

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
REpubLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة

التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –
Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme** de **MASTER**

En : (Automatique)

Spécialité : (Automatique et Informatique Industrielle)

Par : (Moussa Mohammed \& Besseghieur Mohammed Adel)

Sujet

synthèse d'observateur pour un drone

Soutenu publiquement, le 09 / octobre / 2025 , devant le jury composé de :

M. BENYAHIA Boumediene	Professeur	Université de Tlemcen	Président
M. BENSALAH Choukri	MCA	Université de Tlemcen	Examinateur
Mme. CHOUKCHOU B. Amal	Professeur	Université de Tlemcen	Encadrante
M. KHALDI Abdelwahab	Doctorant	Université de Tlemcen	Co-Encadreur

Année universitaire :2024 /2025

Dédicace

Nous dédions ce travail à

À nos chers parents,

qui ont toujours été là pour moi, pour leurs encouragements et toute l'aide qu'ils m'ont apportée durant mes études. À ceux qui ont planté les graines du succès, à la source de tendresse et à la source d'inspiration infinie, dont je leur dois l'œuvre de tous mes succès et de mes qualités. Ils ont fait de moi ce que je suis aujourd'hui et ce que je vais apporter demain.

À mon père et à ma mère : peu importe les mots, ils ne pourront jamais exprimer à quel point je suis fier, heureux et chanceux de vous avoir. Je ne pourrai jamais rendre pleinement ce que je vous dois, ni vos sacrifices immenses.

Je prie Dieu de vous accorder santé, bonheur, prospérité et une longue vie.

À mes frères

Nous leur souhaitons le plus grand des bonheurs. Ils ont été pour nous une force inestimable et une source d'épanouissement et de soutien sans pareil, les meilleurs guides sur nos chemins de vie, qui ont toujours su nous protéger.

Nos parents Nes frères Merci de nous avoir appris ce que signifiait vraiment le mot "famille".

À nos Amis

Nous tenons à saluer et à remercier chaleureusement nos amis ainsi que toutes les personnes qui nous ont soutenus, par leur amitié et leur présence, qui ont contribué à notre réussite tout au long de ce cursus.

Vous êtes les meilleurs ! Nous vous souhaitons tout le succès qui vous est dû et tout le bonheur

Remerciement

Nous remercions tout d'abord, Allah qui nous a guidé sur la bonne voie et d'avoir mis toutes les clés du succès sur nos chemins et qui nous a donné l'opportunité d'apprendre et de terminer ce mémoire.

Nous tenons en premier lieu à remercier **Mme. CHOUKCHOU-BRAHAM Amal** pour son encadrement le plus précieux et exceptionnel, pour sa patience, sa disponibilité durant la préparation de ce mémoire et son aide et ses conseils tout au long de notre travail.

Nous remercions tous les professeurs du département GEE de l'Université Abou Bakr Belkaid qui ont contribué à notre formations et qui nous ont accompagnés durant notre cursus de l'enseignement supérieur. Nous les remercions pour leur sens du partage et leurs conseils si précieux qui ont pu influencer le succès de notre formation.

Nous remercions monsieur **KHALDI Abdelwahab** pour avoir partagé avec nous son expérience sur notre sujet, pour sa disponibilité, son aide précieuse et pour ses conseils.

Nous remercions les membres du jury pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant d'examiner notre travail.

Table des matières

Introduction générale	9
Introduction générale	9
1 État de l'art	12
1.1 Introduction	12
1.2 les drones	12
1.2.1 Définition	12
1.2.2 Historique	12
1.2.3 Classification de Drones	13
1.2.4 La technologie du drone	18
1.2.5 Domaines d'applications des drones	22
1.3 Observateur	23
1.3.1 Introduction	23
1.3.2 Observabilité	24
1.3.3 Observabilité des systèmes linéaires	24
1.3.4 Observabilité des systèmes non linéaires	25
1.3.5 Observateur	27
1.3.6 Observateurs pour systèmes linéaires	27
1.3.7 Observateurs pour systèmes non linéaires	30
1.4 Conclusion	37
2 Modélisation et commande du drone quadrirotor	40
2.1 Introduction	40
2.2 Modélisation du Quadrirotor	40
2.2.1 Description du Quadrirotor	40
2.2.2 Les mouvements du quadrirotor	40
2.2.3 Les repères utilisés	43
2.2.4 Matrice de rotation	44
2.2.5 Les vitesses angulaires	44
2.2.6 Les vitesses linéaires	45
2.2.7 Effets Physiques sur le quadrirotor	45
2.2.8 Modèle mathématique selon Newton-Euler	46
2.2.9 Modèle d'état	49
2.3 Commande du drone	50
2.3.1 Commande PID	50
2.3.2 Commande PID pour quadrirotor	51
2.3.3 Simulations et Résultats	53
2.4 Conclusion	56

3 Synthèse d'Observateur	58
3.1 Introduction	58
3.2 Estimation de l'attitude	58
3.2.1 Définition	58
3.2.2 Représentation de l'attitude	58
3.2.3 Quaternion	58
3.2.4 Rôle des capteurs dans l'estimation de l'attitude	61
3.2.5 EKF	61
3.2.6 Algorithme de fusion inertielle par Filtre de Kal-	
man Étendu pour l'estimation de l'attitude	62
3.2.7 Analyse des résultats	70
3.2.8 Conclusion	75
Conclusion générale	76
Conclusion générale	76

Liste des tableaux

1	Paramètres des PID obtenus par Essai/Erreur	54
2	Paramètres du quadrirotor	54
3	Paramètres généraux du Filtre de Kalman Étendu (EKF)	62

Table des figures

1.1	La libellule en bambou avec une hélice	13
1.2	Hélicoptère leonardo da vinci.	13
1.3	Classification des drones selon leur poids et leur taille, altitude	14
1.4	Disposition d'un trirotor, montrant l'axe du servo de lacet en vert	16
1.5	Différente catégories de drones selon le mode de propulsion	17
1.6	Architecture fonctionnelle d'un système de guidage et de navigation	22
1.7	les différentes d'applications de drone	23
1.8	Schéma de principe d'un observateur d'état	27
1.9	Structure d'observateur de luenberger	33
1.10	Cycle du filtre de Kalman étendu	38
1.11	Architecture d'un système de navigation EKF	38
2.1	Mouvement translation sur x	42
2.2	Mouvement de translation sur y	42
2.3	Mouvement translation vertical	42
2.4	Mouvement de rotation sur x	42
2.5	Mouvement de rotation sur y	43
2.6	Mouvement de rotation sur z	43
2.7	Repérage du quadrirotor dans l'espace	43
2.8	Algorithme de commande par PID	53
2.9	Les résultat de simulation pour la position	55
2.10	Les résultat de simulation pour la rotation	56
3.1	Quaternion	60
3.2	Le vecteur quaternion estimé et désiré	70
3.3	Estimation du bias	71
3.4	Erreur angulaire entre quaternion estimé et quaternion désiré	72
3.5	Estimation des angles d'euler.	74

Liste des acronymes

UAS unmanned aircraft system
UAV unmanned aerial vehicle
HALE Haute Altitude Longue Endurance
MALE Moyenne Altitude Longue Endurance
6DDL six degré de liberté
Li-Po Lithium-ion Polymer
Li-ion Lithium-Ion
ESC Electronic Speed Controller
IMU Inertial Measurement Unit
GPS Global Positioning System
GNSS Global Navigation Satellite System
GN&C guidance, navigation, and control
UIO Unknown Input Observer
ELO extended Luenberger observe
EKF extended kalman filter
HGO High-Gain Observers
SMO Sliding Mode Observers
PID Proportional Integral Derivative

Introduction Générale

Introduction Générale

Introduction générale

Depuis des milliers d'années, l'homme, motivé par la découverte, a observé les oiseaux et rêvé de pouvoir s'élever dans les airs afin de conquérir les cieux. Ce désir profond, symbolisé dans de nombreux mythes et légendes, est devenu plus concret au fil du temps grâce aux avancées scientifiques. L'homme et sa pensée ont étudié la dynamique du vol des oiseaux et leur anatomie pour concevoir des machines volantes.

La relation entre l'homme et le vol s'est manifestée de plusieurs manières. Plus tard, les ingénieurs et scientifiques ont compris les principes de l'aérodynamique et construit des engins volants de toutes sortes. Avec l'évolution des technologies et l'apparition de nombreuses applications, le domaine de la robotique aérienne a conduit à l'invention des véhicules aériens sans pilote, appelés drones (UAVs). Ces machines volantes autonomes connaissent aujourd'hui une popularité croissante dans de nombreux domaines professionnels — militaires, civils, privés et publics.

Grâce à leur polyvalence et à leur utilisation dans un large éventail d'applications, les drones s'imposent comme une solution privilégiée dans les missions ne nécessitant pas d'intervention humaine, ou lorsque celle-ci est risquée, dangereuse, impossible ou coûteuse. Après une vaste expansion des recherches et de nombreuses réalisations avancées, le drone occupe une place importante dans les travaux scientifiques, en particulier dans le domaine de l'automatique, de l'ingénierie robotique et des systèmes.

Les ingénieurs et chercheurs doivent ainsi travailler au développement d'une chaîne avionique pluridisciplinaire qui conférera aux UAVs un degré d'autonomie et des qualités de vol en boucle fermée, en adéquation avec les missions à accomplir.

De manière concrète, ce système avionique se décompose en : - une partie aérodynamique, intégrant des études en soufflerie et en vol pour permettre la modélisation totale ou partielle du drone ; - une partie matérielle (*hardware*), comprenant un ordinateur embarqué, des capteurs, des actionneurs et un module de communication sol/bord ; - une partie logicielle (*software*), regroupant : - des algorithmes de traitement du signal (débruitage des capteurs, estimation et reconstruction des états à partir de données fusionnées et modèles mathématiques prédictifs), - des algorithmes de contrôle « bas-niveau » pour le pilotage et le guidage de l'appareil en boucle fermée, - des algorithmes de contrôle « haut-niveau » pour la navigation, la replanification et l'aide à la décision (IA), notamment en l'absence d'opérateur humain ou en cas de situations dégradées (ruptures, pannes, etc.).

Les algorithmes d'estimation et de commande sont donc primordiaux, d'autant plus que la technologie des capteurs et actionneurs reste limitée par des contraintes de coût et d'encombrement. Ceci est particulièrement vrai dans le cas des drones. L'estimation permet de fusionner en temps réel des informations imparfaites issues des capteurs, afin de fournir une estimation de l'état du drone (orientation, vitesse, position) au calculateur embarqué où sont implémentés les algorithmes de commande.

Le contrôle doit garantir la stabilité en boucle fermée, quelle que soit la consigne donnée par l'opérateur ou par un système automatique de gestion du vol, et assurer une réponse correcte. Estimation et commande contribuent ainsi largement au succès de toute mission.

Concernant la commande, elle est définie par la capacité du drone à maintenir sa position et son attitude à l'aide de ses capteurs. Parmi les nombreuses configurations de correcteurs, la structure PID est utilisée dans la majorité des projets. Pour l'estimation, nous devons recourir à un système dynamique auxiliaire appelé *observateur*, dont le rôle est d'estimer l'état du système [1] [2].

Dans ce travail, nous aborderons la synthèse d'un observateur appliqué à un drone quadrirotor.

Organisation de la thèse

La thèse est organisée en trois chapitres :

Chapitre 1 : présentation d'un état de l'art et des généralités sur les drones, en particulier le drone quadrirotor, ainsi qu'un état de l'art sur les observateurs et les différentes méthodes de synthèse d'observateurs d'états pour les systèmes dynamiques.

Chapitre 2 : modélisation dynamique du drone quadrirotor, avec une description détaillée de sa structure, de son principe de vol et la mise en place des lois de commande.

Chapitre 3 : présentation de la théorie de l'observabilité, choix et justification de l'observateur utilisé dans notre travail, ainsi que la simulation et l'analyse des résultats obtenus.

Chapitre 1 : État de l'art

1 État de l'art

1.1 Introduction

Le drone, défini de manière simple comme un engin volant de reconnaissance sans pilote, télécommandé ou programmé, a connu une évolution remarquable grâce aux avancées technologiques et à la construction aéronautique. Cette évolution permet d'en retracer l'historique, d'établir ses différentes classifications et de mettre en évidence ses nombreux domaines d'application. Dans ce contexte, le choix du drone quadrirotor s'impose par sa configuration particulière et les avantages qu'il présente. Considéré comme un système complexe, son bon fonctionnement repose essentiellement sur des techniques d'estimation et de commande, qui jouent un rôle central. Ainsi, ce chapitre propose un état de l'art sur les drones, en particulier le quadrirotor, ainsi que sur les méthodes d'observateurs utilisées pour l'estimation des états.

1.2 les drones

1.2.1 Définition

Le nom de drone vient d'un mot anglais signifiant faux-bourdon {mâle de l'abeille } donné comme surnom par l'artillerie anglaise dans les années 1930 à un avion cible utilisé pour l'entraînement ayant un vol lent et bruyant ressemblant à celui du bourdon. Maintenant il désigne un aérodyne automatisé et son système de mise en œuvre sont aussi appelés UAV, soit véhicule aérien sans humain à bord.

1.2.2 Historique

Le terme « drone » trouve son origine dans la langue anglaise et signifie littéralement « faux-bourdon », en référence au mâle de l'abeille dont le vol est bruyant et monotone. Ce surnom fut attribué, dans les années 1930, par l'artillerie britannique à un avion cible utilisé pour l'entraînement des artilleurs, dont le bruit et le comportement rappelaient celui de l'insecte. Avec le temps, l'usage du terme s'est élargi pour désigner des aéronefs automatisés capables d'évoluer sans pilote à bord. Aujourd'hui, le mot « drone » recouvre différentes appellations techniques, parmi lesquelles UAV (*Unmanned Aerial Vehicle*, véhicule aérien sans pilote) et UAS (*Unmanned Aerial System*), qui inclut non seulement l'appareil mais également l'ensemble de son système de mise en œuvre. Ces dispositifs, initialement développés pour des usages militaires, se sont progressivement diversifiés et sont désormais utilisés dans de nombreux domaines civils et scientifiques, illustrant l'ampleur des progrès réalisés dans l'autonomie et la robotique aérienne.



FIGURE 1.1 – La libellule en bambou avec une hélice

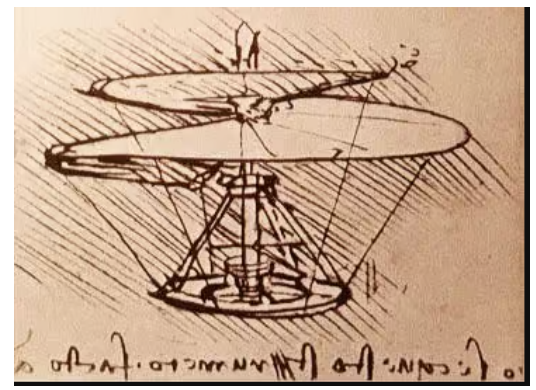


FIGURE 1.2 – Hélicoptère leonardo da vinci.

1.2.3 Classification de Drones

On peut catégoriser les drones en fonction de plusieurs facteurs, comme leurs dimensions, leur portée d'action, leur altitude, leur utilisation prévue et leur structure et mode de propulsion. La classification peut se faire comme suit [3] [4] :

Selon la taille

1. Nano drones : De taille extrêmement compacte, ils pèsent entre 18 et 33g. Ces drones sont utilisés pour le vol en intérieur, la reconnaissance à courte portée et la recherche. Exemples : Crazyflie, Black Hornet, Mini 2 et Mini 2 SE.

2. Micro drones : Les drones dont le poids est supérieur à 250 g et inférieur à 250g sont appelés micro drones. Ces drones sont principalement utilisés par les amateurs, en intérieur et en extérieur. Exemples : DJI Tello, Parrot Mambo.

3. Petits drones : Les drones pesant entre 500g et 1kg sont classés comme petits drones. Ces drones sont couramment utilisés pour la photographie, la vidéographie et les loisirs. Exemples : DJI Mavic, Parrot Bebop.

4. Drones moyens : Les drones pesant entre 1kg et 1,8kg sont classés comme drones moyens. Ils sont couramment utilisés dans l'agriculture, la livraison et l'inspection. Exemples : DJI Phantom, Yuneec Typhoon.

Drones de grande taille : Les drones pesant plus de 1500kg sont classés comme drones de grande taille et sont principalement utilisés dans des applications militaires et industrielles lourdes. Exemples : MQ-9 Reaper, RQ-4 Global Hawk.

selon l'attitude

1. Drones basse altitude :

Les drones basse altitude volent à une altitude de 120 mètres et sont utilisés pour des applications grand public et commerciales.

2. Drones moyenne altitude MALE :

Les drones moyenne altitude volent entre 120 et 9000 mètres et sont utilisés pour des applications commerciales plus spécialisées et certaines opérations militaires.

3. Drones haute altitude HALE :

Les drones haute altitude volent au-dessus de 9000 mètres et sont utilisés pour la surveillance militaire et la recherche en haute Ils sont capables de rester très longtemps en vol et de collecter des informations sur de très longues périodes .

