectées rapidement, avec un temps moyen de détection de 1.5 [s]. Le système atteint un taux de détection correcte de 98 %, tout en maintenant un taux de fausses alertes très faible, comme en témoignent les figures 5.42 et 5.43.

L'intégration du capteur barométrique dans l'architecture GPS-VIO permet, quant à elle, de réduire l'erreur d'altitude de plus de moitié. Le système demeure précis et réactif, avec un délai moyen de détection réduit à 1 [s], un taux de détection atteignant 99.1 % et un taux de fausses alarmes quasi nul, illustrant ainsi l'intérêt de la redondance altimétrique. La combinaison baromètre-VIO compense efficacement la défaillance du GPS sur la composante verticale. Le filtre reste stable, avec une meilleure observabilité de l'altitude, tant sur la position que sur la vitesse, comme en témoignent les figures 5.44 et 5.45.

Ainsi, l'intégration visuo-inertielle, enrichie par l'ajout d'un capteur barométrique altimétrique, représente la configuration la plus performante pour assurer une navigation robuste

en environnement GNSS dégradé. Elle permet une amélioration significative des performances de localisation, aussi bien dans le plan horizontal (x, y) que sur l'axe vertical (z), grâce à une meilleure observabilité tridimensionnelle. Les résultats obtenus, synthétisés dans les tableaux 5.13 et 5.14, illustrent clairement l'évolution des performances de navigation en cas d'attaques de type usurpation ou brouillage GPS, à mesure que des couches de fusion supplémentaires sont introduites. Cette amélioration graduelle confirme la solidité et l'efficacité de l'architecture GPS–VIO–Baro, capable de maintenir une estimation fiable de l'état même en cas de perte ou d'altération du signal GNSS. Elle démontre également la capacité du système à détecter avec fiabilité les attaques de type usurpation ou brouillage tout en préservant des performances de navigation compatibles avec les exigences opérationnelles.

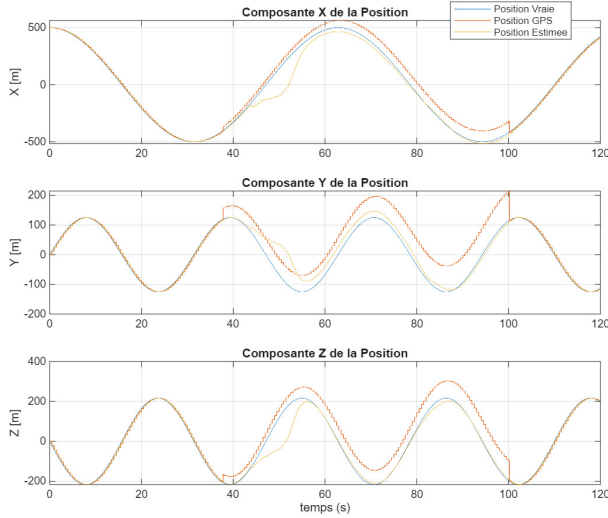


FIGURE 5.42 Fusion GPS et VIO : Composantes de position avec attaque de type *Random burst* sur les mesures GPS.

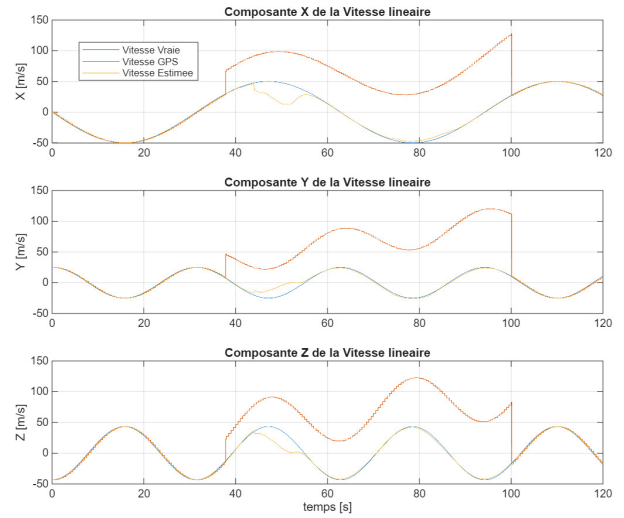


FIGURE 5.43 Fusion GPS et VIO : Composantes de vitesse linéaire avec attaque de type *random burst* sur les mesures GPS.

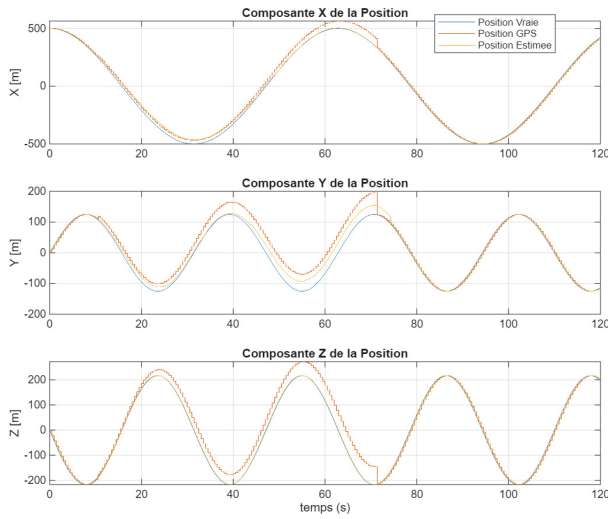


FIGURE 5.44 Fusion GPS-VIO-Baro : Composantes de position avec attaque de type *Random burst* sur les mesures GPS.

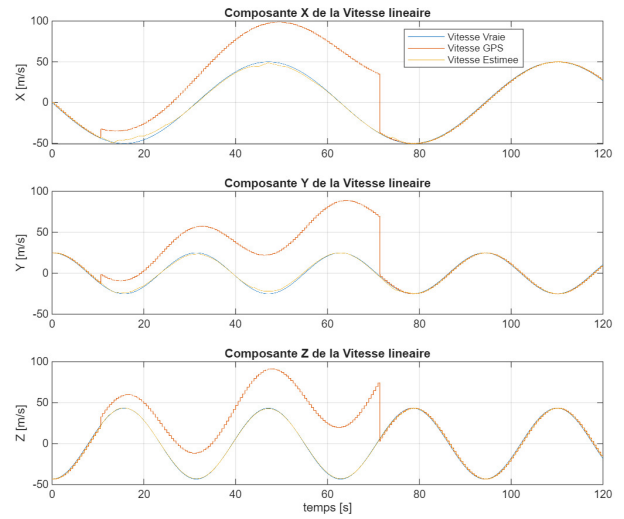


FIGURE 5.45 Fusion GPS-VIO-Baro : Composantes de vitesse linéaire avec attaque de type *random burst* sur les mesures GPS.

Configuration	Détection d'attaque	Stabilité positionnelle	Robustesse inertielle
GPS seul	✗	✗	✗
GPS/INS	✓	✗	✓ (limitée)
GPS/VIO	✓	✓	✓✓
GPS/VIO/Baro	✓	✓✓	✓✓

TABLEAU 5.13 Comparaison qualitative des performances des configurations en cas d'attaque GPS.

