

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN OUTAOUAIS

DÉPARTEMENT D'INFORMATIQUE ET D'INGÉNIERIE

Ce Mémoire intitulé :

TECHNIQUES D'USURPATION DES SYSTÈMES GPS POUR LES DRONES CIVILS ET
LEURS CONTRE-MESURES

réalisé par : NYOBA TCHONKEU Mélone

en vue de l'obtention du diplôme de : Maîtrise en génie électrique (profil mémoire)

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

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

M. , Ph. D., membre

M. , Ph. D., membre

TABLE DES MATIÈRES

TABLE DES MATIÈRES	iii
LISTE DES TABLEAUX	v
LISTE DES FIGURES	vi
RÉSUMÉ	1
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	2
1.1 Préambule	2
1.2 Le système de positionnement global	2
1.3 Problématique	7
1.4 Revue de la littérature	9
1.4.1 Les vulnérabilités cybernétiques des véhicules aériens sans pilote . . .	10
1.4.2 Techniques de l’usurpation et brouillage du capteur GPS et contre- mesures pour véhicules aériens sans pilote	13
1.4.2.1 Techniques de l’usurpation et brouillage du capteur GPS pour véhicules aériens	13
1.4.2.2 Contre-mesures : Hybridation des capteurs de navigation par filtrage ou observation non linéaire	17
1.5 Objectifs de recherche	19
1.6 Contributions du mémoire	19
1.6.1 Première partie : Projet de Mémoire	20
1.6.2 Deuxième partie : Mémoire GEN6021	20
1.7 Organisation du document	20
CHAPITRE 2 MODELES MATHÉMATIQUES	22
2.1 Introduction	22
2.2 Référentiels de navigation et représentation de l’orientation	23
2.2.1 Les repères de navigation	24
2.2.2 Représentation de l’orientation du véhicule aérien	24
2.2.2.1 Représentation par quaternions	25
2.2.2.2 Représentation par angles d’Euler	26
2.3 Vulnérabilités du GPS et méthodes de détection	26

2.3.1	Modèle de génération de l'usurpation du GPS	27
2.3.2	Modèle de détection de l'usurpation du GPS	28
2.4	Modélisation du système de navigation des drones	29
2.4.1	Navigation Inertielle (INS)	29
2.4.1.1	Contexte et défis des systèmes INS	29
2.4.1.2	Modèle mathématique du système INS	31
2.4.2	Architecture d'hybridation des systèmes IMU et GPS	33
2.4.2.1	Formulation du problème	36
2.4.2.2	Modèle continu des observateurs non linéaires	37
2.4.2.3	Sélection des gains des observateurs non linéaires	42
2.4.2.4	Modèle discret des observateurs non linéaires	45
2.4.3	Architecture d'hybridation des systèmes GPS, IMU et VIO	48
2.4.3.1	Contexte de l'odométrie visuelle	48
2.4.3.2	Formulation du problème	52
2.4.3.3	Modèle de l'observateur non linéaire	54
CHAPITRE 3 IMPLEMENTATION		57
3.1	Introduction	57
3.2	Algorithme de génération et détection d'usurpation ou brouillage du GPS . .	58
3.3	Algorithme des observateurs non linéaires d'hybridation des systèmes IMU et GPS / Hybridation des systèmes IMU, GPS et VIO	59
3.3.1	Algorithme de l'observateur numérique d'attitude	59
3.3.2	Algorithme de l'observateur numérique de dynamique translationnelle TMO	61
3.4	Simulation et analyse des résultats	63
3.4.1	Trajectoires cinématiques linéaires et rotatives vraie au sol : <i>ground true</i>	64
3.4.2	Réglage des valeurs <i>à priori</i>	65
3.4.3	Scénarios de simulation et analyse des résultats	68
CHAPITRE 4 CONCLUSION		96
RÉFÉRENCES		99

LISTE DES TABLEAUX

3.1	Fréquence d'échantillonnage des capteurs de navigation IMU, GPS et VIO	65
3.2	Paramètres initiaux	66
3.3	Bruits de mesure des capteurs de navigation IMU, GPS et VIO . . .	66
3.4	Choix des gains de l'observateur d'attitude	67
3.5	Choix des gains de l'observateur TMO	68
3.6	Test de robustesse- Variance du bruit de mesure du GPS modifiée . .	82
3.7	Test de robustesse - Variance du bruit de mesure du gyroscope modifiée	84
3.8	Test de robustesse - Variance du bruit de mesure de l'accéléromètre modifiée	87
4.1	Activités et Échanciers pour le travail de Mémoire	98

LISTE DES FIGURES

1.1	Intersection des sphères de propagation des satellites GPS.	4
1.2	Principe de trilatération du GPS à partir de quatre antennes satellites.	5
1.3	Structure des messages de navigation satellitaire [33].	6
1.4	Structure du signal satellite GPS [33].	7
1.5	Scénario d’attaque d’usurpation et brouillage du GPS sur un système drone [10].	8
1.6	Exemple de drone militaire de type <i>Predator</i> [19].	12
1.7	Exemple de drone civil de type <i>Phantom</i> [20].	12
2.1	Repères de navigation inertielle [47].	24
2.2	Architecture système INS [46].	30
2.3	Architecture continue de l’odométrie inertielle [51].	31
2.4	Architecture du système IMU et GPS intégré par couplage légers des observateurs non lineaires.	34
2.5	Architecture des systèmes IMU, GPS et VIO hybridés par couplage légers des observateurs non lineaires.	51
2.6	Architecture du système VIO.	51
2.7	Illustration de la projection d’un vecteur dans un plan orthogonal.	54
3.1	Plate-forme conceptuelle de simulation de l’usurpation/brouillage du GPS et contre-mesures	57
3.2	Trajectoire <i>8-Shaped</i> en trois dimensions 3D en accélération lente.	69
3.3	Position par le GPS vs Position Estimée vs Position Vraie en accélération lente.	70
3.4	Trajectoire <i>8-Shaped</i> en trois dimensions 3D en accélération rapide (GPS $2[Hz]$).	71
3.5	Position par le GPS vs Position Estimée vs Position Vraie en accélération rapide (GPS $2[Hz]$).	71
3.6	Trajectoire <i>8-Shaped</i> en trois dimensions 3D en accélération rapide (GPS $10[Hz]$).	72
3.7	Position par le GPS vs Position Estimée vs Position Vraie en accélération rapide (GPS $10[Hz]$).	73
3.8	Fusion GPS et IMU - Positions avec GPS Usurpé en accélération lente.	74
3.9	Fusion GPS et IMU - Positions avec GPS Usurpé en accélération rapide.	75

3.10	Fusion GPS, IMU et VIO - Trajectoire avec GPS usurpé en accélération lente.	76
3.11	Fusion GPS, IMU et VIO - Positions avec GPS usurpé en accélération lente.	76
3.12	Fusion GPS, IMU et VIO - Positions avec GPS usurpé en accélération rapide (GPS $2[Hz]$).	77
3.13	Fusion GPS, IMU et VIO - Trajectoire avec GPS usurpé en accélération rapide (GPS $10[Hz]$).	78
3.14	Fusion GPS, IMU et VIO - Positions avec GPS usurpé en accélération rapide (GPS $10[Hz]$).	78
3.15	Fusion GPS, IMU et VIO - Trajectoire avec GPS usurpé et transition douce de filtrage en accélération lente.	80
3.16	Fusion GPS, IMU et VIO - Positions avec GPS usurpé et transition douce de filtrage en accélération lente.	81
3.17	Fusion GPS, IMU et VIO - Positions avec GPS usurpé et transition douce de filtrage en accélération rapide (GPS $10[Hz]$).	81
3.18	Fusion GPS/IMU/VIO - Trajectoire avec GPS usurpé et amplitude du bruit GPS augmentée en accélération lente.	83
3.19	Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et amplitude du bruit GPS augmentée en accélération lente.	83
3.20	Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et amplitude du bruit GPS augmentée en accélération rapide.	84
3.21	Fusion GPS/IMU/VIO - Trajectoire avec GPS usurpé et amplitude du bruit gyroscope augmentée en accélération lente.	85
3.22	Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et amplitude du bruit gyroscope augmentée en accélération lente.	86
3.23	Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et amplitude du bruit gyroscope augmentée en accélération rapide.	86
3.24	Fusion GPS/IMU/VIO - Trajectoire avec GPS usurpé et amplitude du bruit accéléromètre augmentée en accélération lente.	88
3.25	Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et amplitude du bruit accéléromètre augmentée en accélération lente.	88
3.26	Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et amplitude du bruit accéléromètre augmentée en accélération rapide.	89
3.27	Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et biais gyroscopique de $0.01[rad/s]$ en accélération lente.	90

3.28	Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et biais gyroscopique de $0.01[rad/s]$ en accélération rapide.	91
3.29	Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et biais gyroscopique de $0.001[rad/s]$ en accélération lente.	91
3.30	Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et biais gyroscopique de $0.001[rad/s]$ en accélération rapide.	92
3.31	Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et biais accélérométrique de $1[m/s^2]$ en accélération lente.	94
3.32	Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et biais accélérométrique de $1[m/s^2]$ en accélération rapide.	94
3.33	Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et biais accélérométrique de $5[m/s^2]$ en accélération lente.	95
3.34	Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et biais accélérométrique de $5[m/s^2]$ en accélération rapide.	95

RÉSUMÉ

L'évolution rapide des véhicules aériens sans pilote (UAVs ou drones) a démocratisé leur utilisation dans divers domaines, qu'il s'agisse d'applications industrielles, commerciales ou récréatives. Toutefois, la sécurité de ces systèmes reste un enjeu majeur, en particulier pour les drones à faible coût qui ne disposent pas toujours de mécanismes robustes pour protéger les données échangées ou leur fonctionnement. Cela les rend vulnérables à des attaques telles que l'usurpation (*spoofing*) et le brouillage (*jamming*) des signaux GPS, compromettant leur navigation et leur positionnement.

Ce travail de mémoire est structuré en deux phases : une première partie, développée dans le cadre du projet de mémoire actuel, basée sur des données de navigation simulées, et une seconde partie, prévue ultérieurement dans le cadre du mémoire complet, qui intégrera des expérimentations basées sur des données réelles.

Après une revue des techniques d'usurpation et de brouillage des systèmes GPS ainsi que de leurs contre-mesures, ce travail explore deux architectures de navigation intégrée. La première, appelée *GPS-Aided Inertial Navigation System (INS)*, fusionne les données GPS et les capteurs inertiels (IMU). La seconde, *GPS-Aided Visual-Inertial Navigation System (VINS)*, combine les données GPS, les capteurs inertiels et la vision par odométrie visuelle inertielle (VIO). Ces architectures permettront d'estimer la position, la vitesse et l'orientation des drones en utilisant des techniques telles que la navigation à l'estime (*dead reckoning*) et des observateurs non linéaires. Les modèles seront simulés sous *MATLAB/SIMULINK* pour évaluer les performances du système face à des perturbations simulées, comme des données GPS falsifiées ou des bruits de brouillage.

Les résultats préliminaires montrent que la fusion des données GPS, IMU et VIO garantit une meilleure robustesse face aux attaques GPS, comparée à la fusion GPS-IMU seule. Ces travaux seront complétés par des expérimentations en conditions réelles dans le cadre de la seconde partie du mémoire. Ces tests incluront des scénarios en intérieur et en extérieur à partir de bases de données ouvertes telles que le *EuRoC* dataset, afin de valider la robustesse des algorithmes développés contre l'usurpation et le brouillage des signaux GPS.

Mots-Clés : Observateurs Non Linéaires (NLO) ; Systèmes de positionnement global (GPS) ; Véhicules aériens sans pilotes (UAV, drones) ; Unité de Mesure Inertielle (IMU) ; Système de Navigation Inertielle (INS) ; Usurpation et brouillage de GPS ; Odométrie inertielle visuelle (VIO)

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Préambule

Les véhicules aériens sans pilote ont révolutionné le secteur de l'aérospatial. On note une croissance constante de l'industrie des véhicules aériens sans pilote avec des projections qui estiment qu'elle augmenterait encore davantage [1]. Cette montée rapide de la demande est due à de nombreux facteurs tels que l'intégration de technologies avancées, la rentabilité et la capacité à effectuer des tâches autonomes sans intervention humaine [2, 3]. De plus, la tendance à utiliser des véhicules aériens sans pilote dont les coûts sont accessibles à différents types d'utilisateurs dans un large éventail d'industries comme l'agriculture, la logistique, la médecine et les médias ainsi que l'avènement d'applications avancées telles que la télédétection, ont encore contribué à la demande croissante de ces véhicules aériens [4, 5].

Ces véhicules aériens utilisent des algorithmes de planification de trajectoire qui reposent sur le système mondial de navigation par satellite GPS pour fournir une localisation globale et planifier leurs opérations autonomes. Cependant, le GPS seul ne permet pas d'éviter les obstacles, ce qui nécessite l'intégration de capteurs supplémentaires comme des caméras ou des capteurs inertiels pour cette fonction spécifique. La localisation en temps réel par GPS permet aux drones de être à jour leurs plans de mission et de naviguer dans des environnements complexes, leur offrant une grande autonomie dans diverses conditions de vol et de manœuvrabilité [6, 7].

Cependant, la plupart des récepteurs GPS pour drones civils sont vulnérables aux attaques d'usurpation d'identité [8]. Les erreurs de localisation résultant de l'usurpation d'identité pourraient alors conduire le véhicule aérien autonome à un emplacement erroné.

Puisque le signal de positionnement du système GPS équipant les drones civils serait potentiellement facile à imiter, sa sécurité ainsi que les techniques de réponse à ces attaques méritent donc qu'on s'y intéresse.

1.2 Le système de positionnement global

Le système de positionnement global (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 [32]. 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)[32]. 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 1.1). 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.

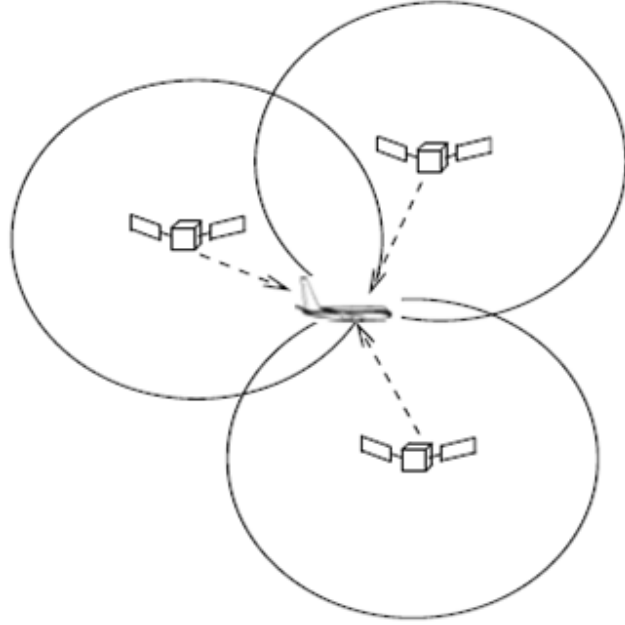


FIGURE 1.1 Intersection des sphères de propagation des satellites GPS.

Comme le montre la figure 1.2, 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 1.3 et 1.4 [33][85]. 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 [32].

$$d_i = c \cdot T_i \tag{1.1}$$

$$= \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2} + \eta, \tag{1.2}$$

$$= \|p - p_i\| + \eta, \tag{1.3}$$

Où :

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

$p = \begin{bmatrix} x & y & z \end{bmatrix}^\top$ 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) :

$$\begin{bmatrix} 2(p_2 - p_1)^\top \\ 2(p_3 - p_1)^\top \\ 2(p_4 - p_1)^\top \end{bmatrix} p + \begin{bmatrix} 2(d_1 - d_2) \\ 2(d_1 - d_3) \\ 2(d_1 - d_4) \end{bmatrix} \eta = \begin{bmatrix} (d_1^2 - d_2^2) - (\|p_1\|^2 - \|p_2\|^2) \\ (d_1^2 - d_3^2) - (\|p_1\|^2 - \|p_3\|^2) \\ (d_1^2 - d_4^2) - (\|p_1\|^2 - \|p_4\|^2) \end{bmatrix} \quad (1.4)$$

Pour résoudre ce système comportant quatre inconnues $(p, \eta) = (x, y, z, \eta)$, il est nécessaire d'utiliser une équation originale de pseudodistance 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.

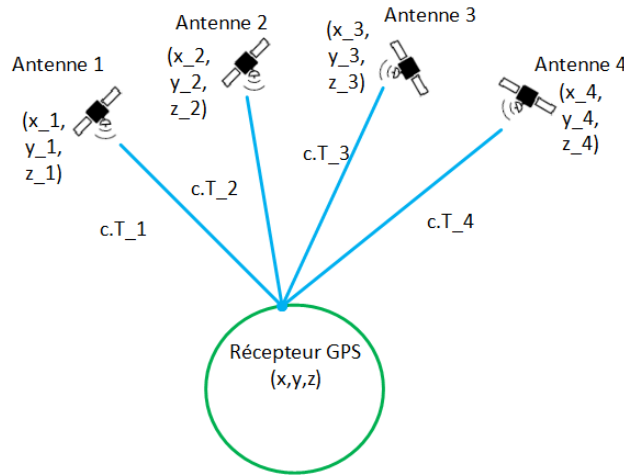


FIGURE 1.2 Principe de trilatération du GPS à partir de quatre antennes satellites.

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 1.3. 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.

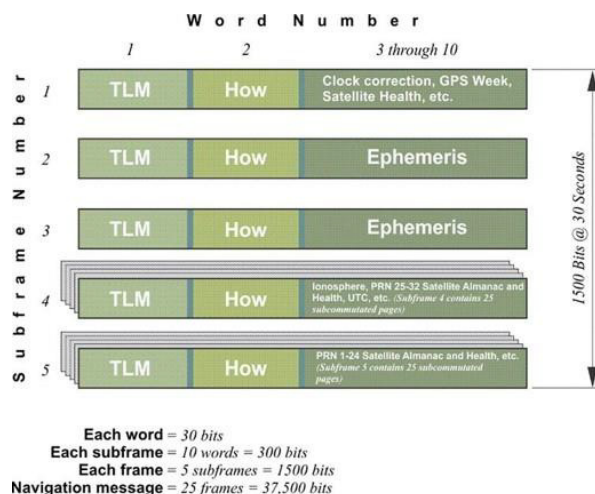


FIGURE 1.3 Structure des messages de navigation satellitaire [33].

La structure des satellites de navigation est quant à elle illustrée à la figure 1.4. 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 1.4 : 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 [35]. 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 [35].

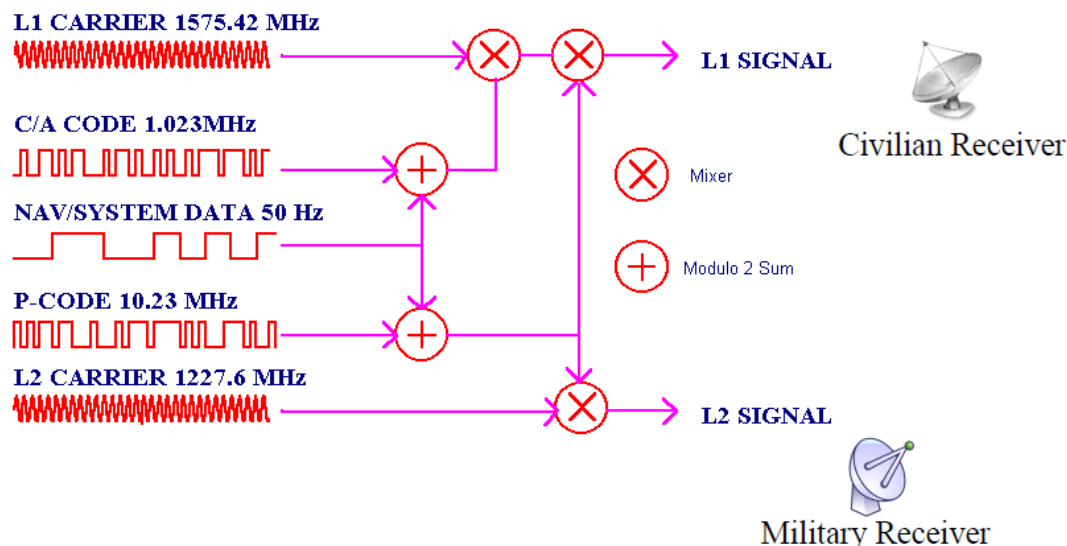


FIGURE 1.4 Structure du signal satellite GPS [33].

1.3 Problématique

Étant donné l'importance de la fonction intégrale du système GPS dans la société et les préoccupations concernant les vulnérabilités potentielles dudit système, la sécurité devient une exigence cruciale, en particulier à la lumière des risques posés par les cyber-attaques. Les signaux GPS sont vulnérables à diverses formes d'interférences et d'attaques, qui peuvent compromettre la précision et la fiabilité des signaux. Deux des attaques de cybersécurité les plus efficaces sont l'usurpation d'identité et le brouillage [8]. Ces attaques d'usurpation impliquent la transmission de signaux GPS artificiels par des utilisateurs malveillants capables de tromper le récepteur GPS du drone, ce qui a pour effet de bloquer les informations factuelles sur son emplacement et son mouvement. En revanche, les attaques par brouillage impliquent la transmission de signaux de bruit qui peuvent interférer avec les signaux GPS authentiques, les rendant indisponibles ou peu fiables. Un scénario d'attaque d'usurpation

du signal GPS est illustré en figure 1.5, où initialement, les satellites GPS envoient des signaux originaux que le drone traite via son système de pilote automatique pour naviguer et planifier sa trajectoire à l'aide d'un système de contrôle au sol. Puis, les malveillants, via des techniques de cyber-attaque, génèrent des signaux d'usurpation ou de brouillage, perturbant le fonctionnement régulier du drone et le faisant dévier de sa trajectoire prévue. Ces attaques peuvent alors avoir de graves conséquences, car elles peuvent entraîner une dérive du drone par rapport à sa trajectoire réelle ou même un dysfonctionnement entraînant une destruction ou perte du drone [1].

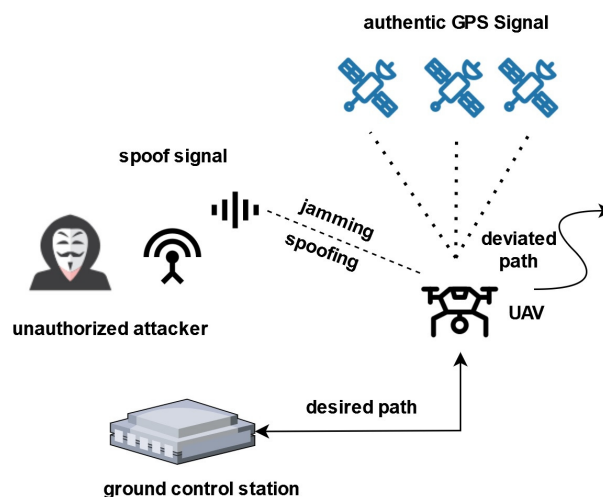


FIGURE 1.5 Scénario d'attaque d'usurpation et brouillage du GPS sur un système drone [10].

Nonobstant la recherche étendue et continue dans les mécanismes de protection des GPS contre les cyber-attaques, le déploiement de technologies de navigation alternatives est limité. Relativement peu de drones civils sont équipés d'une technologie complémentaire qui pourrait servir de système de navigation et de positionnement secondaire en cas de défaillance ou d'attaque de leur système GPS. Les véhicules aériens civils sans pilote équipés de GPS continuent, pour la plupart, de dépendre fortement de la disponibilité et de la résilience du GPS. Par conséquent, compte tenu des conditions opérationnelles dynamiques et variables des véhicules aériens civils sans pilote, il est crucial d'identifier et d'étudier les paramètres GPS de ces véhicules, ainsi que les techniques de navigation et de positionnement combinant la navigation par GPS et les signaux issus du système de navigation inertiel [54] ou de l'odométrie visuelle inertielle [55]. Cette exploration pourra contribuer de manière significative à la compréhension des effets de l'usurpation et du brouillage du GPS sur un véhicule aérien sans pilote dans divers contextes opérationnels, ce qui pourrait permettre de concevoir des

algorithmes efficaces contre ces attaques cybernétiques.

La vulnérabilité aux attaques de type usurpation et brouillage peut également permettre à un utilisateur malveillant de prendre le contrôle du drone et de mener des activités illicites, telles que l'espionnage dans des zones non autorisées comme des aéroports ou des propriétés privées. Cependant, des méthodes de protection contre ces attaques pour les véhicules aériens militaires sans pilote ont été proposées. Il s'agit notamment des méthodes de contrôle d'accès aux signaux GPS basées sur des techniques cryptographiques [3], employant le standard de chiffrement/déchiffrement RSA [11]. D'autres approches, comme la détection de la puissance des signaux GPS, ont été intégrées dans les systèmes de navigation des véhicules aériens militaires sans pilote [4]. L'objectif principal de ces méthodes est de détecter les attaques d'usurpation de GPS en utilisant des paramètres tels que l'angle, la force, la phase du signal et d'autres caractéristiques spécifiques [4].

Nous avons vu précédemment que le GPS est divisé en parties civile et militaire avec deux types de codes pseudo-aléatoires. Le code militaire P(Y), étant crypté, offre une sécurité accrue. Cependant, de nombreuses recherches cherchent à résoudre les problèmes de sécurité du code civil C/A par des approches de cryptage, mais les résultats expérimentaux restent insatisfaisants.

Sur la base des éléments ci-dessus, l'étude des vulnérabilités aux attaques d'usurpation et de brouillage du GPS pour les drones civils est essentielle, car elle implique des enjeux économiques (pertes financières), humains (risques pour la vie humaine) et environnementaux (déclenchement d'incendies de forêt par des acteurs malveillants). Il est donc nécessaire de renforcer la robustesse des systèmes de navigation et de positionnement des drones civils et d'accorder une attention comparable à celle des systèmes militaires.

1.4 Revue de la littérature

En raison de l'utilisation croissante des véhicules aériens sans pilote ces dernières années, les recherches sur les attaques d'usurpation de GPS des drones civils se multiplient. Kerns et al [12] et Seo et al [14] ont respectivement vérifié que les attaques d'usurpation de GPS peuvent être appliquées avec succès aux véhicules aériens sans pilote civils. Selon leurs expériences, la navigation et le positionnement des drones civils sont gravement affectés par les attaques d'usurpation de leur GPS. Ces attaques d'usurpation de GPS peuvent dérouter le plan de navigation du drone et entraîner son acquisition par les malveillants [12]. Malgré diverses restrictions dans l'espace aérien, il n'en demeure pas moins que les malveillants peuvent toujours compter sur des attaques d'usurpation de GPS pour interférer avec le vol et même provoquer

le crash des drones. Shepard et al [13] ont développé et testé avec succès des algorithmes basés sur les systèmes radars pour attaquer les drones pendant une longue période. De toute évidence, l'attaque par usurpation de GPS est un problème de sécurité important dans le vol des drones civils.

1.4.1 Les vulnérabilités cybernétiques des véhicules aériens sans pilote

L'architecture des drones comprend des capteurs et des actionneurs qui communiquent avec le système de contrôle au sol via une liaison sans fil. De part cette architecture de drone, on distingue deux catégories d'attaques des drones : le vecteur d'attaque physique et le vecteur d'attaque logicielle [23].

Le vecteur d'attaques physiques se produit lorsqu'il y a un contact physique avec le drone, comme la destruction d'un drone par arme à feu, la collision d'un drone avec un autre drone et la capture d'un drone par un autre équipement physique. En revanche, dans le vecteur d'attaque logicielle, les pirates attaquent un drone de manière analytique. On distingue les attaques sur le système de communication du drone et les attaques sur le système d'exploitation qui contrôle ses fonctions de base et détermine ses paramètres de vol tels que la vitesse, l'altitude, etc [23]. Ces attaques entraîneraient la perte de l'autonomie du drone ou tout simplement perte totale du drone par le malveillant qui obtiendrait alors des informations privées du propriétaire du drone. L'étude de la vulnérabilité de ces attaques de type logiciel constitue la taxonomie des cyberattaques.

En effet, la taxonomie des cyberattaques est un moyen très intéressant et utile d'étudier les cyberattaques possibles [24]. Il en existe diverses études de la taxonomie des cyberattaques sur les drones dans la littérature [24][25]. Les auteurs de [25] ont d'ailleurs développé un simulateur appelé *UAVnet* pour la modélisation et l'analyse des menaces. Il en est ressorti que certaines vulnérabilités sont la vulnérabilité d'authentification, la vulnérabilité d'autorisation et la vulnérabilité de validation d'entrée qui pourraient entraîner des attaques de type DOS ou attaques par déni de service (DOS : *Denial of Service*) rendant le drone inaccessible lors de son déploiement.