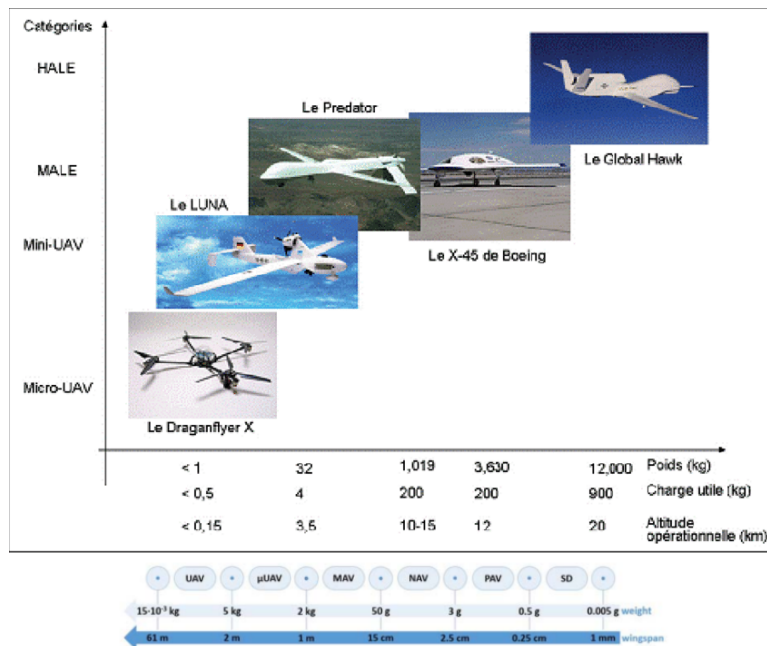


FIGURE 1.3 – Classification des drones selon leur poids et leur taille, altitude

Selon le mode de propulsion

Une autre option de classification est fournie par le fonctionnement aérodynamique. Par conséquent, on peut classer les drones en trois catégories distinctes [1], [5] et [6] .

Drones à voilures fixes

Les drones à voilure fixe ressemblent à des avions traditionnels et comportent des ailes qui génèrent de la portance lorsqu'ils avancent. Ces drones sont bien adaptés pour les vols longue distance et les missions de cartographie aérienne en raison de leur conception efficace et de leurs temps de vol prolongés. Les drones à voilure fixe sont couramment utilisés dans l'agriculture, l'arpentage et la photographie aérienne. Malheureusement, ils sont difficiles à opérer et la dégradation des performances en termes d'endurance va de pair avec une réduction de la dimension de la cellule.

Drones à ailes battantes ou ornithoptères

Les ornithoptères aux ailes battantes, qui sont conçus pour ressembler à des oiseaux ou à des insectes, ont été pilotés en tant que véhicules aériens sans pilote *micro-UAV*. Leur furtivité naturelle en fait des candidats idéaux pour des opérations secrètes. L'utilisation des ailes battantes pour un drone offre une multitude de possibilités de vols : *battu, plané, quasi stationnaire* aux combinaisons de trajectoires multiples, que ne permettent pas les systèmes à voilure fixe ou à voilure tournante.

Drones à voilure tournante

La caractéristique principale est de pouvoir combiner le vol stationnaire et le vol de translation rapide, bien adaptés aux vols stationnaires de quelques dizaines de minutes et à basse vitesse et à basse altitude, Il est doté de rotors permettant sa sustentation. Les rotors peuvent être à pas variable, c'est-à-dire qu'ils sont conçus selon un mécanisme de variation d'angle pour chaque pale qui déterminera l'orientation du drone : ascension et descente. Le châssis des drones à voilure tournante peut être pliable pour ce type peut être divisé en quatre catégories

1- Configuration ayant un seul rotor

modèle mono rotor est un aéronef sans pilote avec un système de propulsion constitué d'un seul rotor principal pour la portance et le contrôle Ils sont répartis en trois petits groupes en fonction de la façon dont on fait fonctionner le drone pour qu'il se déplace dans ses différents axes de plus, pour l'éviter de tourner sur lui-même à cause des forces de réaction du rotor principal.

-Les drones utilisant un rotor arrière (ou rotor anti-couple) correspondant typiquement aux hélicoptères

-Les drones utilisant des volets positionnés sous le rotor principal

-Les drones utilisant deux rotors électriques latéraux indépendants situés de part et d'autre du rotor principal et des volets positionnés sous le rotor principal

2- Configuration ayant deux rotors

Le concept des birotors est le suivant : ils sont constitués de deux rotors dont les rotors coaxiaux (montés sur le même axe), les rotors en tandem (l'un derrière l'autre), et les rotors engrenants (montés sur des axes en V ou à proximité l'un de l'autre) qui tournent à la même vitesse, mais dans des sens inverse qui permet d'annuler l'action du couple de réaction entre les deux rotors, un seul rotor permet également de rendre le flux d'air plus laminaire et plus rapide en sortie. Peut être défini par les plateaux cycliques ou bien les pales à pas fixe pour les plateaux cycliques il faut ajouter des ailerons ou des mécanismes pour faire pivoter les rotors pour générer la force et les couples

3- Configuration ayant trois rotors

c'est un type de multirotor que l'on voit rarement le trirotor qui utilise trois

rotors et trois hélices comprend habituellement deux rotors avant qui tournent en directions opposées, ainsi qu'un troisième rotor à l'arrière dont l'orientation peut être modifiée pour le contrôle. cette configuration est moins stable et polyvalente par rapport aux autre configuration à cause du nombre impair d'hélices, on peut définir des solutions telles que :

Angle fixe : Une solution simple, mais peu efficace, consiste à monter une hélice à un angle fixe pour contrecarrer la rotation.

Angle variable (servo de lacet) : La solution la plus avancée et la plus bénéfique implique l'utilisation d'une hélice à angle variable avec un servo de lacet. Cela donne au drone plus de stabilité et d'agilité, de manière similaire à la queue d'un avion à voilure fixe.

Dans cette catégorie en peut citer le vectron et l'hélicoptère auto-stable

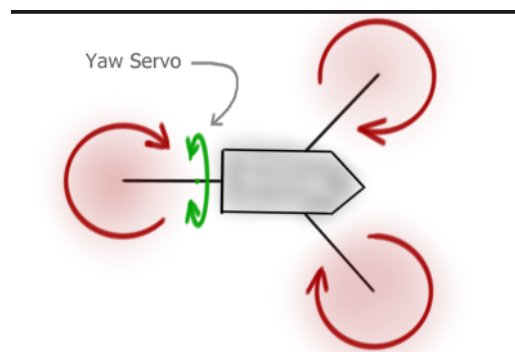


FIGURE 1.4 – Disposition d'un trirotor, montrant l'axe du servo de lacet en vert

4- Configuration ayant quatre rotors

La configuration à 4 rotors, est communément appelée quadrirotor ou quadricoptère. Les quatre rotors sont généralement positionnés aux extrémités de bras de longueur égale, la régulation de l'attitude et de la position du drone est obtenue en ajustant la vitesse de rotation de ces quatre moteurs donc repose sur la variation de la vitesse de rotation de ses quatre hélices pour générer les forces et moments nécessaires aux différents mouvements. La configuration quadrirotor constitue effectivement l'architecture dominante sur le marché des drones multi-rotors, tant pour les applications grand public que professionnelles.

pour le drone quadrirotor on trouve des projets depuis longtemps sous le but de contrôler et bien génère cet engin tel que

- Le Gyroplane Breguet-richer, construit en 1907, est présenté par Louis Breguet qui a conçu le tout premier quadrirotor de l'histoire

- Le quadrirotor d'Oehmichen désigne une série d'aéronefs conçus par l'ingénieur français Étienne Oehmichen en 1922. Le type n°2 est particulièrement renommé pour avoir réalisé, en mai 1924, le premier vol en circuit fermé d'un hélicoptère reconnu par la Fédération aéronautique internationale, parcourant

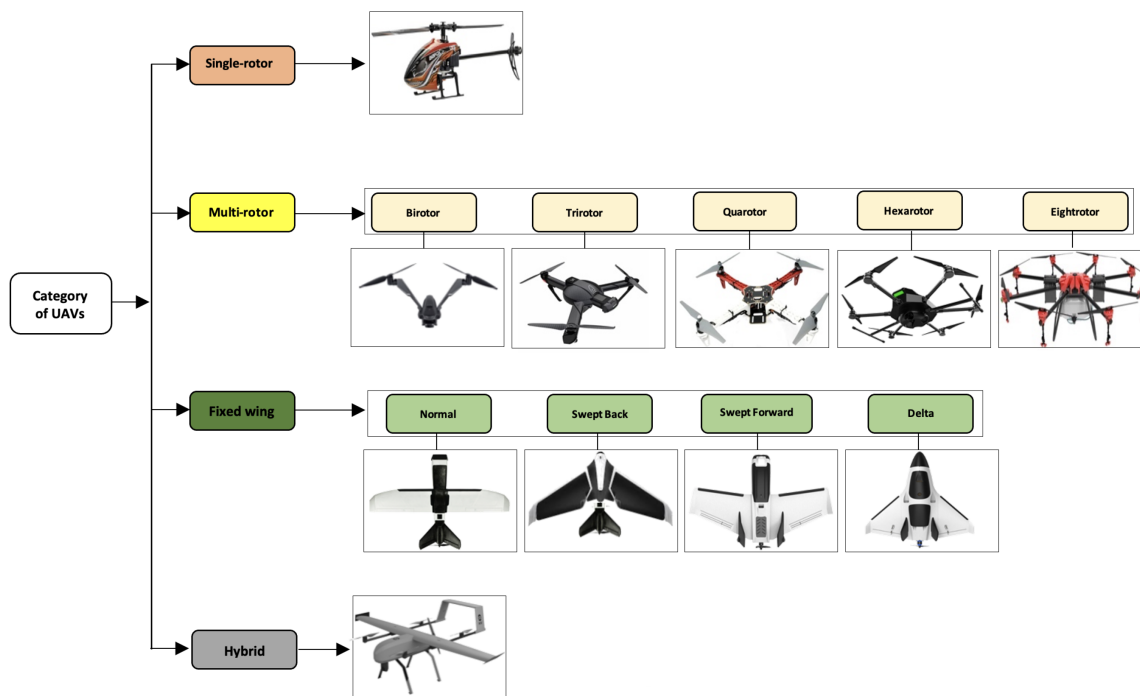


FIGURE 1.5 – Différente catégories de drones selon le mode de propulsion

un kilomètre à une altitude supérieure à dix mètres.

- Convertawings Model "A" Quadrotor repris le concept expérimenté en 1922 en France par Oemichen, dont la sustentation était assurée par quatre rotors, et par G. de Bothezat aux États-Unis, avec une configuration double de quatre rotors côte à côte, intégrée au premier hélicoptère commandé par l'armée américaine, Volé avec succès à de nombreuses reprises au milieu des années 1950.

Grâce aux travaux de développement approfondis de Convertawings sur cette configuration, un premier prototype fut achevé en 1955 et a depuis volé avec succès. Deux autres hélicoptères similaires sont également en projet.

- Octopus volant c'est le quadrirotor de Bothezat, élaboré par l'ingénieur George de Bothezat pour l'US Army, est reconnu comme le premier hélicoptère quadrirotor opérationnel, ayant réalisé son premier vol réussi en octobre 1922.

- Mesicopter 1999-2001 par une équipe de chercheurs du département d'Aéronautique et d'Astronautique et le département de Mécanique à l'université de Stanford USA

- Starmac 2007 à l'université de Stanford, département d'Aéronautique et d'Astronautique

- OS4 2003 Au Laboratoire des Systèmes Autonomes (ASL) de l'école Polytechnique Fédérale de Lausanne, EPFL, Suisse

- MD4-200, un micro-drone compact et léger conçu pour des applications professionnelles comme la documentation, l'observation et la cartographie

Il existe des autres configurations comme L'hexacopter.

1.2.4 La technologie du drone

Le drone en tant que un système robotique (Un robot aéronef) utilise une combinaison de technologies qui peut être composée de deux parties une partie mécanique où on trouve les composants matériels et une partie pour les moteurs, algorithme commande (guidage et pilotage), les capteurs (la navigation et la localisation) nécessaires pour le vol et la stabilisation, l'autonomie du quadricoptère. Cette étape permet de bien modéliser notre système. Voici les principales technologies impliquées dans leur fonctionnement

L'armature (châssis)

supporte tous les éléments, Fabriqué à partir de matériaux légers et solides comme fibre de carbone, plastique ou aluminium, Il existe plusieurs formats (en Y pour tri-, X ou + pour quadricoptère, à six bras pour hexa- et à huit bras octocoptère). La notion de rigidité et de légèreté pour maintenir la stabilité du drone et consommation minimum d'énergie et faciliter le vol.

Les hélices (Les pales)

Les pales de drone sont des composants essentiels qui convertissent la rotation des moteurs permettant au drone de voler et de se manœuvrer, une hélice peut être décrite comme une aile en rotation. Sa conception aérodynamique engendre une variation de pression entre sa partie supérieure et sa partie inférieure. Quand l'hélice effectue sa rotation, cette variation de pression produit une force de portance, ou poussée, qui élève le drone, le nombre d'hélice peut varier selon l'utilisation choisie, le type de drone ou la charge utile limitée. On trouve aussi d'autres caractéristiques importantes : le nombre de pales (2, 3, 4 ou plus), le diamètre de l'hélice, le pas de l'hélice (son inclinaison), la surface de l'hélice, le diamètre du trou central, le type de fixation (par simple pression, serrage par un écrou ou par des vis), le poids selon le choix.

La batterie

est un composant d'alimentation et pour réserve d'énergie suffisante qui lui permet d'accomplir sa tâche. Les drones s'appuient principalement sur des batteries au lithium, qui présentent un excellent équilibre entre puissance, légèreté et densité énergétique. Les types les plus répandus sont les batteries Li-Po et Li-ion, chacune possédant des caractéristiques uniques.

Les moteurs

est l'un des éléments cruciaux dans la performance d'un drone, transformant l'énergie électrique de la batterie en mouvement mécanique pour faire tourner les hélices. Il existe principalement deux types de moteurs à courant continu utilisés dans les drones : les moteurs à balais (brushed) et les moteurs sans balais (brushless). Pour choisir un moteur, plusieurs spécifications clés sont à considérer :

KV : Cette valeur représente le nombre de tours par minute (tr/min)KV. Un KV élevé correspond à un moteur rapide, idéal pour les drones de course et acrobatiques, un KV faible correspond à un moteur avec plus de couple, adapté aux hélices plus petites, une meilleure précision et plus d'autonomie.

Taille du moteur : qui combine le diamètre et l'hauteur du stator

Poussée (Thrust) : C'est la force générée par la combinaison du moteur et de l'hélice, qui permet au drone de se soulever. La poussée doit être significativement supérieure au poids total du drone [7].

Les variateurs de vitesse électronique

L'ESC, ou contrôleur de vitesse électronique, est un composant électronique essentiel dans la structure de drone, qui permet de commander la vitesse des moteurs brushless il envoie plus ou moins d'énergie pour alimenter les moteurs C'est-à-dire reçoit la puissance de la batterie et la conduit aux moteurs selon un signal de commande, Ils constituent une partie importante de la propulsion.

Les capteurs pour la navigation et la localisation

Les capteurs sont essentiels pour la navigation et la localisation d'un drone, agissant comme ses "sens" pour comprendre sa position, son orientation et son environnement. Ils transmettent des données au contrôleur, le cerveau du drone, qui les traite pour maintenir la stabilité et exécuter les commandes. Les capteurs d'un drone aérien peuvent être divisés en deux catégories principales Capteur proprioceptif, capteur extéroceptif et le troisième est une combinaison entre les deux qui s'appelle capteurs exproprioceptifs :

- Les capteurs proprioceptifs :

sont des composants internes assortissent des informations sur l'état du drone et son mouvement dans l'espace Ces capteurs mesurent la position, la vitesse ou encore l'accélération ils sont donc d'une importance capitale pour la navigation autonome des drones, on peut citer :

Accéléromètre :

outil pour mesurer l'accélération non gravitationnelle linéaire (les forces d'accélération) du drone sur ses trois axes, en utilisant une double intégration pour déterminer la position. Il peut également détecter l'inclinaison du drone en mesurant la composante de la force de gravité donc une multitude des données, pour mesurer l'accélération en 3 dimensions on utilise un ensemble de 3 accéléromètres formant un accéléromètre triaxial.

Gyromètres et Gyroscopes :

Les gyroscopes et les gyromètres sont des appareils de mesure angulaires faisant partie de la famille d'instruments incluant les capteurs inertiels et gyroscopiques. Les gyroscopes déterminent l'orientation dans l'espace en se servant

de la gravité terrestre. Ils détectent la position angulaire, c'est à dire le changement d'angle de rotation dans le temps. Les gyromètres sont aussi des capteurs de mouvement, mais eux mesurent la vitesse angulaire, simultanément sur un ou trois axes, par rapport à un référentiel inertiel.

Dans les drones modernes, le capteur est un gyromètre qui fait partie d'une unité de mesure inertielle (IMU)

Les centrales inertielles IMU :

Les centrales de mesure inertielles (IMU) sont des composants fondamentaux dans les systèmes modernes de navigation et de suivi de mouvement. Une centrale de mesure inertielle (IMU) est un dispositif électronique qui mesure et rapporte la force spécifique, la vitesse angulaire d'un corps, et parfois le champ magnétique environnant le corps, en utilisant une combinaison d'accéléromètres, de gyroscopes, et parfois de magnétomètres. Les IMU sont essentielles pour suivre et contrôler la position et l'orientation de divers objets, des aéronefs, les IMU sont souvent classées en fonction de leurs degrés de liberté : IMU 6 degrés de liberté ou 9 degrés de liberté, dans notre cas on a considéré une IMU à 6 degrés de liberté, elle contient principalement trois accéléromètres et trois gyromètres mesurant l'accélération non gravitationnelle et la vitesse instantanée de rotation du drone [8].