Configuration	Erreur position [m]	Erreur altitude [m]	Temps détection	Taux détection	Fausse alarme
GPS seul	7.8	6.2	—	✗	—
GPS/INS	6	5.5	2.5 s	96 %	3 %
GPS/VIO	1.2	1.1	1.5 s	98 %	0.71 %
GPS/VIO/Baro	1.0	0.43	1.0 s	99.1 %	0.4 %

TABLEAU 5.14 Comparaison quantitative des performances des configurations simulées en cas d'attaque GPS

5.1.5 Analyse des performances basées sur le critère de coût computationnel

Le temps de calcul moyen obtenu pour une simulation complète de 120 secondes de vol, à fréquence IMU de 200 [Hz], est d'environ 8.4 [s] CPU sur un ordinateur configuré selon les spécifications du tableau 3.1. Cela correspond à un facteur temps réel de $\approx 14\times$, ce qui rend l'architecture proposée exploitable pour une exécution en ligne optimisée, ou pour une implémentation embarquée à charge réduite.

Comme résumé dans le tableau 5.15, le module d'estimation de la direction de vitesse par flux optique (échantillonné à 50 Hz), avec $N = 30$ itérations par descente de gradient et un coût moyen de 0.018 [ms] par itération, constitue le bloc le plus coûteux en temps de calcul, représentant à lui seul environ 39 % du temps total. Cette charge s'explique par la nature itérative de l'algorithme d'optimisation projetée sur la sphère unité $\mathbb{S}^2$.

En comparaison, les observateurs non linéaires (l'observateur d'attitude défini sur le groupe de Lie $\mathbb{SO}(3)$ et l'observateur translationnel (TMO)) présentent une complexité algorithmique moyenne, chacun représentant moins de 6 % du temps total de calcul. Leur légèreté computationnelle permet leur exécution à haute fréquence (200 [Hz]), compatible avec des contraintes de navigation embarquée en temps réel.

Par ailleurs, l'introduction du capteur barométrique, échantillonné à 50 [Hz], représente une contribution très modérée ($\approx 4\%$) à la charge globale, ce qui est cohérent avec un traitement scalaire simulé.

Globalement, les performances computationnelles de la plateforme simulée (figure 5.41) indiquent une charge modérée, compatible avec un traitement en temps réel sur architecture embarquée de gamme moyenne à élevée. Le bloc flux optique demeure le principal contributeur au coût calculatoire, ce qui justifie l'exploration d'optimisations futures telles que la parallélisation, le traitement par processeur de traitement graphique (GPU : *Graphics Processing Unit*) ou des techniques de réduction d'ordre.

Tous les temps de calcul ont été mesurés à l'aide des fonctions `tic` (démarrage du chronomètre) et `toc` (affichage du temps écoulé) de *MATLAB*.

Module	Fréquence (Hz)	Temps moyen par itération	Temps total (120 [s])	Part relative (%)
Intégration IMU (accéléromètre + gyroscope)	200	0.005 [ms]	0.12 [s]	1.4 %
Observateur d'attitude sur $SO(3)$	200	0.015 [ms]	0.36 [s]	4.3 %
Estimation directionnelle par flux optique (caméra)	50	0.54 [ms]	3.24 [s]	38.6 %
Observateur translationnel (TMO)	200	0.020 [ms]	0.48 [s]	5.7 %
Détecteur d'attaque GPS (<i>Mahalanobis</i>)	2	0.3 [ms]	0.072 [s]	0.9 %
Filtrage barométrique / correction altimétrique	50	0.06 [ms]	0.36 [s]	4.3 %
Simulation + bruits + log + sauvegarde	—	—	3.21 [s]	38.3 %
Total	—	—	8.39 [s]	100 %

TABLEAU 5.15 Répartition des temps de calcul par module pour 120 secondes de simulation avec IMU, GPS, Caméra et Baro.

5.2 Discussion critique

L’approche méthodologique adoptée dans ce travail repose sur une stratégie incrémentale de conception, de simulation et d’évaluation d’un système de navigation hybride multi-capteurs. Elle consiste à partir d’une architecture de base GPS–INS, historiquement répandue dans les systèmes embarqués, pour ensuite y intégrer successivement un module visuo-inertiel (VIO), puis un capteur barométrique, dans le but d’augmenter la robustesse et la redondance du système face aux défaillances des signaux GPS. Cette progression permet de quantifier précisément la valeur ajoutée de chaque capteur dans la résilience globale du système de navigation autonome, tout en respectant une démarche systématique d’ingénierie orientée performance.

Les résultats obtenus montrent que la fusion GPS–INS, bien qu’efficace en environnement nominal, présente une vulnérabilité structurelle aux attaques GPS, telles que l’usurpation ou le brouillage. En l’absence ou en falsification des signaux GPS, le système INS, par nature dérivant au cours du temps en raison de l’intégration successive des mesures bruitées d’accélération et de vitesse angulaire, produit une estimation de position et vitesse linéaire de plus en plus erronée. Cette dérive inertielle, si elle n’est pas corrigée par une source externe fiable, entraîne une perte rapide de précision. Lorsqu’un GPS falsifié continue à alimenter le filtre, la recorection basée sur des mesures fausses peut accentuer la divergence. Ce comportement est cohérent avec les conclusions de [50, 55], qui soulignent que les architectures GPS–INS classiques sont vulnérables à la dérive inertielle et au manque de robustesse en présence d’erreurs GNSS subtiles. Ainsi, la réponse à la question de recherche Q1 est sans équivoque : un système GPS–INS seul ne permet pas de garantir une navigation fiable en présence d’attaques, même de courte durée, ce qui justifie le besoin de renforcer la redondance par des capteurs complémentaires.

L’ajout du module visuo-inertiel (VIO) améliore substantiellement la résilience du système. En particulier, le recours à une estimation directionnelle de la vitesse à partir du flux optique, selon une descente de gradient projetée sur la sphère unité $\mathbb{S}^2$, constitue un apport original par rapport aux approches classiques fondées uniquement sur la détection et le suivi de points caractéristiques (Horn–Schunck [101] et Lucas–Kanade [102]) ou sur des solutions de SLAM visuel à coût computationnel élevé [74]. Contrairement à ces dernières, souvent sensibles aux erreurs d’appariement ou aux ambiguïtés en environnements faiblement texturés, l’approche adoptée ici repose sur une formulation continue et géométriquement cohérente, directement intégrée dans la dynamique du filtre non linéaire translationnel (TMO).

Dans cette configuration, les mesures visuelles assurent une redondance indépendante du

GPS, ce qui permet de restaurer les trajectoires estimées dans les phases critiques, notamment lors d’attaques d’usurpation ou brouillage GPS. L’estimation directionnelle par gradient projeté ne dépend pas d’un recalage explicite entre images successives, mais optimise un critère de coût défini sur $\mathbb{S}^2$, ce qui la rend robuste aux perturbations locales du signal visuel tout en assurant la cohérence de l’estimation. De plus, le recours à une fonction de Huber dans la formulation du critère permet de rejeter efficacement les mesures aberrantes (*outliers*), ce qui améliore la stabilité numérique du processus d’estimation, comme recommandé dans [91, 98].