Enfin, vue la multitude de cyber-attaques possibles sur les drones, on en recense les principales ci-dessous :

1. Brouillage ou usurpation des données GPS : ces attaques peuvent entraîner la perte du drone ou le contournement de sa trajectoire par le malveillant. En effet, le GPS est indispensable à l'itinéraire de la plupart des drones grand public qui utilisent alors des signaux GPS pour leur géolocalisation. Cependant, le système GPS des drones présente des failles de sécurité importantes notamment du fait que les calculs de localisation

GPS des drones civils sont facilement accessibles et non encryptés [23]. De plus, les signaux satellitaires sont également vulnérables aux cyberattaques qui peuvent alors les bloquer sans grands effort par des émissions de signaux de corruption [23]. Les attaques d'usurpation de GPS ont été évoquées de manière exhaustive avec des propositions de contre-mesures dans la littérature [26]. L'une de ces contre-mesures consiste à sécuriser le GPS par les méthodes de contrôle d'accès implémentées dans les drones militaire. Ces méthodes empêcheraient alors aux malveillants d'accéder aux ressources logiciels et matériels du GPS.

2. Brouillage ou usurpation des données de transmission des drones via le réseau sans fil : le drone transmet des données à la station de contrôle au sol via une connection sans fil. La liaison de données et de contrôle sans fil entre la station au sol et le drone est souvent sujet à diverses cyberattaques. Les attaques sur les liaisons de données peuvent consister en une divulgation non autorisée de communication, un brouillage des signaux de contrôle au sol, un déni de service et une usurpation des signaux de contrôle au sol. Les contre-mesures comprennent des liaisons sans fil cryptées entre les stations au sol et le drone. Les tendances actuelles des techniques cryptographiques telles que le chiffrement (clé symétrique et clé publique), l'authentification, les signatures numériques, le contrôle d'accès, etc., sont couvertes dans [27] et exigent des drones d'être mis à jour avec les derniers algorithmes cryptographiques éprouvés.
3. Il existe de nombreuses autres cyberattaques telles que la manipulation des images capturées par le drone, l'injection de données de capteur falsifiées, le matériel/logiciel malveillant et l'attaque du système d'attribution de mission des drones.

Comme exemple de drone militaire, on trouve dans les secteurs de la défense, le drone militaire de type *Predator* représenté à la figure 1.6 [18]. Ce type de drone est très utilisé par l'armée américaine et peut être équipé de nombreux capteurs différents, mais aussi de roquettes et d'autres types de munitions et charges utiles [19].



FIGURE 1.6 Exemple de drone militaire de type *Predator* [19].

Comme exemple de drone civil, on trouve dans l'industrie, le drone quadricoptère de type *Phantom* représenté à la figure 1.7. Ce type de drone est souvent destiné à un usage récréatif, ce qui rend son fonctionnement plus pratique avec une cellule de batterie rechargeable. Le drone *Phantom* est livré avec une caméra et peut être contrôlé à l'aide d'un téléphone intelligent ou d'un module internet sans fil [20]. Le téléphone intelligent peut également contrôler l'appareil photo pour se déplacer et prendre des photos ou enregistrer une vidéo.



FIGURE 1.7 Exemple de drone civil de type *Phantom* [20].

1.4.2 Techniques de l'usurpation et brouillage du capteur GPS et contre-mesures pour véhicules aériens sans pilote

Dans cette section, nous présentons les travaux passés et actuels sur les techniques d'interférence (usurpation et brouillage) des capteurs GPS des drones ainsi que leurs contre-mesures.

1.4.2.1 Techniques de l'usurpation et brouillage du capteur GPS pour véhicules aériens

Plusieurs attaques d'interférence aux signaux GPS ont été démontrées et discutées dans la littérature. En ce qui concerne, l'intégration GPS-INS, Gao et Li [6] ont développé un modèle mathématique basé sur l'usurpation directe pour les récepteurs de signaux de navigation par satellite GNSS (en Anglais GNSS : *Global Navigation Satellite System*) étroitement couplés. Ils ont pris en compte les paramètres de l'état actuel du drone puis le devier progressivement. La stratégie de déviation plus lente s'est avérée efficace pour tromper plusieurs stratégies de contre-mesures d'usurpation. Guo et al. [36] ont conçu un algorithme d'usurpation secrète sur un drone qui utilise un récepteur GPS avec filtres d'estimation. Les auteurs ont créé un signal GPS contrefait qui analyse la trajectoire possible du drone, créant ainsi une trajectoire falsifiée dynamique et performante. Bien qu'efficaces, les travaux de Gao et Li [6] et Guo et al. [36] sont une approche basée sur la simulation et n'ont pas été testés sur une plateforme physique de drone.

Wang et al. [37] ont souligné la présence d'environnements sans satellite GPS. Les scénarios dans leur étude dépendent de divers plans opérationnels des systèmes UAV en fonction des besoins et applications du drone. Les environnements sans GPS sont des zones avec moins de satellites GPS en vue. Cette carence de satellites pourrait rendre difficile l'obtention des signaux authentiques de position du GPS qui devient alors vulnérable à l'usurpation d'identité.

Basan et al. [38] ont mené des attaques d'usurpation de GPS des drone et observé les paramètres liés au GPS du point de vue des drones. Les auteurs ont étudié les journaux embarqués pour identifier une attaque par usurpation basée sur les précisions de position horizontale et verticale et le nombre de satellites utilisés pour un correctif. Les expérimentations ont révélé que chaque attaque par usurpation a une signature en termes de paramètres qui sont affectés. Cependant, les auteurs n'ont pas discuté des effets des attaques d'usurpation basées sur la radio définie par logiciel (en Anglais SDR : *Software-Defined Radio*), qui impliquent l'utilisation de plusieurs SDR pour usurper un système UAV.

Néanmoins, 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. Dans cette optique, 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. Ces avantages de la technologie SDR pourraient penser à faire d'elle une bonne candidate garantissant flexibilité et évolutivité des récepteurs GPS. 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. Cependant, tout comme on pourrait utiliser les techniques SDR pour détecter l'usurpation d'identité [39], elles pourraient être également utilisées comme technique d'usurpation d'identité de GPS. Dans ce sens, Wang et al. [28] ont développé un projet open source "Simulateur de signal GPS défini par logiciel" (GPS-SDR-SIM)[29] pour générer un flux de données GPS avec de fausses positions et les transmettre via les plateformes SDR HackRF [30] et BladeRF [31]. En effet, 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, HackRF. Via cette technique, les auteurs ont ainsi réussi à usurper les signaux GPS vers un téléphone portable et une montre intelligente, déplaçant alors leurs positions de Pékin en Chine vers un emplacement à Nagoya au Japon.

Comme autre technique, la modélisation mathématique et les techniques basées sur le contrôle et commande impliquent l'utilisation de cadre de contrôle pour détecter les interférences au signal GPS des drones civils. Dans ce sens, Panice et al. [41] 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 (en anglais SVM : *Support Vector Machine*). Dans ces travaux, les techniques SVM qui sont un ensemble de techniques d'apprentissage automatique supervisé (en anglais : *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 [41]. 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 [42].

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. [43] 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'usurpation. 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. [44] 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.

L'effet des attaques par injection des fausses données sur l'estimation et le contrôle de l'état des drones a été proposé pour la première fois dans [40]. Chen et al. [40] 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 [40]. 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 en accélération lente (en anglais : *slow acceleration*) et n'ont pas été testés sur une plateforme physique de drone. En effet, ces méthodes de mesure supplémentaires se concentrent 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 d'identité 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 [54], l'erreur cumulative de ces capteurs (biais) engendrerait au fil du temps une dérive (en anglais : *drift*) des signaux odométriques de l'IMU aussi bien en accélération lente qu'en accélération rapide (en anglais : *high acceleration*) du système robotique ou autonome [55]. 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 [54][55][59].

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. [75] 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 GNSS 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 GNSS 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. [75] n'a pas été conçue pour les systèmes d'hybridation GPS et VIO non linéaires.

D'autres méthodes liées à cette utilisation des caméras montés sur les drones pour la localisation de ceux-ci ont été examinées. Hong et Lim [76] traitent de l'initialisation robuste et de

l'estimation en à temps réel du système d'odométrie visuelle inertielle, mais ne dispose pas de mesures GPS pour corriger et évaluer l'écart. Oleynikova et al. [77] 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 [74] est de vérifier l'efficacité d'un algorithme de détection de l'interférence du GNSS 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. Toutes ces études sont basées sur les techniques de localisation et cartographie visuelles simultanées (en anglais 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 permettent alors d'obtenir une estimation plus précise de la trajectoire locale et par conséquent de la position du robot [78].

L'étude présentée dans ce document s'inspirera alors des résultats des travaux de Bryne et al.[72] et de Jaegle et al.[86], puis proposera une plateforme de systèmes GPS, IMU et VIO hybridés dont l'algorithme de localisation du drone par imagerie sera basée sur les techniques d'odométrie visuelle incluant un ou plusieurs observateurs non linéaires pour la détection et la contre-mesure à toute interférence du GPS aussi bien en accélération lente qu'en accélération rapide.

1.4.2.2 Contre-mesures : Hybridation des capteurs de navigation par filtrage ou observation 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*) [56] et les filtres de Kalman UKF (en anglais UKF : *Unscented Kalman*

Filter) [57], qui sont basés sur un filtrage approximatif de la variance minimale. Un autre estimateur utilisé pour résoudre le problème de vulnérabilités des systèmes navigation aux cyberattaques, également très différent de ceux basés sur la théorie de la stabilité, est le filtre à particules (en anglais PF : *Particle Filter*) [66], 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 [58] à [60] 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 standard de l'industrie basées sur EKF [61] - [64], MEKF [56] 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 PF, qui exige un nombre d'échantillons simulés (particules) élevé et par conséquent une charge de calcul élevé 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 brouillage des systèmes de navigation des drones civils qui sont de plus en plus miniaturisés.

Dans [58] - [60], les gains fixes des observateurs NLO déterminés par les technique de contrôle comme le placement de pole (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 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 différents (exemple : la fréquence d'échantillonnage des signaux GPS est supérieure à celle des signaux IMU), être asynchrones ou être retardées. Quelques réponses sont données dans [65] par la mise en oeuvre 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 ([67], Ch. 11.3.4), similaire aux étapes de mise à jour des

variables estimées dans un filtre de kalman ([68], Ch. 4.2). Des idées similaires peuvent être utilisées pour traiter les mesures retardées, lorsque le retard est connu [69][70][71].

Nonobstant les travaux sus-mentionnés, aucune étude combinant l’usurpation ou brouillage des signaux GPS et les contre-mesures basées à la fois sur l’hybridation GPS et odométrie inertielle et sur l’hybridation GPS, IMU et odométrie inertielle visuelle avec des capteurs de navigation à fréquence d’échantillonnage différente, n’a été proposée pour des trajectoires réelles des véhicules aériens autonomes et civils. À ce constat principal, viennent se greffer d’autres interrogations non moins importantes. Quelles sont les performances de robustesse des plateformes intégrées GPS/INS d’une part et GPS/INS/Caméra d’autre part estimant à la fois la dynamique rotationnelle (orientation) et la dynamique translationnelle (position et vitesse linéaire) du drone par couplage d’observateur non linéaire d’attitude et observateur non linéaire de la dynamique translationnelle ?

1.5 Objectifs de recherche

Ce projet de mémoire s’inscrit dans les stratégies d’analyse de la vulnérabilité, de génération et de détection de cyber-attaques, ainsi que de déploiement des contre-mesures à ces cyber-attaques de type usurpation d’identité et brouillage du système GPS des véhicules aériens civils sans pilote. Il se structure autour de deux volets principaux.

Le premier volet consiste en l’étude de la vulnérabilité des systèmes GPS installés sur les véhicules aériens civils sans pilote, notamment leur vulnérabilité aux attaques de type usurpation et brouillage du GPS. Cela implique une analyse approfondie des signaux GPS ainsi que de ceux des systèmes de navigation alternatifs, tels que le système de navigation inertielle (INS) et le système d’odométrie visuelle inertielle (VIO).

Le deuxième volet consiste en la mise en œuvre des contre-mesures à ces vulnérabilités. Pour ce faire, des familles d’algorithmes intégrant les données GPS et INS, puis GPS, INS et VIO, seront développées. Ces algorithmes seront évalués à travers des simulations numériques et des résultats expérimentaux basés sur des jeux de données réels.

1.6 Contributions du mémoire

Pour atteindre les objectifs de recherche établis à la section 1.5 et répondre aux questions de recherche soulevées lors de la revue de littérature, les contributions de recherche sont divisées en deux parties : contributions préliminaires réalisées dans le cadre du projet de mémoire (INF6111 ou équivalent) et les contributions finales à réaliser dans le cadre du mémoire

(GEN6021).

1.6.1 Première partie : Projet de Mémoire

Les contributions ci-dessous réalisées dans la première partie de ce mémoire et qui constitue le projet de mémoire sont basées sur les données de navigation simulées :

1. Implémentation d’algorithmes d’injection et détection de l’usurpation et brouillage des signaux GPS pour drones civils, puis simulation incluant les contre-mesures sus-mentionnés.
2. Implémentation d’algorithmes de contre-mesures aux attaques GPS par implémentation d’observateurs à compensations non linéaires discrets pour les architectures GPS et IMU hybridées, puis GPS, IMU et VIO hybridées en exploitant la théorie de conception des observateurs non linéaire présente dans la littérature pour systèmes robotiques et avions commerciaux [54][72] [73][86]
3. Étude comparative de la performance et de la robustesse des algorithmes de contre-mesures proposés pour plateformes GPS et IMU hybridées vs GPS, IMU et VIO hybridées, à partir des trajectoires cinématiques simulées en accélération lente et rapide : les résultats découlant de cette étude constitueront les résultats préliminaires de notre objectif de recherche

1.6.2 Deuxième partie : Mémoire GEN6021

Les contributions envisagées sont :

1. Étude du banc d’essai de calibration et d’acquisition des signaux réels de navigation d’un drone civil tel qu’indiqué dans [79]
2. Calibration, mise à jour et test de robustesse des observateurs à compensations non linéaires développés lors du projet de mémoire, à partir d’un ensemble de données réels de trajectoires cinématiques d’un drone civil tel qu’indiqué dans [79].
3. Discussions et contribution scientifique

1.7 Organisation du document

Ce rapport est organisé en 3 parties. Le chapitre 1 présente le contexte du mémoire. Nous mettons l’accent sur les deux aspects de cette étude. Tout d’abord, les techniques d’usurpation du système GPS sont présentées. Enfin, la fusion du système GPS et les systèmes de

navigation inertielle IMU et VIO comme contre-mesure à l'usurpation du GPS des drones civils est détaillée.

La seconde partie de ce rapport décrite dans le chapitre 2 est consacrée d'abord au développement du modèle d'usurpation par injection de fautes ainsi qu'à la détection de l'usurpation basée sur l'erreur quadratique entre la position mesurée par le GPS et la position estimée. Enfin, la modélisation du système de navigation de drone assistée par GPS et IMU puis le système de navigation assistée par GPS, IMU et VIO a été élaborée comme stratégie de contre-mesure à l'usurpation du GPS. Pour cela, nous décrivons le modèle de filtrage pour couplage léger entre la dynamique translationnelle et la dynamique rotationnelle puis nous insistons sur ses spécificités. Cette étude aboutit à une stratégie de filtrage non linéaire efficace par fusion de trois systèmes de capteurs de navigation pour résoudre le problème d'estimation par fusion de GPS et IMU.

La troisième partie de ce rapport , formée du chapitre 3, développe et implémente les algorithmes d'usurpation, de détection de l'usurpation du GPS ainsi que les contre-mesures. Une formulation d'une plateforme hétérogène à trois couches logicielles est adoptée où les paramètres du modèle de filtrage sont déterminés *à priori* et où tous les trois systèmes de capteurs de navigation (GPS, IMU et VIO) contribuent à accroître la robustesse et la précision du système de navigation hybride.

CHAPITRE 2 MODELES MATHÉMATIQUES

2.1 Introduction

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 [80]. Les systèmes de positionnement par satellites, apparus dans les années 1960 [80], 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) [45].

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.

À l'origine contrôlés exclusivement depuis le sol, les systèmes de drones sont devenus de plus en plus sophistiqués, capables de voler de manière autonome grâce aux plans de vol pré-programmés des systèmes de navigation aérienne autonomes. 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. On voit alors que l'absence de GPS pourrait être partiellement compensée par les mesures fournies par le système INS, et vice-versa, mais avec des limites en termes de fidélité et de précision.

D'autre part, la solution de contre-mesure par fusion du capteur GPS à la plateforme IMU ne garantit pas des performances de robustesse en cas d'erreurs simultanées, comme une dérive importante des signaux IMU et une interférence du signal GPS.

Pour relever ces défis, nous étudions une approche intégrant les trois catégories de systèmes de navigation mentionnées : GPS, IMU et vision. Nous évaluons leur degré de fidélité et de précision comme une alternative potentielle à la fusion uniquement basée sur GPS et IMU. Dans ce sens, nous présentons dans cette section le modèle mathématique du système de navigation des drones, en considérant d'une part les architectures à deux catégories fusionnées (GPS et IMU ou GPS et INS) et, d'autre part, les architectures intégrant trois catégories fusionnées (GPS, IMU et vision ou GPS, INS et vision).

2.2 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. 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. Dans cette section, nous présentons les référentiels de navigation couramment utilisés et les méthodes de représentation de l'orientation des drones.

2.2.1 Les repères de navigation

Les principaux référentiels utilisés en navigation inertielle sont illustrés à la figure 2.1.

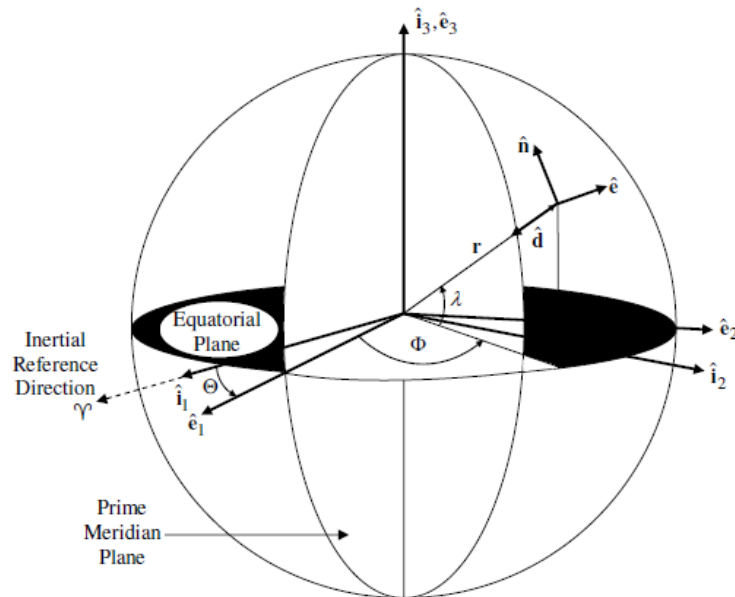


FIGURE 2.1 Repères de navigation inertielle [47].

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 [47].
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 [47].
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} [47].
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 [47].

2.2.2 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.

2.2.2.1 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 [52] :

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

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

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

Où $q_0 = \cos(\gamma/2)$, $q = k \sin(\gamma/2)$, 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 :

$$R(Q) = (q_0^2 - \|q\|^2)I_3 + 2qq^\top + 2q_0sk(q)$$

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

$$sk(q) = \begin{bmatrix} 0 & -q_3 & q_2 \\ q_3 & 0 & -q_1 \\ -q_2 & q_1 & 0 \end{bmatrix}.$$

La matrice $sk(q)$ 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 .

2.2.2.2 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 :

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

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, Matlab, etc.

2.3 Vulnérabilités du GPS et méthodes de détection

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 [32][33]. 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 1.3 au taux binaire de 50 bit/s [33] et

aux fréquences de canal telle qu'illustrée à la figure 1.4. Sachant que ces signaux GPS peuvent être déroutés ou perturbés par des malveillants, cette section se consacre au développement des modèles de génération et de détection de l'usurpation du système GPS.

2.3.1 Modèle de génération de l'usurpation du GPS

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 1.5, 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 mesurant 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

$$p_{sp} = p_{gps} + \eta_{sp} \quad (2.1)$$

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 :

$$\begin{cases} p_{sp_x} = p_{gps_x} + \eta_{sp_x} \\ p_{sp_y} = p_{gps_y} + \eta_{sp_y} \\ p_{sp_z} = p_{gps_z} + \eta_{sp_z} \end{cases} \quad (2.2)$$

Toute usurpation/brouillage consistera alors à transmettre le système de valeurs de l'équation 2.2 au drone civil à la fréquence d'échantillonnage du récepteur GPS du drone.

2.3.2 Modèle de détection de l'usurpation du GPS

Comme on le verra plus tard, les techniques d'observation non linéaires permettront d'estimer la position du drone en fonction des systèmes de capteurs GPS, IMU et VIO avec un écart relativement faible par rapport à la position fournie par le système satellite GPS.

On s'appuie alors sur cette position estimée pour détecter toute attaque d'usurpation ou brouillage du système GPS du drone civil.

Pour s'assurer de l'usurpation ou interférence effective du système GPS et par conséquent 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. En l'occurrence, on calcule la somme des erreurs quadratiques moyennes (en anglais RMSE : *Root Mean Square Error*) passées et présentes entre N données de la position estimée et de la position du GPS. Puis si l'écart est supérieur à un seuil de confiance prédéfini, alors le GPS est déclaré usurpé ou brouillé et la stratégie de contre-mesure est alors activée.

Soient $p_{gps} = [p_{gps_x} \ p_{gps_y} \ p_{gps_z}]^T$ la position fournie par le GPS et $\hat{p} = [\hat{p}_x \ \hat{p}_y \ \hat{p}_z]^T$ la position estimée. Sachant que le système de navigation est échantillonné à haute fréquence, l'erreur quadratique entre ces deux positions pour N données correspondant au nombre d'échantillons de IMU par fréquence d'échantillonnage du GPS est telle que :

$$\begin{cases} Err_{px} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (p_{gps_x}[k] - \hat{p}_x[k])^2}{N}} \\ Err_{py} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (p_{gps_y}[k] - \hat{p}_y[k])^2}{N}} \\ Err_{pz} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (p_{gps_z}[k] - \hat{p}_z[k])^2}{N}} \end{cases} \quad (2.3)$$

L'équation 2.3 constitue alors le modèle de détection de l'attaque à l'usurpation ou brouillage du GPS, dont l'algorithme est développé à la section 3.2.

2.4 Modélisation du système de navigation des drones

2.4.1 Navigation Inertielle (INS)

La principale limitation du GPS est sa sensibilité aux variations de l'environnement de propagation. Les systèmes de navigation inertielle, qui fonctionnent de façon autonome, forment une alternative intéressante et sont aujourd'hui utilisés aussi bien sur les drones militaires que civils.

2.4.1.1 Contexte et défis des systèmes INS

Le système de navigation INS des drones est un système d'aide à la navigation du véhicule. Comme le montre la figure 2.2, le système INS comprend deux parties principales : la centrale inertielle IMU et l'ordinateur de navigation.

L'IMU comprend les capteurs de navigation tels que 3 gyroscopes pour la mesure de la vitesse angulaire (ω) et 3 accéléromètres pour la mesure de l'accélération linéaire (a) dans le système de coordonnées du drone [46].

Les accéléromètres fournissent des informations sur la dynamique du véhicule alors que les gyroscopes permettent de définir le repère de mesure [46]. Pour les systèmes dits à plate-forme stabilisée, les sorties des gyroscopes 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 mobile.

Les capteurs inertiels mesurent des forces et des moments, soit conformément aux principes fondamentaux de la dynamique, des vitesses angulaires et des accélérations. A partir de ces sorties capteurs, le calculateur ou ordinateur de navigation procède aux intégrations et changements de repères et de référentiels nécessaires pour effectuer le calcul de positionnement.

Cependant, l'erreur divergente induite par le processus d'intégration de l'accélération à la vitesse linéaire par exemple, nécessite des capteurs absolus comme le système de positionnement global GPS afin de limiter la dérive [49]. Nombreuses activités de recherche sur l'hybridation des systèmes IMU et GPS ont démontré que le système INS assisté par GPS offre une certaine stabilité sous diverses conditions météorologiques [50]. Par ailleurs, l'hybridation IMU et GPS ne garantirait pas des performances et robustesse globales de navigation en cas d'indisponibilité du GPS due à une attaque de type usurpation ou brouillage. Pour ces raisons, nous présentons alors dans cette section les deux modèles d'hybridation d'abord GPS et IMU pour mettre en évidence les limites du système IMU comme alternative de localisation du véhicule en cas d'usurpation ou brouillage du GPS, puis GPS, IMU et Vision comme alternative de navigation en cas d'usurpation du GPS et dérive des capteurs du système IMU.

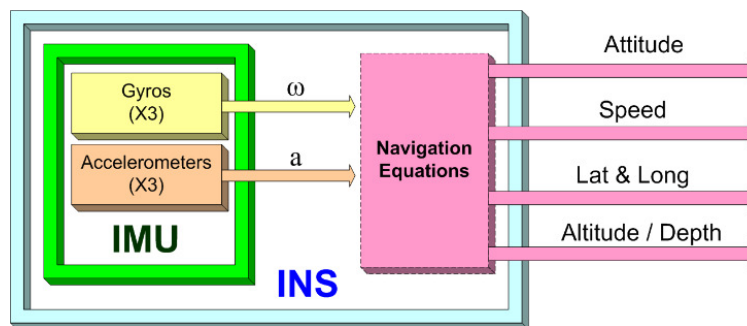


FIGURE 2.2 Architecture système INS [46].

2.4.1.2 Modèle mathématique du système INS

Le modèle mathématique du système INS encore appelé odométrie inertielle est le modèle de navigation qui permet à partir des mesures de l'accéléromètre et du gyroscope dans le repère du drone (*Body Axes*) et de leur transformation dans le repère inertielle par les matrices de transformation telle que définie à la section 2.2.2, d'estimer la position, la vitesse et l'orientation du drone dans le référentiel inertielle terrestre. Puisque nous considérons une architecture IMU *strapdown*, alors le modèle d'odométrie inertielle est resumé comme illustré à la figure 2.3 où la discrétisation des paramètres sus-mentionnés se fera par la méthode d'intégration discrète d'Euler [51].

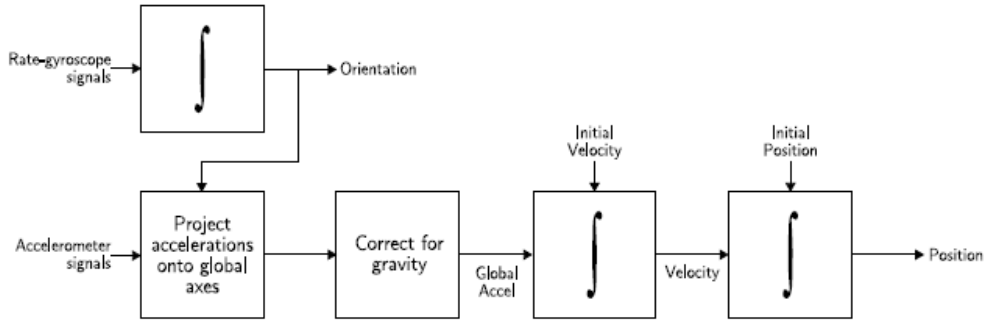


FIGURE 2.3 Architecture continue de l'odométrie inertielle [51] .

Dans la figure 2.3, 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 inertielle fixe \mathcal{I} . Il s'agit d'un vecteur défini tel que $q = [s_q \ r_q]^\top$ 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 $q^* = [s_q \ -r_q]^\top$. Soient deux quaternions q et h . Le produit de quaternion est défini tel que [59] :

$$q \otimes h = \begin{bmatrix} s_q s_h - r_q^\top r_h \\ s_q r_h + s_h r_q + r_q \times r_h \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Le modèle de la dynamique navigationnelle est alors défini comme suit [52] :

$$\dot{p} = v \quad (2.5)$$

$$m\dot{v} = mg + F \quad (2.6)$$

$$\dot{q} = \frac{1}{2}q \otimes \begin{bmatrix} 0 & \omega \end{bmatrix}^\top \quad (2.7)$$

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 2.2.2.

F est la force appliquée sur le drone dans le référentiel \mathcal{I} et fonction de l'accélération linéaire du drone selon l'équation

$$F = mRa \quad (2.8)$$

Où a est l'accélération linéaire du centre de masse du drone et exprimée dans le référentiel mobile du drone \mathcal{B} .

En substituant l'expression de la force F exprimée par l'équation 2.8 dans l'équation 2.6 et en simplifiant, on obtient le modèle d'état de navigation inertielle ci-dessous :

$$\dot{p} = v \quad (2.9)$$

$$\dot{v} = g + Ra \quad (2.10)$$

$$\dot{q} = \frac{1}{2}q \otimes \begin{bmatrix} 0 & \omega \end{bmatrix}^\top \quad (2.11)$$

2.4.2 Architecture d'hybridation des systèmes IMU et GPS

Hypothèse :

1. Dans cette architecture, pour les besoins de simulation, nous supposons que le signal du capteur magnétomètre du système IMU n'est pas disponible.

L'hybridation GPS et IMU est une technique souvent utilisée dans les systèmes de navigation et de positionnement pour obtenir des données de position et de mouvement (translation et rotation) précises. Le système GPS et le système INS ou IMU se complètent bien car ils ont des forces et faiblesses opposées, et leur fusion permettrait d'obtenir une localisation plus fiable et stable, notamment en cas d'usurpation ou perte du signal GPS ou d'erreurs de dérive du système IMU.