- Les capteurs extéroceptifs :

sont des capteurs qui donnent des informations sur l'environnement extérieur dans lequel se déplace le drone donc permettent de comprendre et d'interagir avec le monde extérieur. Elles sont obtenues par l'observation de points de repère naturels ou artificiels dont la situation est connue dans un référentiel attaché à l'environnement, on peut mentionner : Compas magnétiques le GPS, télémétrie

Compas magnétique :

Compas magnétique appelé aussi magnétomètre, est un capteur qui mesure l'intensité et la direction des champs magnétiques donc donner l'orientation de drone. Elle constitue un outil précieux pour l'archéologie. L'utilisation d'un magnétomètre sur un drone nous permet de balayer la zone et de détecter les métaux plus rapidement que les appareils portatifs, de créer des cartes géoréférencées de la zone et d'éliminer le risque de blessure pour les inspecteurs au sol. Il complète l'unité de mesure inertielle (IMU), on doit utiliser un système dynamique auxiliaire. Ce système, appelé observateur, a pour rôle d'estimer l'état du système à partir des données mesurables il agit comme une boussole numérique .

Système de géolocalisation :

est un ensemble de technologies qui permettent à l'appareil de capter les

signaux satellites et déterminer sa position exacte dans l'espace compter sur le récepteur GNSS et ce que l'on sait aussi par GPS (États-Unis), le GLONASS (Russie), Galileo (Europe) et BeiDou (Chine).

Le GPS d'un drone est généralement situé dans l'unité de réception GPS, qui est l'une des parties du drone responsable du système de navigation. Dans certains cas, le récepteur GPS peut être intégré à la structure elle-même, tandis que dans d'autres, il peut être connecté via une antenne GPS sur les drones. L'objectif est de garantir au récepteur GPS une vue dégagée du ciel pour recevoir les signaux des satellites sans obstruction.

Les capteurs télémétriques :

Ces capteurs permettent d'obtenir des informations sur l'environnement immédiat d'un système, le télémètre émet un signal qui lui est renvoyé par l'obstacle le plus proche dans la direction Le temps qui s'écoule entre le moment où le signal est émis et celui où il est reçu permet de calculer la distance entre drone et l'obstacle en utilisant différents types des signaux. Les télémètres à ultrasons (ondes sonores), Les télémètres laser à balayage et les télémètres radar (ondes radio, comme les radars ultra-large-bande)

Capteur de vision (La caméra) :

Un capteur de vision est un dispositif qui capture et traite les informations visuelles de l'environnement, agissant comme les "yeux" d'un drone on utilise la caméra qui fournit une image ou une vidéo vers l'opérateur donc la photographie aérienne, la cartographie. Les capteurs de vision ne se limitent pas à prendre des photos ou des vidéos. Ils sont cruciaux pour l'autonomie et la sécurité du drone, car ils permettent une interaction intelligente avec l'environnement, peut-être : caméra HD, caméra thermique

La carte de commande pour le guidage et le pilotage

Étant donné que le quadrirotor est un système instable il est nécessaire d'implémenter des algorithmes de commande pour qu'il soit dit autonome. Pour ça on utilise un algorithme de navigation, de guidage et de pilotage est défini de manière découplée. L'algorithme de guidage stabilise le drone en le dirigeant vers sa destination (la référence) En plus de cela, il fournit les instructions nécessaires à l'algorithme de pilotage, et le dernier convertit les commandes de l'algorithme de guidage en forces et en mouvements spécifiques, qui sont ensuite appliqués par les divers actionneurs. La navigation autonome constitue un enjeu majeur dans le contrôle des drones, car elle englobe l'ensemble des techniques permettant de localisation de l'engin dans son environnement, ce qui lui permet de gérer ses déplacements pour réaliser toutes les tâches prévues. Les enjeux liés à la navigation autonome sont donc cruciaux pour le bon déroulement des missions [10].

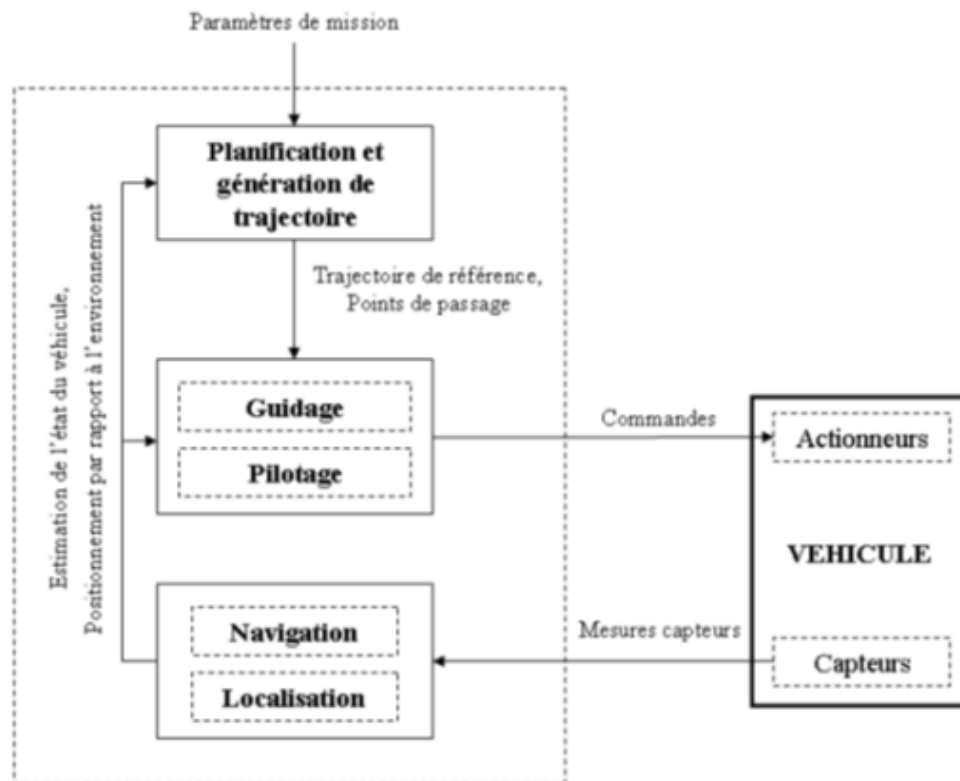


FIGURE 1.6 – Architecture fonctionnelle d'un système de guidage et de navigation

1.2.5 Domaines d'applications des drones

Pour apprécier la polyvalence des drones, il faut examiner leur large gamme d'applications, ces engins sans pilote présentent de nombreux avantages [9] :

1. Photographie et vidéographie aériennes : Les drones ont révolutionné le domaine de la photographie, offrant des angles et des perspectives auparavant difficiles ou coûteux à obtenir.

2. Agriculture : les drones peuvent surveiller efficacement de vastes étendues de terres agricoles, aider aux plantations et même disperser des engrais ou des pesticides.

3. Services de livraison : des entreprises comme Amazon sont pionnières dans l'utilisation des drones pour la livraison de petits colis.

4. Recherche et sauvetage : des drones peuvent accéder aux zones difficiles d'accès et sont précieux dans les opérations de recherche et de sauvetage.

5. Surveillance environnementale : les drones sont utilisés pour suivre la faune, évaluer la santé des plantes et surveiller les changements environnementaux.

6. Inspections industrielles : les lignes électriques, les pipelines et les grandes structures peuvent être inspectés de manière plus sûre et plus efficace grâce aux drones.

7. Militaire et défense : De la surveillance aux missions de combat actif, les

drones font de plus en plus partie intégrante des stratégies de défense nationale.

8. Santé : les drones sont utilisés pour transporter des fournitures médicales, notamment dans les zones reculées ou sinistrées.

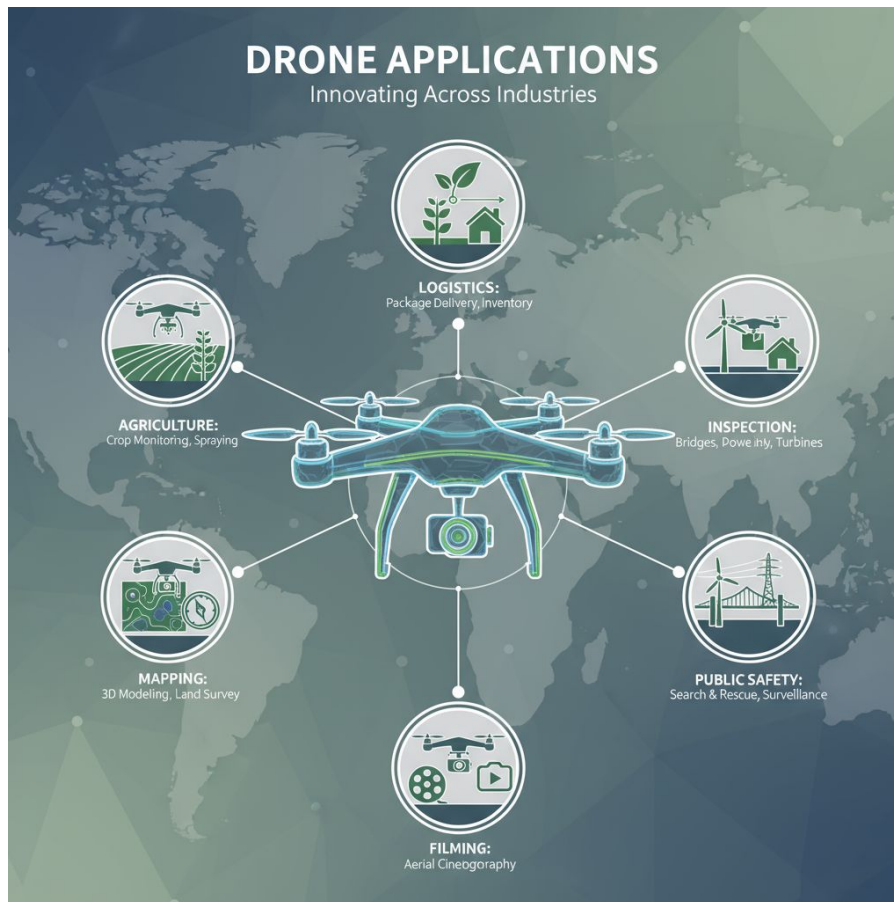


FIGURE 1.7 – les différentes d'applications de drone

1.3 Observateur

1.3.1 Introduction

La relation entre la commande et l'observation est une relation de complémentarité fondamentale dans le domaine des systèmes automatisés, afin de pouvoir développer des stratégies de commande, ainsi que des systèmes de surveillance, de détection et de localisation de défauts, il est indispensable de connaître l'état interne du système. En pratique, cela se traduit par la nécessité de mesurer ou d'estimer les variables d'état pour agir de manière pertinente mais parfois toutes les variables d'état ne sont pas accessibles à la mesure pour plusieurs raisons, souvent liées à des contraintes physiques, techniques ou économiques par exemple impossible d'insérer des capteurs pour mesurer une certaine variable sans perturber le système lui-même, on doit utiliser un système dynamique. Ce système, appelé observateur, a pour rôle d'estimer l'état du système à partir des données mesurables. L'observateur utilise le modèle dynamique du système, ses sorties mesurées et ses entrées pour accomplir cette tâche.

L'une des propriétés fondamentales et cruciales des systèmes en automatique est celle en relation avec un système linéaire ou non linéaire. Le problème de la synthèse d'observateurs pour les systèmes linéaires est considéré comme entièrement résolu en automatique. La théorie a été pleinement développée et offre des solutions complètes et systématiques. Contrairement pour les systèmes non linéaires où il est loin d'être résolu. De manière générale, la sythèse est complexe et non-systématique car il n'existe pas de théorie simple et unique. Il s'agit d'un domaine de recherche encore très actif[11].

1.3.2 Observabilité

En estimation d'état d'un système, l'observabilité est un prérequis qui permet de savoir si ses variables d'état sont observables ou non observables, déterminer état interne d'un système en se basant uniquement sur ses sorties (ce qui est mesurable) et ses entrées, l'observabilité joue un rôle de plus en plus crucial dans la fiabilité et les performances, l'observabilité distingue entre les systèmes linéaires et non linéaires

Si toutes les variables d'état d'un système peuvent être observées, on dit que le système est complètement observable. Si certaines variables d'état ne peuvent pas être observées, le système est dit partiellement observable.

1.3.3 Observabilité des systèmes linéaires

Soit le système dynamique linéaire continu à temps invariant décrit par l'équation d'état suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (1.1)$$

on dit que le système dynamique (1) est observable si on peut déterminer de manière unique l'état initial $x(t_0)$ à partir les entrées et des sorties et on peut connaître l'état $x(t)$ à n'importe quel instant t avec $t \in [t_0, t_f]$ selon l'utilisation de la matrice dynamique A et la matrice de sortie C on peut vérifier la propriété d'observabilité à partir du critère de Kalman qui dit :

Un système linéaire est observable si et seulement si sa matrice d'observabilité, notée O , est de rang plein (c'est-à-dire que son rang est égal à la dimension de l'état du système (n)). La matrice d'observabilité est construite à partir des matrices d'état A et de sortie C du système :

$$\text{rang}(O) = \text{rang} \begin{pmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{pmatrix} = n \quad (1.2)$$

1.3.4 Observabilité des systèmes non linéaires

L'observabilité des systèmes non-linéaires est une notion plus complexe qui dépend des entrées et de l'état initial. Il n'existe pas de critère universel et simple comme le critère de Kalman, pour cela la on peut citer quelques définitions en considérant le système non linéaire comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, u) \\ y = h(x, u) \end{cases} \quad (1.3)$$

distinguabilité

La distinguabilité est un concept très important en théorie des systèmes qui est directement lié à l'observabilité. Un système est observable si et seulement si tous ses états initiaux sont mutuellement distinguables s'il existe au moins deux états initiaux distincts donc non distinguables alors non observable on définit la distinguabilité comme suit :

Deux états initiaux différents, x_0 et x'_0 , d'un système dynamique sont dits distinguables si les sorties générées par ces deux états, $y(t, x_0)$ et $y'(t, x'_0)$, sont différentes $y(t, x_0) \neq y'(t, x'_0)$ pour un intervalle de temps donné $[t_0, t_f]$.

pour les systèmes non linéaires on peut définir l'observabilité local et globale.

l'Observabilité locale faible et globale :

1. Observabilité globale Un système est globalement observable s'il est observable en tous ses points de l'espace d'état. C'est une condition très forte et difficile à vérifier pour les systèmes non linéaires, car cela signifie que toutes les paires d'états initiaux, quelle que soit leur position, sont distinguables.

2. Observabilité locale faible Un système est localement faiblement observable en un point x_0 s'il y a un petit voisinage autour de ce point où l'on peut distinguer tous les états initiaux entre eux. Cette notion est plus faible que l'observabilité globale car elle ne s'applique qu'à une zone restreinte. En pratique, c'est souvent suffisant pour la conception d'un observateur.

Ces définitions sont complexes à vérifier directement pour les systèmes non linéaires

l'observabilité dépend de la fonction d'entrée $u(t)$ utilisée. C'est ce qui mène la définition suivante.

Universalité et singularité :

Une entrée $u(t)$ est dite universelle si elle rend le système observable.

Une entrée $u_u(t)$ est universelle si pour tout couple d'états initiaux différents $x_0 \neq x'_0$, les sorties correspondantes $y(t, x_0, u_u)$ et $y(t, x'_0, u_u)$ sont différentes pour au moins un instant t dans un intervalle de temps fini $[0, T]$.

$$\forall x_0, x'_0 \in R^n, \quad x_0 \neq x'_0 \implies \exists t \in [0, T] \quad \text{tel que} \quad y(t, x_0, u_u) \neq y(t, x'_0, u_u)$$

Les entrées non universelles sont appelées singulières, elle rend le système non observable. L'universalité de l'entrée permet de définir les systèmes observables de manière uniforme.

L'observabilité au sens du rang

L'observabilité au sens du rang pour les systèmes non linéaires est une extension du critère de Kalman. Elle utilise la géométrie différentielle pour déterminer si l'état d'un système peut être estimé à partir de ses sorties. Contrairement au cas linéaire, ce critère ne garantit l'observabilité que localement et dépend de l'état du système.

- Le système non linéaire

On considère un système non linéaire représenté par les équations d'état suivantes :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, u) \\ y = h(x, u) \end{cases} \quad (1.4)$$

où $x \in R^n$ est le vecteur d'état, $u \in R^m$ est le vecteur d'entrée, et $y \in R^p$ est le vecteur de sortie. f et h sont des fonctions non linéaires.

- Critère de rang et Dérivées de Lie

Le critère est basé sur la construction d'une matrice d'observabilité généralisée dont le rang est calculé à un point spécifique de l'espace d'état. Cette construction utilise les dérivées de Lie, un outil de géométrie différentielle. La dérivée de Lie d'une fonction scalaire $h(x)$ par rapport à un champ de vecteurs $f(x)$ est définie par :

$$L_f h(x) = \frac{\partial h}{\partial x} f(x) \quad (1.5)$$

On peut ensuite calculer des dérivées de Lie d'ordre supérieur :

$$L_f^2 h(x) = L_f(L_f h(x)) = \frac{\partial(L_f h)}{\partial x} f(x) \quad (1.6)$$

Et ainsi de suite jusqu'à l'ordre $n - 1$.