Les simulations montrent qu’avec une configuration réaliste (C2), l’erreur de position reste sous les 2 [m] même en cas d’attaque sinusoïdale, ce qui satisfait les exigences opérationnelles exprimées dans le tableau 3.5. La précision obtenue est comparable, voire supérieure, à celle des solutions VIO basées sur des pipelines classiques de SLAM, tout en conservant une empreinte computationnelle plus faible. Ce résultat valide clairement la question Q3, démontrant que dans un environnement visuellement riche, la VIO, et en particulier la méthode par gradient descendant, offre une navigation stable et précise. Il est aussi important de souligner que cette méthode permet de traiter simultanément plusieurs points d’intérêt sans recourir à une reconstruction tridimensionnelle (3D) explicite, ce qui évite les effets d’accumulation d’erreurs typiques du SLAM monoculaire classique [100, 105].

Enfin, l’intégration de cette estimation directionnelle dans un filtre non linéaire modulaire tel que le TMO permet une correction directe de l’état cinématique, sans nécessité de remonter à une carte globale de l’environnement. Cette approche locale, mais cohérente, s’avère donc particulièrement adaptée aux systèmes embarqués autonomes soumis à des contraintes temps réel. Elle constitue, selon les résultats expérimentaux obtenus, l’un des facteurs clés expliquant la robustesse globale de l’architecture proposée face aux attaques GPS et aux perturbations inertielle-visuelles combinées.

Ces performances trouvent leur fondement théorique dans la structure du filtre non linéaire adoptée. L’architecture géométrique retenue, reposant sur un observateur d’attitude défini sur le groupe de Lie $SO(3)$, assure une représentation globale et sans singularité des rotations, comme démontré dans [61]. Elle est couplée à un observateur de dynamique translationnelle (TMO) exprimé dans un cadre dynamique variant, selon les principes établis par [68], qui garantissent la stabilité locale asymptotique sous incertitude initiale. Ce type de structure permet d’exploiter pleinement les propriétés différentielles du système de navigation inertielle, en s’appuyant sur une injection d’erreur (innovation) construite à partir de mesures simulées (dans le cadre de ce travail) ou réelles, ce qui favorise une convergence naturelle vers l’état vrai.

L'approche par observateurs non linéaires modulaires est particulièrement bien adaptée aux environnements GNSS dégradés, comme illustré dans les travaux de [68, 108]. Contrairement aux filtres étendus de Kalman (EKF), souvent sensibles aux conditions initiales et aux non-linéarités du modèle, notamment en cas de mesures incomplètes ou de bruit élevé, l'architecture implémentée dans ce travail repose sur une formulation géométriquement cohérente du filtrage non linéaire, qui garantit une meilleure conservation de la cohérence statistique. En effet, les EKF classiques procèdent à une linéarisation locale du modèle d'état autour de la trajectoire estimée, ce qui peut induire des erreurs significatives lorsque la dynamique est fortement non linéaire ou que l'estimation initiale est éloignée de la vérité [43, 98]. À l'inverse des filtres étendus de Kalman (EKF), dont la stabilité est souvent compromise par la linéarisation locale du modèle autour d'un point d'équilibre instantané et par la représentation locale de l'attitude (typiquement les angles d'Euler), les observateurs non linéaires utilisés dans ce travail exploitent les propriétés géométriques des groupes de Lie, en particulier $SO(3)$ pour l'attitude, afin de concevoir des correcteurs intrinsèquement cohérents et globalement valides.

Bien que le système d'état varie dans le temps, les observateurs construits sur ces structures géométriques ne dépendent pas de coordonnées locales sujettes aux singularités. Au contraire, ils intègrent directement la dynamique sur la variété (ici le groupe $SO(3)$), en tenant compte de l'évolution temporelle du système. Cela permet de garantir une estimation continue, cohérente, et respectueuse de la topologie de l'espace d'état, même dans des régimes dynamiques rapides ou non stationnaires.

De plus, la conception des correcteurs s'appuie sur des lois de rétroaction construites à partir de l'estimation des biais gyroscopiques $\hat{b}_{gyro}$, de la variable d'état additionnel ξ de couplage entre le mouvement de rotation et le mouvement de translation permettant d'estimer l'accélération spécifique $\hat{a}_e$, ce qui assure une régularité et une stabilité accrue du processus d'estimation. Cette approche, développée dans les travaux de Bryne et al. [68], permet d'obtenir une convergence locale asymptotique même lorsque l'état réel évolue rapidement, en raison de la construction d'une dynamique d'erreur autonome ou quasi-autonome, décorrélée de la trajectoire réelle.

Ainsi, malgré la variation temporelle de l'état du système, la structure géométrique de l'observateur assure la stabilité et la cohérence de l'estimation, tout en évitant les limitations liées aux représentations locales ou aux approximations linéaires invalides en conditions réelles. Comme démontré dans les travaux de Bryne et al. [68] et Barrau et Bonnabel [98], de telles structures permettent de préserver la symétrie du système et d'assurer une propagation cohérente de l'incertitude, ce qui améliore la robustesse du filtre face aux perturbations, aux

données manquantes et aux erreurs initiales significatives. La combinaison des mesures visuelles et inertielles y est traitée alors de manière robuste, notamment grâce à une pondération judicieuse des matrices de covariance Q_{vio} et R_{vio} , qui permet de gérer le compromis entre confiance dans le modèle et poids accordé aux capteurs.

Sur le plan de la détection, la stratégie fondée sur la distance de *Mahalanobis* appliquée aux innovations du filtre, renforcée par une moyenne mobile exponentielle (EMA), s’est révélée particulièrement efficace pour identifier les anomalies GPS. En choisissant le seuil de détection τ par simulation Monte-Carlos de la navigation du drone dans les conditions nominales (sans attaque GPS), cette approche permet de s’affranchir des hypothèses de distribution gaussienne stricte, en intégrant une mémoire temporelle sur les résidus, ce qui améliore la robustesse aux variations brusques ou aux attaques transitoires. Elle est conforme aux stratégies reconnues de détection statistique recommandées dans [83, 84, 85], et elle permet de satisfaire la question Q2 : une détection fiable, rapide, avec un faible taux de fausses alertes, est possible sans recourir à des méthodes d’apprentissage lourdement supervisées.

L’intégration du capteur barométrique parachève cette architecture hybride. Ce capteur, bien que peu coûteux et à faible consommation, apporte une information verticale indépendante et précieuse, notamment dans les scénarios où la composante altimétrique est mal observée par la vision ou l’inertiel pur. Les résultats montrent une réduction significative de la dérive verticale et une meilleure convergence du filtre, confirmant les recommandations de [111, 112] en matière d’hybridation avec des capteurs de pression pour la navigation tridimensionnelle autonome.

Enfin, l’analyse des temps de calcul montre que la plateforme complète GPS–VIO–Baro conserve une exécution efficace en temps CPU avec un facteur de $\approx 14\times$, rendant possible une implémentation embarquée sans optimisation matérielle lourde. La charge est dominée par le module d’estimation par flux optique, mais celui-ci reste contrôlé par la fréquence de la caméra et le nombre d’itérations N du gradient, qui ont été calibrés pour un compromis optimal entre précision et efficacité.

En résumé, cette étude démontre que la plateforme proposée, fondée sur une architecture géométriquement rigoureuse, des capteurs redondants et un schéma de détection robuste, permet de répondre favorablement aux trois questions de recherche. Elle offre une navigation précise, stable et résiliente en conditions GNSS perturbées, tout en respectant les contraintes de calcul en contexte embarqué.