Les deux techniques d'hybridation GPS et IMU les plus courantes dans la littérature sur la navigation 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*) [72].

L'hybridation par couplage léger met en jeu les estimés cinématiques issus du filtre de navigation GPS. 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 IMU se fait sans une interdépendance directe et stricte entre les deux systèmes de mesure. Dans cette configuration, le système GPS et le système IMU fonctionnent de manière relativement indépendante, et leurs données sont ensuite fusionnées pour obtenir une estimation de la position et de la trajectoire du véhicule [72]. 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.

L'hybridation par couplage étroit en revanche combine directement les données brutes des deux systèmes de capteurs GPS et IMU pour obtenir une estimation de position, de vitesse et d'orientation plus précise du véhicule. Dans l'hybridation serrée, le GPS fournit les données brutes de pseudodistances et de vitesse doppler directement depuis les satellites. Contrairement à l'hybridation par couplage léger, l'hybridation serrée intègre les mesures de GPS et les mesures du système IMU dans un modèle commun [72]. 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.

De plus, la mise en œuvre et le réglage de la fusion GPS et IMU 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 dif-

férentes. Pour ces raisons, dans le cadre de ce travail, nous optons alors pour l'architecture du système IMU et GPS fusionné 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 et telle que définie dans [72] et représentée en figure 2.4.

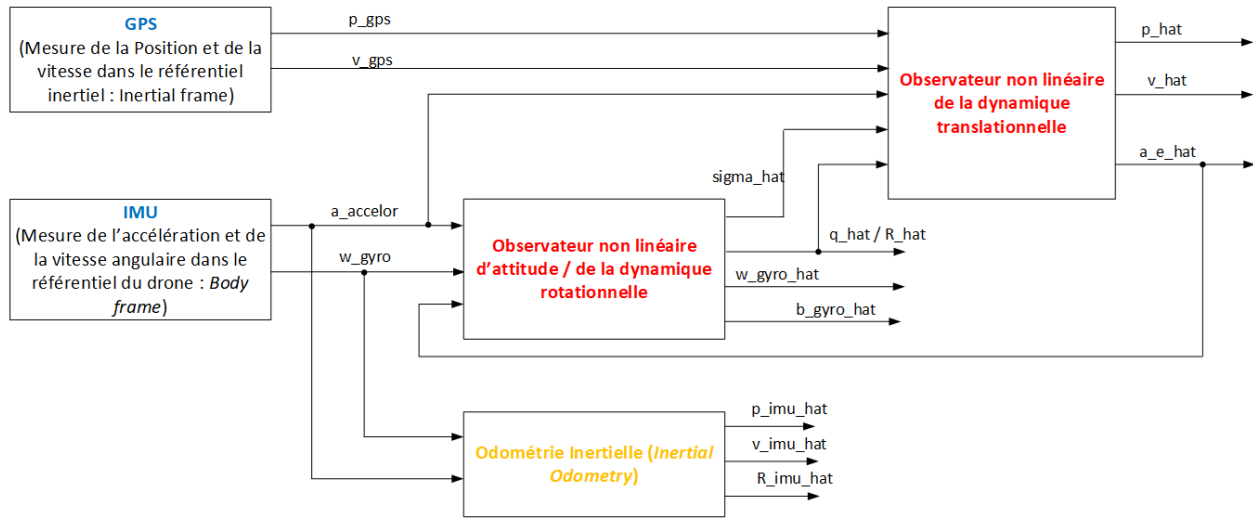


FIGURE 2.4 Architecture du système IMU et GPS intégré par couplage légers des observateurs non lineaires.

Dans l'architecture à la figure 2.4 nous considérons le modèle IMU dont les capteurs sont attachés au véhicule. Il s'agit du modèle IMU *strapdown*. Ainsi, les mesures fournies par l'accéléromètre et gyroscope sont dans le repère du drone (en anglais *body frame*).

La figure architecturale 2.4 comprend un ensemble de variables ci-dessous dont les modèles seront détaillés aux sections 2.4.2.1 et 2.4.2.2 :

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 [65].

2. Les mesures fournies par le GPS : p_{gps} et v_{gps} sont respectivement la position et la vitesse linéaires 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 [65].

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. Cette fusion se fait en utilisant la haute précision du GPS pour corriger la dérive du système IMU et la haute fréquence du système IMU pour combler les lacunes du GPS. Cela est réalisée à l'aide des filtres spécifiques, tels que les observateurs non linéaires, inspirés des techniques non linéaires de filtrage de Kalman comme le filtre de Kalman Étendu (EKF) [51] 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 ($a_{e-hat} : \hat{a}_e$) 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 estimée par $b_{g-hat} : \hat{b}_{gyro}$. Ces deux paramètres sont ensuite utilisés pour estimer la vitesse de rotation ($\omega_{imu-hat} : \hat{\omega}_{gyro}$) 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 ($p_{hat} : \hat{p}$), la vitesse linéaire ($v_{hat} : \hat{v}$) et l'accélération linéaire ($a_{e-hat} : \hat{a}_e$) 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 : Séparemment à l'architecture d'hybridation du GPS et IMU via les observateurs non linéaires de dynamique rotationnelle et dynamique translationnelle, nous rajoutons le modèle d'odométrie inertielle décrit à la section 2.4.1.2, pour les besoins d'analyse de performance des signaux estimés et filtrés par IMU seul.

Dans la figure 2.4, les sorties de l'odométrie inertielle sont :

- (a) L'orientation décrite par la matrice de rotation $R_{imu-hat} = \hat{R}_{imu}$ estimée comme indiqué à la figure 2.3 en intégrant l'équation cinématique du drone en rotation à l'aide des mesures du gyroscope ω_{gyro} .
- (b) La vitesse linéaire $v_{imu-hat} = \hat{v}_{imu}$ du drone est quant à elle estimée comme indiqué à la figure 2.3, par intégration d'*Euler* de l'accélération $a_{accelor}$.
- (c) La position $p_{imu-hat} : \hat{p}_{imu}$ 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.

2.4.2.1 Formulation du problème

On considère le modèle mathématique de la section 2.4.1.2 dont les équations 2.9, 2.10 et 2.11 décrivent la dynamique navigationnelle inertielle d'un drone quadrator [52]. On suppose que les mesures et calculs issus de ce modèle sont exemptes de bruits.

Pour tenir compte des bruits et perturbations (biais) des capteurs de la centrale inertielle IMU et se préparer à l'hybridation des systèmes IMU et GPS, nous définissons les modèles de mesure du gyroscope, de l'accéléromètre et du GPS comme suit :

1. Modèle de mesure des capteurs de la centrale inertielle IMU :

Le modèle des capteurs inertiels est basé sur la technologie *strapdown* dans laquelle le système IMU est attaché au repère mobile du drone [61]. D'où les modèles ci-dessous

de l'accéléromètre et du gyroscope dans le repère mobile du drone

$$a_{accelor} = a + b_{accelor} + \epsilon_{accelor} \quad (2.12)$$

$$\omega_{gyro} = \omega + b_{gyro} + \epsilon_{gyro} \quad (2.13)$$

b_* et ϵ_* représentent respectivement les biais et bruits du gyroscope, de l'accéléromètre et du système VIO. 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 [61].

Les dérives de l'accéléromètre et les biais peuvent être compensés par des techniques de calibration *à priori* et à temps réel telles qu'élaborées par Grip et al. [58]. Dans la suite de ce travail, nous négligerons les biais de l'accéléromètre qui sont compensés généralement par conception de l'accéléromètre [58]. En remplaçant l'accélération a par son expression tirée de l'équation 2.10 et en posant $b_{accelor} = 0$ on obtient alors le modèle ci-dessous des capteurs inertiels dans le repère mobile \mathcal{B} du drone comme suit :

$$a_{accelor} = R^\top(\dot{v} - g) + \epsilon_{accelor} \quad (2.14)$$

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

On supposera que le biais gyroscopique b_{gyro} est constant, et qu'il existe une constante connue $M_{b_{gyro}} > 0$ tel que : $\|b_{gyro}\|_2 \leq M_{b_{gyro}}$

2. Modèle du GPS :

On considère que le capteur GPS mesure la position et la vitesse linéaire du drone dans le référentiel inertielle \mathcal{I} selon le modèle d'équation ci-dessous :

$$p_{gps} = p + \delta_p \quad (2.16)$$

$$v_{gps} = v + \delta_v \quad (2.17)$$

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

2.4.2.2 Modèle continu des observateurs non linéaires

L'hybridation des systèmes IMU et GPS se fait à l'aide des observateurs non linéaires de la figure 2.4, 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 2.4 comprend deux caractéristiques :

La première caractéristique est que, contrairement aux techniques 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 est en accélération forte [72].

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 [54], étant donné un scalaire $c > 0$, on définit une fonction de saturation $\text{sat}_c(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ telle que [54] :

$$\text{sat}_c(x) = \min \left(1, \frac{c}{\|x\|} \right) x \quad (2.18)$$

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 [54] :

$$\text{Proj}(\cdot, \cdot) = P_c^\epsilon(\hat{\phi}, \mu) := \begin{cases} \mu, & \text{si } \|\hat{\phi}\| < c \text{ ou } \hat{\phi}^\top \mu \leq 0 \\ \left(I - \theta(\hat{\phi}) \frac{\hat{\phi} \hat{\phi}^\top}{\|\hat{\phi}\|^2} \right) \mu, & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.19)$$

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.

L'opérateur de projection $P_c^\epsilon(\hat{\phi}, \mu)$ est localement Lipschitz dans ses arguments [54] c'est-à-dire la fonction de projection est uniformément continue, bornée dans un domaine du voisinage donné et sa différentielle varie faiblement. Autrement dit, pour tout $\|\phi\| \leq c$, la projection $P_c^\epsilon(\hat{\phi}, \mu)$ satisfait, le long de la trajectoire $\dot{\hat{\phi}} = P_c^\epsilon(\hat{\phi}, \mu)$, $\|\hat{\phi}(0)\| \leq c + \epsilon$, les propriétés suivantes [55] :

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

1. Observateur d'attitude :

L'observateur non linéaire d'attitude de la figure 2.4 est basée sur les travaux de filtrage complémentaire élaborés par [65], [69] et [70] 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 2.4.2.4, est défini comme suit :

$$\dot{\hat{q}} = \frac{1}{2} \hat{q} \otimes \left[0 \quad (\omega_{gyro} - \hat{b}_{gyro} + \hat{\sigma}) \right]^\top \quad (2.20)$$

$$\dot{\hat{b}}_{gyro} = \text{Proj} \left(-k_I \hat{\sigma}, \|\hat{b}_{gyro}\|_2 \leq M_{\hat{b}_{gyro}} \right) \quad (2.21)$$

$$\hat{\sigma} = k_1 a_{accelor} \times \hat{R}^\top \text{sat}_{M_a}(\hat{a}_e) \quad (2.22)$$

La matrice de rotation estimée \hat{R} est calculée en fonction du quaternion unitaire estimée \hat{q} comme définie à la section 2.2.2.

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 : $\|\hat{b}_{gyro}\|_2 \leq M_{\hat{b}_{gyro}}$.

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 2.20.

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 2.22 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 :

$$\underline{a}_{accelor} = \frac{a_{accelor}}{\|a_{accelor}\|} \quad (2.23)$$

$$\underline{\hat{a}}_e = \frac{\text{sat}_{M_a}(\hat{a}_e)}{\|\text{sat}_{M_a}(\hat{a}_e)\|} \quad (2.24)$$

D'où $\hat{\sigma}$ devient :

$$\hat{\sigma} = k_1 \underline{a}_{accelor} \times \hat{R}^\top \underline{\hat{a}}_e \quad (2.25)$$

Dans l'équation 2.25, 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} [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 [59].

2. Observateur TMO :

L'observateur non linéaire de la dynamique translationnelle TMO tel que représenté à la figure 2.4 est basée sur les travaux de Grip et al. [59]. Le modèle d'état de l'observateur non linéaire TMO, dont nous discuterons de la discrétisation à la section 2.4.2.4, est défini comme suit :

$$\dot{\hat{p}} = \hat{v} + \theta K_{pp}^0 (p_{gps} - \hat{p}) + K_{vp}^0 (v_{gps} - \hat{v}) \quad (2.26)$$

$$\dot{\hat{v}} = \hat{a}_e + g + \theta^2 K_{pv}^0 (p_{gps} - \hat{p}) + \theta K_{vv}^0 (v_{gps} - \hat{v}) \quad (2.27)$$

$$\dot{\hat{\xi}} = -\hat{R}sk(\hat{\sigma})a_{accelor} + \theta^3 K_{p\xi}^0 (p_{gps} - \hat{p}) + \theta^2 K_{v\xi}^0 (v_{gps} - \hat{v}) \quad (2.28)$$

$$\hat{a}_e = \hat{R}a_{accelor} + \xi \quad (2.29)$$

La matrice de rotation estimée \hat{R} est calculée en fonction du quaternion unitaire estimée \hat{q} et fourni par l'observateur non linéaire d'attitude à l'observateur TMO comme indiqué à la figure 2.4.

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 [59].

\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 [59] 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 [72].

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

$$K^0 = \begin{bmatrix} K_{pp}^0 & K_{vp}^0 \\ K_{pv}^0 & K_{vv}^0 \\ K_{p\xi}^0 & K_{v\xi}^0 \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

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.

2.4.2.3 Sélection des gains des observateurs non linéaires

Pour déterminer les gains des observateurs d'attitude et TMO, on met les équations 2.26, 2.27, 2.28 et 2.29 sous forme canonique de représentation d'état dans l'espace temporel continu telle que :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + B(t)u(t) + D + K(y(t) - C\hat{x}(t)) \\ y(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (2.31)$$

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

$$\begin{cases} \hat{x} = [\hat{p} \quad \hat{v} \quad \xi]^\top \\ u = [a_{accelor} \quad -sk(\hat{\sigma})a_{accelor}]^\top \\ y = [p_{gps} \quad v_{gps}]^\top \end{cases}$$

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 :

$$\begin{aligned} k_1 &> 0 \\ k_I &> 0 \end{aligned}$$

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* (équation 2.32) [72] :

$$\dot{P} = AP + PA^\top + BQ_{var}B^\top - PC^\top R_{var}^{-1}CP \quad (2.32)$$

$$K = K^0 = P(C)^\top R_{var}^{-1} \quad (2.33)$$

La résolution de l'équation 2.32 dite équation de *Riccati* consiste à minimiser l'erreur quadratique moyenne des estimations, sous l'hypothèse que le bruit est gaussien [72], 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.

$$Q_{var} = \text{blockdiag}(S_a, S_{\hat{\sigma}}) \quad (2.34)$$

$$R_{var} = \text{blockdiag}(S_p, S_v) \quad (2.35)$$

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 (dans le cas de la fusion GPS et IMU) et en fonction du bruit de la caméra (dans le cas de la fusion GPS, IMU et VIO), et la matrice de covariance R_{var} est liée aux bruits de mesure du GPS et du mouvement de translation linéaire fourni par lesystème 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 mesurées 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 techniques d'estimation adaptative pour déterminer et modifier Q_{var} et R_{var} en temps réel.

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

2.4.2.4 Modèle discret des observateurs non linéaires

Combiner des données provenant de capteurs échantillonnés à des fréquences différentes, comme le GPS, l'IMU ou le VIO, 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 et VIO (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 2.4.2.2 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 [65]. Comme dans [72], en supposant que T est suffisamment petit de sorte que $\hat{\omega}(t)$ reste constant entre les échantillons, la discrétisation de l'équation 2.20 à chaque pas k est telle que :

$$\hat{q}[k] = e^{\left(\frac{T}{2}\Omega(\hat{\omega}[k])\right)}\hat{q}[k-1] \quad (2.36)$$

Où

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

On normalise ensuite le quaternion de l'équation 2.36 pour obtenir le quaternion unitaire :

$$\hat{q}[k] = \frac{\hat{q}[k]}{\|\hat{q}[k]\|_2} \quad (2.37)$$

Comme dans [72], l'estimation du biais gyroscopique de l'équation 2.21 peut se faire selon la discrétisation de l'intégral telle que :

$$\hat{b}_{gyro}[k] = \hat{b}_{gyro}[k-1] - Tk_I \hat{\sigma}[k] \quad (2.38)$$

Finalement, la discrétisation de l'équation 2.25 à chaque pas d'échantillonnage k est :

$$\hat{\sigma}[k] = \begin{cases} k_1 \underline{a}_{accelor}[k] \times \hat{R}^\top[k-1] \underline{a}_e[k] & \text{si l'accéléromètre est disponible,} \\ 0_{3 \times 1} & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.39)$$

Les équations 2.37, 2.38 et 2.39 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 2.31 de la dynamique translationnelle du drone ainsi que l'équation 2.32 de *Riccati* et l'équation 2.33 du gain K de l'observateur. Puisque les équations 2.32 et 2.33 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 2.31 est alors discrétisée à chaque pas d'échantillonnage k telle que :

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

Où :

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

\hat{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 [72] :

$$A_d[k] = e^{AT} = \begin{bmatrix} I_3 & TI_3 & \frac{T^2}{2}I_3 \\ 0_{3 \times 3} & I_3 & TI_3 \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_3 \end{bmatrix} \quad (2.40)$$

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 [72] :

$$B_d[k] = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2}\hat{R}[k] & \frac{T^3}{6}\hat{R}[k] \\ T\hat{R}[k] & \frac{T^2}{2}\hat{R}[k] \\ 0_{3 \times 3} & T\hat{R}[k] \end{bmatrix} \quad (2.41)$$

$$D_d[k] = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} * g \\ T * g \\ 0_{3 \times 1} \end{bmatrix} \quad (2.42)$$

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 :

$$C[k] = \begin{bmatrix} I_3 & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_3 & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

Les équations 2.40, 2.41, 2.42 et 2.43 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 \hat{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 :

$$x^-[k+1] = A_d[k]\hat{x}^+[k] + B_d[k]u[k] + D_d[k] \quad (2.44)$$

$$P^-[k+1] = A_d[k]P^+[k]A_d^T[k] + B_d[k]Q_{var_d}[k]B_d^T[k] \quad (2.45)$$

Comme dans [72], 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'obsevateur TMO comme dans le cas du filtrage de *Kalman* discret [64] par :

$$K_d[k] = P^-[k]C^T[k] (C[k]P^-[k]C^T[k] + R_{var}[k])^{-1} \quad (2.46)$$

Finalement, si les mesures $y[k]$ du GPS sont disponibles à l'instant d'échantillonnage k , la mise à jour de l'état estimé \hat{x}^+ et de la solution de l'équation de *Riccati* P^+ est déduite des équations 2.44, 2.45 et 2.46 par :

$$\hat{x}^+[k] = x^-[k] + K_d[k] (y[k] - C[k]x^-[k]) \quad (2.47)$$

$$P^+[k] = (I_9 - K_d[k]C[k])P^-[k] \quad (2.48)$$

Nous discuterons de l'algorithme d'implémentation des observateurs non linéaires d'attitude et TMO discrétisés dans cette section au chapitre 3.

2.4.3 Architecture d'hybridation des systèmes GPS, IMU et VIO

2.4.3.1 Contexte de l'odométrie visuelle

L'odométrie visuelle (en anglais, *Visual Odometry* ou VO) 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 cyber-attaques, 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 [75, 76, 77].

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 $C_{0:k}$.

Pour effectuer cette estimation, plusieurs approches sont disponibles. Les approches basées sur les caractéristiques (*feature-based*) identifient des éléments visuels distinctifs (points, lignes, bords) dans les images, puis suivent leurs correspondances entre plusieurs vues. Les dépla-

cements des caractéristiques permettent d'estimer les transformations entre images [81]. Les approches directes exploitent directement les intensités de pixels pour minimiser une fonction d'erreur photométrique, sans étape explicite d'extraction de caractéristiques. Enfin, les méthodes basées sur le flux optique (*optical flow*) analysent le déplacement apparent des pixels dans une séquence d'images pour estimer la vitesse relative du véhicule et sa distance par rapport aux objets environnants [82].

Dans ce travail, nous utilisons le flux optique pour estimer les déplacements relatifs. En suivant le déplacement apparent des pixels dans l'image, le flux optique fournit une estimation des mouvements de rotation et de translation nécessaires pour reconstruire la trajectoire du drone. Ces estimations sont ensuite intégrées pour suivre la pose globale.

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. L'architecture d'hybridation des trois systèmes de capteurs GPS, IMU et VIO est similaire à l'architecture d'hybridation IMU et GPS de la figure 2.4 dans laquelle on rajoute le système VIO comme entrée additionnelle de navigation et qui aidera au positionnement du drone en cas d'usurpation ou brouillage du GPS. Le système VIO est alors connecté à l'observateur non linéaire TMO comme illustrée à la figure 2.5.

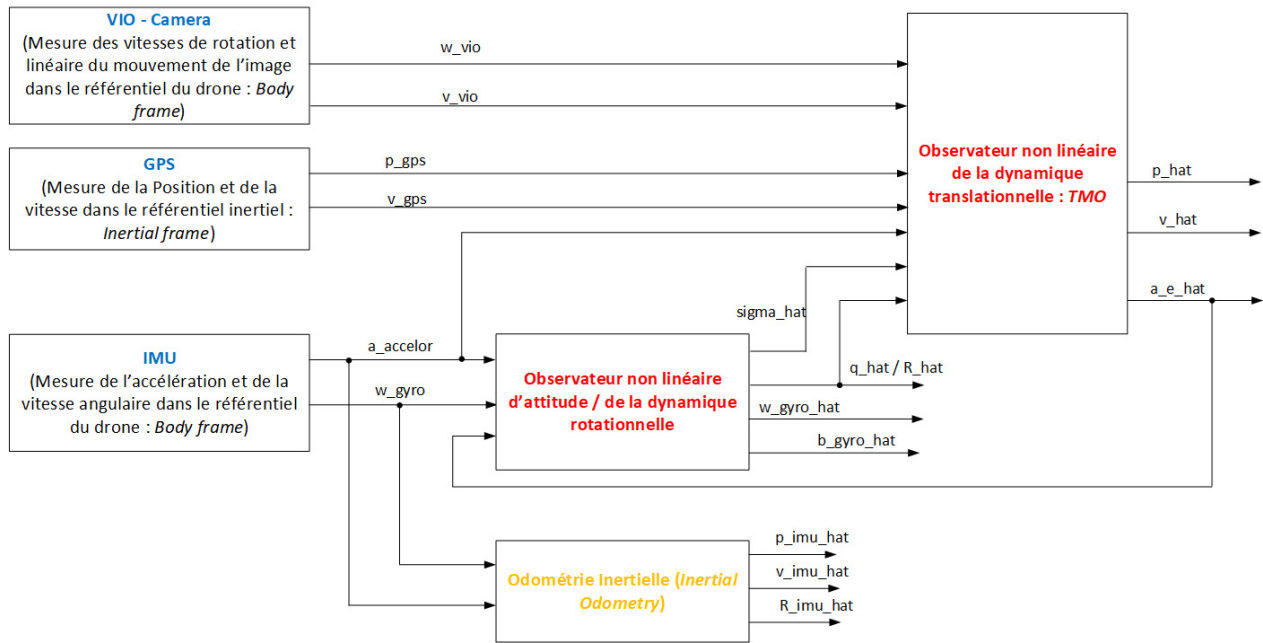


FIGURE 2.5 Architecture des systèmes IMU, GPS et VIO hybridés par couplage légers des observateurs non lineaires.

Le système VIO consiste à acquérir l'image de l'environnement du drone via la caméra installée sur le drone puis, à partir de l'approche basée sur le flux optique et les techniques d'optimisation, d'estimer la vitesse de rotation ω_{vio} et la direction de la vitesse linéaire dans le référentiel du drone représentée par le vecteur directeur unitaire v_{vio} .

Le traitement de l'image acquise par la caméra, basé sur l'approche de flux optique et les techniques d'optimisation tel qu'illustré en pointillé sur la figure 2.6, est hors de la portée de ce mémoire. Nous supposons que la technique produit la direction de la vitesse linéaire du drone dans le référentiel du drone et l'utilisons comme information additionnelle pour la navigation [73].

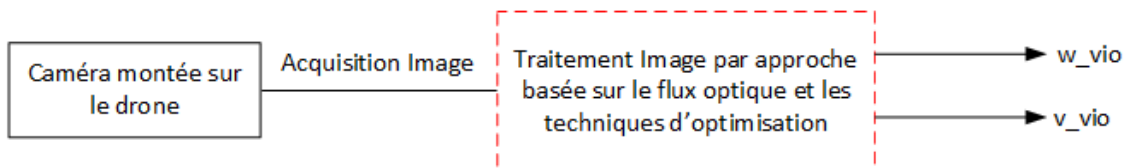


FIGURE 2.6 Architecture du système VIO.

2.4.3.2 Formulation du problème

La dynamique du système de navigation drone est identique à celle de la section 2.4.2.1 dans laquelle nous rajoutons le modèle du système VIO de la figure 2.6 pour enfin obtenir l'hybridation des trois capteurs de navigation telle qu'illustrée à la figure 2.5.

Pour des besoins de simulation, en considérant que la vitesse ω_{vio} et la direction de la vitesse linéaire du drone v_{vio} soient très faiblement bruités car elle résultent du processus d'optimisation et de flux optique comme illustrée à la figure 2.6, on obtient alors le modèle mathématique de la sortie du système VIO dans le repère du drone comme suit :

$$v_{vio}(t) = \frac{v_b(t)}{\|v_b(t)\|_2} + \delta_{vio} \quad (2.49)$$

$$\omega_{vio}(t) = \omega(t) + \epsilon_{vio} \quad (2.50)$$

Où la vitesse de rotation vraie de la scène est la vitesse de rotation vraie (en anglais : *ground true*) $\omega(t)$ du drone ;

ϵ_{vio} est le bruit du mouvement rotatif de la caméra et considérée comme étant très faible ;

δ_{vio} est le bruit du mouvement linéaire de la caméra également considérée comme étant très faible ;

$v_b(t)$ est la vitesse linéaire vraie du drone dans le référentiel du drone. Connaissant la vitesse linéaire vraie $v(t)$ du drone dans le référentiel inertiel et la matrice de rotation vraie R du système de navigation du drone, on a :

$$v_b(t) = R(t)^\top v(t) \quad (2.51)$$

Lors de la fusion comme illustrée à la figure architecturale 2.5, la matrice de rotation est estimée, on considère alors que l'estimation de la vitesse linéaire du système VIO dans le référentiel du drone se fait selon l'équation ci-dessous :

$$\hat{v}_b(t) = \hat{R}(t)^\top v(t) \quad (2.52)$$

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 $\Pi(v_{vio})$ du vecteur directeur mesuré v_{vio} dans un plan (P) orthogonal au vecteur v_{vio} . La matrice $\Pi(v_{vio})$ est définie par [73] :

$$\Pi(v_{vio}) = I_3 - v_{vio}v_{vio}^\top \quad (2.53)$$

La matrice de projection orthogonale $\Pi(v_{vio})$ permet de projeter tout vecteur sur un plan orthogonal à v_{vio} . Ainsi, le vecteur y_{vio} résultant de la projection de la vitesse estimée $\hat{v}_b(t)$ dans un plan orthogonal à v_{vio} et tel qu'illustré à la figure 2.7 est défini par :

$$y_{vio}(t) = \Pi(v_{vio})\hat{v}_b(t) \quad (2.54)$$

Puisque $v_{vio}(t)$ est le vecteur unitaire de direction de la vitesse linéaire du drone (sur la figure 2.7, en tenant compte du bruit, on suppose que $v_{vio}(t)$ est légèrement décalé de la vitesse linéaire vraie $v_b(t)$), $y_{vio}(t)$ représente alors l'erreur d'estimation entre la vitesse linéaire vraie du drone $v_b(t)$ et la vitesse estimée $\hat{v}_b(t)$.