- La matrice d'observabilité généralisée

La matrice d'observabilité généralisée, notée $\mathcal{O}(x)$, est construite en empilant

les gradients des dérivées de Lie successives de la fonction de sortie :

$$\mathcal{O}(x) = \begin{pmatrix} \nabla h(x) \\ \nabla L_f h(x) \\ \nabla L_f^2 h(x) \\ \vdots \\ \nabla L_f^{n-1} h(x) \end{pmatrix} \quad (1.7)$$

Où ∇ représente l'opérateur de gradient.

- Condition d'observabilité

Le système est localement observable au sens du rang au point x_0 si le rang de la matrice $\mathcal{O}(x_0)$ est égal à la dimension de l'état n .

$$\text{rang}(\mathcal{O}(x_0)) = n \quad (1.8)$$

Si cette condition est vérifiée, cela signifie qu'il est possible de reconstruire l'état du système dans un petit voisinage autour de x_0 en observant ses sorties et ses entrées. Le principal défi de ce critère est que le rang peut changer d'un point à l'autre dans l'espace d'état.

1.3.5 Observateur

Un observateur est un modèle mathématique qui est couplé à un système physique pour estimer son état interne. Il est utilisé lorsque l'état du système ne peut pas être mesuré directement par des capteurs. L'objectif principal d'un observateur est de fournir une estimation de l'état du système en temps réel, en se basant uniquement sur la connaissance de l'entrée la même commande que le système réel et la sortie du système réel mesurable.

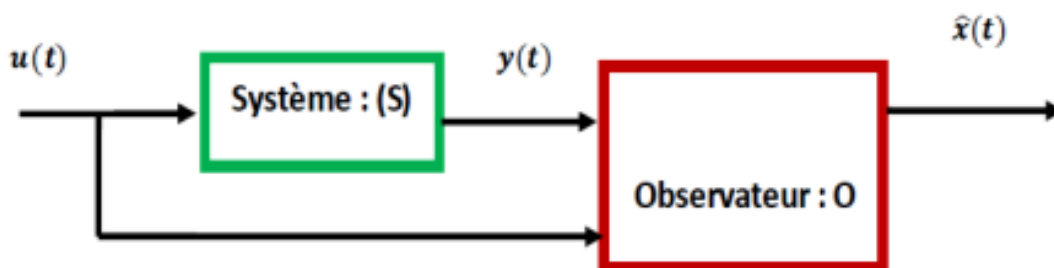


FIGURE 1.8 – Schéma de principe d'un observateur d'état

1.3.6 Observateurs pour systèmes linéaires

Les observateurs pour systèmes linéaires peuvent être conçus pour les systèmes qui sont soit complètement observables, soit partiellement observables.

Dans le second cas, une condition est cruciale : toutes les dynamiques de la partie inobservable du système (c'est-à-dire les pôles de la partie inobservable) doivent être stables. soit le modèle d'état linéaire inclut des perturbations aléatoires (bruit)

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu + Q\omega \\ y = Cx + Rv \end{cases} \quad (1.9)$$

x est le vecteur d'état.

u est le vecteur d'entrée.

y est le vecteur de sortie.

ω et v sont des bruits blancs gaussiens. Cela signifie qu'à chaque instant, ce sont des variables aléatoires qui suivent une distribution normale.

Q : C'est la matrice de covariance du bruit de processus ω .

R : C'est la matrice de covariance du bruit de mesure v .

Observateur de Luenberger

L'observateur de Luenberger un modèle mathématique ou est un estimateur d'état conçu pour les systèmes linéaires a été développé par David G. Luenberger dans les années 1960 .

L'observateur de Luenberger repose effectivement sur des techniques de placement de pôles dans un cadre déterministe c'est-à-dire bruit ($\omega=0$ et $v=0$). Il ne tient pas compte des perturbations aléatoires. Son objectif est de faire converger l'estimation de l'état vers l'état réel en un temps fini, en utilisant un gain de correction constant. le système est décrit par [13] , [14] :

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx \end{cases} \quad (1.10)$$

L'observateur de Luenberger est décrit par l'équation suivante :

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu + L(y - \hat{y}) \quad (1.11)$$

où

\hat{x} est l'état estimé

$\hat{y} = C\hat{x}$ est la sortie estimée.

soit ($e = x - \hat{x}$) l'erreur entre l'état réel et l'état estimé, l'équation dynamique de cette erreur s'écrit comme suit :

$$\dot{e} = \dot{x} - \dot{\hat{x}} = (A - LC)e$$

Pour que l'erreur d'estimation converge vers zéro, le gain L peut être déterminé par placement de pôles et la matrice $(A - LC)$ doit être de Hurwitz (toutes

ses valeurs propres à partie réelle strictement négative) c'est une Condition de stabilité

Observateur de Kalman

Le filtre de Kalman est un algorithme récursif d'estimation optimal, développé par Rudolf Kalman en 1960. c'est le second type d'observateur qui est adapté à ce modèle. Le filtre de Kalman est spécialement conçu pour les systèmes linéaires stochastiques (avec bruit). Il fournit une estimation optimale de l'état en minimisant l'erreur quadratique moyenne de l'estimation. Il est capable de gérer l'incertitude et le bruit de manière efficace. Le filtre de Kalman utilise la structure d'observateur suivante :

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + K(y(t) - \hat{y}(t)) \quad (1.12)$$

où K est le gain de l'observateur, et $\hat{y}(t) = C\hat{x}(t)$ est la sortie estimée. L'objectif est de choisir K de manière à minimiser la matrice de covariance de l'erreur d'estimation, notée P , définie par $P = E[e(t)e(t)^T]$, où $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$. utilise un cycle en deux étapes pour mettre à jour la matrice P : Prédiction et mise à jour (update)

- Équation de Riccati

Pour minimiser cette incertitude, le gain K est donné par l'équation suivante :

$$K = PC^T R^{-1} \quad (1.13)$$

Ici, P n'est pas une matrice constante, mais la solution d'une équation de Riccati qui relie les dynamiques du système, le bruit de processus (Q) et le bruit de mesure (R). L'équation de Riccati continue (en régime permanent) :

$$AP + PA^T - PC^T R^{-1} CP + \Gamma Q \Gamma^T = 0 \quad (1.14)$$

La résolution de cette équation matricielle complexe permet d'obtenir la matrice de covariance P , qui, à son tour, permet de calculer le gain optimal K . Contrairement à l'observateur de Luenberger où L est choisi arbitrairement (par placement de pôles), le gain K est calculé mathématiquement pour être optimal. la matrice Γ est la matrice de distribution du bruit de processus qui doit être déterminé à partir des caractéristiques physiques du système.

Observateur à Entrée Inconnue UIO

L'Observateur à Entrée Inconnue est un outil puissant lorsque le système est perturbé par des signaux que l'on ne peut pas mesurer ou dont on ne connaît pas la dynamique. Pour un système de la forme :

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu + Ed \\ y = Cx \end{cases} \quad (1.15)$$

Où x est l'état, u est l'entrée connue, et d est l'entrée inconnue. L'observateur est une réplique modifiée du système, et sa conception repose sur une transformation de coordonnées.

L'observateur typique est de la forme :

$$\begin{cases} \dot{z} = Fz + Gu + Ly \\ \hat{x} = z + Hy \end{cases} \quad (1.16)$$

Les matrices F, G, L, H sont conçues de manière à ce que l'erreur d'estimation ($e = x - \hat{x}$) converge vers zéro, et ce, indépendamment de l'entrée inconnue d .

- Condition d'existence

Un OEI ne peut être conçu que si certaines conditions structurelles du système sont respectées. La condition principale est qu'une certaine matrice, liée à l'influence de l'entrée inconnue sur la sortie, doit être de rang plein.

$$\text{rang}(CE) = \text{rang}(E) \quad (1.17)$$

Si cette condition est vérifiée, cela signifie que l'entrée inconnue d affecte directement la sortie y d'une manière qui n'est pas "masquée" par la dynamique du système. Cela permet à l'observateur d'utiliser la mesure de sortie pour compenser l'effet de d .

L'autre condition est sur la détectabilité ou l'observabilité pour la paire (A, C) .

1.3.7 Observateurs pour systèmes non linéaires

la conception d'observateurs pour les systèmes non linéaires est complexe car leur observabilité dépend des entrées (pour une entrée $u_1(t)$ est observable mais pas observable pour une autre entrée $u_2(t)$), contrairement aux systèmes linéaires. Pour surmonter cette difficulté, les stratégies qui sont utilisées est à la base de : On approxime le système non linéaire autour d'un point de fonctionnement (point d'équilibre) en utilisant un développement de Taylor du premier ordre du système pour pouvoir appliquer des techniques linéaires, ou par transformation exacte par difféomorphisme qui transforme le système non linéaire complexe d'origine en une forme canonique simple, comme une forme triangulaire ou bien la non-linéarité doit être Lipschitz. Cela signifie qu'elle a une pente limitée ; elle ne peut pas varier de manière infiniment rapide [15], [18].

Observateur de Luenberger étendu

L'observateur de Luenberger étendu est une extension de l'observateur de Luenberger classique pour les systèmes non linéaires. C'est une technique puissante pour l'estimation d'état des systèmes. Il utilise une approche de linéarisation locale ou bien tangentielle autour de l'estimation courante de l'état [16].

Pour un système non linéaire de la forme :

$$\begin{cases} \dot{x} &= f(x, u) \\ y &= h(x) \end{cases} \quad (1.18)$$

On définit la structure de l'observateur ELO, qui est une copie du modèle non linéaire, augmentée d'un terme de correction proportionnel à l'erreur de sortie. L'équation de l'observateur ELO est :

$$\dot{\hat{x}} = f(\hat{x}, u) + L(\hat{x})(y - h(\hat{x})) \quad (1.19)$$

\hat{x} est l'état estimé

$\hat{y} = h(\hat{x}, u)$ est la sortie estimée

L est le gain de l'observateur

La conception d'un observateur de Luenberger étendu (ELO) pour un système non linéaire se déroule généralement en plusieurs étapes clés.

Étape 1 : Linéarisation Locale Cette étape est cruciale et distingue ELO de l'observateur classique. On linéarise les fonctions f et h autour de l'état estimé \hat{x} en utilisant le calcul des matrices jacobiennes

$$\begin{cases} A_L(\hat{x}, u) = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}, u} \\ C_L(\hat{x}, u) = \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}, u} \end{cases} \quad (1.20)$$

Ces matrices sont les versions linéarisées de A et C du modèle linéaire classique. Elles ne sont pas constantes mais dépendent de l'état estimé \hat{x} et de l'entrée u à chaque instant.

Étape 2 : Calcul du Gain $L(\hat{x})$ C'est l'étape la plus complexe. Le gain L doit être choisi pour assurer que l'erreur d'estimation $(x - \hat{x})$ converge vers zéro donc assurer la stabilité.

$$\dot{e} = [A(\hat{x}, u) - L(\hat{x})C(\hat{x})]e \quad (1.21)$$

Pour ELO, le choix de L se fait souvent de manière similaire à celui d'un observateur classique, mais en utilisant les matrices jacobiennes. Pour cette étape en utilisant deux approches suivantes :

Approche classique : Si les matrices jacobiennes sont stables et que la paire (A_L, C_L) est observable sur la trajectoire, on peut utiliser des méthodes de placement de pôles pour calculer L à chaque instant, en fonction de A_L et C_L .

$$\det(sI - [A_L(\hat{x}, u) - L(\hat{x})C_L(\hat{x})]) = (s - p_1)(s - p_2) \cdots (s - p_n) \quad (1.22)$$

où p_i sont des pôles désirés (à parties réelles négatives).

Approche du filtre de Kalman étendu (EKF) : Une méthode plus robuste et courante consiste à calculer le gain L en utilisant la logique d'un filtre de Kalman étendu. Dans ce cas, L est appelé le gain de Kalman, K , et est calculé à chaque pas de temps pour minimiser l'erreur quadratique moyenne de l'estimation. L'équation de l'observateur devient alors :

$$\dot{\hat{x}} = f(\hat{x}, u) + K(t)(y - \hat{y}) \quad (1.23)$$

Le calcul de K nécessite de résoudre une équation de Riccati, impliquant des matrices de covariance d'état et de mesure.

$$A(\hat{x})P + PA(\hat{x})^T - PC(\hat{x})^T R^{-1} C(\hat{x})P + Q = 0 \quad (1.24)$$

puis on calcule :

$$L(\hat{x}) = PC(\hat{x})^T R^{-1} \quad (1.25)$$

Étape 3 : Implémentation

L'observateur est implémenté comme :

$$\dot{\hat{x}} = f(\hat{x}, u) + L(\hat{x})(y - h(\hat{x})) \quad (1.26)$$

observateur à grand gain

Les observateurs à grand gain HGO sont des dispositifs d'estimation d'état pour les systèmes non linéaires. Ils sont particulièrement efficaces lorsque le système est uniformément observable (ses états peuvent être reconstruits à partir des sorties sur un intervalle de temps fini). Leur conception repose sur l'utilisation d'un gain élevé pour corriger rapidement les erreurs d'estimation, même en présence d'incertitudes sur le modèle et une hypothèse courante est que la non-linéarité $\phi(x, u)$ soit globalement Lipschitz en x uniformément en u . soit le système non linéaire suivant [17] :

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + \phi(x, u) \\ y = Cx \end{cases} \quad (1.27)$$

pour dit que $\phi(x, u)$ est globalement Lipschitz par rapport à x en doit être vérifier

$$\|\phi(x_1, u) - \phi(x_2, u)\| \leq G\|x_1 - x_2\| \quad (1.28)$$

avec G une constante réelle positive (appelée constante de Lipschitz), cette condition garantit la stabilité du système et permet d'appliquer la théorie de la stabilité de Lyapunov pour prouver la convergence de l'erreur d'estimation, l'observateur à grand gain possède la structure suivante :

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + \phi(x(t), u(t)) - K(y(t) - Cx(t)) \quad (1.29)$$

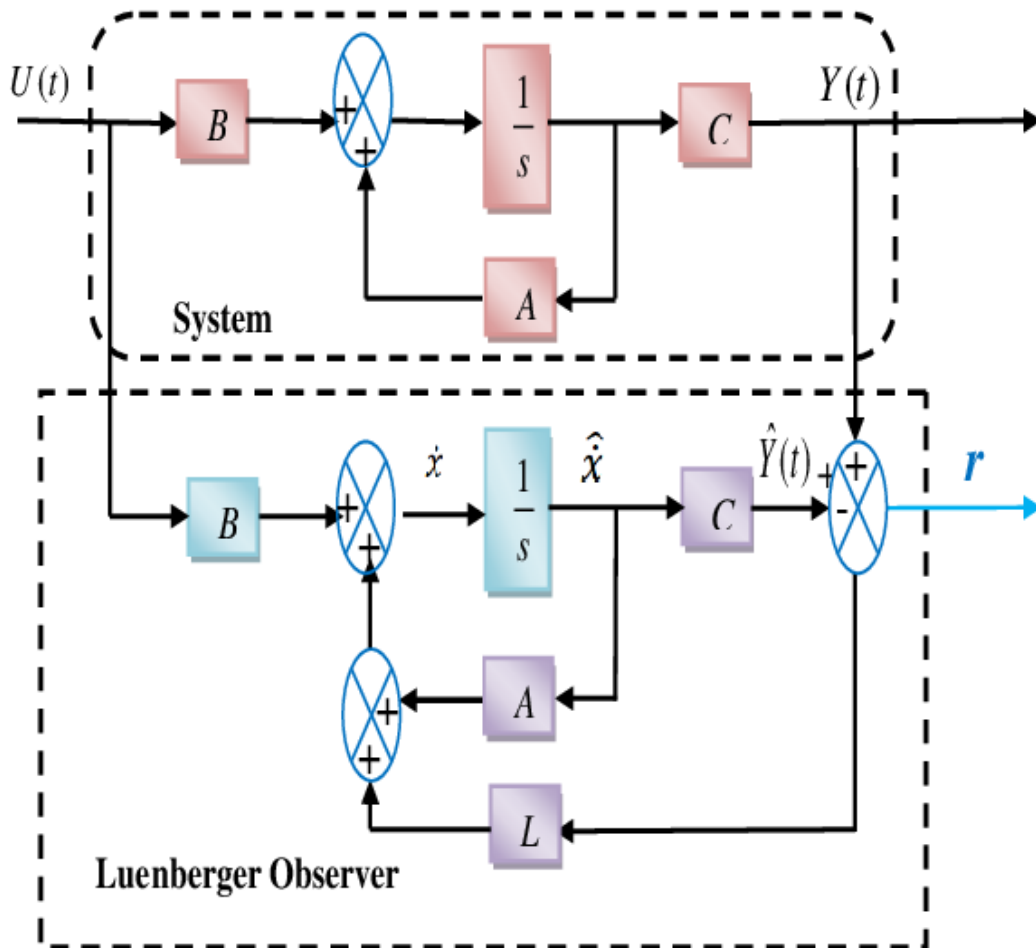


FIGURE 1.9 – Structure d'observateur de luenberger

où le gain K est de la forme :

$$K = \begin{pmatrix} \frac{\alpha_1}{\epsilon} \\ \frac{\alpha_2}{\epsilon^2} \\ \vdots \\ \frac{\alpha_n}{\epsilon^n} \end{pmatrix} \tag{1.30}$$

ici les constantes α_i sont choisies de telle sorte que le polynôme caractéristique

$$s^n + \alpha_1 s^{n-1} + \alpha_2 s^{n-2} + \dots + \alpha_n = 0 \tag{1.31}$$

soit Hurwitz (i.e., toutes ses racines sont à partie réelle négative). Plus ϵ est petit, plus les gains sont élevés et plus la convergence est rapide. Cependant, un trop petit amplifie le bruit de mesure et peut causer le phénomène de "peaking". Il faut trouver un compromis : ϵ doit être choisi suffisamment petit pour assurer une convergence rapide et robuste aux incertitudes de modèle, mais pas trop petit pour éviter une amplification excessive du bruit. donc pour ϵ suffisamment petit, l'erreur d'estimation $e = x - \hat{x}$ converge exponentiellement vers zéro :

$$|e(t)| \leq K e^{-\beta t/\epsilon} |e(0)| \tag{1.32}$$

où $K, \beta > 0$ sont des constantes dépendant de L et des α_i .