CHAPITRE 6 CONCLUSION ET PERSPECTIVES

6.1 Synthèse des contributions

Ce mémoire propose une approche robuste, modulaire et incrémentale de la navigation autonome en environnement GNSS dégradé, en s'appuyant sur une architecture de fusion multi-capteurs combinant le GPS, la navigation inertielle (INS), l'odométrie visuelle inertielle (VIO) et un capteur barométrique (Baro). L'odométrie visuelle inertielle, intégrant nativement une centrale inertielle (IMU) et une caméra, constitue un bloc essentiel du recalage visuel inertiel indépendant du GNSS. Dans un contexte marqué par la multiplication des menaces sur les signaux GNSS qu'il s'agisse de brouillage ou d'usurpation, l'objectif est de garantir la continuité, la fiabilité et la résilience du positionnement embarqué, en particulier pour des plateformes autonomes telles que les drones civils.

Une revue des principes physiques et algorithmiques sous-jacents à chaque composant a permis d'identifier leurs faiblesses spécifiques (instabilité du système INS, vulnérabilité du GPS, dépendance visuelle de la VIO). Elle a également mis en évidence les conditions propices à une exploitation optimale de leur complémentarité structurelle par une fusion hiérarchisée. Le cadre proposé repose alors sur une logique incrémentale : à partir du système de base GPS-INS, historiquement déployé, le travail intègre successivement la caméra comme source de redondance horizontale, puis le capteur barométrique pour renforcer la robustesse altimétrique.

La méthodologie adoptée a permis de tester, dans ce cadre modulaire, la continuité du service de navigation, la redondance inter-capteurs et la sensibilité de chaque source d'information aux perturbations. Cette démarche structurée a renforcé la compréhension des contributions spécifiques de chaque capteur à la robustesse globale de la plateforme.

Les principales contributions de ce travail se déclinent comme suit :

1. une revue structurée et critique d'abord des techniques d'usurpation et brouillage de GPS, puis, des techniques de détection à ces attaques, fondées sur l'analyse statistique des innovations du filtre (telles que la distance de *Mahalanobis* et son lissage par moyenne mobile exponentielle), en cohérence avec une architecture d'observateurs non linéaires conçus sur des groupes de Lie pour la stabilité géométrique de l'estimation,
2. le développement d'un estimateur hybride intégrant une composante VIO fondée sur l'estimation directionnelle par flux optique, selon une descente de gradient projetée sur la sphère unité $\mathbb{S}^2$, assurant ainsi une résilience indépendante du GPS aux dérives du

- système de navigation inertielle INS en phase de compromission,
3. l'intégration d'un capteur barométrique dans la chaîne de fusion pour renforcer l'observabilité et la stabilité de l'estimation altimétrique (sur l'axe vertical (z)), notamment lorsque le flux optique perd de sa pertinence (scénarios à faible relief ou vol stationnaire) et l'altitude devient une composante critique du guidage,
 4. la mise en œuvre d'un environnement de simulation réaliste sous MATLAB, intégrant des générateurs de trajectoires de référence, des signaux GPS bruités ou corrompus, des mesures IMU, caméra et barométriques, afin d'évaluer les performances de l'architecture dans différents scénarios,
 5. une évaluation quantitative et qualitative des performances de navigation et de détection à travers des indicateurs objectifs (RMSE, coût computationnel, taux d'alerte, délai de détection, stabilité des trajectoires).

Les résultats montrent que la VIO, utilisée comme mécanisme de recalage visuel, compense efficacement les dérives du système INS en l'absence de GPS, tout en maintenant la précision dans les marges spécifiées. Le capteur barométrique renforce quant à lui la robustesse altimétrique, en apportant une mesure fiable même en conditions visuelles dégradées.

Enfin, la structure de filtrage utilisée, fondée sur des observateurs non linéaires géométriquement cohérents (attitude sur $SO(3)$, translation TMO), garantit la stabilité locale asymptotique de l'estimation d'état, même en présence d'incertitude initiale ou de perturbations. L'approche exploitant les innovations statistiques offre en outre une détection rapide et efficace des anomalies GPS. Le comportement adaptatif du correcteur basé sur les innovations assure alors une atténuation efficace des erreurs de capteurs et des attaques exogènes, consolidant la validité du choix algorithmique retenu.

Ainsi, l'architecture GPS-VIO-Baro proposée incluant la détection par approche statistique démontre une capacité accrue à maintenir un service de navigation fiable dans des environnements perturbés. Cette approche contribue significativement à l'avancement des solutions de navigation autonome sécurisée, en conciliant robustesse algorithmique, efficacité computationnelle, et compatibilité avec les contraintes des systèmes embarqués, dans un cadre simulé rigoureusement contrôlé.

6.2 Limites identifiées

Malgré les performances prometteuses démontrées dans le cadre de cette simulation avancée, plusieurs limites structurelles doivent être soulignées pour encadrer la portée des résultats obtenus.

1. Tout d'abord, la principale limitation réside dans l'absence de validation expérimentale sur banc d'essai physique ou en environnement réel. Bien que la simulation *MATLAB* repose sur des dynamiques réalistes et une génération synthétique de mesures GPS, VIO et barométriques bruitées, elle ne capture pas l'ensemble des effets non idéaux présents dans les environnements réels : latence des capteurs, délais de synchronisation, non-linéarités matérielles, conditions d'éclairage variables, vibrations structurelles, ou encore perturbations électromagnétiques. L'impact cumulé de ces facteurs peut affecter la stabilité de l'observateur, la convergence du filtre, ou encore la réactivité du détecteur d'anomalies GPS. Comme le soulignent Bloesch et al. [97] et Forster et al. [106], la validation expérimentale en conditions embarquées reste une étape incontournable pour qualifier la robustesse d'un algorithme de fusion multi-capteurs, notamment dans les scénarios GNSS-contestés.
2. Par ailleurs, le coût computationnel du module de flux optique par gradient descendant, bien que maîtrisé dans le cadre simulé, pourrait être significativement amplifié sur du matériel embarqué à ressources limitées. L'évaluation du temps CPU réalisée ici fournit une estimation indicative, mais elle ne reflète pas nécessairement les performances en temps réel sur des microcontrôleurs ou des plateformes à faible consommation. Une implémentation matérielle (GPU embarqué ou FPGA) incluant les systèmes d'exploitation pour robotique (ROS) par exemple, pourrait s'avérer nécessaire pour préserver l'autonomie énergétique et les contraintes temps réel comme suggéré dans [74].
3. Le détecteur d'usurpation GPS basé sur la distance de *Mahalanobis* et sa moyenne mobile exponentielle (EMA) repose sur une estimation préalable de la matrice de covariance des innovations. Si cette approche s'est révélée robuste dans les conditions simulées, son efficacité réelle dépend de la stabilité des statistiques de bruit dans le temps et de leur représentativité. Des dérives thermiques ou des effets de vieillissement des capteurs inertiels pourraient biaiser cette estimation, menant à des faux positifs ou à des délais de détection accrus. Comme l'ont montré Psiaki et Humphreys [113], ces défis ne peuvent être pleinement caractérisés qu'à travers des essais en boucle fermée sur système réel avec attaque GPS injectée.
4. Enfin, l'interaction entre les différents modules de l'architecture hybride (observateur d'attitude sur $SO(3)$, observateur translationnel TMO dans $\mathbb{R}^3$, détecteur statistique, correcteur barométrique) repose sur des synchronisations temporelles fines. Dans un contexte réel, des désalignements temporels (*time-stamping* imprécis, dérive d'horloge, *jitter*) peuvent compromettre la cohérence de la fusion. Leur impact mérite d'être étudié expérimentalement afin de concevoir des stratégies robustes d'alignement ou de synchronisation inter-capteurs.