L'approche VIO s'inscrit également dans une stratégie de minimisation de l'erreur entre la vitesse linéaire vraie et la vitesse linéaire VIO estimée dans le référentiel du drone. Dans le cas de notre étude, l'objectif est que la vitesse estimée $\hat{v}_b(t)$ soit égale à la vitesse vraie $v_b(t)$. Par conséquent 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 2.52 dans l'équation 2.54, il s'agit alors de résoudre le problème ci-dessous qui constitue la sortie virtuelle du système VIO dans le référentiel inertiel [78] :

$$y_{vio}(t) = \Pi(v_{vio})\hat{R}^\top v(t) = 0_{3 \times 1} \quad (2.55)$$

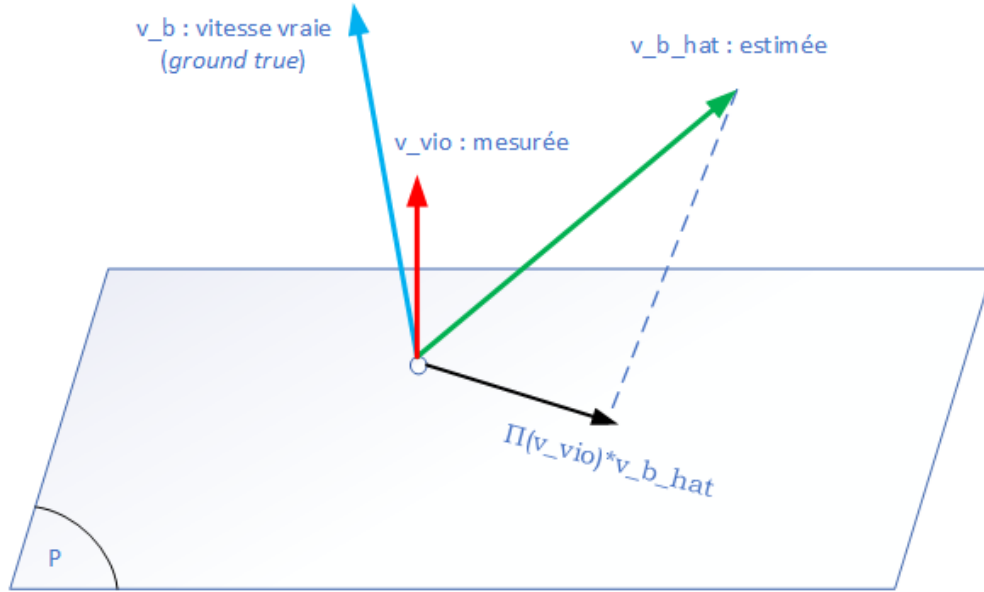


FIGURE 2.7 Illustration de la projection d'un vecteur dans un plan orthogonal.

2.4.3.3 Modèle de l'observateur non linéaire

Comme pour l'hybridation IMU et GPS, l'hybridation des systèmes IMU, VIO et GPS se fait à l'aide des observateurs non linéaires de la figure 2.5 dont la structure de la dynamique d'état est quasiment identique à celle des sections 2.4.2.2 et 2.4.2.4 d'hybridation IMU et GPS. En tenant compte de la sortie virtuelle du système VIO à l'équation 2.53 et de la vitesse de rotation de la scène capturée par la caméra et fournie par le système VIO comme défini à l'équation 2.55, les observateurs d'attitude et TMO fusionnant les trois systèmes de navigation IMU, GPS et Caméra du drone sont ci-dessous.

1. Observateur d'attitude :

La structure du modèle continu de l'estimateur d'attitude des équations 2.20, 2.21 et 2.22, ainsi que celle du modèle discret des équations 2.36, 2.37, 2.38 et 2.39 à la fréquence d'échantillonnage de l'IMU, sont les mêmes que dans le cas de l'hybridation IMU, GPS et Caméra. Par contre la vitesse de rotation estimée $\hat{\omega}$ à chaque pas d'échantillonnage k du système de navigation tient maintenant également compte de la vitesse de rotation ω_{vio} de la scène captée par la caméra. En supposant qu'il n'y a aucun biais sur le capteur de caméra, la vitesse $\hat{\omega}$ est définie par :

$$\hat{\omega}[k] = \omega_{av}[k] - \hat{b}_{gyro}[k-1] + \hat{\sigma}[k] \quad (2.56)$$

Où ω_{av} est la vitesse angulaire du système de navigation fusionnant les mesures de rotation fournies par le gyroscope et la caméra et en fonction du facteur de confiance de ces capteurs. La vitesse de rotation ω_{av} à chaque pas d'échantillonnage k est alors définie par :

$$\omega_{av}[k] = \lambda * \omega_{vio}[k] + (1 - \lambda) * \omega_{gyro}[k] \quad (2.57)$$

Le facteur de confiance $\lambda \in [0, 1]$ est choisi arbitrairement. Sachant que la vitesse de rotation ω_{vio} fournie par le système VIO est en pratique moins bruitée que la vitesse de rotation ω_{gyro} fournie par le gyroscope, on choisit généralement $\lambda \geq 0.5$.

Cette nouvelle expression de $\hat{\omega}$ à l'équation 2.56 sera alors peuplée dans l'estimation du quaternion et du quaternion unitaire $\hat{q}[k]$ des équations 2.36 et 2.37. Puis, l'estimée de la matrice de rotation $\hat{R}[k]$ qui est calculée en fonction du quaternion unitaire sera également déterminée.

2. Observateur TMO :

Dans le cas de l'hybridation IMU, GPS et VIO, la dynamique continue de navigation décrite par les équations 2.26 à 2.29 demeure la même. De même, les formules de calcul du gain discret et de la dynamique discrète de l'observateur TMO décrites par les équations 2.44, 2.45, 2.46, 2.47 et 2.48 remplissant les conditions de stabilité comme décrites à la section 2.4.2.3, sont quasiment les mêmes.

Comme pour l'hybridation IMU et GPS, en tenant compte du système VIO, l'observabilité de la position et de la vitesse linéaire du drone par fusion du GPS et du système VIO est décrite par la matrice d'observabilité $C[k]$ à chaque pas d'échantillonnage k . Sachant la sortie virtuelle du système VIO de l'équation 2.55, puis en ramenant l'équation 2.55 dans la matrice d'observation, considérant qu'on observe uniquement la vitesse linéaire pour le cas du système VIO, on obtient la matrice d'observabilité telle que :

$$C[k] = \begin{cases} \begin{bmatrix} I_3 & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_3 & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix} & \text{si GPS disponible,} \\ \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & \Pi(v_{vio}) \hat{R}^\top & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix} & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.58)$$

En cas de non disponibilité du système GPS, considérant la sortie virtuelle du système

comme étant nulle, l'état estimé $\hat{x}^+[k]$ du système à l'équation 2.47 devient :

$$\hat{x}^+[k] = x^-[k] + K_d[k] (0_{3 \times 3} - C[k]x^-[k]) \quad (2.59)$$

CHAPITRE 3 IMPLEMENTATION

3.1 Introduction

La stratégie d'implémentation de l'architecture de l'usurpation ou brouillage du système GPS ainsi que les contre-mesures consiste dans un premier temps à développer les algorithmes ci-dessous, puis à simuler l'ensemble comme illustré à la figure 3.1 :

- l'algorithme d'usurpation ou brouillage du GPS par injection des fautes sur le signal GPS ;
- l'algorithme de détection d'interférence sur le signal GPS
- les algorithmes de fusion des données de navigation comme réponse à ces attaques sur le système de positionnement du drone.

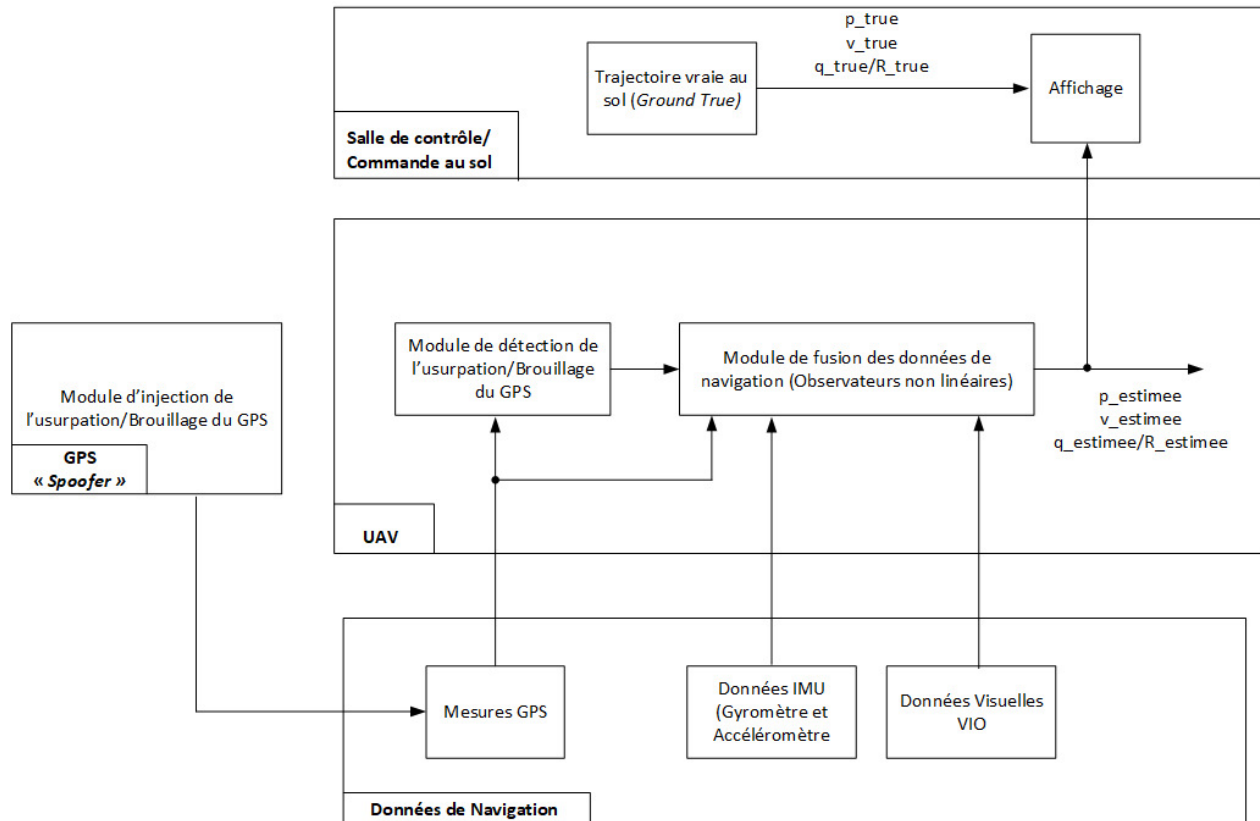


FIGURE 3.1 Plate-forme conceptuelle de simulation de l'usurpation/brouillage du GPS et contre-mesures

3.2 Algorithme de génération et détection d'usurpation ou brouillage du GPS

L'algorithme de génération d'usurpation consiste à implémenter le modèle de l'équation 2.2 pour usurper le signal GPS d'un drone civil à chaque période d'échantillonnage $T_{gps} = 1/f_{gps}$ du GPS et pendant un temps donné.

L'algorithme de détection consiste quant à lui à implémenter le modèle de détection d'usurpation du système GPS de l'équation 2.3. Sachant que la position est estimée en haute fréquence à la fréquence d'échantillonnage (f_{imu}) du système IMU et que le système GPS est acquis à chaque basse fréquence à la fréquence d'échantillonnage f_{gps} du GPS, la stratégie consiste alors à calculer l'erreur quadratique moyenne entre les données de position GPS p_{gps} et la position estimée \hat{p} pendant la période d'échantillonnage T_{gps} du GPS.

1. **Étape 1** : Initialisation des erreurs $Err_{px} = 0$, $Err_{py} = 0$ et $Err_{pz} = 0$ et du seuil de détection de l'usurpation du GPS Err_{max}
2. **Étape 2** : Calculer le nombre d'échantillons N de IMU par échantillon de GPS :

$$N = \frac{f_{imu}}{f_{gps}}$$

3. **Étape 3** : À chaque période T_{gps} , effectuer les opérations ci-dessous :

- (a) Acquérir $p_{gps} = \begin{bmatrix} p_{gps_x} & p_{gps_y} & p_{gps_z} \end{bmatrix}^\top$ la position fournie par le GPS et $\hat{p} = \begin{bmatrix} \hat{p}_x & \hat{p}_y & \hat{p}_z \end{bmatrix}^\top$ la position estimée.
- (b) Calculer les erreurs :

$$\begin{cases} Err_{px} = Err_{px} + \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (p_{gps_x}[k] - \hat{p}_x[k])^2}{N}} \\ Err_{py} = Err_{py} + \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (p_{gps_y}[k] - \hat{p}_y[k])^2}{N}} \\ Err_{pz} = Err_{pz} + \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (p_{gps_z}[k] - \hat{p}_z[k])^2}{N}} \end{cases}$$

(c) Détecter l'usurpation

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Si } Err_{px} > Err_{max} \text{ ou } Err_{py} > Err_{max} \text{ ou } Err_{pz} > Err_{max}, \\ \text{alors, GPS est usurpé,} \\ \\ \text{Sinon, le GPS n'est pas usurpé et on réinitialise les erreurs} \\ Err_{px} = Err_{py} = Err_{pz} = 0 \end{array} \right.$$

3.3 Algorithme des observateurs non linéaires d'hybridation des systèmes IMU et GPS / Hybridation des systèmes IMU, GPS et VIO

3.3.1 Algorithme de l'observateur numérique d'attitude

1. **Étape 1** : Initialisation :

- Initialisation du quaternion unitaire $\hat{q}[0] = [s_q[0] \ r_q[0]]^\top = I_4$ fonction des angles d'Euler (*Yaw, Pitch, Roll*) et de la latitude et longitude initiales.
- Initialisation du biais gyroscopique $\hat{b}_{gyro}[0] = 0_{3 \times 1}$
- Extraire $s_q[0]$ et $r_q[0]$ de $\hat{q}[0]$ et calculer la matrice de rotation initiale par :

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

2. **Étape 2** : Itération du pas d'échantillonnage k ;
3. **Étape 3** : Obtenir $\hat{a}_e[k]$ de l'observateur TMO ;
4. **Étape 4** : Obtenir $a_{accelor}[k], \omega_{gyro}[k], \omega_{vio}[k]$, respectivement de l'accéléromètre, du gyroscope et du système VIO et effectuer les calculs ci-dessous :

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

5. **Étape 5** : Obtenir $\hat{a}_e[k]$ de l'observateur TMO ;

6. **Étape 6** : Calculer les variables intermédiaires :

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

(a) Pour architecture d'hybridation des systèmes GPS et IMU :

$$\omega_{av}[k] = \omega_{gyro}[k]$$

(b) Pour architecture d'hybridation des systèmes GPS, IMU et VIO :

$$\begin{cases} \omega_{av}[k] &= \lambda * \omega_{vio}[k] + (1 - \lambda) * \omega_{gyro}[k] \\ \lambda &= 0.5 \end{cases}$$

7. **Étape 7** : Mettre à jour le quaternion

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

8. **Étape 8** : Effectuer une projection du biais gyroscopique et mettre à jour l'estimation du biais gyroscopique.

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

9. **Étape 9** : Calculer le quaternion unitaire

$$\hat{q}[k] = \frac{\hat{q}[k]}{\|\hat{q}[k]\|_2}$$

10. **Étape 10** : Extraire $s_q[k]$ et $r_q[k]$ de $\hat{q}[k]$ et calculer la matrice de rotation $\hat{R}[k]$ et transmettre le resultat de $\hat{R}[k]$ à l'observateur TMO

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

11. **Étape 11** : Incrémenter le pas d'échantillonnage : $k = k + 1$ et aller à l'étape 3.

3.3.2 Algorithme de l'observateur numérique de dynamique translationnelle TMO

1. **Étape 1** : Initialisation :

— Position initiale $\hat{p}[0] = \begin{bmatrix} \hat{p}_x[0] & \hat{p}_y[0] & \hat{p}_z[0] \end{bmatrix}^\top$ en fonction de la latitude et longitude initiales.

— Vitesse initiale $\hat{v}[0] = \begin{bmatrix} \hat{v}_x[0] & \hat{v}_y[0] & \hat{v}_z[0] \end{bmatrix}^\top$

— Initialiser la variable de couplage $\xi[0] = 0_{3 \times 1}$

— Initialiser l'état prédit $x^-[0] = \begin{bmatrix} \hat{p}[0] & \hat{v}[0] & \xi[0] \end{bmatrix}^\top$

— Initialiser la solution prédite de l'équation de Riccati $P^-[0] = \text{blockdiag}(Diag_3, Diag_3, Diag_3)$
Où $Diag_3$ est une matrice diagonale de dimension 3×3 .

2. **Étape 2** : Itération du pas d'échantillonnage k ;

3. **Étape 3** : Obtenir $\hat{R}[k]$ et $\hat{\sigma}[k]$ de l'observateur d'attitude ;

4. **Étape 4** : Obtenir l'accélération $a_{accelor}[k]$ de l'accéléromètre ;

5. **Étape 5** : **Si la mesure GPS est disponible** c'est à dire si le GPS n'est ni brouillé ni usurpé, alors effectuer les opérations suivantes :

— La matrice d'observabilité $C[k] = \begin{bmatrix} I_3 & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_3 & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix}$

— Appliquer la correction :

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

$$\hat{x}^+[k] = x^-[k] + K_d[k] (y[k] - C[k]x^-[k])$$

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

6. **Étape 6** : **Si la mesure GPS n'est pas disponible**, c'est à dire si le système GPS

est usurpé ou brouillé, alors effectuer les opérations suivantes :

- (a) Pour l'architecture d'hybridation des systèmes GPS et IMU

$$\begin{aligned}\hat{x}^+[k] &= x^-[k] \\ P^+[k] &= P^-[k]\end{aligned}$$

- (b) Pour l'architecture d'hybridation des systèmes GPS, IMU et VIO

- Obtenir la vitesse $v_{vio}[k]$ du système VIO
- Calculer la projection orthogonale $\Pi(v_{vio})[k]$ comme définie à l'équation 2.53
- Calculer la nouvelle matrice d'observabilité $C[k] = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & \Pi(v_{vio})[k] \hat{R}^\top[k] & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix}$
- Appliquer la correction :

$$\begin{aligned}K_d[k] &= P^-[k]C^\top[k](C[k]P^-[k]C^\top[k] + R_{var}[k])^{-1}, \\ \hat{x}^+[k] &= x^-[k] + K_d[k](0_{3 \times 3} - C[k]x^-[k]) \\ P^+[k] &= (I_9 - K_d[k]C[k])P^-[k]\end{aligned}$$

7. **Étape 7** : Calculer les variables d'état du système et l'accélération linéaire estimée dans le repère inertiel. Puis envoyer l'accélération estimée $\hat{a}_e[k]$ à l'observateur d'attitude :

$$\begin{aligned}\hat{p}[k] &= \hat{x}^+(1 : 3)[k] \\ \hat{v}[k] &= \hat{x}^+(4 : 6)[k] \\ \xi[k] &= \hat{x}^+(7 : 9)[k] \\ \hat{a}_e[k] &= \hat{R}[k]a_{accelor}[k] + \xi[k]\end{aligned}$$

8. **Étape 8** : Mettre à jour les matrices $A_d[k]$, $B_d[k]$ et $D_d[k]$ comme aux équations 2.40,

2.41 et 2.42 ainsi que la variable de commande $u[k]$ telles que :

$$A_d[k] = \begin{bmatrix} I_3 & TI_3 & \frac{T^2}{2}I_3 \\ 0_{3 \times 3} & I_3 & TI_3 \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_3 \end{bmatrix}$$

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

$$D_d[k] = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} * g \\ T * g \\ 0_{3 \times 1} \end{bmatrix}$$

$$u[k] = \left[a_{accelor}[k] \quad -sk(\hat{\sigma}[k])a_{accelor}[k] \right]^\top$$

9. **Étape 9** : Prédire l'état futur du système et de la solution de l'équation de Riccati pour le prochain pas d'échantillonnage comme aux équations 2.44 et 2.45 :

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

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

10. **Étape 10** : La théorie de Kalman exige que la matrice P soit positive et symétrique[72]. Par conséquent, on remplit cette exigence en forçant la symétrie de la matrice $P^-[k+1]$ selon l'équation :

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

11. **Étape 11** : Incrémenter le pas d'échantillonnage : $k = k + 1$ et aller à l'étape 3

3.4 Simulation et analyse des résultats

Dans cette section, on présente les résultats d'implémentation et simulation des algorithmes développées aux sections 3.2 et 3.3.

3.4.1 Trajectoires cinématiques linéaires et rotatives vraie au sol : *ground true*

On considère un drone se déplaçant dans un espace à trois dimensions selon la trajectoire de positionnement linéaire sous forme de huit (en anglais : *eight-shaped trajectory*) qui représente la position vraie au sol (en anglais *ground true position* dans le référentiel inertiel [55] :

$$p(t) = r * \begin{bmatrix} \cos(\varpi t) \\ \sin(2\varpi t)/4 \\ -\sqrt{3}\sin(2\varpi t)/4 \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

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

Où ϖ est défini selon qu'on simule en accélération lente ou en accélération rapide :

$$\begin{cases} \varpi = 0.1, & \text{si accélération lente} \\ \varpi = 0.5, & \text{si accélération rapide} \end{cases}$$

Par dérivation de l'équation 3.1, on obtient la trajectoire de la vitesse linéaire vraie au sol dans le référentiel inertiel, $v(t) = \frac{dp(t)}{dt}$:

$$v(t) = r * \begin{bmatrix} -\varpi \sin(\varpi t) \\ \varpi \cos(2\varpi t)/2 \\ -\sqrt{3}\varpi \cos(2\varpi t)/2 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

Par dérivation de l'équation 3.2, on obtient la trajectoire de l'accélération linéaire vraie au sol dans le référentiel inertiel, $a_e(t) = \frac{dv(t)}{dt}$:

$$a_e(t) = r * \begin{bmatrix} -\varpi^2 \cos(\varpi t) \\ -\varpi^2 \sin(2\varpi t) \\ \sqrt{3}\varpi^2 \sin(2\varpi t) \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

Le mouvement de rotation du drone autour du référentiel inertiel est décrit par la vitesse angulaire vraie [55] :

$$\omega(t) = \begin{bmatrix} \sin(0.001t + \pi) \\ 0.5 \sin(0.002t) \\ 0.1 \sin(0.003t + \pi/3) \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

Connaissant la vitesse angulaire vraie on calcule alors la matrice d'orientation vraie à chaque pas d'échantillonnage k du système IMU [54] :

$$R[k+1] = R[k] * e^{sk(\omega[k]T_{imu})} \quad (3.5)$$

Où $e^{sk(\omega[k]T_{imu})}$ est l'angle obtenue selon la formule de Rodrigues [54] pour une période d'échantillonnage T_{imu} du système IMU :

$$\begin{cases} e^{sk(\omega[k]T_{imu})} = I_3, & \text{si } \|\omega[k]\| = 0, \\ e^{sk(\omega[k]T_{imu})} = I_3 + sk(\omega[k]T_{imu}) \operatorname{sinc}(\|\omega[k]T_{imu}\|) + (sk(\omega[k]T_{imu}))^2 \frac{1 - \cos\|\omega[k]T_{imu}\|}{(\|\omega[k]T_{imu}\|)^2}, & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.6)$$

Finalement, la vitesse linéaire vraie de la caméra dans le repère du drone est définie par :

$$v_{btrue}(t) = R(t)^\top v(t) \quad (3.7)$$

3.4.2 Réglage des valeurs *à priori*

Pour la simuler les trajectoires cinématiques ci-dessus et tester les algorithmes des sections 3.2 et 3.3, On définit un ensemble de valeurs à priori comme suit :

1. Fréquences d'échantillonnage : On numérise et 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'accéléromètre et gyroscope sont acquises à la fréquence f_{imu} du système IMU, les mesures du GPS sont acquises à la fréquence f_{gps} du système GPS et les mesures du système VIO sont acquises à la fréquence f_{vio} du système VIO. 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
VIO	f_{vio} ou T_{vio}	20 ou 0.05
GPS	f_{gps} ou T_{gps}	2 ou 0.5

TABLEAU 3.1 Fréquence d'échantillonnage des capteurs de navigation IMU, GPS et VIO

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	$P^- [0]$	$blockdiag(I_3, I_3, I_3)$

TABLEAU 3.2 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 2.14, le modèle du capteur gyroscope décrit par l'équation 2.15, le modèle du GPS décrit par les équations 2.16 et 2.17, le modèle du système VIO décrit par les équations 2.49, 2.50 et 2.51.

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	Amplitude
IMU-Accéléromètre	$\epsilon_{accelor}$	0.01
IMU-Gyroscope	ϵ_{gyro}	0.01
GPS-Position	δ_p	0.01
GPS-Vitesse	δ_v	0.01
VIO-Angulaire	ϵ_{vio}	0.0001
VIO-Linéaire	δ_{vio}	0.0001

TABLEAU 3.3 Bruits de mesure des capteurs de navigation IMU, GPS et VIO

4. Choix des gains de l'observateur d'attitude : Comme indiqué à la section 2.4.2.2, 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 <i>à priori</i>		
Types de gains	Gains	Valeurs
Fréquence de coupure du filtre d'attitude	k_I	0.0001/4
Gain estimation du biais gyroscopique	k_I	1
Valeur limite accélération estimée	M_a	10

TABLEAU 3.4 Choix des gains de l'observateur d'attitude

5. Choix des gains de l'observateur TMO : Comme mentionné à la section 2.4.2.2, 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 2.31. Pour la simulation, le choix des matrices Q_{var} et R_{var} s'est fait par approche empirique par test intensif des données simulées pour minimiser l'erreur quadratique des estimations et de façon à ce que cette erreur converge asymptotiquement vers 0, garantissant alors la stabilité du véhicule aérien.

Le choix de la matrice Q_{var} est fonction du type d'hybridation des capteurs de navigation. En cas d'hybridation GPS, IMU et VIO, les gains de la matrice de covariance Q_{var} sont plus faible que dans le cas de l'hybridation GPS et IMU. Ceci s'explique par le fait qu'en hybridation GPS/IMU/VIO, l'erreur du processus de commande induite par la caméra est plus faible que l'erreur de processus de commande induite par l'accéléromètre dans le cas de la fusion GPS et IMU.

Puisque le choix de la matrice R_{var} est fonction du type de signal de sortie, on choisira également R_{var} en fonction du type d'hybridation : fusion GPS, IMU et VIO et fusion GPS et IMU. Sachant que les matrices Q_{var} et R_{var} sont choisies *à priori*, on calcule alors le gain de correction K_d à temps réel à chaque itération d'échantillonnage k .

Sélection des gains à <i>priori</i>			
Types d'hybridation	Types de gain	Gains	Valeurs
Fusion GPS et IMU	Matrice de covariance de sortie	R_{var}	$0.1 * I_6$
Fusion GPS, IMU et VIO	Matrice de covariance de sortie	R_{var}	$0.1 * I_3$
Fusion GPS et IMU	Matrice de covariance de commande	Q_{var}	$10 * I_6$
Fusion GPS, IMU et VIO	Matrice de covariance de commande	Q_{var}	I_6

TABLEAU 3.5 Choix des gains de l'observateur TMO

3.4.3 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 3.1 selon les scénarios ci-dessous :

1. Navigation sans usurpation du système GPS : On simule la navigation du véhicule aérien sur un rayon de $500[m]$ pendant $200[s]$ sans usurpation du système GPS en accélération lente et accélération rapide.
 - (a) Accélération lente : On considère la fréquence d'échantillonnage du GPS comme indiquée à la table 3.1 et on obtient :

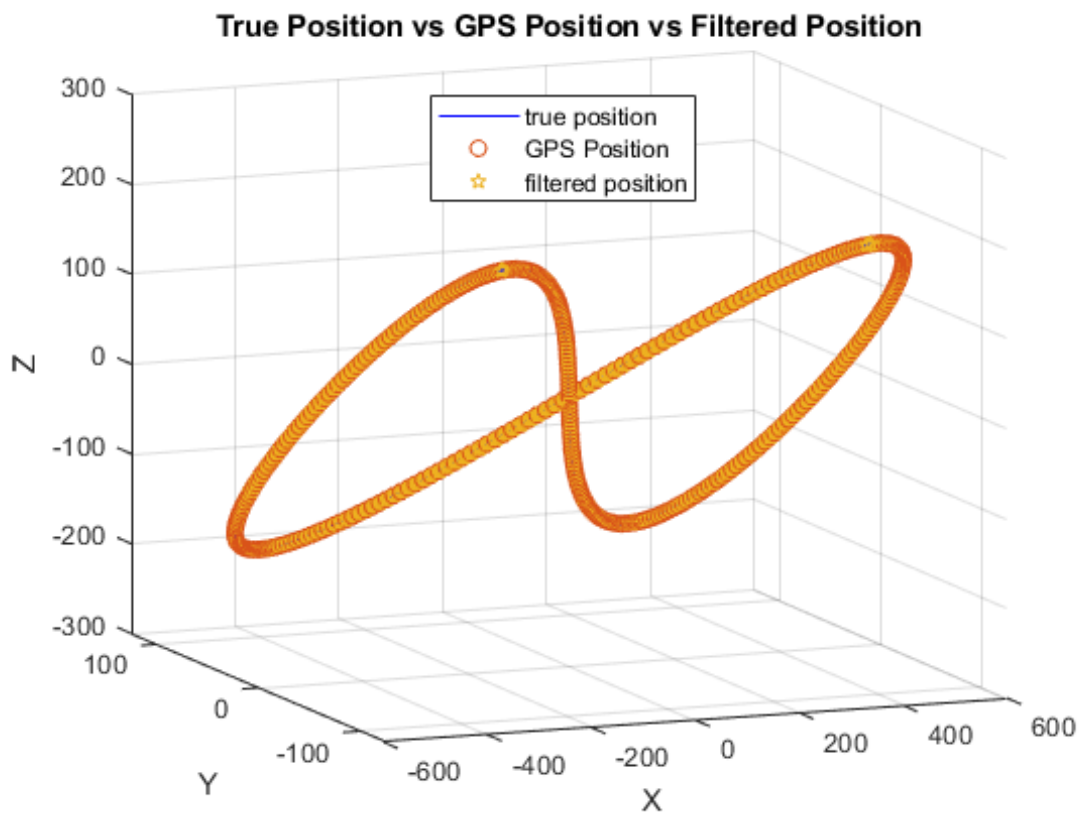


FIGURE 3.2 Trajectoire *8-Shaped* en trois dimensions 3D en accélération lente.