La convergence est robuste aux incertitudes sur ϕ (si $\phi_0 \approx \phi$).

L'observateur est particulièrement adapté aux systèmes qui peuvent se mettre sous une forme canonique d'observabilité, et il est largement utilisé en commande par retour d'état lorsque seules les sorties sont mesurées

Observateur à mode glissant

Les observateurs à mode glissant SMO sont une classe d'observateurs robustes pour les systèmes non linéaires. Ils sont particulièrement efficaces pour estimer les états d'un système en présence d'incertitudes et de perturbations. Le principe est de forcer l'erreur d'estimation à converger vers une surface de glissement L'attractivité de la surface de glissement est assurée par des conditions mathématiques spécifiques appelées conditions de glissement. Lorsque ces conditions sont vérifiées, le système converge vers la surface de glissement et y évolue ensuite selon une dynamique d'ordre réduit :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, u) + \Delta f(x, u, t) \\ y = h(x) \end{cases} \quad (1.33)$$

où : Δf incertitudes et perturbations

L'observateur est défini par la structure suivante :

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= f(\hat{x}, u) - K\Gamma_s \\ \hat{y} &= h(\hat{x}) \end{aligned} \quad (1.34)$$

K : Matrice de gain

$\Gamma_s = [\text{sign}(y_1 - \hat{y}_1), \dots, \text{sign}(y_p - \hat{y}_p)]^\top$: Vecteur discontinu

La fonction signe est définie par :

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x > 0 \\ 0 & \text{si } x = 0 \\ -1 & \text{si } x < 0 \end{cases}$$

$e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$: Erreur d'observation

$S = y - \hat{y}$: Surface de glissement

On s'intéresse aux erreurs d'observation $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$ qui convergent effectivement vers des valeurs d'équilibre grâce au mécanisme de glissement :

Phase d'Atteinte (Mode d'Atteinte) : la trajectoire des erreurs d'observation converge vers la surface de glissement où l'erreur de sortie devient nulle. Ce mécanisme fondamental assure une estimation robuste des états

$$\lim_{t \rightarrow T} S(t) = 0 \quad \text{avec} \quad S = y - \hat{y} \quad (1.35)$$

L'attractivité de cette surface est garantie par une fonction de Lyapunov stricte

$$V(S) = \frac{1}{2} S^T S = \frac{1}{2} \|S\|^2 \quad (1.36)$$

si vérifie la condition :

$$\dot{V}(S) = S^T \dot{S} < 0 \quad \text{si } S \neq 0 \quad (1.37)$$

Phase de Glissement (Mode de Glissement) : le mode de glissement est la phase où la trajectoire des erreurs évolue sur la surface de glissement(elle est contrainte de se déplacer le long de celle-ci) avec des dynamiques spécifiques qui annulent progressivement toutes les erreurs d'observation.

$$\begin{cases} S = e_y = y - \hat{y} = 0 \\ \dot{S} = 0 \end{cases} \quad (1.38)$$

avec ces définition et ces conditions on peut garantir que l'état estimé converge vers l'état réel

Filtre de Kalman étendu

L'observateur de Kalman étendu (EKF) est une approche largement utilisée pour l'estimation d'état dans les systèmes non linéaires, jouant un rôle pivot dans de nombreuses applications où la connaissance précise des variables internes d'un système est essentielle, même en présence de mesures bruitées ou incomplètes . Son principe fondamental repose sur la linéarisation des dynamiques non linéaires du système autour de la trajectoire d'état estimée à chaque pas de temps, ce qui permet ensuite d'appliquer la théorie du filtre de Kalman, intrinsèquement conçue pour les systèmes linéaires . Cette méthode itérative et récursive effectue des prédictions de l'état et de sa covariance, puis met à jour ces estimations en intégrant de nouvelles observations via un gain de Kalman optimal, minimisant ainsi l'erreur quadratique moyenne de l'estimation

La caractéristique essentielle de l'observateur de Kalman étendu (EKF) réside dans sa stratégie de linéarisation des fonctions non linéaires du système et de mesure autour de l'estimation actuelle de l'état à chaque pas de temps (linéarisation local). Cette approche est fondamentale pour permettre l'application des principes du filtre de Kalman, initialement conçu pour les systèmes linéaires [16], à des systèmes dont la dynamique est intrinsèquement non linéaire, on considère le système non linéaire suivant [2] :

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}, u_k, w_k) \\ y_k = h(x_k, v_k) \end{cases} \quad (1.39)$$

Les termes w_k et v_k représentent les bruits de processus et de mesure, supposés gaussiens, non corrélés, de moyenne nulle et de matrices de covariance Q_k et R_k respectivement

La fonction non linéaire f est linéarisée autour de l'état prédit $\hat{x}_{k-1|k-1}$. Cela implique le calcul de la matrice Jacobienne A_k , qui est la matrice des dérivées partielles de f par rapport à l'état :

$$A_k = F_k = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{\hat{x}_{k-1|k-1}} \quad (1.40)$$

Similairement, la fonction de mesure non linéaire h est linéarisée autour de l'état prédit $\hat{x}_{k|k-1}$ pour calculer la matrice Jacobienne H_k , qui est la matrice des dérivées partielles de h par rapport à l'état :

$$C_k = H_k = \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{\hat{x}_{k|k-1}} \quad (1.41)$$

en raison de cette approximation l'EKF fonctionne bien lorsque les non-linéarités sont douces et que l'estimation de l'état reste proche de la trajectoire réelle. Le principe de fonctionnement de l'EKF repose sur une approche itérative en deux étapes : la prédiction et la mise à jour, précédées d'une phase d'initialisation.

Initialisation : Avant le début du processus de filtrage, l'EKF nécessite l'initialisation de l'état estimé \hat{x}_0 qui représente la meilleure estimation initiale de l'état du système, souvent basée sur des connaissances a priori ou des mesures initiales. La matrice de covariance d'erreur P_0 qui quantifie l'incertitude associée à cette estimation initiale ; une valeur élevée indique une grande incertitude, tandis qu'une valeur faible dénote une plus grande confiance dans l'estimation de départ .

Étape de Prédiction (Prévision)

Lors de cette étape, le modèle dynamique du système est utilisé pour propager l'état et sa covariance du pas de temps précédent ($k - 1$) au pas de temps actuel (k).

$$\text{Prédiction de l'état : } \hat{x}_{k|k-1} = f(\hat{x}_{k-1|k-1}, u_{k-1})$$

$$\text{Prédiction de la covariance : } P_{k|k-1} = F_{k-1} P_{k-1|k-1} F_{k-1}^T + Q_{k-1}$$

où :

$\hat{x}_{k|k-1}$: estimation a priori de l'état au temps k

f : fonction de transition d'état non linéaire

u_{k-1} : vecteur de commande au temps $k - 1$

$P_{k|k-1}$: covariance a priori de l'erreur d'estimation

$F_{k-1} = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{\hat{x}_{k-1|k-1}}$: matrice jacobienne de f

Q_{k-1} : matrice de covariance du bruit de processus

Étape de Mise à Jour (Correction)

Cette étape intègre les nouvelles mesures disponibles (y_k) pour corriger l'état prédit et réduire l'incertitude.

Calcul du gain de Kalman (K_k) : Le gain de Kalman est un facteur qui pondère l'innovation (la différence entre la mesure réelle et la mesure prédite) pour déterminer l'ampleur de la correction à apporter à l'état prédit. Il est calculé comme suit :

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1}$$

où H_k est la matrice jacobienne de la fonction de mesure non linéaire h par rapport à l'état prédit $\hat{x}_{k|k-1}$, et R_k est la matrice de covariance du bruit de mesure, qui caractérise l'incertitude des capteurs. Pour ce terme $H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k$ appelé la matrice de covariance de l'innovation (S_k) : Elle représente l'incertitude associée à l'innovation, incluant le bruit de mesure (R_k)

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T (S_k)^{-1}$$

Mise à jour de l'état estimé ($\hat{x}_{k|k}$) : L'état prédit est corrigé par l'innovation pondérée par le gain de Kalman :

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (y_k - h(\hat{x}_{k|k-1}))$$

où z_k est la mesure réelle au pas de temps k , et $h(\hat{x}_{k|k-1})$ est la mesure prédite à partir de l'état prédit.

Mise à jour de la matrice de covariance de l'erreur ($P_{k|k}$) : La covariance de l'erreur est mise à jour pour refléter la réduction d'incertitude grâce à la nouvelle mesure :

$$P_{k|k} = (I - K_k H_k) P_{k|k-1}$$

où I est la matrice identité.

Ce processus est ensuite répété pour chaque pas de temps, fournissant une estimation continue et affinée de l'état du système

Ce type d'observateur sera retenu dans notre étude pour l'estimation de l'état d'un drone quadricoptère, en raison de son efficacité à gérer la non-linéarité des systèmes dynamiques, de sa capacité à fusionner des données issues de capteurs bruités, de sa robustesse face aux perturbations, ainsi que de son adéquation aux applications de navigation et de contrôle en temps réel.

1.4 Conclusion

Ce chapitre a présenté un état de l'art sur les drones, avec une attention particulière portée aux quadricoptères, choisis comme système d'étude en raison de

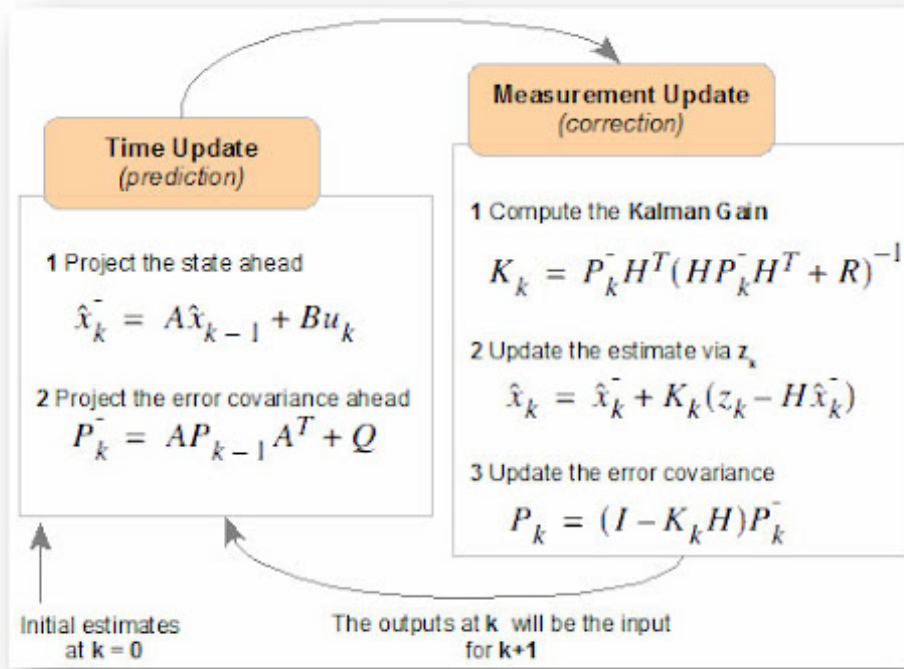


FIGURE 1.10 – Cycle du filtre de Kalman étendu

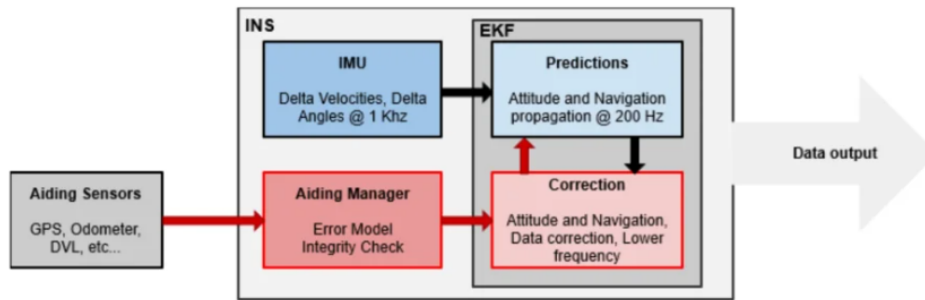


FIGURE 1.11 – Architecture d'un système de navigation EKF

leurs caractéristiques techniques et de leur pertinence dans la recherche actuelle. Parallèlement, une revue des techniques d'observation a été menée, englobant aussi bien les systèmes linéaires que non linéaires, ainsi que les notions fondamentales liées à l'observabilité. Parmi les différentes méthodes d'estimation examinées. L'observateur de Kalman a été retenu comme solution privilégiée pour la suite de ce travail, en raison de ses performances optimales dans le cas des systèmes linéaires gaussiens et de son extension naturelle aux systèmes non linéaires via le filtre de Kalman étendu (EKF). Ces bases théoriques constituent ainsi un socle solide pour le développement, dans les chapitres suivants, de stratégies d'estimation et de contrôle adaptées aux spécificités des drones

Chapitre 2 : Modélisation et la commande du drone quadrirotor

2 Modélisation et commande du drone quadrirotor

2.1 Introduction

Le drone quadrirotor, par sa simplicité mécanique et sa grande manœuvrabilité, est devenu une plateforme incontournable dans la recherche en robotique, l'industrie et les applications grand public. le quadrirotor est un système complexe, instable par nature, il est affecté par des effets aérodynamiques. La modélisation vise à élaborer une représentation mathématique fidèle d'un système, d'une part comprendre le comportement dynamique, les mouvements que peut effectuer et établir son modèle cinématique et dynamique et d'autre part simuler et contrôler le comportement du drone. Un modèle précis est indispensable pour la conception des lois de commande robustes et l'estimation des états du drone.

2.2 Modélisation du Quadrirotor

2.2.1 Description du Quadrirotor

le quadrirotor, ou le quadricoptère est un engin à voilure tournante, il se compose d'une structure en croix symétrique dotée des moteurs et des rotors aux extrémités de chaque tige, et utilise quatre hélices pour voler. Les hélices sont disposées en deux paires, une paire tourne dans le sens des aiguilles d'une montre (le sens horaire) et l'autre dans le sens inverse en éliminant l'effet du couple afin d'éviter à l'appareil de tourner sur lui-même sur son axe de lacet. On peut trouver une version dans laquelle tous les rotors tournent dans le même sens ou 2 rotors sont inclinés par rapport à l'horizontale. Cette configuration permet un vol contrôlé et stable en utilisant des algorithmes pour chaque moteur. La partie électronique de contrôle est habituellement située au centre de la croix qui constitue le centre de gravité d'objet volant. Ce robot aérien est défini dans l'espace par six degrés de liberté (6DDL) trois mouvements de rotation et trois mouvements de translation, il est dit système sous actionné car le nombre des entrées est inférieur au nombre des sorties. Le mouvement est régulé par la variation de la vitesse de chaque rotor, permettant ainsi d'ajuster la force de portance et le couple généré par chacun.

2.2.2 Les mouvements du quadrirotor

Les mouvements d'un drone quadrirotor sont contrôlés par la variation différentielle de la vitesse de ses quatre rotors, il existe six mouvements réalisés par le quadrirotor. Comme le système est sous actionné mais que les mouvements sont couplés donc on peut gérer par les quatre rotors. Les six degrés de liberté fondamentaux sont [19] :

Translation verticale (Throttle)

Translation (axe X)

Translation latérale (axe Y)

Mouvement de roulis (Roll)

Mouvement de tangage (Pitch)

Mouvement de lacet (Yaw)

Translation vertical

Le mouvement vertical, aussi appelé « throttle », correspond à la capacité du drone à monter ou à descendre en contrôlant précisément la force de portance générée par ses quatre rotors. Afin de maintenir le drone en sustentation (en vol stationnaire), la force de portance totale produite par l'ensemble des rotors doit être exactement égale et opposée au poids du drone cette force doit être uniformément répartie : chaque rotor doit contribuer de manière identique à la portance globale. Si un rotor générerait plus de poussée que les autres, le drone commencerait à s'incliner, le mouvement ascendant est obtenu en augmentant la vitesse de rotation des moteurs la force de portance totale dépasse le poids du drone et pour descendre, on réduit la vitesse des moteurs. La portance devient alors inférieure au poids, et le drone accélère vers le bas.