Ainsi, bien que les résultats en simulation offrent des garanties solides de stabilité, précision et détection efficace, la transition vers une mise en œuvre embarquée nécessite une campagne expérimentale sur drone réel pour confirmer la généralité des résultats. Une telle validation physique est essentielle pour garantir la reproductibilité des performances dans des environnements GNSS-dégradés réalistes, qu'il s'agisse de missions urbaines, forestières ou industrielles.

6.3 Recommandations et travaux futurs

À la lumière des limites identifiées, plusieurs pistes de recherche sont proposées afin d'améliorer la robustesse, la généralité et l'implémentabilité embarquée de la plateforme.

Premièrement, une **validation expérimentale dans des environnements réels** constitue une étape indispensable. Des campagnes de tests en vol (drone) ou au sol (robot mobile) devront être planifiées afin d'évaluer les performances dans des contextes opérationnels complexes : tunnels, zones urbaines denses, forêts ou conditions météorologiques variables. Ces essais permettraient de confronter les performances du système aux effets réels de latence, bruit capteur, jitter temporel ou perturbations électromagnétiques, souvent absents en simulation. L'intégration de la plateforme sur une carte embarquée (par exemple NVIDIA Jetson, Raspberry Pi avec ROS) assurerait une compatibilité avec les standards de développement robotiques. Le cadre de développement ROS faciliterait la synchronisation des capteurs, l'implémentation des observateurs et la gestion temps réel du flux optique et du détecteur d'anomalies GNSS, comme le recommande [97, 106].

Deuxièmement, l'**auto-calibration dynamique des capteurs** (IMU, caméra, baromètre) devrait être implémentée à l'aide de méthodes d'estimation en ligne, comme les techniques de calibration par optimisation incrémentale ou *factor graph* [111, 112]. Ce module permettrait d'ajuster automatiquement les biais et dérives des capteurs au cours des missions, en réduisant la dépendance aux calibrations initiales manuelles. Cela améliorerait la robustesse et la portabilité de la solution dans des environnements hétérogènes.

Troisièmement, une **généralisation du détecteur GPS** vers des approches adaptatives ou apprenantes est envisageable. Des réseaux neuronaux récurrents (RNN) ou des *auto-encoders* pourraient être entraînés à détecter des anomalies temporelles dans les données GPS à partir d'exemples normaux, comme dans [109, 110]. Ces réseaux seraient intégrés dans le pipeline de détection en parallèle du filtre statistique, assurant une détection complémentaire des attaques de type lent, sinusoïdal ou combiné. Leur déploiement embarqué nécessiterait toutefois une implémentation et une quantification des modèles d'inférence d'intelligence

artificielle à haute performance comme *TensorRT* (sur les GPU NVIDIA) ou *PyTorch Mobile* (sur les plateformes mobiles ANDROID ou iOS).

En parallèle, l'**intégration de capteurs supplémentaires** comme le LiDAR, les capteurs magnétiques ou ultrasoniques serait bénéfique. Le LiDAR pourrait renforcer la perception tridimensionnel en environnement structuré urbain, les magnétomètres pourraient améliorer la stabilité de l'estimation d'orientation dans des zones sans vision et les capteurs ultrasoniques pourraient garantir une altitude fiable près du sol. Ce réseau sensoriel combiné augmenterait la redondance et renforcerait la tolérance aux dégradations d'une source unique [95].

Enfin, sur le plan réglementaire, le **contexte de certification et de normalisation** pour l'emploi de telles architectures sur drones civils autonomes appelle une attention particulière. L'Administration fédérale de l'aviation (FAA - États-Unis), l'Agence de l'Union européenne pour la sécurité aérienne (EASA - Europe) et Transports Canada développent progressivement des cadres réglementaires pour l'utilisation de systèmes autonomes dans l'espace aérien contrôlé, incluant des exigences en matière de redondance, de détection d'anomalies et de gestion des pannes. Dans cette optique, la méthodologie proposée pourrait être alignée avec les guides DO-178C (certification logicielle) ou DO-254 (composants électroniques), et inclure un système de journalisation et de vérifiabilité pour faciliter l'analyse de sûreté. L'intégration d'un module de détection d'anomalie GNSS certifiable pourrait à terme devenir un critère différenciateur pour le marché des drones commerciaux.

Ces perspectives visent à faire évoluer la solution de navigation actuelle vers une plateforme embarquée intelligente, opérationnelle en conditions réelles, conforme aux exigences normatives et capable de fonctionner de manière sécurisée et robuste dans des environnements GNSS contestés.

RÉFÉRENCES

- [1] L. Meng, L. Yang, W. Yang, and L. Zhang, *A survey of GNSS spoofing and anti-spoofing technology*, Remote Sensing, vol. 14, no. 19, 2022.
- [2] J.P. Yaacoub, H. Noura, O. Salman, and A. Chehab, *Security analysis of drones systems : Attacks, limitations, and recommendations*, Internet of Things, vol. 11, p.100218, 2020.
- [3] M.S. Kumar, G.S. Kasbekar, and A. Maity, *Efficacy of asynchronous GPS spoofing against high volume consumer GNSS receivers*, 18th ACM International Symposium on QoS and Security for Wireless and Mobile Networks, Q2SWinet '22, (New York, NY, USA), p. 95–104, Association for Computing Machinery, 2022.
- [4] F. Alrefaei, A. Alzahrani, H. Song, and S. Alrefaei, *A survey on the jamming and spoofing attacks on the unmanned aerial vehicle networks*, IEEE International IOT, Electronics and Mechatronics Conference (IEMTRONICS), pp. 1–7, June 2022.
- [5] P. Kulp and N. Mei, *A framework for sensing radio frequency spectrum attacks on medical delivery drones*, IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), pp. 408–413, Oct 2020.
- [6] Y. Gao and G. Li, *A slowly varying spoofing algorithm avoiding tightly-coupled GNSS/IMU with multiple anti-spoofing techniques*, IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 71, pp. 8864–8876, Aug 2022.
- [7] J. Wang, Y. Xiao, T. Li, and C.L.P. Chen, *Impacts of GPS spoofing on path planning of unmanned surface ships*, Electronics, vol. 11, pp. 801, Mar 2022.
- [8] I.G. Ferrao, S.A. Da Silva, D.F. Pigatto, and K.R. Branco, *Gps spoofing : Detecting gps fraud in unmanned aerial vehicles*, Latin American Robotics Symposium (LARS), Brazilian Symposium on Robotics (SBR) and Workshop on Robotics in Education (WRE), pp. 1–6, Nov 2020.
- [9] L. Junzhi, L. Wanqing, F. Qixiang, and L. Beidian, *Research progress of GNSS spoofing and spoofing detection technology*, IEEE 19th International Conference on Communication Technology (ICCT), pp. 1360–1369, Oct 2019.
- [10] *Qgc - qgroundcontrol - drone control*, March 2023.
- [11] D. Boneh, *Twenty years of attacks on the RSA cryptosystem*, Notices of the American Mathematical Society 1999; 46(2) :203–213.
- [12] A.J. Kerns, D.P. Shepard, J.A. Bhatti, and T.E. Humphreys, *Unmanned aircraft capture and control via GPS spoofing*, Journal of Field Robotics, vol. 31, no. 4, pp. 617–636, 2014.