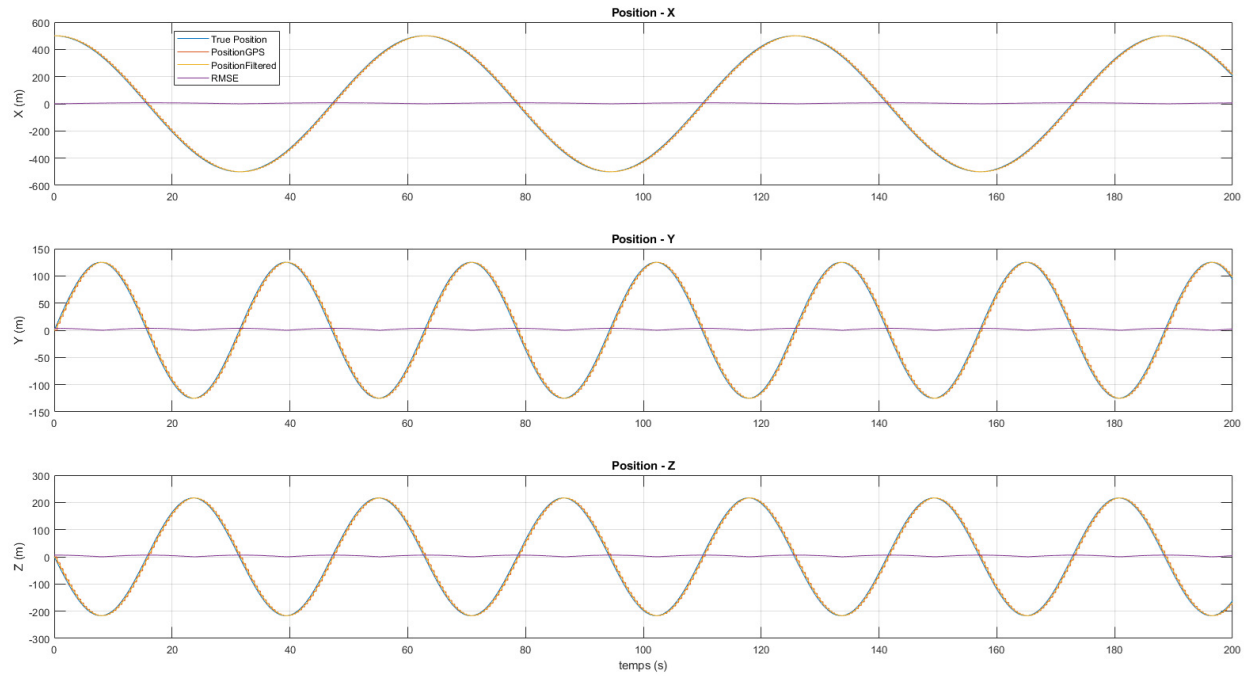


FIGURE 3.3 Position par le GPS vs Position Estimée vs Position Vraie en accélération lente.

- (b) Accélération rapide : On considère la fréquence d'échantillonnage du GPS comme indiquée à la table 3.1 et on obtient :

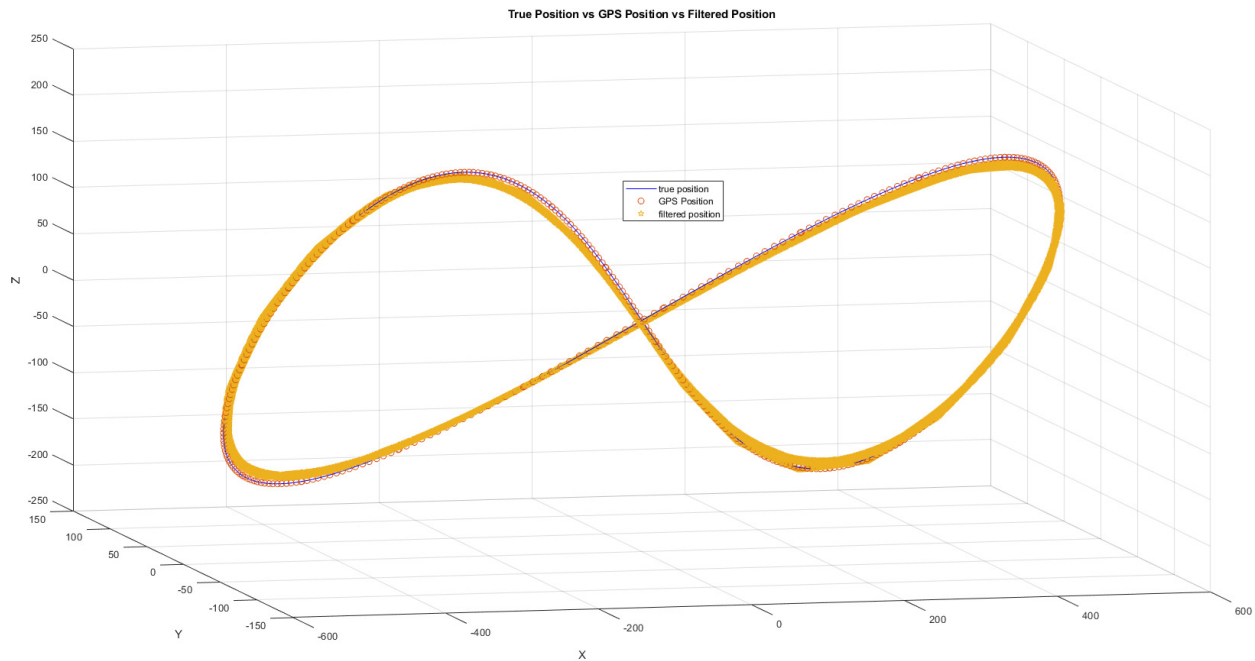


FIGURE 3.4 Trajectoire δ -Shaped en trois dimensions 3D en accélération rapide (GPS $2[Hz]$).

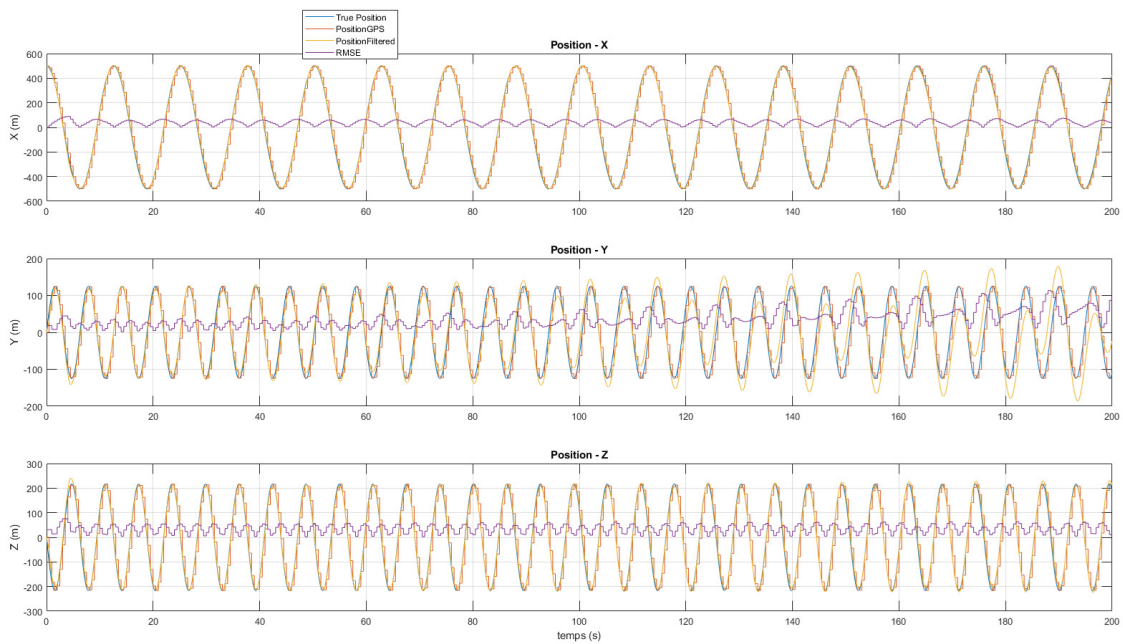


FIGURE 3.5 Position par le GPS vs Position Estimée vs Position Vraie en accélération rapide (GPS $2[Hz]$).

Pour une fréquence d'échantillonnage du GPS égale à $10[Hz]$ on obtient :

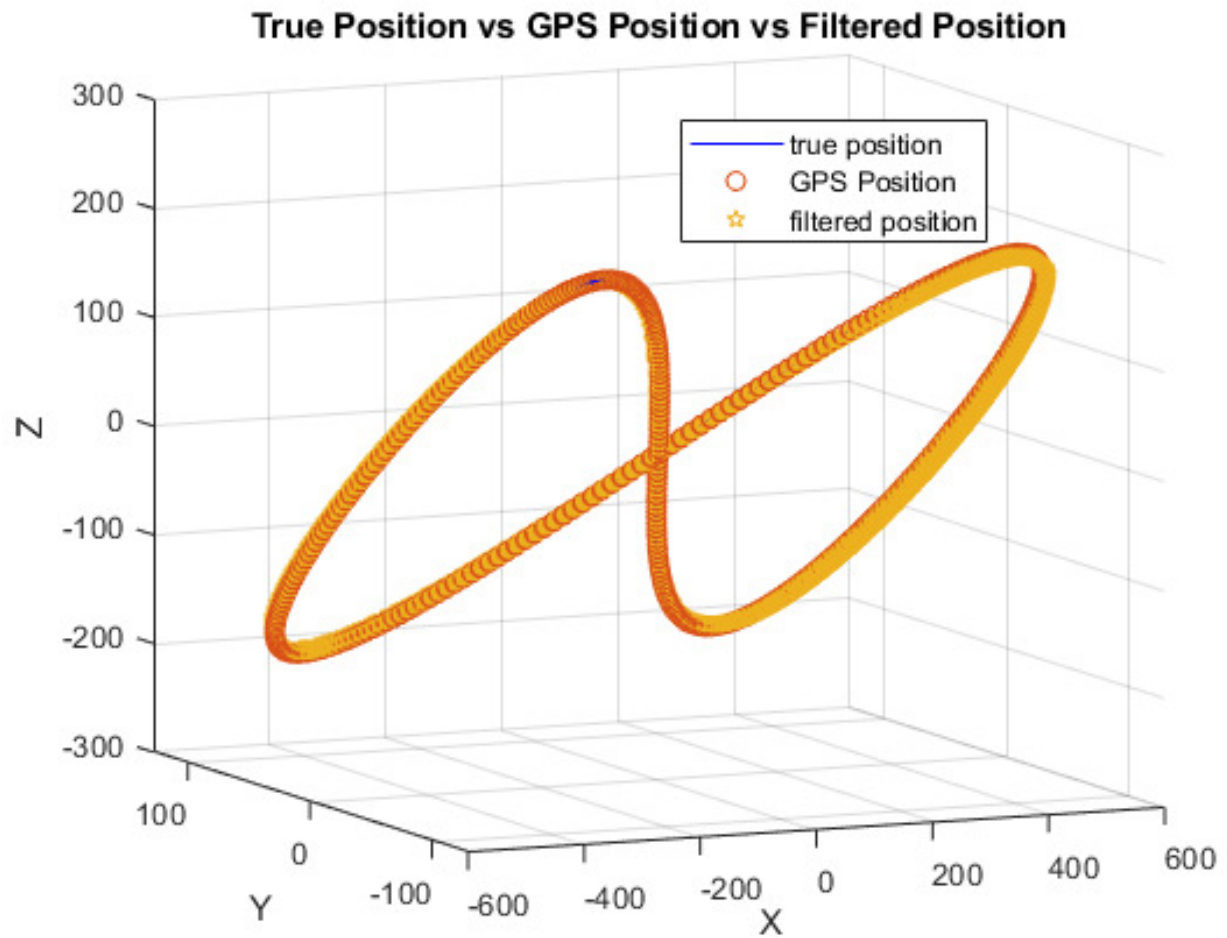


FIGURE 3.6 Trajectoire *8-Shaped* en trois dimensions 3D en accélération rapide (GPS $10[Hz]$).

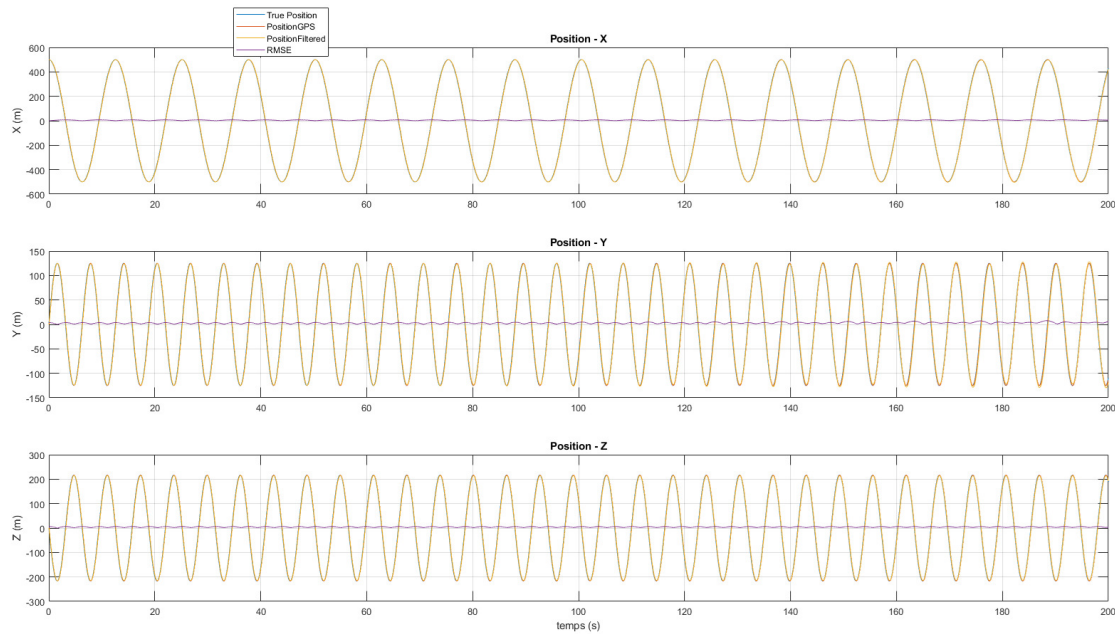


FIGURE 3.7 Position par le GPS vs Position Estimée vs Position Vraie en accélération rapide (GPS $10[Hz]$).

On obtient les signaux de position mesurés par le GPS et ceux estimés par les observateurs non linéaires d'attitude et TMO avec une précision aux alentours de 1% en accélération lente et 3% en accélération rapide pour le GPS échantillonné à $2[Hz]$, comme illustré aux figures 3.2, 3.3, 3.4 et 3.5. En effet, une accélération lente du drone permet au GPS de maintenir une meilleure précision, tandis qu'une accélération rapide introduit des erreurs temporaires et additionnelles dans le positionnement du fait des forces importantes en accélération rapide qui affectent la dynamique du système. Ce type de GPS est plutôt mieux adapté aux accélérations lentes qu'aux accélérations rapides. Par contre une simulation avec une fréquence d'échantillonnage de GPS élevée ($10[Hz]$) permet de mieux gérer les accélérations rapides comme illustrées aux figures 3.6 et 3.7 où on obtient les mesures de position avec une précision aux alentours de 1% comme en accélération lente et par conséquent une meilleure convergence des signaux de position.

2. Navigation Avec Usurpation GPS : Fusion GPS et IMU

Pour mettre en évidence les limites du système IMU comme alternative de navigation du drone à la suite de l'usurpation du système GPS échantillonné à $2[Hz]$, on simule la plateforme sur un rayon de $50[m]$ et pendant 40 secondes. On injecte des fausses données GPS à partir de la 10^e seconde comme illustré à la figure 3.8 et on observe

qu'en accélération lente, la position diverge créant ainsi l'instabilité du système de navigation.

Également, en injectant des données GPS à partir de la 10^e seconde, en accélération rapide comme le montre la figure 3.9, on observe que les signaux de position divergent à partir de la 20^e seconde. Ceci est essentiellement dû au fait qu'en accélération rapide, le système IMU a le temps de suivre les changements de position induite par l'augmentation de vitesse du drone. Cependant, l'accumulation des erreurs dans la position obtenue par intégration mathématique de cette vitesse, entraîne une dérive du système de navigation.

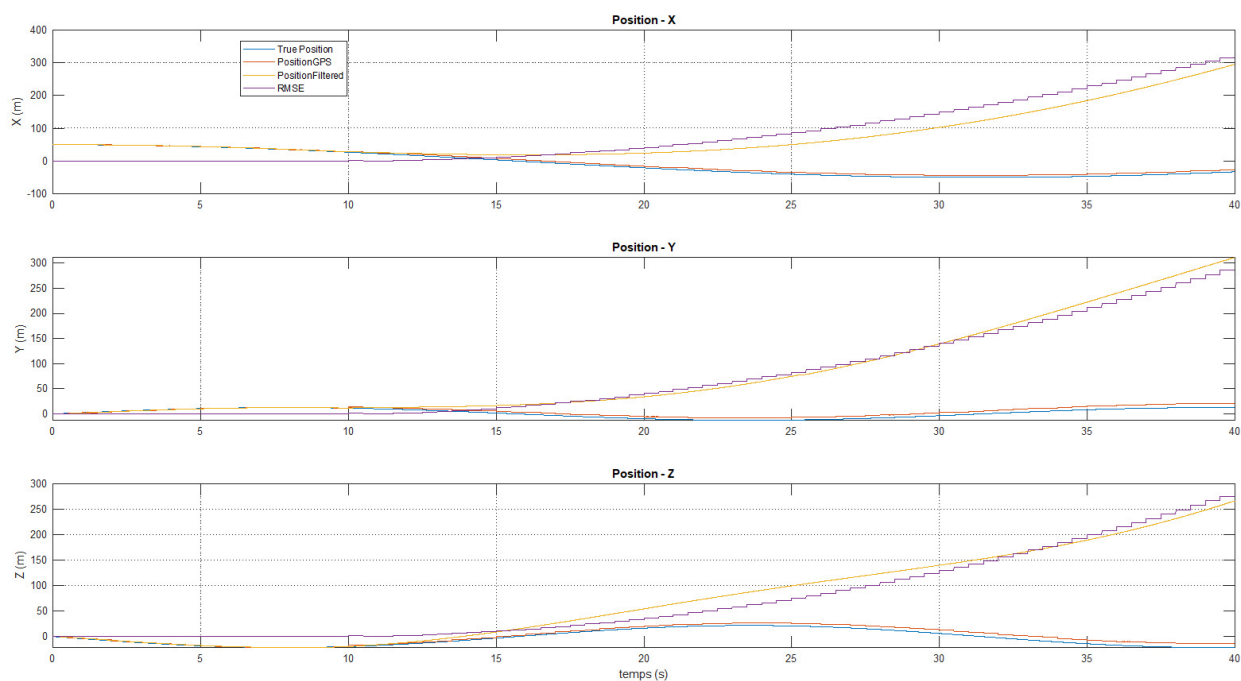


FIGURE 3.8 Fusion GPS et IMU - Positions avec GPS Usurpé en accélération lente.

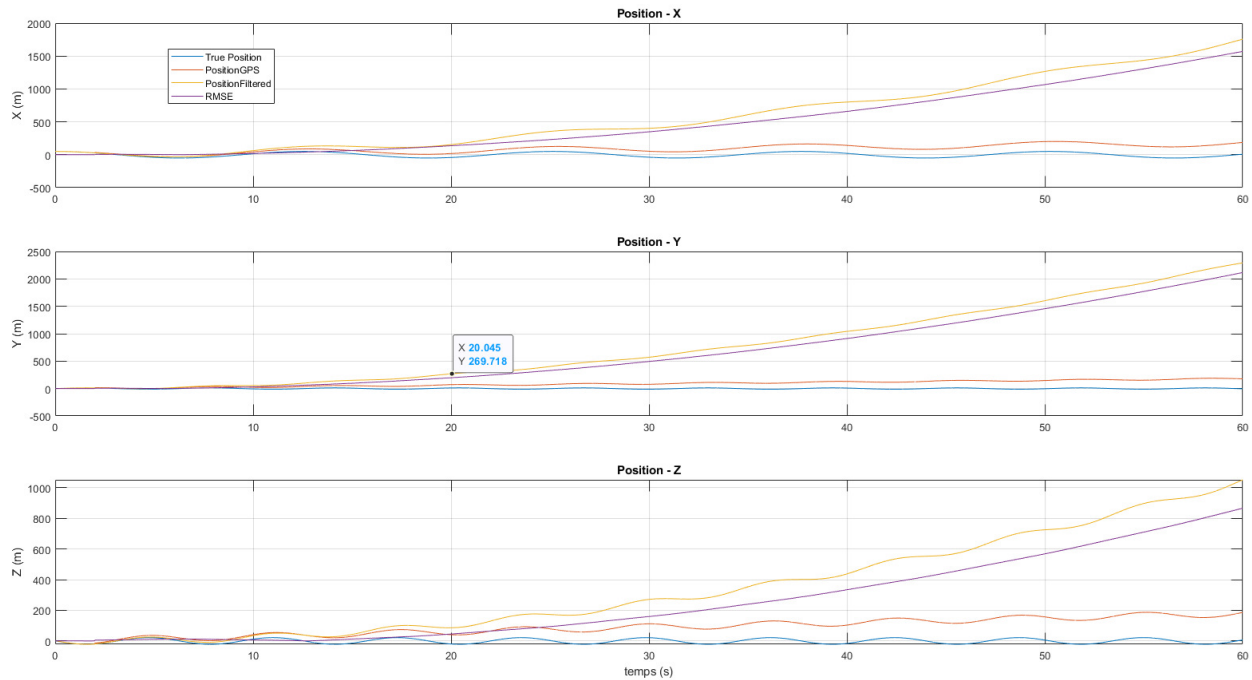


FIGURE 3.9 Fusion GPS et IMU - Positions avec GPS Usurpé en accélération rapide.

3. Navigation Avec Usurpation GPS : Fusion GPS, IMU et VIO

On simule la plateforme dans un rayon de navigation du drone égal à $800[m]$ en accélération lente et rapide en considérant le GPS échantillonné à $2[Hz]$. On démarre la simulation sans usurpation du GPS puis à mi-parcours c'est à dire à partir de la 100^e seconde, on injecte les fausses données sur le signal GPS. L'usurpation du GPS est détectée et la contre-mesure par les observateurs non linéaires de fusion des trois systèmes de capteurs GPS, IMU et VIO est activée. On constate, comme illustrées aux figures 3.10, 3.11 et 3.12 que le système demeure robuste et performant malgré l'usurpation du GPS. Le système de positionnement alternatif par fusion des trois systèmes de capteurs garanti la stabilité du drone aussi bien en mouvement de translation qu'en mouvement de rotation avec ou sans GPS.

Comme dans le cas du scénario ci-dessus où le GPS n'est pas usurpé, on remarque, comme illustrées aux figures 3.13 et 3.14, que les filtres d'estimation non linéaire fournissent des meilleures précisions de stabilité et performance en accélération rapide avec un GPS échantillonné aux fréquences élevées (par exemple $10[Hz]$).

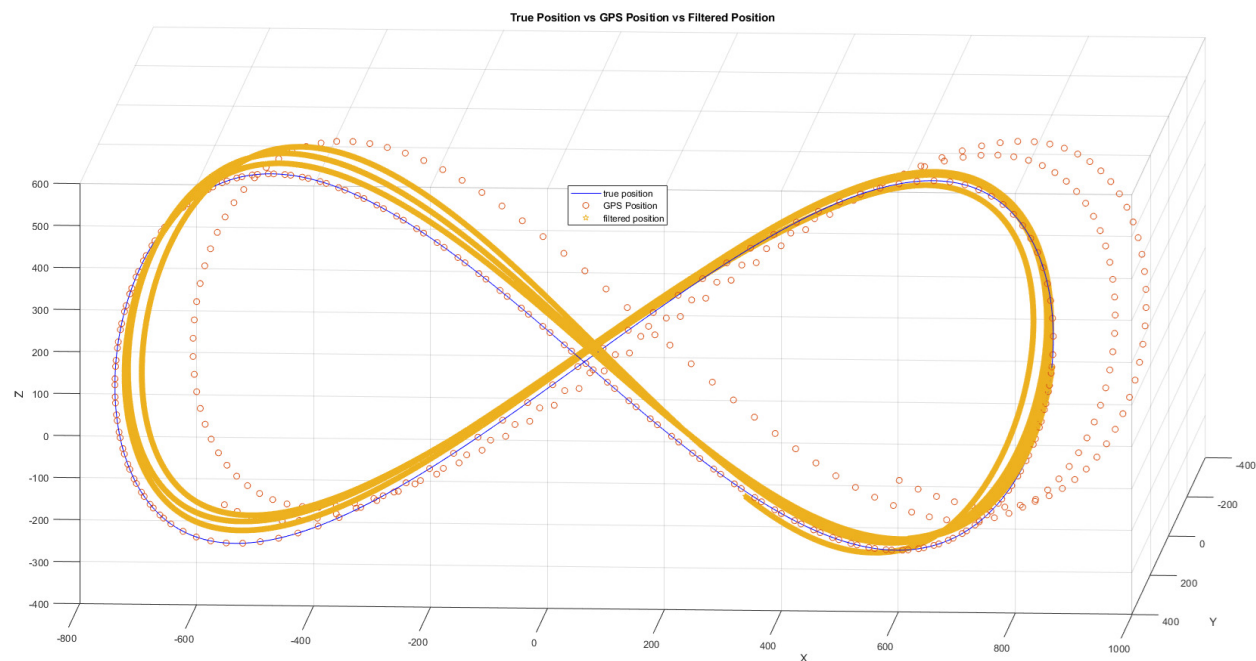


FIGURE 3.10 Fusion GPS, IMU et VIO - Trajectoire avec GPS usurpé en accélération lente.

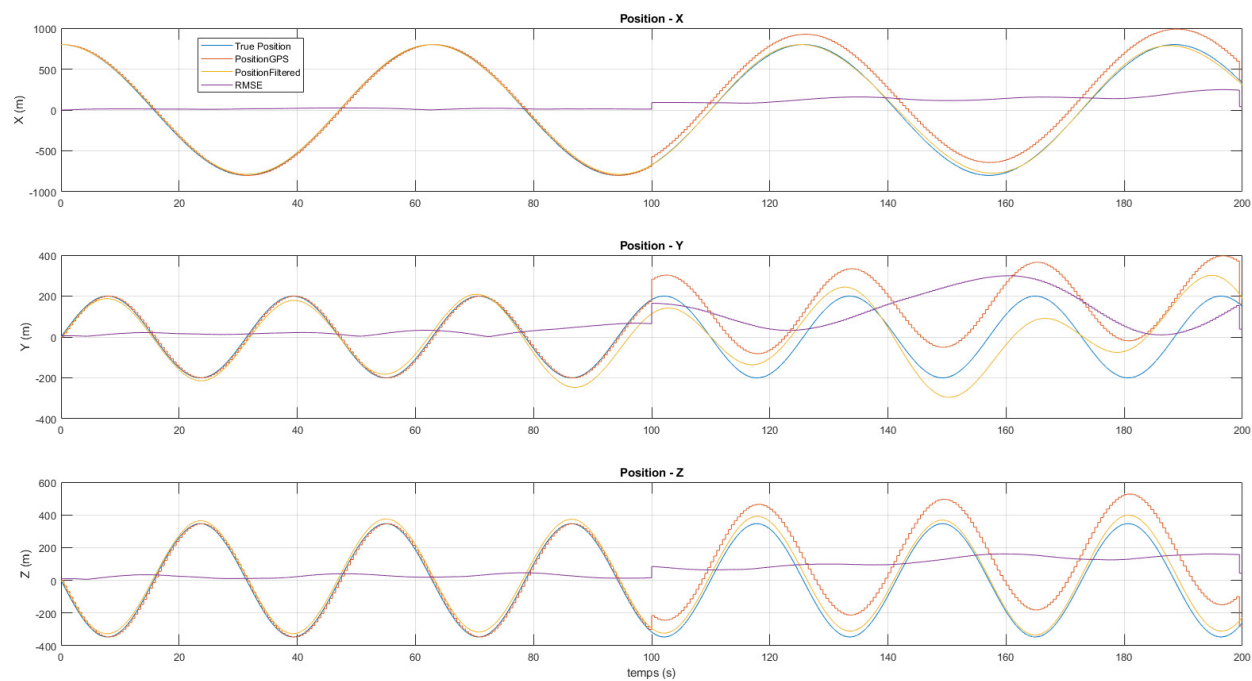


FIGURE 3.11 Fusion GPS, IMU et VIO - Positions avec GPS usurpé en accélération lente.