Translation sur l'axe X

La translation sur l'axe X correspond au mouvement vers l'avant ou vers l'arrière du drone. Contrairement au mouvement vertical (axe Z) qui nécessite une variation égale de la vitesse des quatre rotors, le déplacement horizontal repose sur un déséquilibre contrôlé des forces générées par les rotors

Pour avancer, le drone s'incline vers l'avant Cette inclinaison est obtenue en augmentant la vitesse des rotors arrière diminuant ainsi la vitesse des rotors avant. Pour reculer, le drone doit s'incliner vers l'arrière, cette inclinaison est obtenue en augmentant la vitesse des rotors avant ce qui diminue la vitesse des rotors arrière

Translation latérale sur l'axe Y

La translation latérale correspond au mouvement gauche-droite du drone, perpendiculairement à son orientation principale. Ce déplacement s'effectue sans rotation du drone autour de l'axe vertical (lacet), maintenant ainsi sa direction initiale. Pour se déplacer latéralement, le drone s'incline latéralement (augmentation du roulis) :

Déplacement vers la droite : augmentation de la vitesse des Rotors gauche et diminution vitesse droite

Déplacement vers la gauche : diminution de la vitesse des Rotors gauche et augmentation vitesse droite

Mouvement de roulis (Roll)

Le mouvement de roulis (roll) correspond à une rotation autour de l'axe X en appliquant une différence de poussée entre les rotors situés de part et d'autre de l'axe X ce qui crée un couple de rotation qui incline le drone.

Mouvement de tangage (Pitch)

Le tangage (pitch) est une rotation autour de l'axe latéral Y du drone, en appliquant une différence de poussée entre les rotors situés en avant et arrière. Ce mouvement contrôle l'inclinaison avant-arrière et est essentiel pour les déplacements vers l'avant et l'arrière.

Mouvement de lacet (Yaw)

est la rotation du drone sur son axe vertical (pivotement) Z Ce mouvement est obtenu en exploitant le couple de réaction. Deux rotors tournent dans un sens (horaire) et les deux autres en sens inverse (antihoraire). Pour pivoter, on augmente la vitesse de la paire de rotors tournant dans un sens et on diminue celle de l'autre paire. La différence des couples de traînée qui en résulte fait pivoter le drone gauche ou droite sur lui-même .

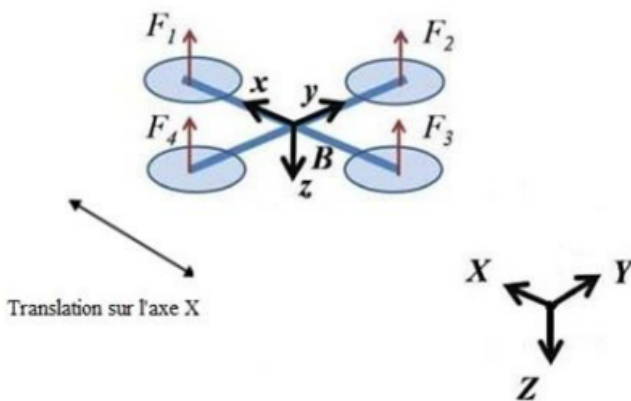


FIGURE 2.1 – Mouvement translation sur x

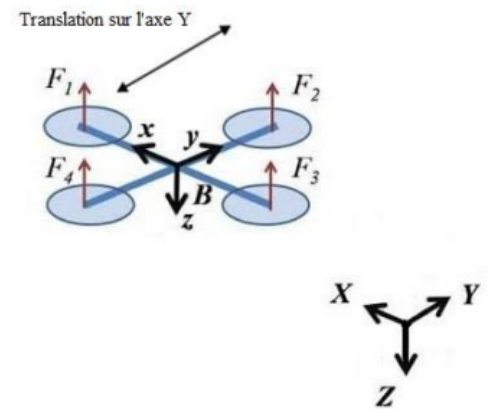


FIGURE 2.2 – Mouvement de translation sur y

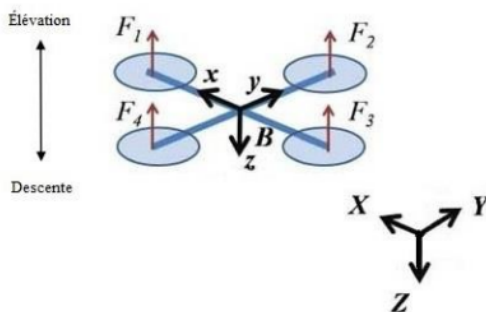


FIGURE 2.3 – Mouvement translation vertical

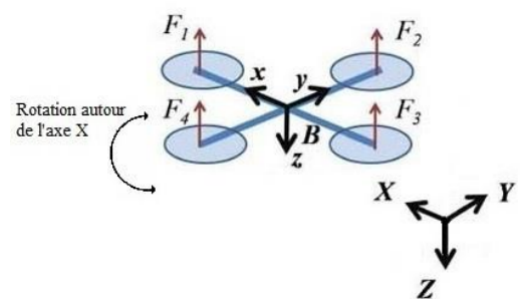


FIGURE 2.4 – Mouvement de rotation sur x

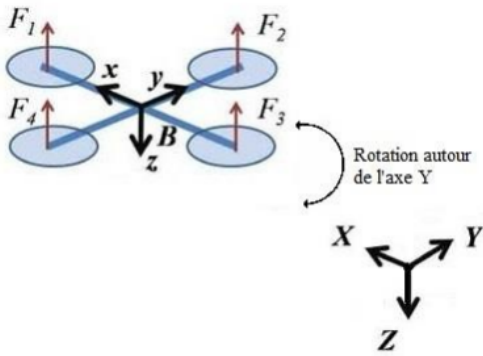


FIGURE 2.5 – Mouvement de rotation sur y

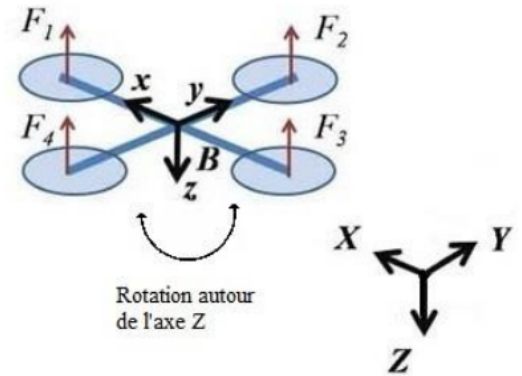


FIGURE 2.6 – Mouvement de rotation sur z

2.2.3 Les repères utilisés

pour localiser et contrôler un quadrirotor dans l'espace il faut définir deux repères : Le référentiel inertiel (ou terrestre) : c'est un référentiel fixe, souvent défini par une origine au sol, il sert de référence absolue pour la position et l'orientation du drone. Le repère inertiel est noté :

$$E(O_E, \vec{e}_x, \vec{e}_y, \vec{e}_z)$$

Le référentiel lié au corps B : Ce référentiel est attaché au centre de masse du drone. Ses axes ($e_{x_b}, e_{y_b}, e_{z_b}$) sont fixes par rapport à la structure du drone. Les forces et les couples générés par les moteurs sont plus facilement exprimés dans ce référentiel. noté :

$$B(O_B, \vec{e}_{x_b}, \vec{e}_{y_b}, \vec{e}_{z_b})$$

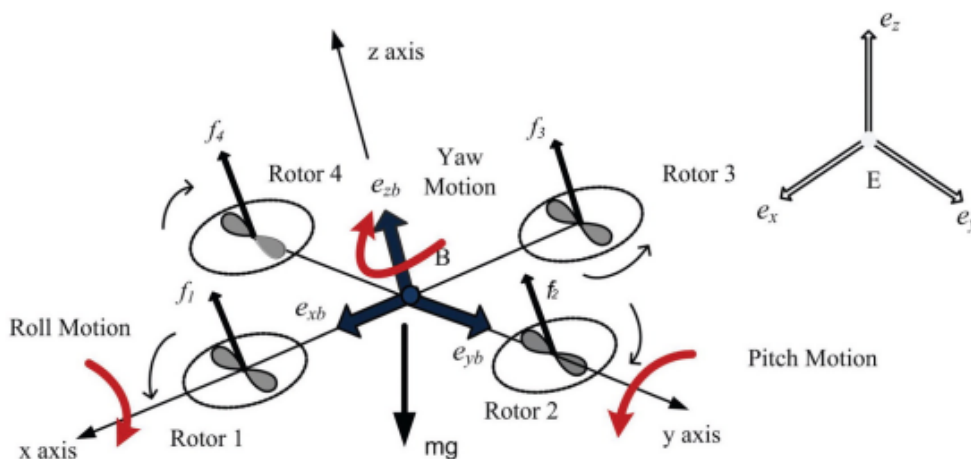


FIGURE 2.7 – Repérage du quadrirotor dans l'espace

Une matrice de transformation homogène H pour passer du repère fixe au repère mobile

$$H = \begin{bmatrix} R & \vec{p}^T \\ \vec{0}^T & 1 \end{bmatrix}$$

\vec{p} Vecteur de translation

R matrice de rotation

2.2.4 Matrice de rotation

donné par le produit des trois matrices successives des rotations sur x,y,z avec des angles d'Euler ϕ, θ, ψ .

$$R = R(\phi, \theta, \psi) = R(Z, \psi) \times R(Y, \theta) \times R(X, \phi) \quad (2.1)$$

$$R = \begin{bmatrix} c\psi & -s\psi & 0 \\ s\psi & c\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} c\theta & 0 & s\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -s\theta & 0 & c\theta \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c\phi & -s\phi \\ 0 & s\phi & c\phi \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

$$R = \begin{bmatrix} c\psi c\theta & s\phi s\theta c\psi - c\phi s\psi & c\phi s\theta c\psi + s\phi s\psi \\ s\psi c\theta & s\phi s\theta s\psi + c\phi c\psi & c\phi s\theta s\psi - s\phi c\psi \\ -s\theta & s\phi c\theta & c\phi c\theta \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

avec : $c = \cos$, et $s = \sin$

2.2.5 Les vitesses angulaires

Les vitesses angulaires Ω d'un drone quadrirotor représentent les taux de rotation instantanés autour de ses trois axes principaux. Elles sont essentielles pour décrire la dynamique rotationnelle de l'appareil, elles peuvent être exprimé comme la somme des vitesses de rotation autour de chaque axe du repère corps, mais il faut noter que ces rotations ne sont pas appliquées dans le même repère. En effet, la dérivée des angles d'Euler donne les taux de rotation autour des axes intermédiaires. Pour obtenir la vitesse angulaire dans le repère corps, nous devons projeter ces taux de rotation dans le repère corps, on a :

$$\Omega = \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + R_x(\phi) \begin{bmatrix} 0 \\ \dot{\theta} \\ 0 \end{bmatrix} + (R_y(\theta)R_x(\phi)) \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\phi} - \dot{\psi}s\theta \\ \dot{\theta}c\phi + \dot{\psi}s\phi c\theta \\ \dot{\psi}c\phi c\theta - \dot{\theta}s\phi \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

$$\Omega = \begin{bmatrix} \Omega_x \\ \Omega_y \\ \Omega_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -s\theta \\ 0 & c\phi & s\phi c\theta \\ 0 & -s\phi & c\phi c\theta \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

pour des petits rotation de quadrirotor nous pouvons approximer :

$c\phi=c\theta=1$ et $s\phi=s\theta=0$ donc

$$\begin{bmatrix} \Omega_x \\ \Omega_y \\ \Omega_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

2.2.6 Les vitesses linéaires

décrivent le mouvement de translation du drone dans l'espace. On distingue deux représentations dans le repère mobile V_B et V_E dans le repère fixe la relation entre les deux donne par :

$$V = \begin{bmatrix} V_{e_x} \\ V_{e_y} \\ V_{e_z} \end{bmatrix} = R \times \begin{bmatrix} V_{b_x} \\ V_{b_y} \\ V_{b_z} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

2.2.7 Effets Physiques sur le quadrirotor

Les forces Les forces extérieures appliquées au quadrirotor [20] sont :

La force de pesanteur (ou poids) est la force d'attraction gravitationnelle exercée par la terre sur le drone. Elle agit toujours verticalement vers le centre de la terre et est donnée par :

$$P = mg \quad (2.8)$$

La force de traînée

C'est une force qui s'oppose au mouvement de l'hélice à travers le fluide (air ou eau), agissant comme un frottement.

$$T_h = d\omega_i^2 \quad (2.9)$$

T_h indique que la force de traînée dépend directement de la vitesse de rotation de l'hélice ω_i^2

La traînée selon les axes présente par

$$F_t = -C_{da}|V|V = K_{ft}V \quad (2.10)$$

Les forces de poussées

La poussée est produite par la rotation des hélices, qui créent une différence de pression entre les faces supérieure et inférieure des pales, Force de poussée individuelle : Chaque hélice génère une force verticale f_i (thrust) proportionnelle au carré de sa vitesse de rotation

$$f_i = b\omega_i^2 \quad (2.11)$$

b coefficient de portance

Donc la force de portance totale est :

$$F_p = \sum_{i=1}^4 f_i = b(\omega_1^2 + \omega_2^2 + \omega_3^2 + \omega_4^2) \quad (2.12)$$

les moments

Un moment est une force qui tend à produire une rotation autour d'un point ou d'un axe. Pour un drone, il est généré de deux manières principales : par la variation différentielle de poussée entre les rotors et le couple de réaction des moteurs, donné par :

$$\begin{cases} M_x = l(F_4 - F_2) = lb(\omega_4^2 - \omega_2^2) \\ M_y = l(F_3 - F_1) = lb(\omega_3^2 - \omega_1^2) \\ M_z = d(-\omega_1^2 + \omega_2^2 - \omega_3^2 + \omega_4^2) \end{cases} \quad (2.13)$$

Effet gyroscopique L'effet gyroscopique est la manifestation de la conservation du moment cinétique. Un corps en rotation rapide tend à résister à toute changement de son axe de rotation il existe deux moments :

effet gyroscopique du quadrirotor : rotation de drone sur lui-même donné par

$$M_{gyroQ} = \Omega \wedge J\Omega \quad (2.14)$$

effet gyroscopique dû aux hélices : rotation des hélices décrit par la relation suivante :

$$M_{gh} = \sum_{i=1}^4 \Omega \wedge J_r \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ (-1)^{i+1} \omega_i \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

2.2.8 Modèle mathématique selon Newton-Euler

Après avoir défini les repères et les moments et les forces qui agissant sur le drone maintenant on fait un développement du modèle dynamique du quadrirotor avec la méthode de Newton-Euler, les équations de ce formalisme sont écrites sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{\xi} = V \\ m\ddot{\xi} = F_f + F_g + F_t \\ \dot{R} = RS(\Omega) \\ J\dot{\Omega} = -\Omega \wedge J\Omega + M_f - M_{gh} \end{cases} \quad (2.16)$$

ξ : Vecteur de position du drone.

$\dot{\xi}$: Vitesse linéaire du drone.

V : Vecteur de vitesse linéaire.

m : Masse du drone.

$\ddot{\xi}$: Accélération linéaire du drone.

F_f : Somme de toutes les forces de poussée et de traînée du fluide.

F_g : Force de gravité.

F_t : force de traînée.

R : Matrice de rotation.

\dot{R} : Vitesse de rotation de la matrice.

$S(\Omega)$: Matrice antisymétrique du vecteur de vitesse angulaire Ω .

$$S(\Omega) = \begin{bmatrix} 0 & -\Omega_3 & \Omega_2 \\ \Omega_3 & 0 & -\Omega_1 \\ -\Omega_2 & \Omega_1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

J : Matrice d'inertie du drone.

$$J = \begin{bmatrix} J_x & 0 & 0 \\ 0 & J_y & 0 \\ 0 & 0 & J_z \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

$\dot{\Omega}$: Accélération angulaire du drone.

Ω : Vitesse angulaire du drone.

$\Omega \wedge J\Omega$: Moment gyroscopique dû à la rotation du corps du drone.

M_f : Moment de poussée généré par les hélices.

M_{gh} : Moment gyroscopique induit par la rotation des hélices.