-
- [13] D.P. Shepard, J.A. Bhatti, and T.E. Humphreys, *Drone hack : Spoofing attack demonstration on a civilian unmanned aerial vehicle*, 2012.
 - [14] S.H. Seo, B.H. Lee, S.H. Im, and G.I. Jee, *Effect of spoofing on unmanned aerial vehicle using counterfeited GPS signal*, Journal of Positioning, Navigation, and Timing, vol. 4, no. 2, pp. 57–65, 2015.
 - [15] P. Rojas and J. Duvan, *Drones en las Geociencias. Guía de Implementación en la Cartografía*, Facultad de Ciencias Agropecuarias, Univ. de Cundinamarca, Fusagasugá, Colombia, 2017.
 - [16] M. Hassanalian and A. Abdelke, *Classifications, applications, and design challenges of drones : A review*, Progr. Aerospace Sci., Vol. 91, pp. 99-131, May 2017.
 - [17] B.H.M. Custers, J.J. Oerlemans and S.J. Vergouw, *Het gebruik van drones. Een verkennend onderzoek naar onbemande luchtvaartuigen (The Use of Drones : An Exploratory Study on Unmanned Aerial Vehicles (UAVs))*, Onderzoek en beleid WODC no. 313. Den Haag : Boom Lemma uitgevers., 2015. Available at SSRN : <https://ssrn.com/abstract=3118264> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3118264>.
 - [18] <http://science.howstuffworks.com/predator1.htm>. (Consulté le 31 Mai 2025).
 - [19] <https://www.dji.com/ca/products/phantom>. (Consulté le 31 Mai 2025).
 - [20] Kharchenko, Vyacheslav, and Volodymyr Torianyk. *Cybersecurity of the internet of drones : Vulnerabilities analysis and IMECA based assessment*, 2018 IEEE 9th international conference on dependable systems, services and technologies (DESSERT) IEEE, 2018.
 - [21] C.B. Simmons et al, *AVODIT : A Cyber Attack Taxonomy*, 9th Annual Symposium on Information Assurance (ASIA'14), June 2014.
 - [22] A.Y. Javaid, *Cyber Security Threat Analysis and Attack Simulation for UAV Network*, PhD thesis, University of Taledo, 2015.
 - [23] J. Cao, *Practical GPS Spoofing attacks on Consumer Drones*, MS Thesis, University of Hawaii, 2020.
 - [24] R. Joshi, M.C. Trivedi, A.K. Gupta, P. Tripathi, *Current Trends in Cryptography, Steganography, and Metamorphic Cryptography : A Survey*, In : Gao XZ., Tiwari S., Trivedi M., Mishra K. (eds) *Advances in Computational Intelligence and Communication Technology. Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 1086. Springer, Singapore, 2021. <https://doi.org/10.1007/978-981-15-1275-9-20>.
 - [25] K. Wang, S. Chen, A. Pan, *Time and Position Spoofing with Open Source Projects*, black hat Europe 148 (2015) : 1-8.

-
- [26] T. Ebinuma, *GPS-SDR-SIM*, <https://github.com/osqzss/gps-sdr-sim>, (Consulté le 02 Octobre 2024).
 - [27] G.S. Gadgets, *HackRF*, <https://greatscottgadgets.com/hackrf/>, (Consulté le 02 Octobre 2024).
 - [28] Nuand, *BladeRF wiki*, <https://github.com/nuand/bladeRF/wiki>, (Consulté le 31 Mai 2025).
 - [29] *GPS Overview*, <https://www.gps.gov/systems/gps/>, (Consulté le 31 Mai 2025).
 - [30] Department of Geography, Penn State, *The Navigation Message*, <https://www.e-education.psu.edu/geog862/node/1734>, (Consulté le 31 Mai 2025).
 - [31] P. Bolla and K. Borre, *Performance analysis of dual-frequency receiver using combinations of GPS L1, L5, and L2 civil signals*, In Journal of Geodesy 93.3, pp. 437–447, 2019.
 - [32] Y. Guo, M. Wu, K. Tang, J. Tie, and X. Li, *Covert spoofing algorithm of UAV based on GPS/INS-Integrated Navigation*, IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 68, pp. 6557–6564, July 2019.
 - [33] B. Wang, S. Rathinam, and R. Sharma, *Landmark placement for cooperative localization and routing of unmanned vehicles*, International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), pp. 33–42, June 2019.
 - [34] E. Basan, O. Makarevich, M. Lapina, and M. Mecella, *Analysis of the impact of a GPS spoofing attack on a UAV*, CEUR Workshop Proceedings, vol. 3094, pp. 6–16, 2022.
 - [35] L.L. Presti, P. di Torino, E. Falletti, M. Nicola, and M.T. Gamba, *Software-defined radio technology for GNSS receivers*, In 2014 IEEE Metrology for Aerospace (MetroAeroSpace) (pp. 314-319). IEEE, May 2014.
 - [36] W. Chen, Z. Duan and Y. Dong, *False Data Injection on EKF-Based Navigation Control*, Invited paper in Proc. of IEEE International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), 2017.
 - [37] G. Panice et al., *A SVM-based detection approach for GPS spoofing attacks to UAV*, 23rd International Conference on Automation and Computing (ICAC). IEEE pp. 1–11, 2017.
 - [38] K. Jansen et al., *Crowd-GP-sec : Leveraging crowdsourcing to detect and localize GPS spoofing attacks*, IEEE Symposium on Security and Privacy (SP). IEEE pp. 1018–1031, 2018.
 - [39] B.W. O’Hanlon et al., *Real-time GPS spoofing detection via correlation of encrypted signals*, NAVIGATION, Journal of the Institute of Navigation 60.4, pp. 267–278, 2013.