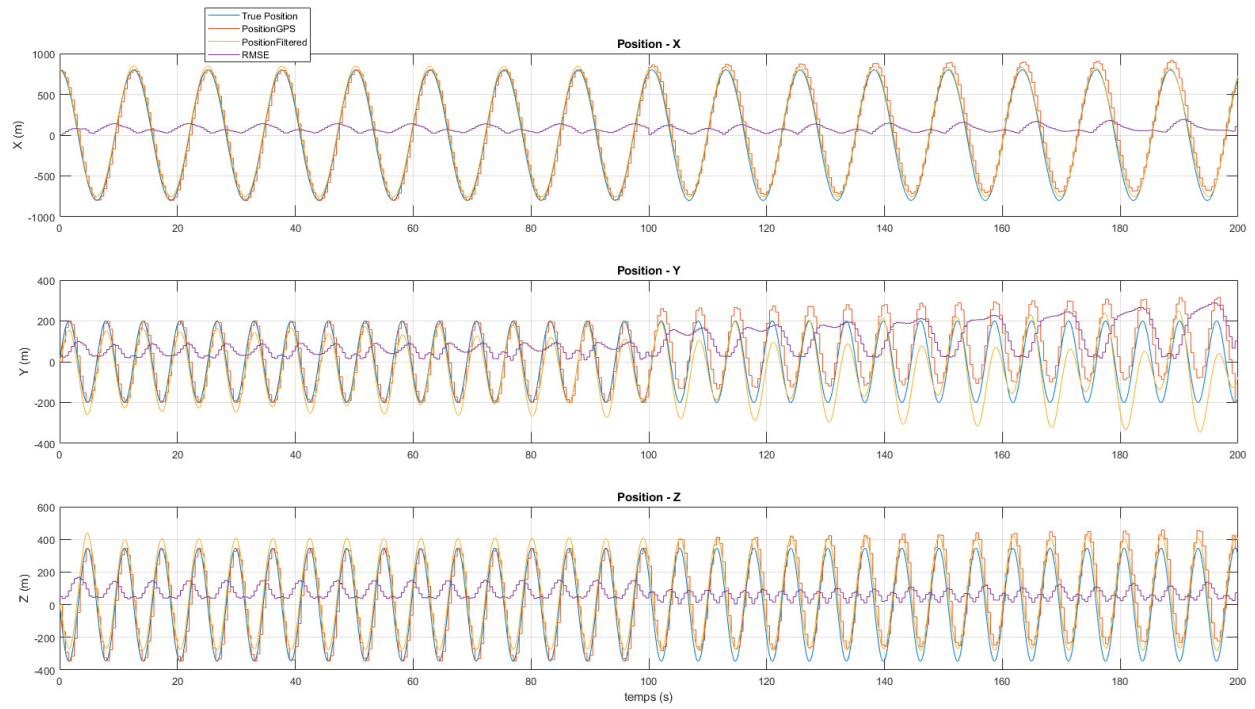


FIGURE 3.12 Fusion GPS, IMU et VIO - Positions avec GPS usurpé en accélération rapide (GPS $2[Hz]$).

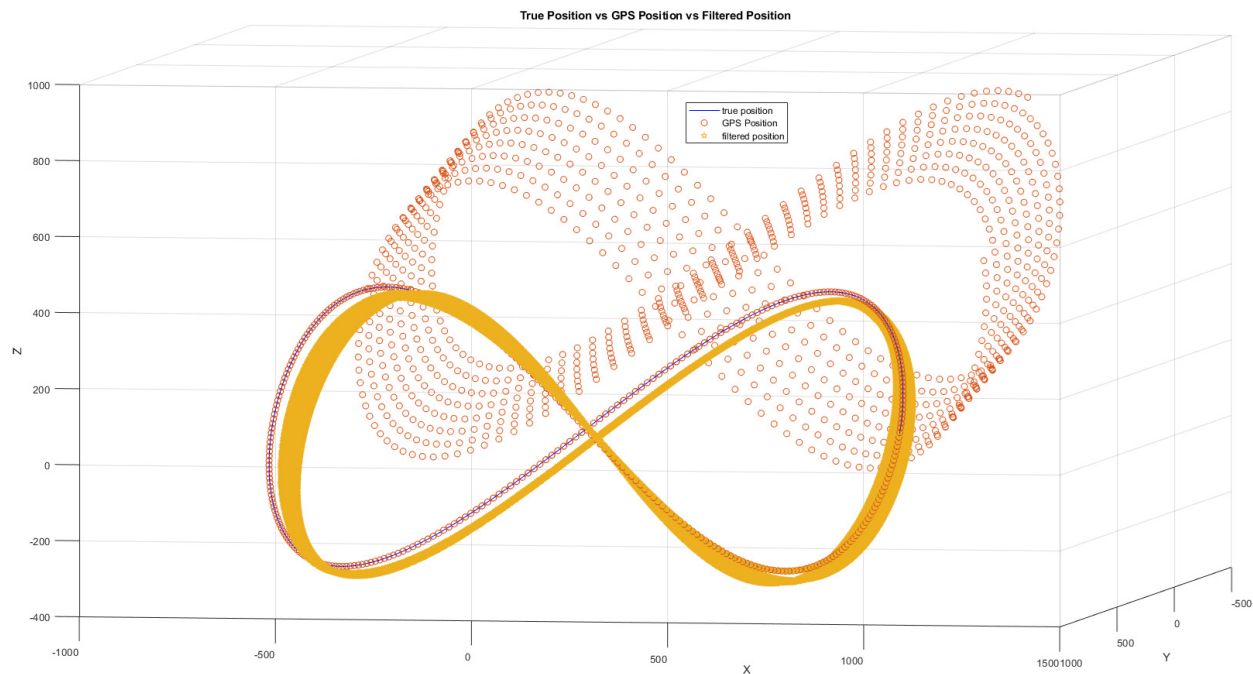


FIGURE 3.13 Fusion GPS, IMU et VIO - Trajectoire avec GPS usupé en accélération rapide (GPS $10[Hz]$).

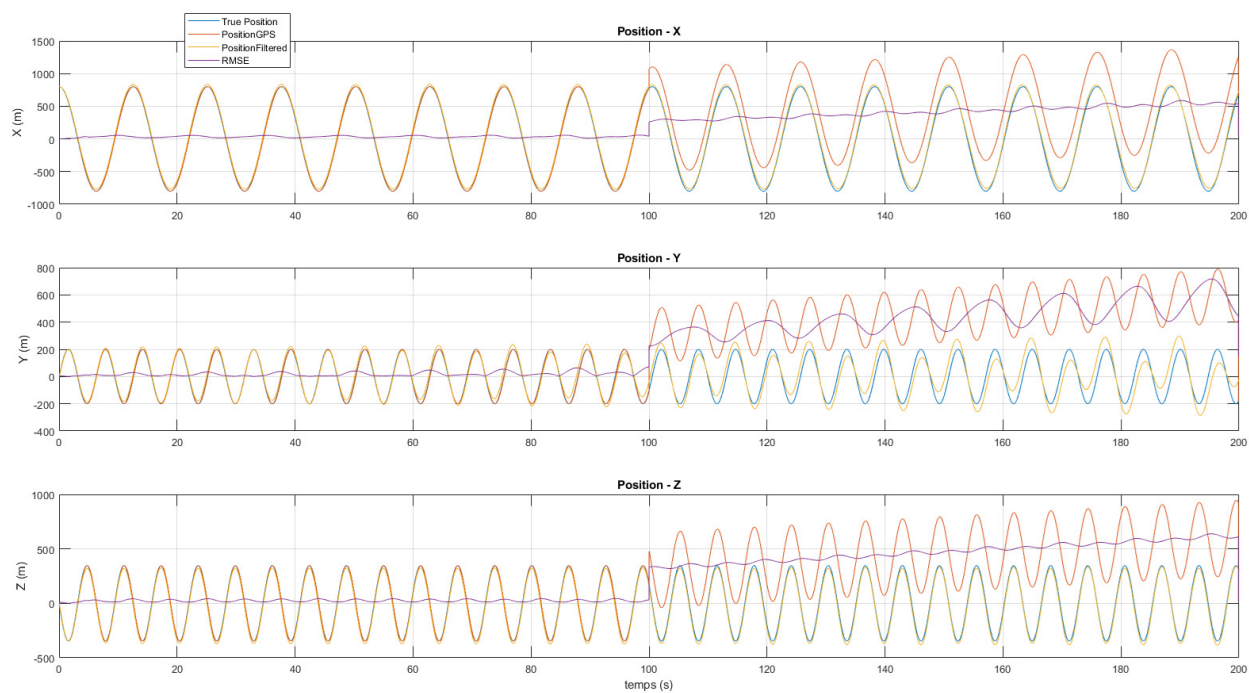


FIGURE 3.14 Fusion GPS, IMU et VIO - Positions avec GPS usupé en accélération rapide (GPS $10[Hz]$).

Les figures 3.11, 3.12 et 3.14 montrent qu'en l'absence du GPS, le système de positionnement demeure stable. Cependant pour une transition douce du filtrage des dynamiques de translation et de rotation du drone et pour éviter les effets de saturation matérielle, en cas d'absence du GPS, on applique une première correction pendant 4 périodes d'échantillonnage et basée sur la position et la vitesse linéaire calculées par le système IMU à partir des mesures de l'accéléromètre, avant de basculer à la correction proprement dite basée sur les mesures VIO. Pour cela on modifie alors l'algorithme de la section 3.3.2 dans le cas où le GPS n'est pas disponible comme ci-dessous :

- (a) Pour l'architecture d'hybridation des systèmes GPS, IMU et VIO : Si le système GPS est usurpé, on applique la correction ci-dessous à base des mesures du système IMU pendant 4 périodes d'échantillonnage du GPS puis on bascule sur la correction à base du système VIO comme indiqué à la section 3.3.2

— La matrice d'observabilité $C[k] = \begin{bmatrix} I_3 & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_3 & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix}$

- Sur la base de la mesure de l'accéléromètre telle que définie à l'équation 2.14, on calcule alors la position et la vitesse linéaire de l'odométrie inertielle (voir figure 2.3) à chaque pas d'échantillonnage k du système IMU :

$$v_{imu}[k+1] = v_{imu}[k] + T(R[k]a_{accelor}[k] + g)$$

$$p_{imu}[k+1] = p_{imu}[k] + Tv_{imu}[k]$$

$$y_{imu}[k] = \begin{bmatrix} p_{imu}[k] & v_{imu}[k] \end{bmatrix}^\top$$

- On applique la correction pendant 4 périodes d'échantillonnage du GPS :

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

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

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

Comme le montre la figure 3.15, la trajectoire de navigation drone n'est pas influencée par l'usurpation du GPS. Les figures 3.16 et 3.17 montrent que l'introduction de la position et vitesse issues de l'odométrie inertielle pendant un laps de temps améliore les performances et la stabilité du système en cas d'usurpation du système GPS. En rajoutant l'odométrie inertielle pendant un temps court, on fait abstraction de ses limitations liées à la dérive et on bénéficie de sa caractéristique d'estimation du mouvement linéaire pour assurer une transition douce vers le filtrage non linéaire basée sur

la mesure du système VIO en cas de non disponibilité du GPS. Cette stratégie sera également utilisée dans les scénarios subséquents ci-dessous de ce document.

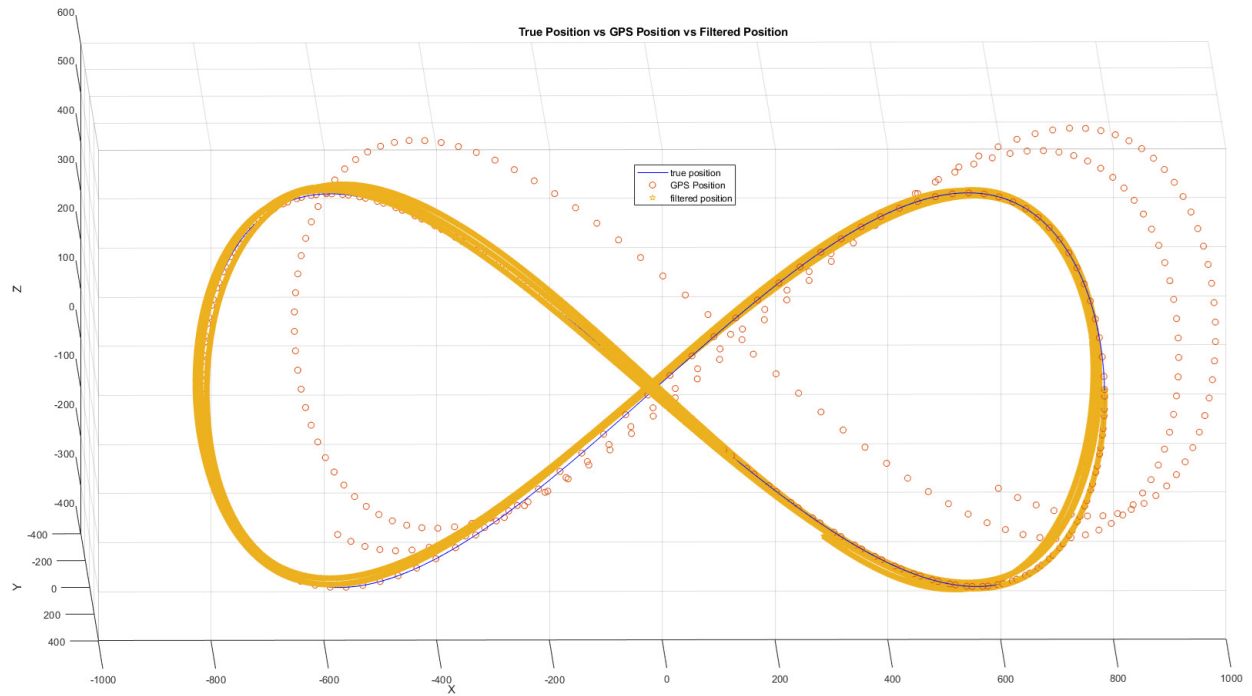


FIGURE 3.15 Fusion GPS, IMU et VIO - Trajectoire avec GPS usurpé et transition douce de filtrage en accélération lente.

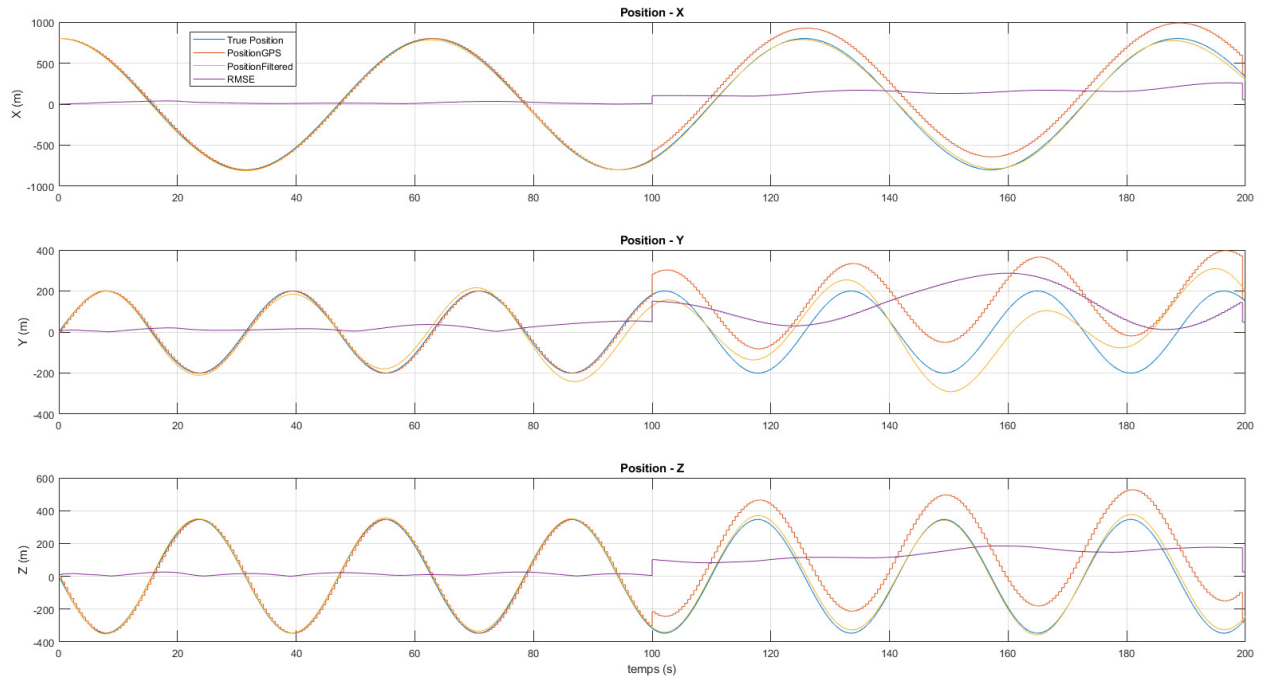


FIGURE 3.16 Fusion GPS, IMU et VIO - Positions avec GPS usupré et transition douce de filtrage en accélération lente.

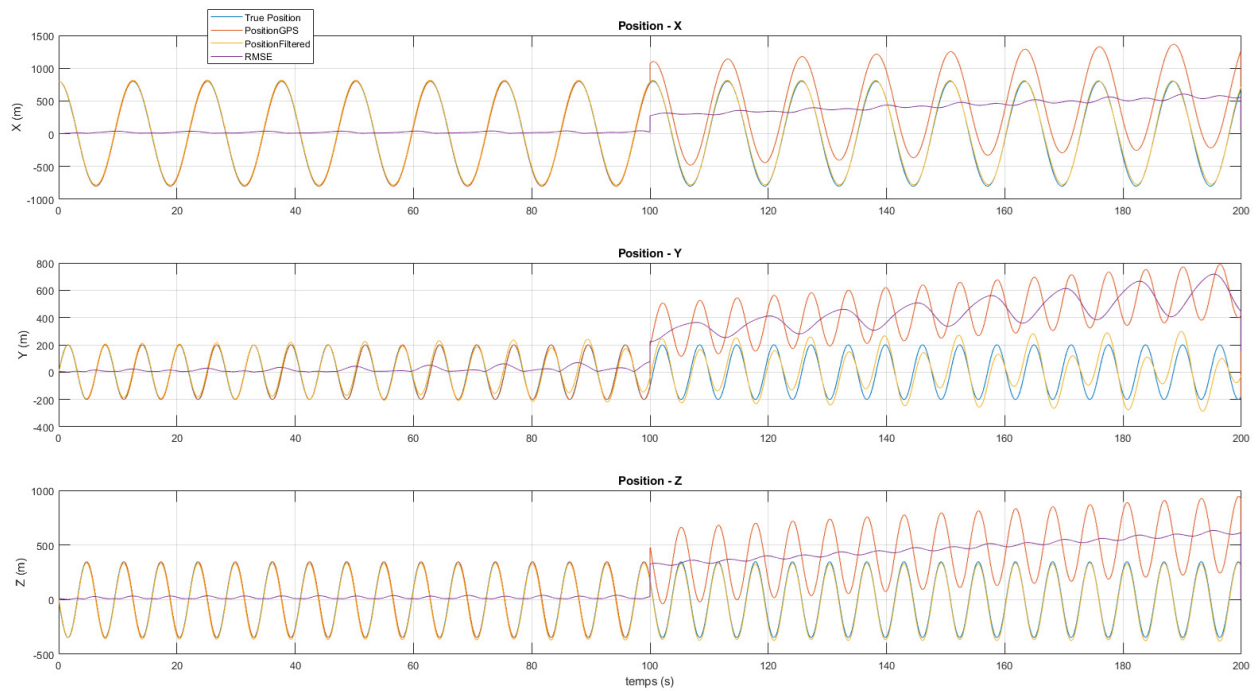


FIGURE 3.17 Fusion GPS, IMU et VIO - Positions avec GPS usupré et transition douce de filtrage en accélération rapide (GPS $10[Hz]$).

4. Étude de la robustesse du filtre non linéaire Pour évaluer la robustesse des filtres non linéaires, on effectue les essais ci-dessous :

(a) On augmente uniquement de 10 fois l'amplitude du bruit sur le signal GPS

Nouveaux bruits de mesure du GPS		
Types de système	Bruits	Amplitude
GPS-Position	δ_p	0.1
GPS-Vitesse	δ_v	0.1

TABLEAU 3.6 Test de robustesse- Variance du bruit de mesure du GPS modifiée

On simule en accélération lente et rapide avec un GPS standard échantillonné à $2[Hz]$ et on obtient les figures 3.19 et 3.20 qui montrent que le système est demeuré stable avec une erreur moyenne relativement faible et inférieure à 5% sur les composantes X et Z. Du fait du couplage entre la dynamique translationnelle et la dynamique de rotation, la stabilité de la dynamique translationnelle observée implique que la rotation du véhicule est également stable. De manière globale, comme le montre la figure 3.18, les performances cinématiques de la trajectoire du véhicule sont demeurées quasiment identiques et garanties par les filtres non linéaires.

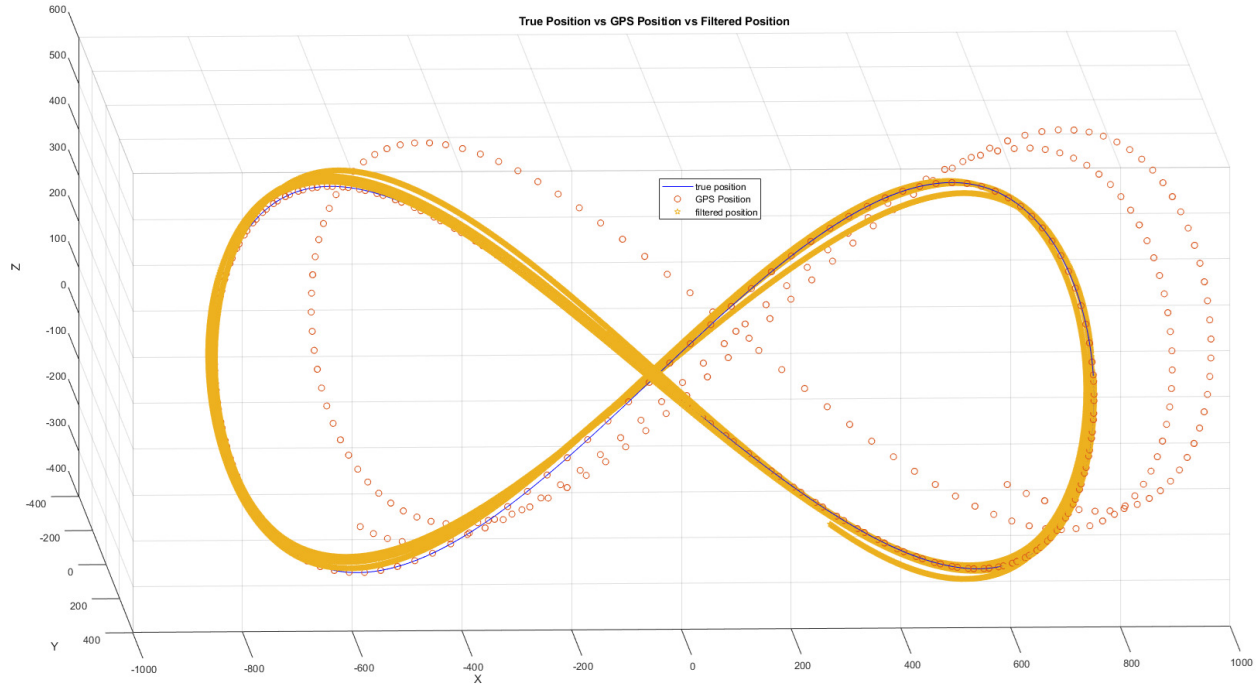


FIGURE 3.18 Fusion GPS/IMU/VIO - Trajectoire avec GPS usurpé et amplitude du bruit GPS augmentée en accélération lente.

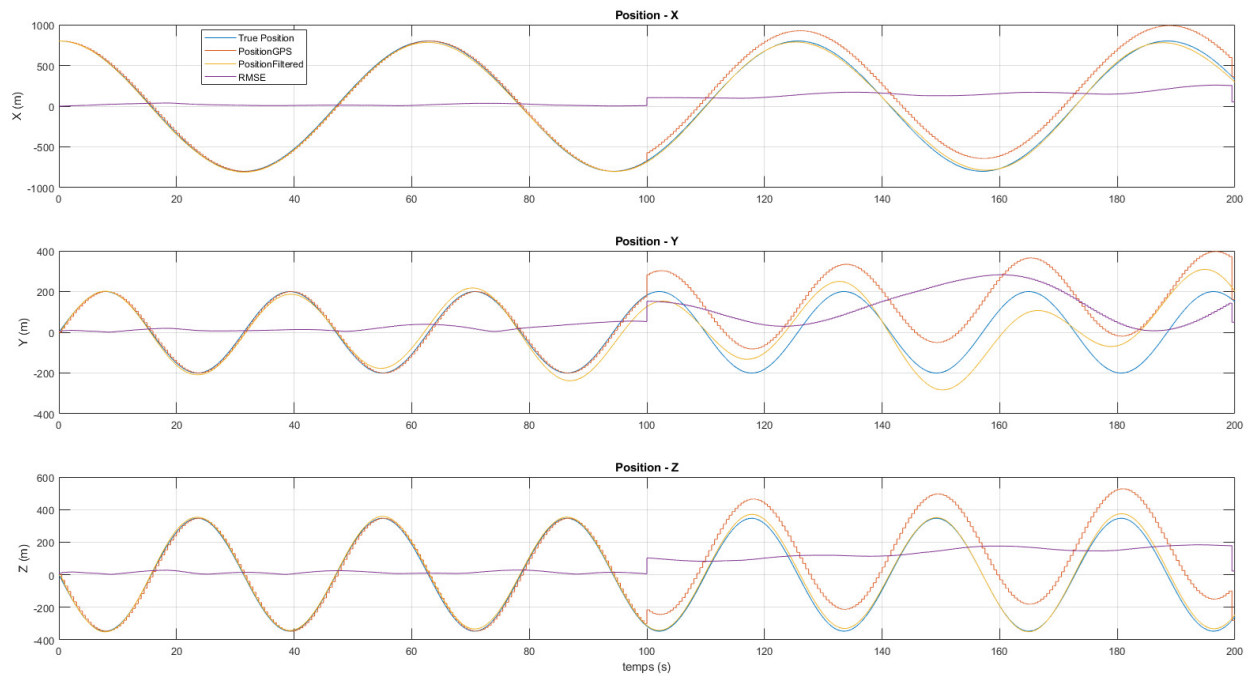


FIGURE 3.19 Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et amplitude du bruit GPS augmentée en accélération lente.

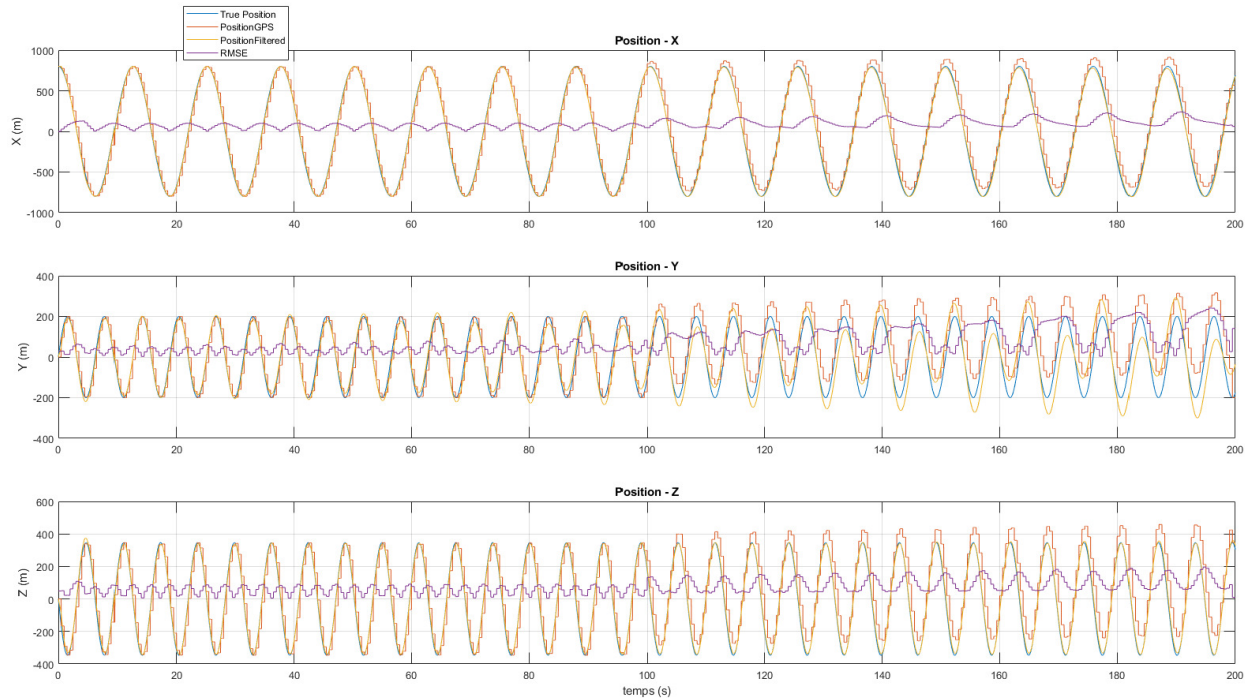


FIGURE 3.20 Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et amplitude du bruit GPS augmentée en accélération rapide.