1. Dynamique de translation

D'après la première loi de Newton :

$$m\ddot{\xi} = F_f + F_g + F_t \quad (2.19)$$

en replacent les forces alors :

$$m \begin{bmatrix} \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \phi \sin \theta \cos \psi + \sin \phi \sin \psi \\ \cos \phi \sin \theta \sin \psi - \sin \phi \cos \psi \\ \cos \phi \cos \theta \end{bmatrix} \sum_{i=1}^4 F_i - \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ mg \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} K_{f_{tx}} \dot{x} \\ K_{f_{ty}} \dot{y} \\ K_{f_{tz}} \dot{z} \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

les équations différentielles de translation sont :

$$\begin{cases} \ddot{x} = \frac{1}{m}(\cos \phi \sin \theta \cos \psi + \sin \psi \sin \phi) (\sum_{i=1}^4 F_i) - \frac{K_{f_{tx}}}{m} \dot{x} \\ \ddot{y} = \frac{1}{m}(\cos \phi \sin \theta \sin \psi - \sin \phi \cos \psi) (\sum_{i=1}^4 F_i) - \frac{K_{f_{ty}}}{m} \dot{y} \\ \ddot{z} = \frac{1}{m}(\cos \phi \cos \theta) (\sum_{i=1}^4 F_i) - \frac{K_{f_{tz}}}{m} \dot{z} - g \end{cases} \quad (2.21)$$

$$F_p = \sum_{i=1}^4 F_i = b(\omega_1^2 + \omega_2^2 + \omega_3^2 + \omega_4^2)$$

2. Dynamique de rotation

pour cette partie en utilisant equation suivant :

$$J\dot{\Omega} = -\Omega \wedge J\Omega + M_f - M_{gh} \quad (2.22)$$

On remplace les moments ,on obtient :

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} J_x & 0 & 0 \\ 0 & J_y & 0 \\ 0 & 0 & J_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{\phi} \\ \ddot{\theta} \\ \ddot{\psi} \end{bmatrix} &= - \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \wedge \left(\begin{bmatrix} J_x & 0 & 0 \\ 0 & J_y & 0 \\ 0 & 0 & J_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \right) - \begin{bmatrix} J_{rg}(\omega)\dot{\theta} \\ -J_{rg}(\omega)\dot{\phi} \\ 0 \end{bmatrix} \\ &+ \begin{bmatrix} lb(\omega_4^2 - \omega_2^2) \\ lb(\omega_3^2 - \omega_1^2) \\ d(\omega_1^2 - \omega_2^2 + \omega_3^2 - \omega_4^2) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} K_{fax}\dot{\phi}^2 \\ K_{fay}\dot{\theta}^2 \\ K_{faz}\dot{\psi}^2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.23)$$

avec calcul matriciel et produit vectoriel les equation pour ce dynamique est comme suite :

$$\begin{cases} J_x \ddot{\phi} = -\dot{\theta}\dot{\psi}(J_z - J_y) - J_r g(\omega)\dot{\theta} - K_{fax}\dot{\phi}^2 + lb(\omega_4^2 - \omega_2^2) \\ J_y \ddot{\theta} = \dot{\phi}\dot{\psi}(J_z - J_x) - J_r g(\omega)\dot{\phi} - K_{fay}\dot{\theta}^2 + lb(\omega_3^2 - \omega_1^2) \\ J_z \ddot{\psi} = -\dot{\theta}\dot{\phi}(J_y - J_x) - K_{faz}\dot{\psi}^2 + d(\omega_1^2 - \omega_2^2 + \omega_3^2 - \omega_4^2) \end{cases} \quad (2.24)$$

Le modèle dynamique de translation et de rotation est donne par :

$$\begin{cases} \ddot{\phi} = \frac{\dot{\theta}\dot{\psi}(J_y - J_z)}{J_x} - \frac{J_r}{I_x} g(\omega)\dot{\theta} - \frac{K_{fax}}{J_x} \dot{\phi}^2 + \frac{U_2}{J_x} \\ \ddot{\theta} = \frac{\dot{\phi}\dot{\psi}(J_z - J_x)}{J_y} - \frac{J_r}{J_y} g(\omega)\dot{\phi} - \frac{K_{fay}}{J_y} \dot{\theta}^2 + \frac{U_3}{J_y} \\ \ddot{\psi} = \frac{\dot{\theta}\dot{\phi}(J_x - J_y)}{J_z} - \frac{K_{faz}}{J_z} \dot{\psi}^2 + \frac{U_4}{J_z} \\ \ddot{x} = \frac{(\cos(\phi) \sin(\theta) \cos(\psi) + \sin(\psi) \sin(\phi))}{m} U_1 - \frac{K_{ftx}}{m} \dot{x} \\ \ddot{y} = \frac{(\cos(\phi) \sin(\theta) \sin(\psi) - \sin(\phi) \cos(\psi))}{m} U_1 - \frac{K_{fty}}{m} \dot{y} \\ \ddot{z} = \frac{(\cos(\phi) \cos(\theta))}{m} U_1 - \frac{K_{ftz}}{m} \dot{z} - g \end{cases} \quad (2.25)$$

$$g(\omega) = \omega_1 - \omega_2 + \omega_3 - \omega_4$$

$$U_1 = F_p$$

$$U_2 = lb(\omega_4^2 - \omega_2^2)$$

$$U_3 = lb(\omega_3^2 - \omega_1^2)$$

$$U_4 = d(\omega_1^2 - \omega_2^2 + \omega_3^2 - \omega_4^2)$$

Les termes U_1, U_2, U_3, U_4 ne sont pas directement des forces, mais des entrées de commande abstraites qui permettent au drone d'effectuer ses manœuvres. La relation est représentée par une équation matricielle qui lie ces commandes aux carrés des vitesses de rotation (ω_i^2) des quatre rotors

Dynamique des moteurs

Les moteurs utilisés sont des moteurs à courant continu brushless, pour la dynamique on peut diviser en deux grandes étapes : premièrement une commande du drone à la vitesse désirée de chaque moteur à partir de vecteur U qui représente des actions et une matrice A lie la commande et les vitesses de rotation donc la vitesse de chaque moteur doit tourner pour exécuter la commande U est donnée par : $\omega = A^{-1}U$. La deuxième étape pour savoir quelle tension électrique V appliquer au moteur est défini par formule suivant :

$$V = \frac{C_s R}{K_m} + K_e \omega + \frac{K_r R}{K_m} \omega^2 + \frac{J_r R}{K_m} \dot{\omega} \quad (2.26)$$

est appliquée pour maintenir une vitesse ω constante, et changer la vitesse avec une accélération.

2.2.9 Modèle d'état

Le modèle d'état est une représentation mathématique qui décrit l'évolution des variables d'état du système dans le temps. Pour un quadrirotor, les variables d'état typiques incluent la position, la vitesse, les angles d'attitude (roulis, tangage, lacet) et les vitesses angulaires. Les variables d'état sont notés par le vecteur X :

$$\begin{aligned} X &= [x, \dot{x}, y, \dot{y}, z, \dot{z}, \phi, \dot{\phi}, \theta, \dot{\theta}, \psi, \dot{\psi}]^T \\ X &= [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}, x_{11}, x_{12}]^T \\ \left\{ \begin{array}{l} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = a_1 x_4 x_6 + a_2 x_2^2 + a_3 g(\omega) x_4 + b_1 U_2 \\ \dot{x}_3 = x_4 \\ \dot{x}_4 = a_4 x_2 x_6 + a_5 x_4^2 + a_6 g(\omega) x_2 + b_2 U_3 \\ \dot{x}_5 = x_6 \\ \dot{x}_6 = a_7 x_2 x_4 + a_8 x_6^2 + b_3 U_4 \\ \dot{x}_7 = x_8 \\ \dot{x}_8 = a_9 x_8^2 + \frac{\cos(x_1) \cos(x_5) \sin(x_3) + \sin(x_1) \sin(x_5)}{m} U_1 \\ \dot{x}_9 = x_{10} \\ \dot{x}_{10} = a_{10} x_{10}^2 + \frac{\cos(x_1) \sin(x_5) \sin(x_3) - \sin(x_1) \cos(x_5)}{m} U_1 \\ \dot{x}_{11} = x_{12} \\ \dot{x}_{12} = a_{11} x_{12}^2 + \frac{\cos(x_1) \cos(x_5)}{m} U_1 - g \end{array} \right. \quad (2.27) \end{aligned}$$

Avec :

$$\begin{aligned}
 a_1 &= \frac{J_y - J_z}{J_x}, & a_2 &= -\frac{K_{fax}}{J_x}, & a_3 &= -\frac{J_r}{J_x}, \\
 a_4 &= \frac{J_z - J_x}{I_y}, & a_5 &= -\frac{K_{fay}}{J_y}, & a_6 &= -\frac{J_r}{J_y}, \\
 a_7 &= \frac{J_x - J_y}{I_z}, & a_8 &= -\frac{K_{faz}}{J_z}, & a_9 &= -\frac{K_{ftx}}{m}, \\
 a_{10} &= -\frac{K_{f ty}}{m}, & a_{11} &= -\frac{K_{ftz}}{m}, & & \\
 b_1 &= \frac{1}{J_x}, & b_2 &= \frac{1}{J_y}, & b_3 &= \frac{1}{J_z}
 \end{aligned}$$

Le modèle l'état résultant reflète la nature couplée, complexe et non linéaire, multi-variable et le sous-actionnement, en plus d'une instabilité naturelle, à cette fin vient le rôle de la commande.

2.3 Commande du drone

La commande des systèmes non linéaires vise à maîtriser des comportements dynamiques complexe avec un rôle principale de les amener à se comporter de manière souhaitée en stabilisant le système autour d'un point d'équilibre ou une trajectoire, assurer un certain niveau de performance, rejeter les perturbations et compenser les incertitudes malgré leur non-linéarité. Il existe des plusieurs commandes linéaires qui peuvent être appliquées au quadrirotor comme Commande PD² avec Feedback , le régulateur quadratique linéaire (LQR) et le contrôleur PID. Dans ce travail nous utiliserons le contrôleur PID [19].

2.3.1 Commande PID

La commande PID (Proportionnelle-Intégrale-Dérivée) représente l'un des algorithmes de contrôle les plus utilisables dans les système automatisés et robotique en raison de sa simplicité et de son efficacité. Son principe fondamental repose sur la minimisation de l'erreur entre une consigne désirée et la sortie réelle du système. Ce correcteur est caractérisé par une action corrective basée sur trois termes principaux :

Terme Proportionnel (P) : $u_p(t) = K_p \cdot e(t)$ fournit une action de commande qui est directement proportionnelle à l'erreur instantanée $e(t)$. Le gain proportionnel K_p détermine la réactivité du système à l'erreur actuelle. Une valeur élevée de K_p permet une réponse rapide et une réduction immédiate de l'erreur, mais peut entraîner des oscillations excessives

Le terme intégral (I) : $u_I(t) = K_i \cdot \int_0^t e(\tau) d\tau$ s'accumule au fil du temps et est proportionnel à l'intégrale des erreurs. Ce terme, pondéré par le gain intégral K_i , a pour objectif principal d'éliminer l'erreur statique qui pourrait persister

avec une commande purement proportionnelle

Le terme dérivé (D) : $u_D(t) = K_d \cdot \frac{de(t)}{dt}$ agit de manière anticipative en se basant sur le taux de variation de l'erreur. En intégrant le gain dérivé k_p , il permet d'amortir les oscillations, de réduire les dépassements et d'améliorer la stabilité du système en prévoyant les erreurs futures. Cependant, une valeur de k_p trop élevée peut amplifier le bruit présent dans les mesures des capteurs, rendant le système susceptible de réagir de manière erratique ou instable. La sortie du contrôleur PID est la somme des termes proportionnels, intégraux et dérivés donné par :

$$U(t) = K_p e(t) + K_I \int_0^t e(\tau) d\tau + K_D \frac{de(t)}{dt} \quad (2.28)$$

2.3.2 Commande PID pour quadrirotor

La commande de quadrirotor est constituée de plusieurs PID installés en cascade comptés sur deux régulations qui est divisé sur la position et l'orientation, fait une comparaison entre ce qui est consigne ou désiré et la sortie de notre modèle dynamique de quadrirotor. Les erreurs sont :

$$\begin{cases} e_x = x_d - x \\ e_y = y_d - y \\ e_z = z_d - z \end{cases} \quad (2.29)$$

en utilisant trois PID pour la correction des erreurs e_x, e_y, e_z le résultat obtenu avec ψ_d est utilisé pour la conception de l'étage suivant afin de calculer les consignes virtuelles grâce aux contraintes non holonomes ou contraintes de sous actionnement θ_d et ϕ_d

Liaisons non holonomes

Les équations dynamiques du quadrirotor établissent un couplage entre les angles d'attitude θ_d, ϕ_d et les accélérations linéaires. Ce couplage, caractéristique des systèmes sous-actionnés, impose que les translations horizontales ne peuvent être obtenues que par une inclinaison préalable du drone, en manipulant les trois équations du modèle dynamique suivant :

$$\begin{cases} \ddot{x} = \frac{1}{m} (\cos \phi \sin \theta \cos \psi + \sin \phi \sin \psi) U_1 \\ \ddot{y} = \frac{1}{m} (\cos \phi \sin \theta \sin \psi - \sin \phi \cos \psi) U_1 \\ \ddot{z} = \frac{1}{m} (\cos \phi \cos \theta) U_1 - g \end{cases} \quad (2.30)$$

A partir des deux premières équations :

$$\begin{aligned}\ddot{x} \cos \psi + \ddot{y} \sin \psi &\implies \cos \phi \sin \theta = \frac{m}{U_1} (\ddot{x} \cos \psi + \ddot{y} \sin \psi) \\ \ddot{x} \sin \psi - \ddot{y} \cos \psi &\implies \sin \phi = \frac{m}{U_1} (\ddot{x} \sin \psi - \ddot{y} \cos \psi)\end{aligned}$$

et à partir de 3e équation

$$\cos \theta \cos \phi = \frac{m}{U_1} (\ddot{z} + g)$$

donc en fait une fraction

$$\frac{\cos \phi \sin \theta}{\cos \phi \cos \theta} = \frac{\frac{m}{U_1} (\ddot{x} \cos \psi + \ddot{y} \sin \psi)}{\frac{m}{U_1} (\ddot{z} + g)}$$

en trouve

$$\theta = \arctan \left(\frac{\ddot{x} \cos \psi + \ddot{y} \sin \psi}{\ddot{z} + g} \right)$$

en utilisant

$$\sin \phi = \frac{m}{U_1} (\ddot{x} \sin \psi - \ddot{y} \cos \psi)$$

en fait des calcule Pour débarrasser m/U_1 et en trouve

$$\phi = \arcsin \left(\frac{\ddot{x} \sin \psi - \ddot{y} \cos \psi}{\sqrt{\ddot{x}^2 + \ddot{y}^2 + (\ddot{z} + g)^2}} \right)$$

Maintenant qu'on a θ_d et ϕ_d , il est possible de passer à la boucle de régulation de la rotation. De manière similaire à la boucle de translation, 3 PID sont utilisés pour la commande des angles de rotation. Les erreurs obtenues et la relation générale de régulation sont comme suit :

$$U_i(t) = K_p e_i(t) + K_I \int_0^t e_i(\tau) d\tau + K_D \frac{de_i(t)}{dt} \quad (2.31)$$

$$\begin{cases} e_\phi &= \phi_d - \phi \\ e_\theta &= \theta_d - \theta \\ e_\psi &= \psi_d - \psi \end{cases} \quad (2.32)$$

Les commandes sont données par les équations suivantes :

$$\begin{cases} U_\phi = K_p e_\phi(t) + K_I \int_0^t e_\phi(\tau) d\tau + K_D \frac{de_\phi(t)}{dt} \\ U_\theta = K_p e_\theta(t) + K_I \int_0^t e_\theta(\tau) d\tau + K_D \frac{de_\theta(t)}{dt} \\ U_\psi = K_p e_\psi(t) + K_I \int_0^t e_\psi(\tau) d\tau + K_D \frac{de_\psi(t)}{dt} \end{cases} \quad (2.33)$$

qui reprsente la régulation du roulis, tangage et lacet.

Pour déterminer les relations du commande U_1, U_2, U_3, U_4 et éliminer les deux effets gyroscopiques en utilisant l’hypothèse d’angles très petits et approximation, à partir des équations de Euler de la dynamique de rotation simplifiées, les commandes deviennent :

$$\begin{cases} U_2 = \ddot{\phi} \times J_x \\ U_3 = \ddot{\theta} \times J_y \\ U_4 = \ddot{\psi} \times J_z \end{cases} \quad (2.34)$$

pour U_1 est donné par :

$$U_1 = m(\ddot{z} + g) \quad (2.35)$$

Maintenant nous pouvons déterminer les vitesses angulaires désirées et on applique un régulateur PI dans un bloc, la sortie de ce bloc est une vitesse angulaire réelle, on représente le moteur par sa fonction de transfert de premier ordre :

$$H(s) = \frac{1}{1 + 0.025s} \quad (2.36)$$

finalement on réhabilite les commande $U_1, U_2, U_3 et U_4$ en utilisant les vitesses, ces commandes s’appliquent directement au modèle du quadrirotor.

2.3.3 Simulations et Résultats

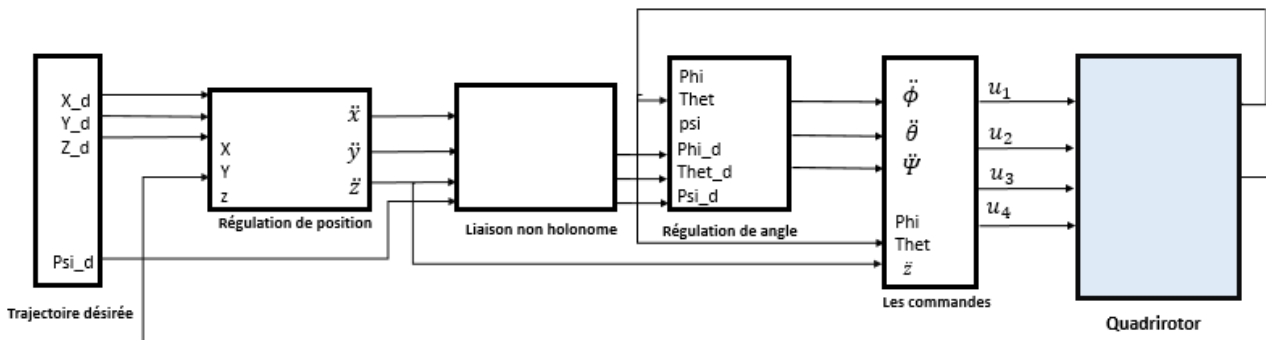


FIGURE 2.8 – Algorithmme de commande par PID

Nous présenterons les deux tableaux suivants, le premier tableau concerne les valeurs optimales ou les paramètres des PID pour K_P, K_I, K_D obtenus par méthodes basées sur la simulation qui est Essais/Erreurs et le deuxième pour les paramètres qui incluent dans notre modèle dynamique et qui peuvent affecter nos résultats.