-
- [40] A.J. Kerns, K.D. Wesson, and T.E. Humphreys, *A blueprint for civil GPS navigation message authentication*, IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium-PLANS 2014. IEEE pp. 262–269, 2014.
 - [41] M. GAD-EL-HAK, (*The MEMS handbook*, CRC press, 2001.
 - [42] C. Jekeli, (*Inertial Navigation Systems with Geodetic Applications*, Walter de Gruyter Berlin, New York, 2001.
 - [43] A. M. Fosbury and J.L. Crassidis, (*Relative navigation of air vehicles*, Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 31(4), 824-834, 2008.
 - [44] E. Petritoli and F. Leccese, (*Navigation equations, uncertainty and error budget in inertial navigation systems*, In 2021 IEEE 8th International Workshop on Metrology for AeroSpace (MetroAeroSpace) (pp. 376-380), IEEE, June 2021.
 - [45] J. Kim and S. Sukkarieh, *Autonomous airborne navigation in unknown terrain environments*, Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on, vol. 40, no. 3, pp. 1031-1045, 2004.
 - [46] R. Greenspan, *GPS and inertial integration*, Global Positioning System : Theory and applications., vol. 2, pp. 187-220, 1996.
 - [47] O.J. Woodman, *An introduction to inertial navigation*, No. UCAM-CL-TR-696. University of Cambridge, Computer Laboratory, 2007.
 - [48] G. McGrath, *Position control of a quadrotor UAV using stereo computer vision (Master Thesis)*, 2019.
 - [49] K. Alonzo, *A 3D state space formulation of a navigation Kalman filter for autonomous vehicles*, Carnegie Mellon University, the Robotics Institute, 1994.
 - [50] S. Berkane and A. Tayebi, *Nonlinear Estimation for Position-Aided Inertial Navigation Systems*, In 2021 60th IEEE Conference on Decision and Control (CDC) (pp. 6156-6160), IEEE, December 2021.
 - [51] S. Benahmed and S. Berkane, *State Estimation Using Single Body-Frame Bearing Measurements*, arXiv preprint arXiv :2403.12633, 2024.
 - [52] F. Markley, *Attitude error representation for Kalman filtering*, J. Guid. Control Dyn., vol. 26, no. 2, pp. 311-317, 2003.
 - [53] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, *Unscented filtering and nonlinear estimation*, Proc. IEEE, vol. 92, no. 3, pp. 401-422, Mar. 2004.
 - [54] H. F. Grip, T. I. Fossen, T. A. Johansen and A. Saberi, *Attitude estimation using biased gyro and vector measurements with time-varying reference vectors*, IEEE Trans. Automat. Control, vol. 57, no. 5, pp. 1332-1338, 2012.

-
- [55] H. F. Grip, T. I. Fossen, T. A. Johansen and A. Saberi, *Non linear observer for GNSS-aided inertial navigation with quaternion-based attitude estimation*, Proc. American Control Conf., pp. 272-279, 2013.
 - [56] H. F. Grip, T. I. Fossen, T. A. Johansen and A. Saberi, *Globally exponentially stable attitude and gyro bias estimation with application to GNSS/INS integration*, Automatica, vol. 51, pp. 158-166, Jan. 2015.
 - [57] R. Titterton and J. L. Weston, *Strapdown Inertial Navigation Technology*, London, U.K. :Institution of Engineering and Technology, 2004.
 - [58] J. A. Farrell, *Aided Navigation. GPS with High Rate Sensors*, New-York : McGraw-Hill, 2008.
 - [59] M. Grewal, L. R. Weill and A. P. Andrews, *Global Positioning Systems Inertial Navigation and Integration*, Hoboken, NJ :Wiley, 2013.
 - [60] P. D. Groves, *Principles of GNSS Inertial and Multisensor Integrated Navigation Systems*, Norwood, MA :Artech House, 2013.
 - [61] M.-D. Hua, G. Ducard, T. Hamel, R. Mahony and K. Rudin, *Implementation of a non-linear attitude estimator for aerial robotic vehicles*, IEEE Trans. Control Syst. Technol., vol. 22, no. 1, pp. 201-213, 2014.
 - [62] P. M. Djuric, J. H. Kotecha, J. Zhang, Y. Huang, T. Ghirmai, M. F. Bugallo, et al., *Particle filtering*, IEEE Signal Process. Mag., vol. 20, no. 5, pp. 19-38, Sept. 2003.
 - [63] T. I. Fossen, *Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control*, Hoboken, NJ :Wiley, 2011.
 - [64] R. G. Brown and P. Y. C. Hwang, *Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering : With Matlab Exercises*, Hoboken, NJ :Wiley, 2012.
 - [65] J. M. Hansen, T. I. Fossen and T. A. Johansen, *Nonlinear observer for INS aided by time-delayed GNSS measurements : Implementation and UAV experiments*, Proc. Int. Conf. Unmanned Aircraft Systems, pp. 157-166, June 2015.
 - [66] A. Khosravian, J. Trumpf, R. Mahony and T. Hamel, *Velocity aided attitude estimation on $SO(3)$ with sensor delay*, Proc. IEEE Conf. Decision and Control, pp. 114-120, Dec. 2014.
 - [67] A. Khosravian, J. Trumpf, R. Mahony and T. Hamel, *Recursive attitude estimation in the presence of multi-rate and multi-delay vector measurements*, Proc. American Control Conf., pp. 3199-3205, July 2015.
 - [68] T. H. Bryne, J. M. Hansen, R. H. Rogne, N. Sokolova, T. I. Fossen and T. A. Johansen, *Nonlinear Observers for Integrated INS/GNSS Navigation : Implementation Aspects*, in *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 37, no. 3, pp. 59-86, June 2017.

-
- [69] N. Gu; F. Xing, Z. You, *Visual/Inertial/GNSS Integrated Navigation System under GNSS Spoofing Attack*, Remote Sensing. 2022; 14(23) :5975. <https://doi.org/10.3390/rs14235975>
 - [70] N. Gu; F. Xing, Z. You, *GNSS Spoofing Detection Based on Coupled Visual/Inertial/GNSS Navigation Sensors*. 2021; 21(20) :6769. <https://doi.org/10.3390/s21206769>
 - [71] Y. R. Qiao, Y. X. Zhang, X. A. Du, *A Vision-Based GPS-Spoofing Detection Method for Small UAVs*, In *Proceedings of the 13th International Conference on Computational Intelligence and Security (CIS)*, Hong Kong, China, 15–17 December 2017, pp. 312–316.
 - [72] E. Hong, J. Lim, *Visual-Inertial Odometry with Robust Initialization and Online Scale Estimation*, *Sensors*. 2018; 18 :4287.
 - [73] H. Oleynikova, M. Burri, S. Lynen, R. Siegwart, *Real-time visual-inertial localization for aerial and ground robots*, In *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Macau, China, 4–8 November 2015, pp. 3079–3085.
 - [74] D. Scaramuzza and F. Fraundorfer, *Visual Odometry [Tutorial]*, in *IEEE Robotics and Automation Magazine*, vol. 18, no. 4, pp. 80-92, Dec. 2011.
 - [75] AL. Majdik, C. Till, D. Scaramuzza, *The Zurich urban micro aerial vehicle dataset*, *The International Journal of Robotics Research*, 2017;36(3) :269-273. doi :10.1177/0278364917702237
 - [76] B. Hofmann-Wellennhof, H. Lichtenegger, and J. Collins, *GPS, Theory and Practice*, Springer Verlag, New-York, 1993.
 - [77] D. Valiente García, L. Fernández Rojo, A. Gil Aparicio, L. Payá Castelló, and O. Reinoso García, *Visual Odometry through Appearance-and Feature-Based Method with Omnidirectional Images*, *Journal of Robotics*, 2012(1), 797063.
 - [78] H. Liu, C. Wang, J. Lu, Z. Tang, and J. Yang, *Maximum likelihood estimation of monocular optical flow field for mobile robot ego-motion*, *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2016, 13(1), 12.
 - [79] H. F. Grip, T. I. Fossen, T. A. Johansen and A. Saberi, *A nonlinear observer for integration of GNSS and IMU measurements with gyro bias estimation*, In *2012 American Control Conference (ACC)* (pp. 4607-4612). IEEE. June, 2012.
 - [80] P. Bernard, V. Andrieu and D. Astolfi, *Observer design for continuous-time dynamical systems*, *Annual Reviews in Control*, 53, 224-248. 2022.
 - [81] Z. Sedor, *UWB localization for autonomous indoor position control of VTOL UAVs (Master Thesis)*, 2018.