- (b) On remet l'amplitude du signal GPS comme dans la table 3.3 et augmente uniquement de 10 fois l'amplitude du bruit sur le signal gyroscopique

Nouveau bruit de mesure du gyroscope		
Types de système	Bruits	Amplitude
IMU-Gyroscope	ϵ_{gyro}	0.1

TABLEAU 3.7 Test de robustesse - Variance du bruit de mesure du gyroscope modifiée

On simule en accélération lente et rapide avec avec un GPS échantillonné à $2[Hz]$ et on obtient les figures 3.22 et 3.23 qui montrent que le système est demeuré stable avec une erreur moyenne relativement faible et inférieur à 5% sur les composantes X et Z. L'augmentation du bruit gyroscopique, bien qu'impactant la dynamique de rotation car cette dynamique dépend de la vitesse de rotation mesurée par le gyroscope, n'a que très peu d'impact sur la dynamique translationnelle notamment dans le cas où le GPS est indisponible où la correction est appliquée à partir des mesures VIO. Ceci démontre alors le important rôle du système VIO comme système alternatif de navigation qui atténue l'impact du bruit gyroscopique et garantit alors la stabilité du système et de la dynamique cinématique du véhicule

comme le montre la figure 3.21.

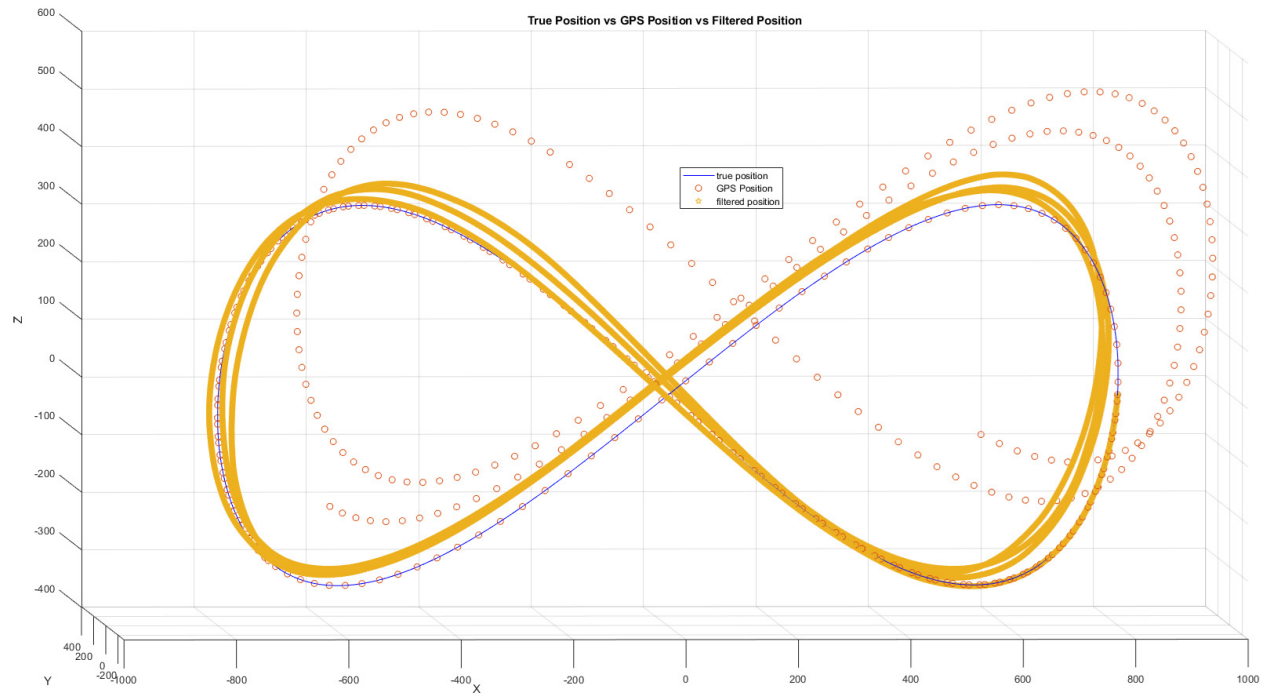


FIGURE 3.21 Fusion GPS/IMU/VIO - Trajectoire avec GPS usurpé et amplitude du bruit gyroscope augmentée en accélération lente.

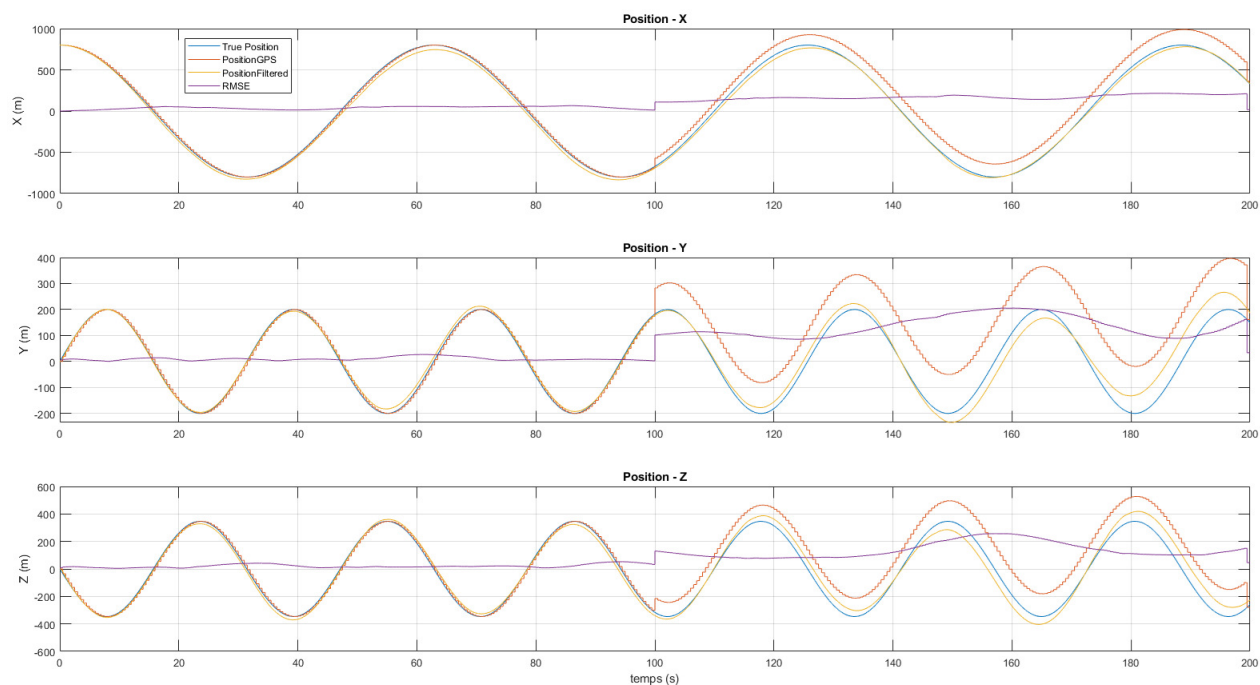


FIGURE 3.22 Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et amplitude du bruit gyroscope augmentée en accélération lente.

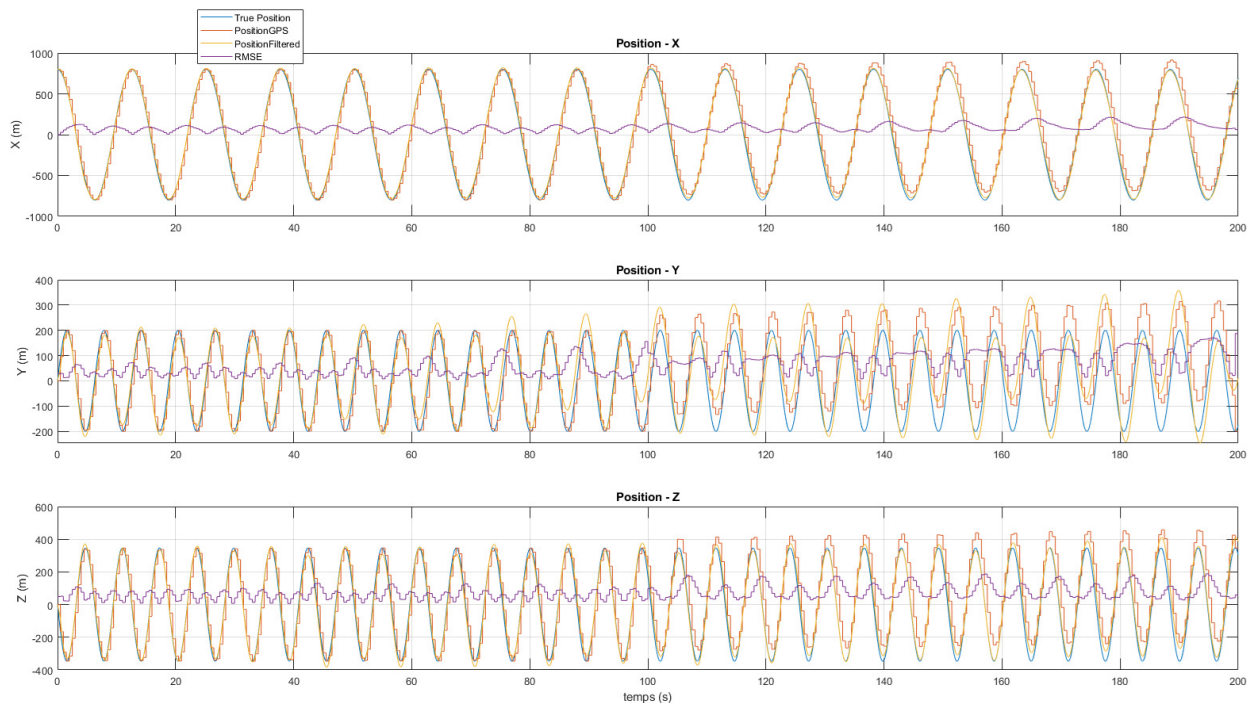


FIGURE 3.23 Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et amplitude du bruit gyroscope augmentée en accélération rapide.

- (c) On remet l'amplitude du signal GPS et celui du gyroscope comme dans la table 3.3 et augmente uniquement de 10 fois l'amplitude du bruit sur le signal de l'accéléromètre

Nouveau bruit de mesure de l'accéléromètre		
Types de système	Bruits	Amplitude
IMU-Accéléromètre	$\epsilon_{accelor}$	0.1

TABLEAU 3.8 Test de robustesse - Variance du bruit de mesure de l'accéléromètre modifiée

On simule en accélération lente et rapide avec avec un GPS échantillonné à $2[Hz]$ et on obtient les figures 3.25 et 3.26 qui montrent que le système est demeuré stable avec une erreur moyenne relativement faible et inférieur à 5% sur les composantes X et Z. On voit que la précision des estimations de la composante Y de la position linéaire diminue lorsque le GPS est indisponible. Mais les performances cinématiques de la trajectoire du véhicule, comme le montre la figure 3.24, sont demeurées quasiment identiques. Ce scénario d'impact du bruit accélérométrique met alors en évidence les caractéristiques de robustesse de la fusion des trois systèmes de capteurs GPS, IMU et VIO par filtrage non linéaire, qui garantit la stabilité du véhicule aérien en cas d'usurpation de GPS et de bruit d'amplitude élevée sur l'accéléromètre.

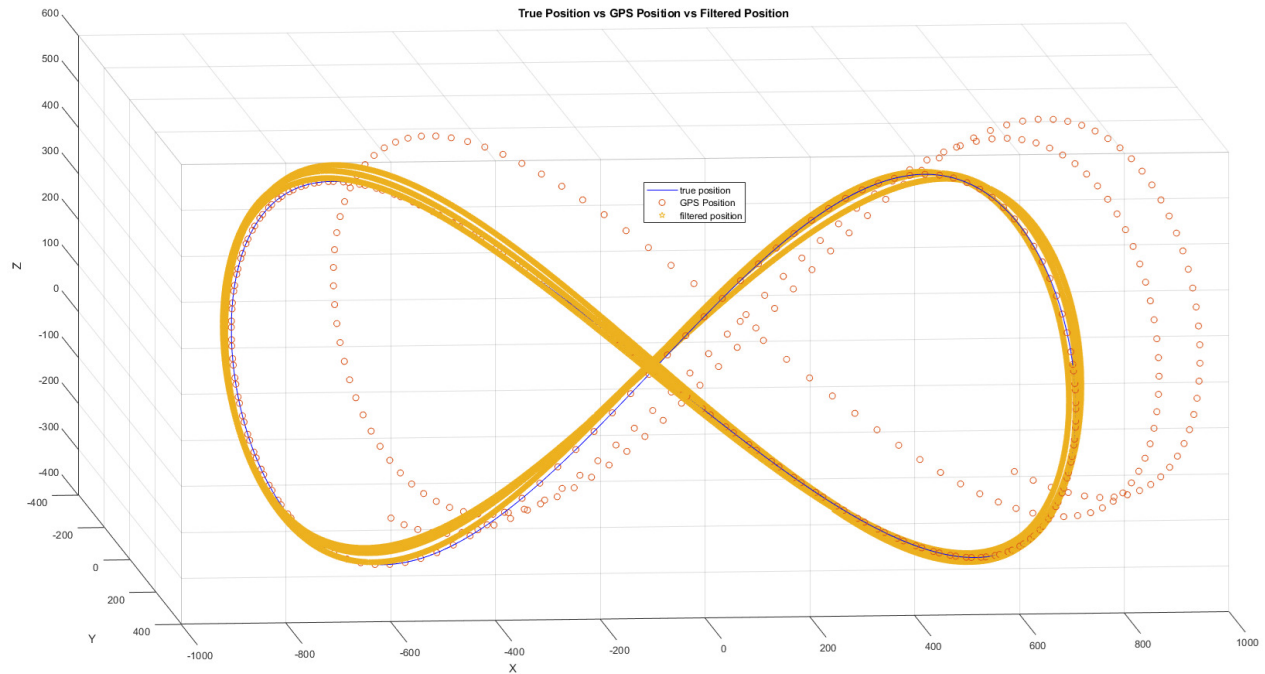


FIGURE 3.24 Fusion GPS/IMU/VIO - Trajectoire avec GPS usurpé et amplitude du bruit accéléromètre augmentée en accélération lente.

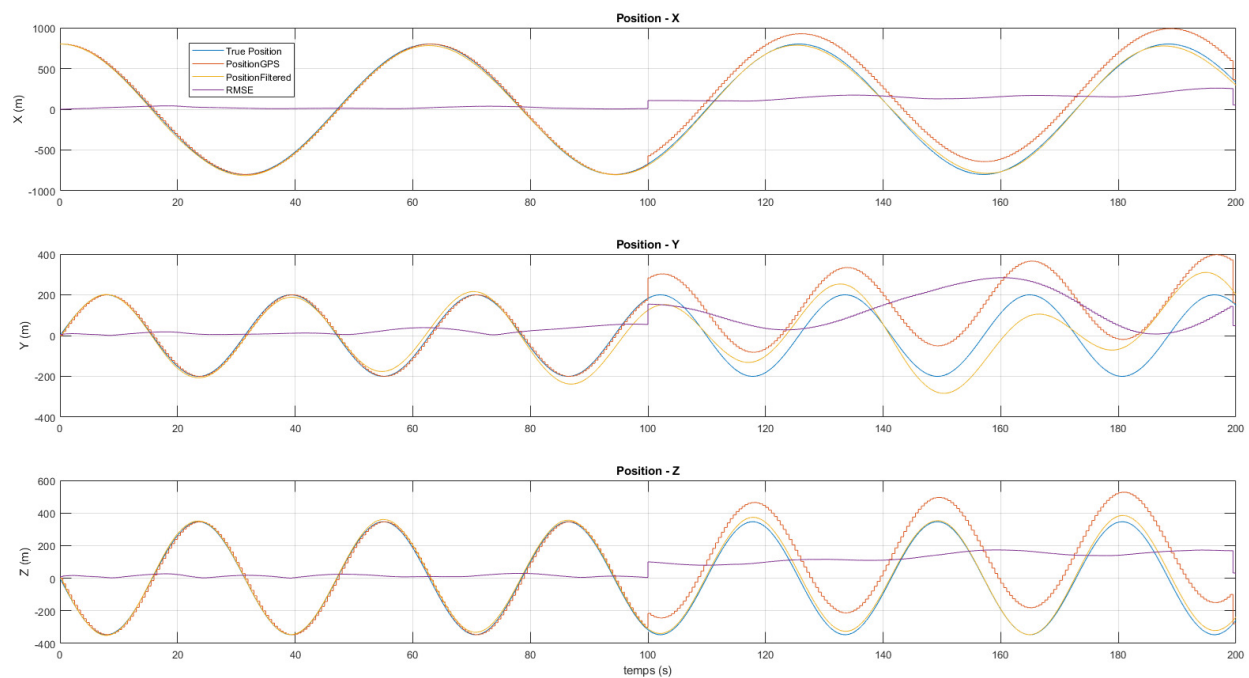


FIGURE 3.25 Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et amplitude du bruit accéléromètre augmentée en accélération lente.

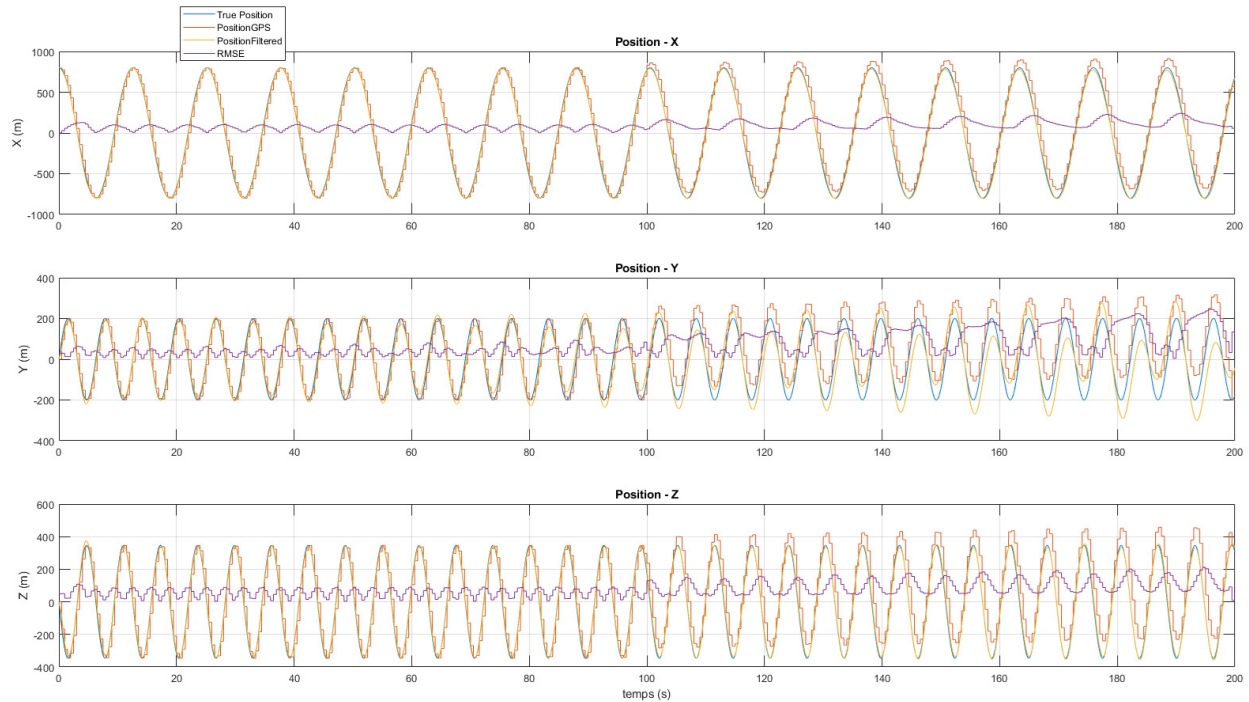


FIGURE 3.26 Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et amplitude du bruit accéléromètre augmentée en accélération rapide.

- (d) Impact du biais gyroscopique : On remet les amplitudes des bruits des signaux GPS, gyroscope et accéléromètre comme indiquée à la table 3.3 et on rajoute un biais constant sur la mesure du gyroscope de valeur $0.01 [rad/s]$. Puis on simule en accélération lente et accélération rapide avec un GPS échantillonné à $2 [Hz]$.

Le resultat des figures 3.27 et 3.28 montre que cette valeur du biais gyroscopique affecte la stabilité du système de navigation aussi bien accélération lente qu'en accélération rapide. Ceci corrobore avec la théorie selon laquelle le biais gyroscopique peut rendre inutilisable les estimations de position et d'orientation [50][54][55][83]. Par contre pour un biais gyroscopique faible soit $0.001 [rad/s]$, on voit, comme le montre les figures 3.29 et 3.30, qu'en accélération lente et rapide, la stabilité du système de navigation est très peu impactée.

D'où une calibration régulière et rigoureuse du gyroscope serait nécessaire, ainsi que l'utilisation du magnétomètre pour atténuer l'impact du biais gyroscopique sur l'orientation et par ricochet sur le positionnement linéaire du robot ou véhicule autonome.

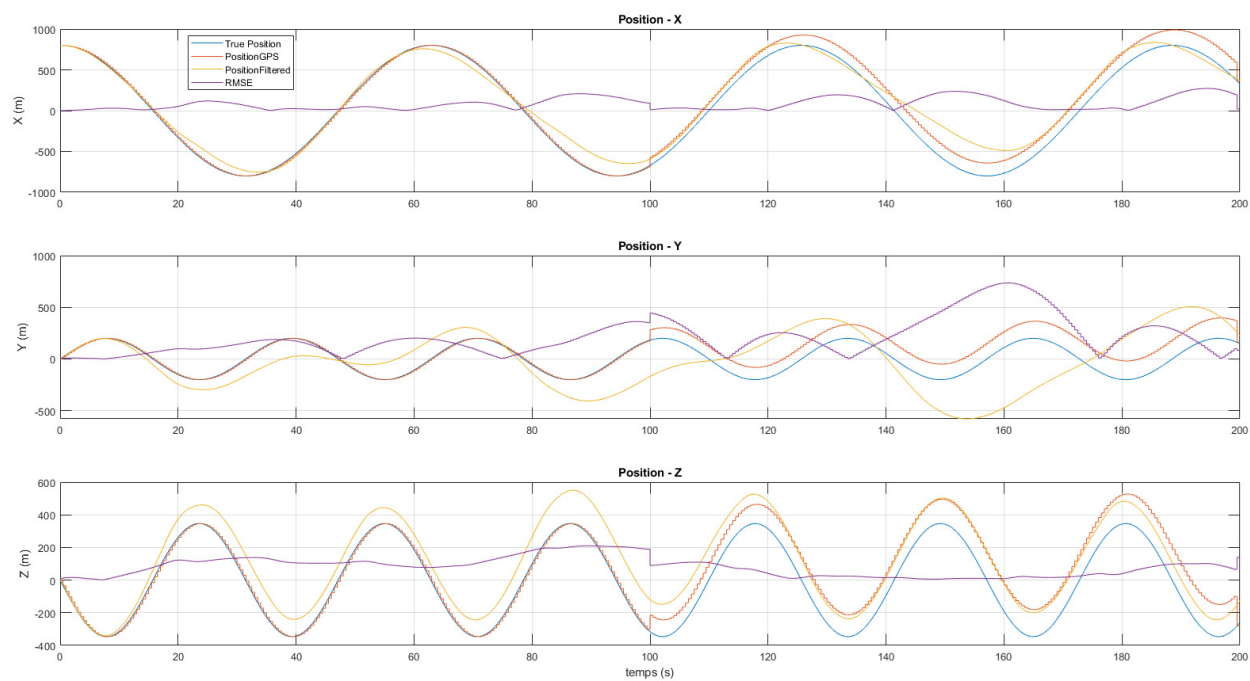


FIGURE 3.27 Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usarpé et biais gyroscopique de $0.01 [rad/s]$ en accélération lente.

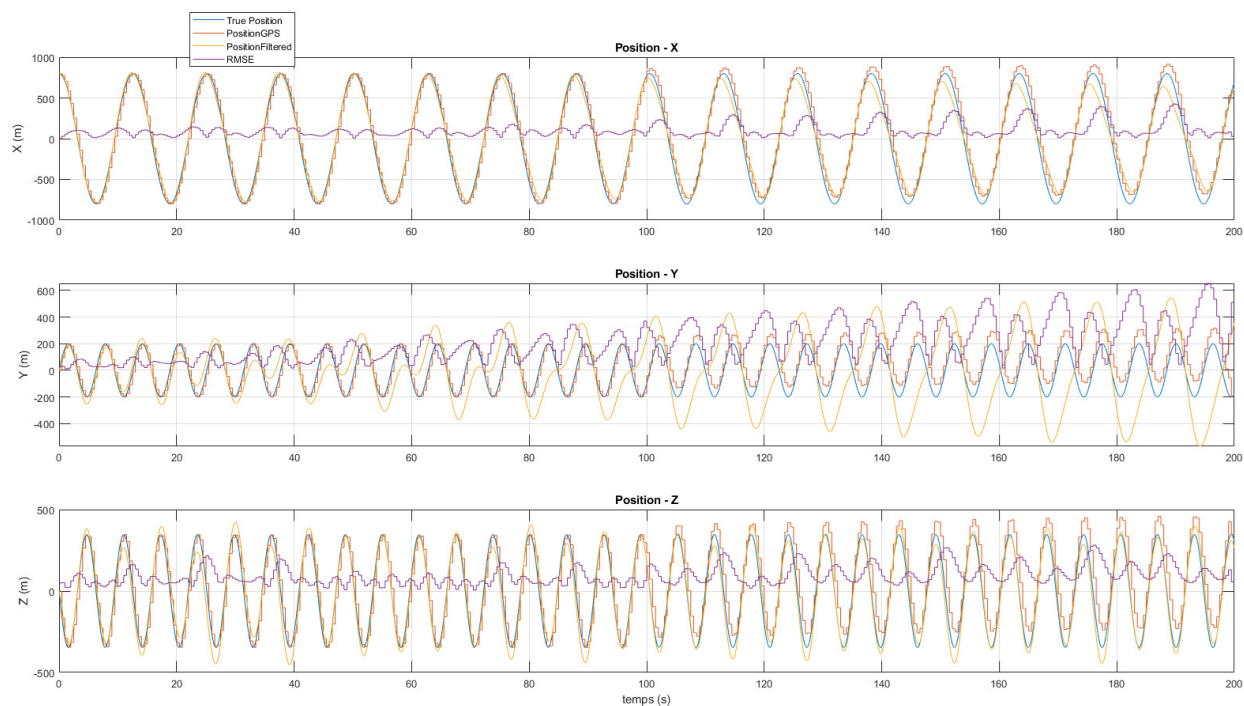


FIGURE 3.28 Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et biais gyroscopique de $0.01 [rad/s]$ en accélération rapide.

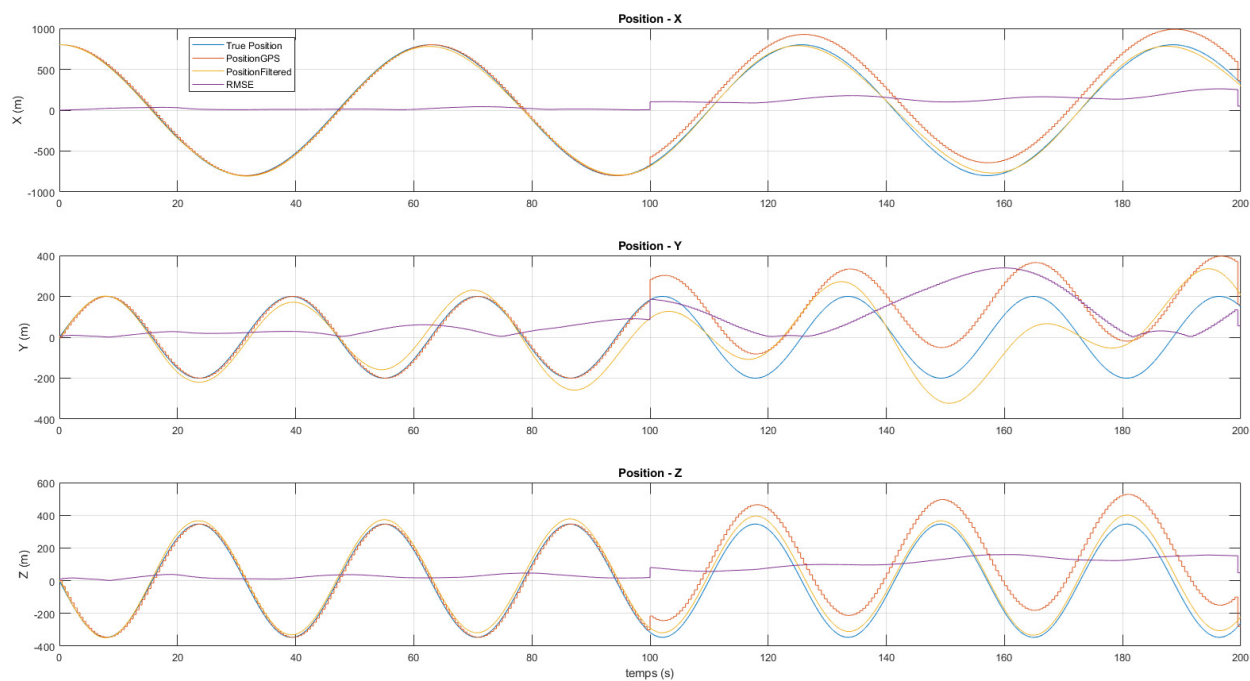


FIGURE 3.29 Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et biais gyroscopique de $0.001 [rad/s]$ en accélération lente.