-
- [82] A. Jaegle, S. Phillips and K. Daniilidis, *Fast, robust, continuous monocular egomotion computation*, In *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* (pp. 773-780), IEEE, May, 2016
 - [83] Y. Zhang, X. Li, and C. Wang, *Detection of GPS spoofing attack based on position residue and distance of Mahalanobis*, In *IEEE Sensors Journal*, vol. 17, no. 16, pp. 5115-5122, 2017.
 - [84] J. Zhao, L. Wenjia, *Detection of false data injection attacks in GPS-based navigation*, *IEEE Conf. on Communications and Network Security*, pp. 344-352, 2013.
 - [85] N.O. Tippenhauer, C. Pöpper, K.B. Rasmussen, and S. Capkun, *Requirements for secure and trustworthy GPS receivers*, *ACM Conference on Computer and Communications Security*, pp. 75-86, 2011.
 - [86] M. Schmidt, P. Kalweit, and J. Reuter, *Multi-sensor fusion for robust position estimation of UAVs under GPS spoofing attacks*, *Journal of Navigation*, vol. 69, no. 6, pp. 1293-1310, 2016.
 - [87] X. Zhou, L. Rong, and F. Wang, *Robust EKF for GPS spoofing detection using Huber loss*, *Sensors Journal*, vol. 21, no. 3, pp. 911, 2021.
 - [88] Y. Ma, S. Soatto, J. Košecák, and S. Sastry, *An invitation to 3-d vision : from images to geometric models*, Volume 26. Springer, 2004.
 - [89] M. Wang, S. Berkane, and A. Tayebi, *Nonlinear observers design for vision-aided inertial navigation systems*, *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 67, no. 4, pp. 1853-1868, 2021.
 - [90] H. Wang, D. Zheng, D., J. Wang, W. Chen, and J. Yuan, *Ego-motion estimation of a quadrotor based on nonlinear observer*, *IEEE/ASME Transactions On Mechatronics*, vol. 23, no. 3, pp. 1138-1147, 2018.
 - [91] T. Bouazza, S. Berkane, M.-D. Hua, and T. Hamel, *Observer Design for Optical Flow-Based Visual-Inertial Odometry with Almost-Global Convergence*, *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 67, no. 3, pp. 1455-1470, 2022.
 - [92] E. H. Shin, *Accuracy improvement of low cost INS/GPS for land applications*, PhD thesis, Department of Geomatics Engineering, University of Calgary, 2005.
 - [93] J. Saastamoinen, *Contributions to the theory of atmospheric refraction*, *Bulletin Géodésique (1946-1975)*, vol. 105, no. 1, pp. 279-298, 1972.
 - [94] R. A. Newcombe, S. J. Lovegrove, and A. J. Davison, *DTAM : Dense tracking and mapping in real-time*, In *2011 international conference on computer vision*, pp. 2320-2327. IEEE, 2011.

-
- [95] S. Leutenegger, S. Lynen, M. Bosse, R. Siegwart, and P. Furgale, *Keyframe-based visual-inertial odometry using nonlinear optimization*, *The International Journal of Robotics Research*, vol. 34, no. 3, pp. 314-334, 2015.
 - [96] J. Delmerico and D. Scaramuzza, *A benchmark comparison of monocular visual-inertial odometry algorithms for flying robots*, In *2018 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA)*, pp. 2502–2509. IEEE, 2018.
 - [97] M. Bloesch, S. Omari, M. Hutter, and R. Siegwart, *Robust visual inertial odometry using a direct EKF-based approach*, in *IEEE/RSJ Intl. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2015.
 - [98] A. Barrau and S. Bonnabel, *An EKF-SLAM algorithm with consistency properties*, *arXiv preprint arXiv :1510.06263*, 2015.
 - [99] P. van Goor and R. Mahony, *Eqvio : An equivariant filter for Visual-Inertial Odometry*, *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 39, no. 5, pp. 3567–3585, 2023.
 - [100] G. P. Huang, A. I. Mourikis, and S. I. Roumeliotis, *Observability-based rules for designing consistent EKF SLAM estimators*, *The international journal of Robotics Research*, vol. 29, no. 5, pp. 502-528, 2010.
 - [101] B. K. Horn and B. G. Schunck (1981), *Determining optical flow*, *Artificial intelligence*, vol. 17, no. 1-3, pp. 185-203, 1981.
 - [102] B. D. Lucas and T. Kanade, T. (1981, August), *An iterative image registration technique with an application to stereo vision*, In *IJCAI’81 : 7th international joint conference on Artificial intelligence*, Vol. 2, pp. 674-679, August 1981.
 - [103] E. Ilg, N. Mayer, T. Saikia, M. Keuper, A. Dosovitskiy, and T. Brox, *FlowNet 2.0 : Evolution of Optical Flow Estimation with Deep Networks*, In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 2462-2470, 2017.
 - [104] J. Revaud, P. Weinzaepfel, Z. Harchaoui, and C. Schmid, *EpicFlow : Edge-Preserving Interpolation of Correspondences for Optical Flow*, In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 1164-1172, 2015.
 - [105] M. Li and A. I. Mourikis, *High-precision, consistent EKF-based visual-inertial odometry*, *The International Journal of Robotics Research*, vol. 32, no. 6, pp. 690–711, 2013.
 - [106] C. Forster, L. Carlone, F. Dellaert, and D. Scaramuzza, *On-manifold preintegration for real-time visual-inertial odometry*, *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 33, no. 1, pp. 1–21, 2017.
 - [107] M. Hwangbo, S. Kim, and T. Kanade, *Inertial-aided KLT feature tracking for a moving camera*, in *Proc. IEEE/RSJ IROS*, 2009.

-
- [108] S. I. Roumeliotis and A. B. George, *Distributed multirobot localization*, *IEEE transactions on robotics and automation*, vol. 18, no. 5, pp. 781-795, 2002.
 - [109] M. Schmidt, P. Casari, and L. Lo Presti, *A Machine Learning Approach to GNSS Spoofing Detection Using Time-Domain Signal Characteristics*, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 54, no. 1, pp. 327-338, 2018.
 - [110] R. Xu, R. Chen, and Y. Wang, *GNSS spoofing detection using deep learning and time-frequency analysis*, *GPS Solutions*, Springer, vol. 24, no. 2, pp. 1-11, 2020.
 - [111] Y. Tian, B. Wang, Y. Chen, H. Zhang, and J. Li, *Multi-sensor fusion for robust autonomous navigation of ground vehicles in diverse and changing environments*, *In Sensors*, vol. 19, no. 20, pp. 1–22, Octobre 2019.
 - [112] J. Liu, Y. Li, Z. Gao, Y. Zhao, and J. Wang, *Sensor fusion for autonomous vehicles : A review of the state-of-the-art*, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 23, no. 6, pp. 5559–5576, Juin 2022.
 - [113] M. L. Psiaki and T. E. Humphreys, *GNSS spoofing and detection*, *In Proceedings of the IEEE*, vol. 104, no. 6, pp. 1258-1270, 2016