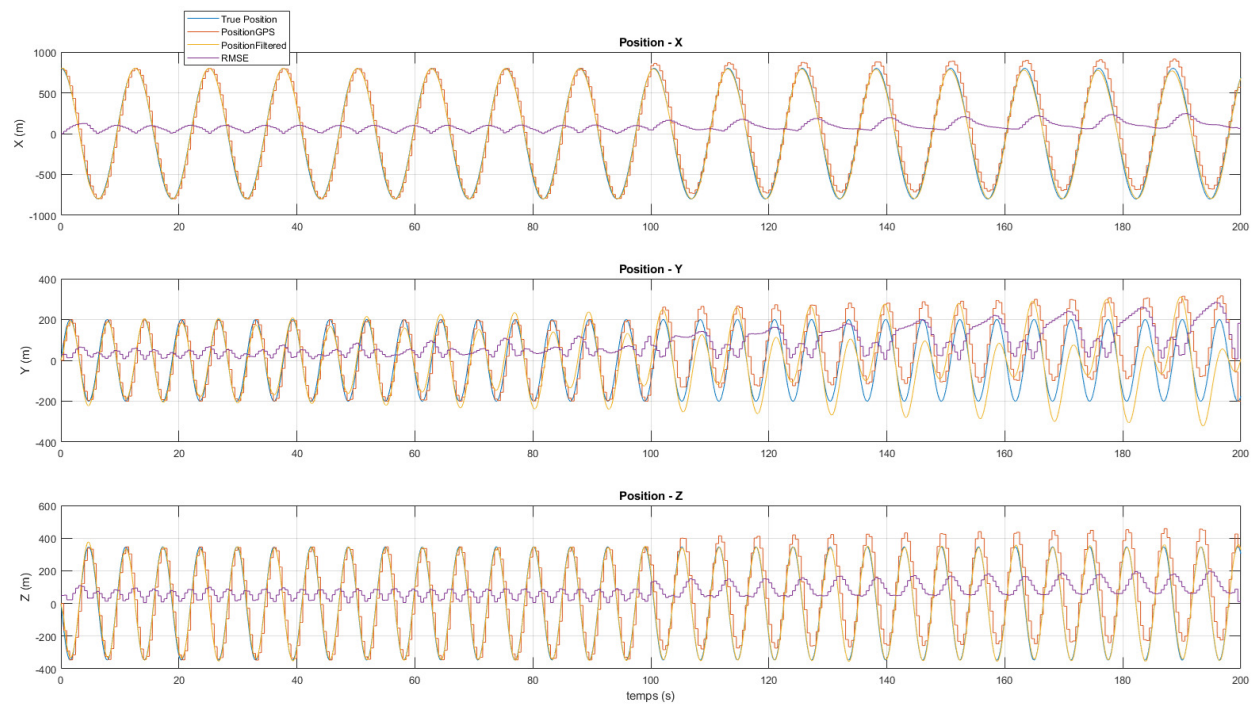


FIGURE 3.30 Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et biais gyroscopique de $0.001 [rad/s]$ en accélération rapide.

- (e) Impact du biais de l'accéléromètre : On remet le biais constant sur la mesure du gyroscope à 0 et on rajoute un biais constant de $1[m/s^2]$ sur la mesure de l'accéléromètre. Puis on simule en accélération lente et accélération rapide avec un GPS échantillonné à $2[Hz]$.

Pour de valeurs faibles du biais accélérométriques autour de $1[m/s^2]$, on voit que, comme le montre les figures 3.31 et 3.32, les filtres non linéaires, de part leur structure et réglage précédents, continuent de garantir les performances de stabilité et de robustesse de la navigation du véhicule autonome sans dérive ni de la position estimée, ni de l'orientation aussi bien en accélération lente qu'en accélération rapide. Ceci pourrait être attribué au bornage de l'accélération inertielle estimée \hat{a}_e qui contribue à garantir la robustesse du système pour tout biais faible par rapport à sa limite maximale.

Cependant, pour des biais accélérométriques élevés autour de $5[m/s^2]$ par exemple ou proche de la borne maximale de \hat{a}_e , on voit que, comme le montre les figures 3.33 et 3.34, le biais entraîne une accumulation d'erreur qui conduit à une dérive de la position estimée lorsque le GPS n'est pas disponible, aussi bien en accélération lente qu'en accélération rapide. On observe d'ailleurs une amplification des erreurs sur la trajectoire du robot en accélération rapide car ce type d'accélération est beaucoup plus sensible aux biais de l'accéléromètre [73]. Lorsque le GPS est disponible, on note une dérive plus faible du fait de l'atténuation de l'erreur accélérométrique par le système de mesure GPS.

Finalement, comme pour le gyroscope, une calibration régulière et rigoureuse de l'accéléromètre serait nécessaire, pour atténuer voire éliminer l'impact du biais accélérométrique sur la précision et la fiabilité des positions estimées aussi bien en accélération lente qu'en accélération rapide.

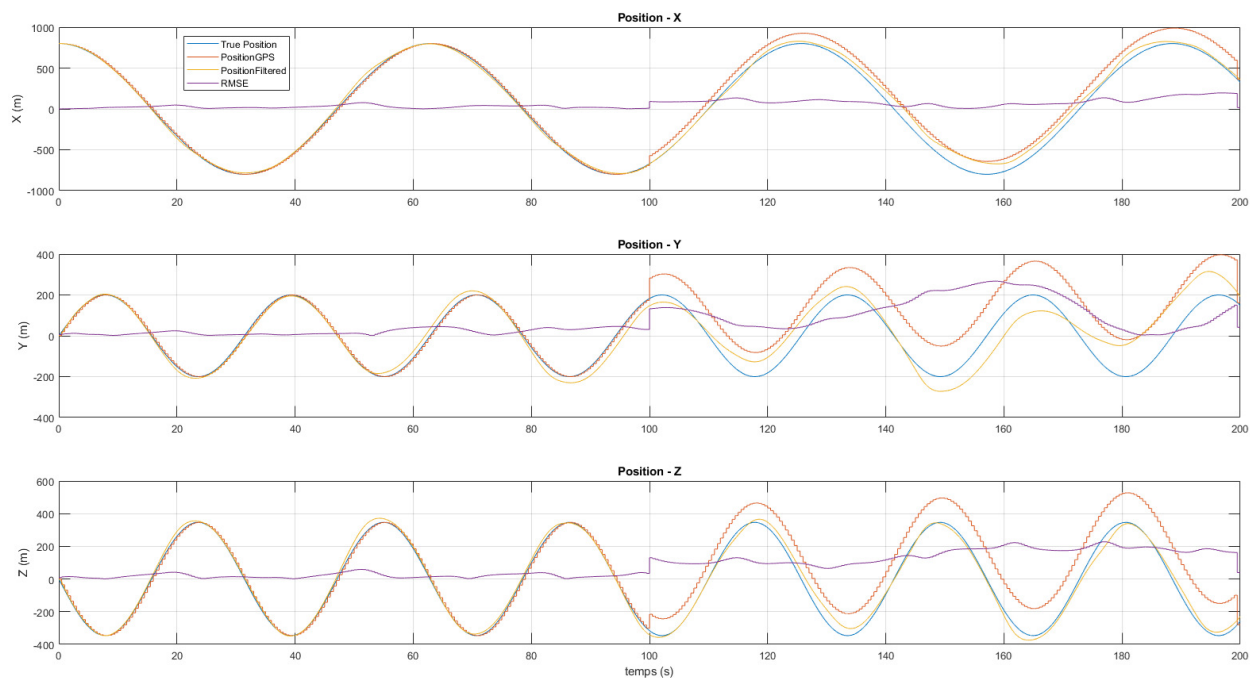


FIGURE 3.31 Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et biais accélérométrique de $1 [m/s^2]$ en accélération lente.

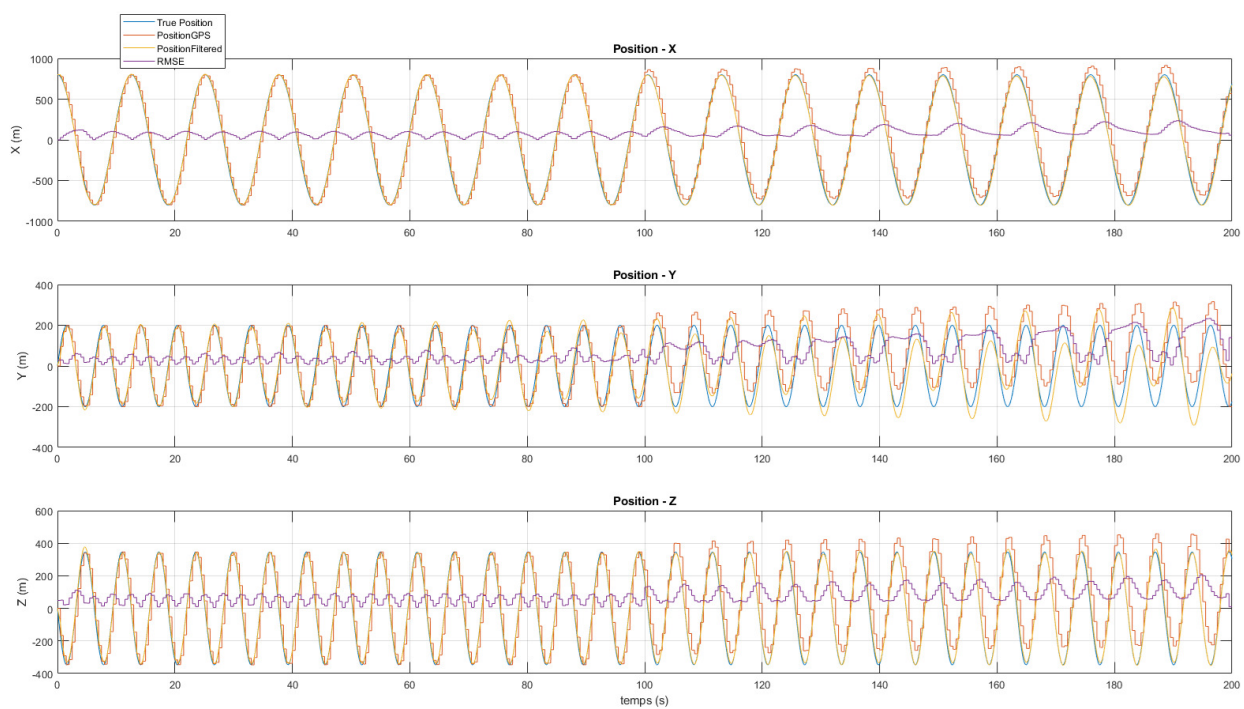


FIGURE 3.32 Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et biais accélérométrique de $1 [m/s^2]$ en accélération rapide.

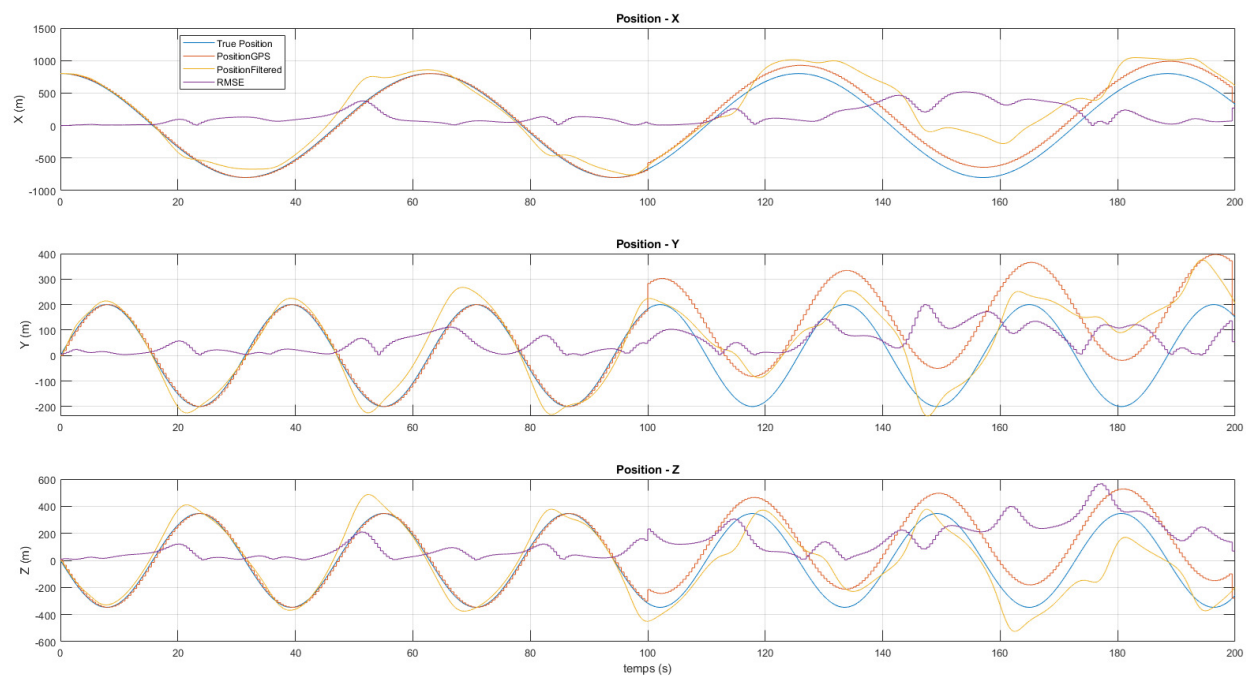


FIGURE 3.33 Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et biais accélérométrique de $5[m/s^2]$ en accélération lente.

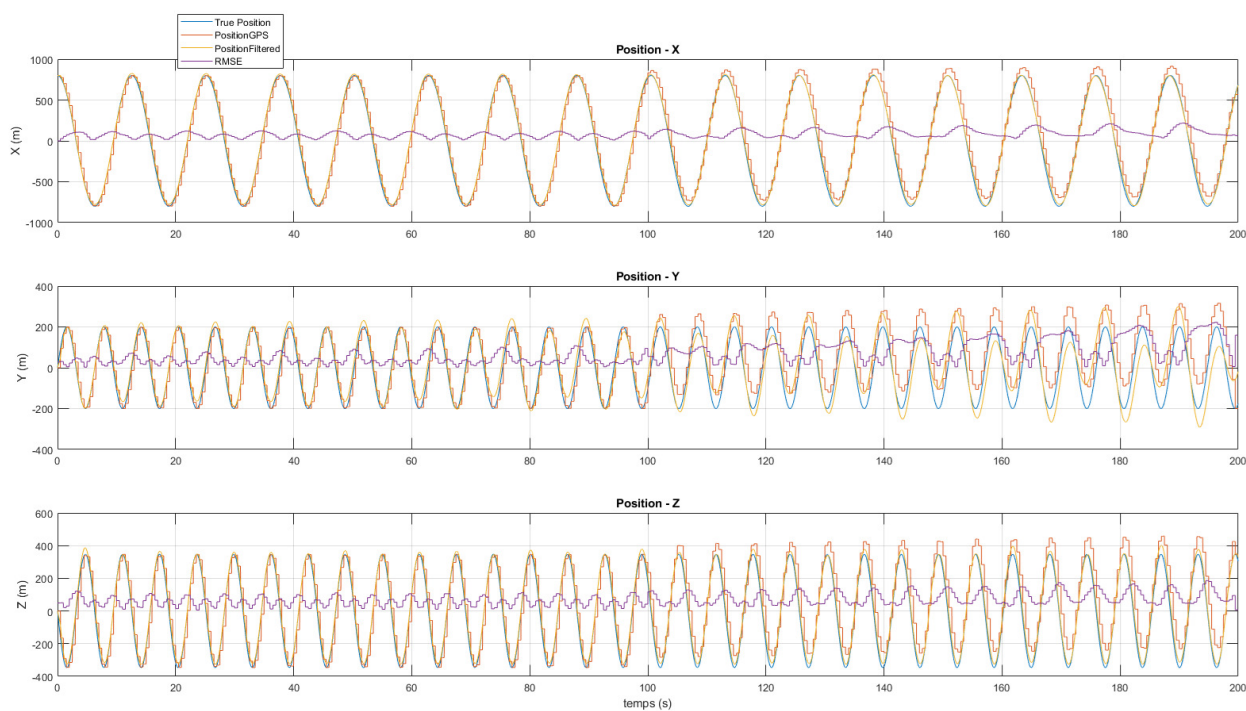


FIGURE 3.34 Fusion GPS/IMU/VIO - Positions avec GPS usurpé et biais accélérométrique de $5[m/s^2]$ en accélération rapide.

CHAPITRE 4 CONCLUSION

La robustesse des systèmes GPS contre les attaques de type usurpation est un enjeu majeur pour protéger les infrastructures critiques et garantir la sécurité des systèmes de navigation. Dans ce sens, après une analyse des vulnérabilités des systèmes GPS des drones civils, nous avons proposé des algorithmes d'usurpation et de détection de l'usurpation des systèmes GPS basés sur l'erreur quadratique moyenne de la position mesurée par le GPS et la position estimée, tout en tenant compte des mesures passées du systèmes GPS. L'algorithme de détection permet de repérer les faux signaux ou anomalies du systèmes GPS.

Pour évaluer la robustesse et les performances des algorithmes d'usurpation et de détection d'usurpation de GPS, nous avons étudié les perspectives offertes par l'hybridation du système GPS avec d'autres systèmes de navigation complémentaires comme les systèmes IMU et VIO. Dans ce sens, nous développée et implémenté des algorithmes de filtrage des dynamiques rotationnelles et translationnelles non linéaires d'un drone civil.

Les résultats basés sur la simulation des données de navigation GPS, IMU et VIO ont montré des résultats satisfaisants aussi bien en accélération lente qu'en accélération rapide du drone, pour autant que les paramètres des filtres non linéaires soient judicieusement choisis. On a pu mettre en évidence les limites de la fusion GPS et IMU en cas d'usurpation du système GPS.

En effet, en cas d'indisponibilité du GPS, le système IMU comme système alternatif de navigation ne garantit pas les performances de robustesse et de stabilité pour le positionnement du drone. Le positionnement inertiel par le système IMU repose sur des intégrations successives des mesures du système IMU (accélération linéaire \rightarrow vitesse linéaire \rightarrow position linéaire). De ce fait, toute erreur initiale de l'accéléromètre ou du gyroscope est amplifiée au fil des intégrations d'*Euler*, entraînant alors une déviation exponentielle du calcul de la position.

Par contre dans le cas de la fusion des trois systèmes de capteurs GPS, IMU et VIO, en cas d'indisponibilité du système GPS, une correction basée sur les mesures du système VIO comme alternatif de navigation, est appliquée. Cette technique a permis d'atténuer voire éliminer la dérive du système IMU, garantissant alors une précision suffisante pour contrer l'usurpation GPS.

En considérant cette dernière architecture, plusieurs essais d'analyse d'impact de l'augmentation du bruit du GPS et des capteurs tels que l'accéléromètre et le gyroscope ont été effectués.

Ces essais ont démontré la robustesse des filtres non linéaires qui continuent de garantir la stabilité du système de navigation du drone face à l'augmentation non excessive du bruit des capteurs GPS, accéléromètre et gyroscope, même en cas d'indisponibilité du GPS aussi bien en accélération lente qu'en accélération rapide.

Par ailleurs, on a observé que le biais gyroscopique ou biais accélérométrique excessif pourrait entraîner l'instabilité du système de navigation en cas d'indisponibilité du GPS. Ces résultats démontrent ainsi la sensibilité du gyroscope et de l'accéléromètre aux erreurs de type biais, dont une calibration régulière de ces types de capteurs serait requise pour en assurer l'auto-élimination des biais de mesure.

D'autre part, on a mis en évidence l'impact de la fréquence d'échantillonnage du GPS. C'est ainsi qu'on a observé que contrairement aux GPS standards échantillonnés à faibles fréquences (autour de $1[Hz]$), les GPS de fréquences de mise à jour élevées (autour de $10[Hz]$) offrent des meilleures performances et précision en accélération rapide. C'est d'autant plus vrai car en accélération rapide on assiste à une augmentation significative de la vitesse en un temps très court notamment lors du décollage du véhicule aérien par exemple. Ceci pourrait induire un décalage dans les calculs de position si les données GPS ne sont mises à jour plus fréquemment, dégradant alors la précision et la réactivité du système de navigation.

Enfin, ces travaux ont permis de développer et implémenter une plateforme hétérogène et robuste à trois couches logicielles (Usurpation -> Détection -> Protection) combinant la technique d'usurpation par injection de fautes sur le GPS, la détection d'usurpation et la protection contre l'usurpation par trois systèmes de capteurs de navigation (GPS, IMU et VIO) échantillonnés à des fréquences différentes. Ce faisant, différentes perspectives se dégagent de ces travaux. Tout d'abord, nous nous sommes limités à des perturbations affectant la variance du bruit de mesure. Une perspective naturelle serait d'étudier le comportement des algorithmes pour des erreurs plus progressives et donc plus difficiles à détecter (de type rampe par exemple). Par ailleurs, les paramètres des distributions *à priori* des perturbations et paramètres des filtres non linéaires ont été déterminés empiriquement. Une approche hiérarchique, où ces paramètres seraient estimés conjointement aux perturbations et à la solution de navigation, serait une alternative intéressante à la stratégie proposée. Finalement, la simulation sur la base des données de navigation réelles fournies par des capteurs de navigation soigneusement calibrés serait une perspective intéressante pour valider la robustesse des algorithmes proposés.

D'où le calendrier ci-dessous comprenant les activités de recherche et échéanciers à réaliser dans la deuxième partie de ce mémoire :

Activités et Échéanciers pour la deuxième partie	
Activités	Échéanciers
Étude du banc d'essai de calibration et d'acquisition des signaux réels de navigation d'un drone civil	De Janvier à Mars 2025
Calibration, mise à jour et test de robustesse des observateurs à compensations non linéaires développés lors du projet de mémoire	De Avril à Juin 2025
Rédaction du Mémoire	De Juillet à Décembre 2025

TABLEAU 4.1 Activités et Échéanciers pour le travail de Mémoire

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. Hassanalain and A. Abdelke, *Classifications, applications, and design challenges of drones : A review*, *Progr. Aerospace Sci.*, Vol. 91, pp. 99-131, May 2017.
- [17] US Department of Defence (US DOD) *Unmanned systems integrated roadmap. Washington, DC : US Department of Defence.* <https://dod.defense.gov/Portals/1/Documents/pubs/DOD-USRM-2013.pdf>. (Consulté le 19 Décembre 2024).
- [18] 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>.
- [19] <http://science.howstuffworks.com/predator1.htm>. (Consulté le 19 Décembre 2024).
- [20] <https://www.dji.com/ca/products/phantom>. (Consulté le 19 Décembre 2024).
- [21] <https://www.lockheedmartin.com/en-us/products/stalker.html> (Consulté le 19 Décembre 2024).
- [22] <http://www.theguardian.com/technology/2014/mar/28/facebook-buys-uk-maker-solar-powered-drones-internet> and <http://www.bbc.com/news/business-27029443>. (Consultés le 19 Décembre 2024).
- [23] 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.
- [24] C.B. Simmons et al, *AVODIT : A Cyber Attack Taxonomy*, 9th Annual Symposium on Information Assurance (ASIA'14), June 2014.
- [25] A.Y. Javaid, *Cyber Security Threat Analysis and Attack Simulation for UAV Network*, PhD thesis, University of Taledo, 2015.

- [26] J. Cao, *Practical GPS Spoofing attacks on Consumer Drones*, MS Thesis, University of Hawaii, 2020.
- [27] 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>.
- [28] K. Wang, S. Chen, A. Pan, *Time and Position Spoofing with Open Source Projects*, *black hat Europe 148* (2015) : 1-8.
- [29] T. Ebinuma, *GPS-SDR-SIM*, <https://github.com/osqzss/gps-sdr-sim>, (Consulté le 02 Octobre 2024).
- [30] G.S. Gadgets, *HackRF*, <https://greatscottgadgets.com/hackrf/>, (Consulté le 02 Octobre 2024).
- [31] Nuand, *BladeRF wiki*, <https://github.com/nuand/bladeRF/wiki>, (Consulté le 02 Octobre 2024).
- [32] *GPS Overview*, <https://www.gps.gov/systems/gps/>, (Consulté le 02 Octobre 2024).
- [33] Department of Geography, Penn State, *The Navigation Message*, <https://www.e-education.psu.edu/geog862/node/1734>, (Consulté le 12 Décembre 2024).
- [34] P.H. Dana, *Global Positioning System Overview*, https://foote.geography.uconn.edu/gcraft/notes/gps/gps_f.html, (Consulté le 02 Octobre 2024).
- [35] 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.
- [36] 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.
- [37] 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.
- [38] 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.
- [39] 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.

- [40] 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.
- [41] 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.
- [42] 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.
- [43] 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.
- [44] 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.
- [45] M. GAD-EL-HAK, (*The MEMS handbook*, CRC press, 2001.
- [46] C. Jekeli, (*Inertial Navigation Systems with Geodetic Applications*, Walter de Gruyter Berlin, New York, 2001.
- [47] A. M. Fosbury and J.L. Crassidis, (*Relative navigation of air vehicles*, Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 31(4), 824-834, 2008.
- [48] 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.
- [49] 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.
- [50] R. Greenspan, *GPS and inertial integration*, Global Positioning System : Theory and applications., vol. 2, pp. 187-220, 1996.
- [51] O.J. Woodman, *An introduction to inertial navigation*, No. UCAM-CL-TR-696. University of Cambridge, Computer Laboratory, 2007.
- [52] G. McGrath, *Position control of a quadrotor UAV using stereo computer vision (Master Thesis)*, 2019.
- [53] K. Alonzo, *A 3D state space formulation of a navigation Kalman filter for autonomous vehicles*, Carnegie Mellon University, the Robotics Institute, 1994.

- [54] 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.
- [55] S. Benahmed and S. Berkane, *State Estimation Using Single Body-Frame Bearing Measurements*, arXiv preprint arXiv :2403.12633, 2024.
- [56] F. Markley, *Attitude error representation for Kalman filtering*, J. Guid. Control Dyn., vol. 26, no. 2, pp. 311-317, 2003.
- [57] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, *Unscented filtering and nonlinear estimation*, Proc. IEEE, vol. 92, no. 3, pp. 401-422, Mar. 2004.
- [58] 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.
- [59] 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.
- [60] 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.
- [61] R. Titterton and J. L. Weston, *Strapdown Inertial Navigation Technology*, London, U.K. :Institution of Engineering and Technology, 2004.
- [62] J. A. Farrell, *Aided Navigation. GPS with High Rate Sensors*, New-York : McGraw-Hill, 2008.
- [63] M. Grewal, L. R. Weill and A. P. Andrews, *Global Positioning Systems Inertial Navigation and Integration*, Hoboken, NJ :Wiley, 2013.
- [64] P. D. Groves, *Principles of GNSS Inertial and Multisensor Integrated Navigation Systems*, Norwood, MA :Artech House, 2013.
- [65] M.-D. Hua, G. Ducard, T. Hamel, R. Mahony and K. Rudin, *Implementation of a nonlinear attitude estimator for aerial robotic vehicles*, IEEE Trans. Control Syst. Technol., vol. 22, no. 1, pp. 201-213, 2014.
- [66] 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.
- [67] T. I. Fossen, *Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control*, Hoboken, NJ :Wiley, 2011.

- [68] R. G. Brown and P. Y. C. Hwang, *Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering : With Matlab Exercises*, Hoboken, NJ :Wiley, 2012.
- [69] 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.
- [70] 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.
- [71] 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.
- [72] 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.
- [73] 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>
- [74] 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>
- [75] 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.
- [76] E. Hong, J. Lim, *Visual-Inertial Odometry with Robust Initialization and Online Scale Estimation*, Sensors. 2018; 18 :4287.
- [77] 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.
- [78] D. Scaramuzza and F. Fraundorfer, *Visual Odometry [Tutorial]*, in IEEE Robotics and Automation Magazine, vol. 18, no. 4, pp. 80-92, Dec. 2011.
- [79] 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

- [80] B. Hofmann-Wellesschhof, H. Lichtenegger, and J. Collins, *GPS, Theory and Practice*, Springer Verlag, New-York, 1993.
- [81] 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.
- [82] 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.
- [83] 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.
- [84] P. Bernard, V. Andrieu and D. Astolfi, *Observer design for continuous-time dynamical systems*, Annual Reviews in Control, 53, 224-248. 2022.
- [85] Z. Sedor, *UWB localization for autonomous indoor position control of VTOL UAVs (Master Thesis), 2018*.
- [86] 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