TABLE 1 – Paramètres des PID obtenus par Essai/Erreur

Gains	X	Y	Z	ϕ	θ	ψ	moteur
K_P	15	15	14	10	10	10	1
K_I	0	0	15	0	0	0	10
K_D	16	16	13	20	20	20	0

TABLE 2 – Paramètres du quadrirotor

Nom	Paramètre	Valeur	Unité
masse totale du quadrirotor	m	1.62	kg
longueur du segment	l	0.25	m
gravité	g	9.81	$\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$
inertie dans l'axe X	J_x	3.3×10^{-3}	$\text{kg}\cdot\text{m}^2$
inertie dans l'axe Y	J_y	3.3×10^{-3}	$\text{kg}\cdot\text{m}^2$
inertie dans l'axe Z	J_z	3.3×10^{-3}	$\text{kg}\cdot\text{m}^2$
inertie du moteur	J_r	7×10^{-5}	$\text{kg}\cdot\text{m}^2$
coefficient de portance	b	15.65×10^{-4}	$\text{N}\cdot\text{sec}^2$
coefficient de drag	d	2.08×10^{-5}	$\text{N}\cdot\text{m}\cdot\text{sec}^2$

Suite à la simulation de ce comportement, les résultats obtenus sont présentés ci-après :

Résultats de la position :

dans la figure 2.9 Les contrôleurs de position ont été évalués en comparant les trajectoires désirées et réelles sur les axes X, Y et Z, pour le premier La réponse suit de très près la trajectoire désirée (forme de pic autour de $t = 20$ s), L'erreur est très faible et Le système revient à zéro sans oscillations. pour Y On note seulement un léger décalage initial, mais sans erreur persistante donc un très bon suivi d'une trajectoire continue, Concernant le dernier Z_d effectue un échelon de $0 \rightarrow 1$ mais Z dépasse la valeur cible , puis chute en dessous de 0 avant de converger vers 1 la sortie suivi ce qui désiré mais plis lent que les deux précédent.

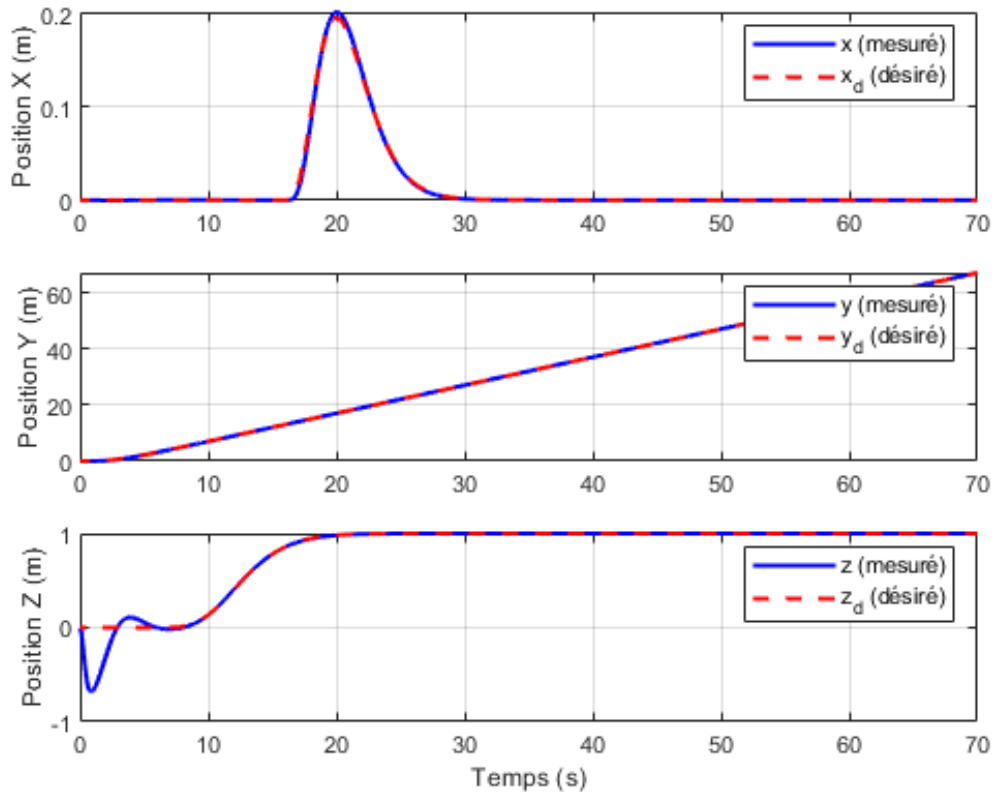


FIGURE 2.9 – Les résultat de simulation pour la position

Résultats de la rotations

La figure [2.10](#) présente partie rotation Pour ϕ est suivie avec une très grande précision et sans oscillation et aucun dépassement. Pour θ et θ_d , sont presque confondues des petites oscillations apparaissent au début de la réponse, mais elles sont rapidement amorties. ψ est suivie parfaitement avec un temps de montée rapide, sans dépassement important ni erreur statique. Les contrôleurs PID assurent une bonne stabilité et un suivi précis des angles de rotation, bien que le contrôleur de θ puisse encore être optimisé afin de réduire les oscillations transitoires

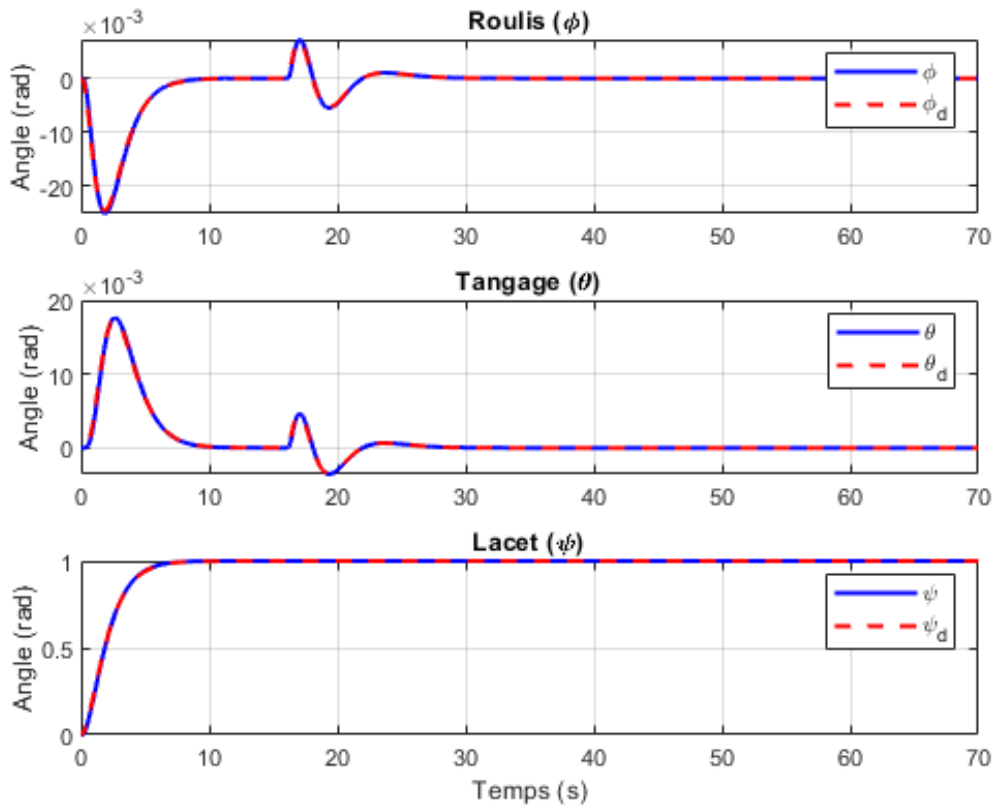


FIGURE 2.10 – Les résultat de simulation pour la rotation

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre , nous avons procédé à la modélisation complète d'un quadrirotor en tenant compte des forces et moments qui agissent sur l'appareil. La dynamique de translation, de rotation ainsi que celle des moteurs brushless a été développée utilisant la formalisme de euler newton, ce qui a permis d'obtenir un modèle d'état complet Sur la base de ce modèle, une commande par régulateur PID a été implémentée afin de stabiliser et piloter le système. Les résultats de simulation montrent que les régulateurs PID permettent d'assurer un suivi satisfaisant des trajectoires désirées aussi bien en translation qu'en rotation. Les erreurs de suivi sont faibles, l'erreur statique est correctement compensée et la stabilité globale est garantie.

Chapitre 3 :

Synthèse

d'Observateur

3 Synthèse d'Observateur

3.1 Introduction

Après avoir développé et validé la commande du drone quadrirotor à l'aide d'un régulateur PID, il devient nécessaire de compléter l'étude par une étape d'observation des états. Le modèle du système comporte en effet 12 variables d'état, incluant la position, la vitesse linéaire, l'orientation et la vitesse angulaire, nous choisissons un paramètre essentiel pour la stabilisation et le contrôle du drone c'est l'attitude ou bien orientation, l'estimation de ce dernier nécessite un observateur.

3.2 Estimation de l'attitude

3.2.1 Définition

L'estimation de l'attitude, qui correspond à l'orientation, est une étape essentielle pour la commande et la navigation des drones quadrirotors. Sa précision conditionne directement la stabilité et l'efficacité des lois de contrôle alors une estimation fiable de l'attitude est indispensable pour assurer un pilotage correct, elle peut être estimée grâce à différentes technologies de mesure de haute précision, notamment les accéléromètres et les gyroscopes regroupés au sein d'une centrale inertielle IMU qui fournissent respectivement l'accélération linéaire et les vitesses angulaires, ainsi que les magnétomètres qui mesurent le champ magnétique terrestre. Dans ce travail, l'estimation de l'attitude est réalisée à l'aide d'un filtre de kalman étendu (EKF) .

3.2.2 Représentation de l'attitude

Le choix d'une représentation de l'attitude dépend de la nature de l'application et des contraintes qui y sont associées. Dans le cas des véhicules aériens, il existe plusieurs représentations de l'attitude, parmi lesquelles les angles d'Euler, la matrice de rotation et les quaternions. Pour l'utilisation du EKF, le meilleur choix pour nous est la représentation du drone par le quaternion.

3.2.3 Quaternion

Définition Un quaternion est une extension des nombres complexes introduite par Hamilton en 1843. Il se note généralement sous la forme [21] :

$$\mathbf{q} = q_0 + q_1\mathbf{i} + q_2\mathbf{j} + q_3\mathbf{k} \quad (3.1)$$

$q_0 \in \mathbb{R}$ est la partie scalaire (ou réelle)

$(q_1, q_2, q_3) \in \mathbb{R}^3$ forment la partie vectorielle (ou imaginaire)

i, j, k sont les unités imaginaires vérifiant : $i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1$
 peut aussi s'écrire comme un vecteur 4D

$$q = \begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} q_0 \\ q_v \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

En robotique et en navigation, on utilise d'après le théorème d'Euler principalement les quaternions unitaires, qui vérifient la contrainte

$$\|q\|^2 = q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 = 1$$

Ils permettent de représenter une rotation dans l'espace 3D selon :

$$q = \begin{bmatrix} \cos \frac{\theta}{2} \\ e \sin \frac{\theta}{2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \frac{\theta}{2} \\ e_x \sin \frac{\theta}{2} \\ e_y \sin \frac{\theta}{2} \\ e_z \sin \frac{\theta}{2} \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

θ est l'angle de rotation

$e = (e_x, e_y, e_z)^\top$ est l'axe de rotation unitaire.

Les quaternions possèdent un ensemble de propriétés algébriques qui les rendent particulièrement adaptés à la représentation des rotations :

Inverse :

$$q^{-1} = (q_0, -q_v)$$

L'inverse d'un quaternion unitaire est obtenu en conservant sa partie scalaire et en changeant le signe de sa partie vectorielle.

Identité :

$$q \otimes q^{-1} = q^{-1} \otimes q = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

où \otimes désigne le produit de quaternions.

Multiplication : Soient deux quaternions $q = (q_0, q_v)$ et $\tilde{q} = (\tilde{q}_0, \tilde{q}_v)$, leur produit est donné par :

$$q \otimes \tilde{q} = \begin{bmatrix} q_0 \tilde{q}_0 - q_v^\top \tilde{q}_v \\ q_0 \tilde{q}_v + \tilde{q}_0 q_v + q_v \times \tilde{q}_v \end{bmatrix}$$

Cette multiplication n'est pas commutative, mais elle conserve la structure de rotation, ce qui est essentiel pour les applications en navigation et en robotique.

Équation cinématique du quaternion : l'équation cinématique de rotation d'un corps rigide peut être formulée à l'aide du quaternion unitaire $q = (q_0, q_v)$, où q_0 est la partie scalaire et $q_v \in R^3$ la partie vectorielle. Elle s'écrit sous la forme :

$$\dot{q} = \frac{1}{2} q \otimes \begin{bmatrix} 0 \\ \omega \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -q_v^\top \\ q_0 I_{3 \times 3} + S(q) \end{bmatrix} \omega \quad (3.4)$$

où \otimes désigne le produit de quaternions, et $\omega = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]^\top$ représente le vecteur des vitesses angulaires mesurées par le gyroscope.

La matrice $S(q)$ est la matrice antisymétrique associée à $S(q) = [q_1, q_2, q_3]^\top$, définie par :

$$S(q) = \begin{bmatrix} 0 & -q_3 & q_2 \\ q_3 & 0 & -q_1 \\ -q_2 & q_1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

Cette écriture met en évidence la relation entre la dérivée du quaternion et les vitesses angulaires du corps.

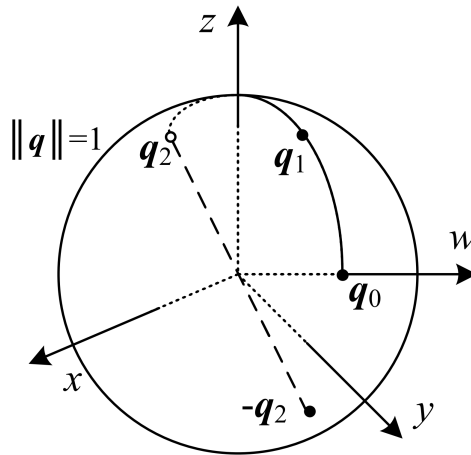


FIGURE 3.1 – Quaternion

Conversion vers les quaternions : l'attitude du drone peut être décrite initialement par les angles d'Euler (roulis ϕ , tangage θ , lacet ψ), ces angles sont convertis en un quaternion unitaire $\mathbf{q} = [q_0, q_1, q_2, q_3]^\top$, utilisé comme représentation principale dans l'EKF, on exprime l'attitude à l'aide d'un quaternion unitaire[22] :

$$q = \begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix}, \quad \|q\| = 1 \quad (3.6)$$

Le quaternion q peut être obtenu directement à partir des angles d'Euler, on choisit une rotationn (ϕ, θ, ψ) (convention ZYX : rotation yaw \rightarrow pitch \rightarrow roll) en utilisant les calculs suivants pour la conversion :

$$\begin{cases} q_0 = \cos \frac{\phi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \cos \frac{\psi}{2} + \sin \frac{\phi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \sin \frac{\psi}{2}, \\ q_1 = \sin \frac{\phi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \cos \frac{\psi}{2} - \cos \frac{\phi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \sin \frac{\psi}{2}, \\ q_2 = \cos \frac{\phi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \cos \frac{\psi}{2} + \sin \frac{\phi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \sin \frac{\psi}{2}, \\ q_3 = \cos \frac{\phi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \sin \frac{\psi}{2} - \sin \frac{\phi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \cos \frac{\psi}{2}. \end{cases} \quad (3.7)$$

3.2.4 Rôle des capteurs dans l'estimation de l'attitude

L'Unité de Mesure Inertielle (IMU) constitue la source principale d'informations pour l'estimation de l'attitude d'un engin aérien. Elle regroupe généralement trois types de capteurs complémentaires : les gyroscopes, les accéléromètres et, dans certains cas, les magnétomètres.

Gyroscopes : Ils mesurent les vitesses angulaires du corps dans les trois axes. L'intégration de ces mesures permet de propager l'attitude au cours du temps, en particulier la dynamique du quaternion. Toutefois, cette intégration est affectée par la dérive due au biais et au bruit des capteurs.

Accéléromètres : Ils mesurent l'accélération spécifique, qui inclut la gravité. En régime quasi-stationnaire, ils fournissent une référence fiable de la direction du vecteur gravité, ce qui permet de corriger les erreurs accumulées par les gyroscopes dans les estimations du roulis et du tangage.

Magnétomètres (optionnels) : Ils mesurent le champ magnétique terrestre et apportent une référence absolue de l'azimut (cap). Leur utilisation est particulièrement utile pour compenser la dérive du gyroscope autour de l'axe vertical.

L'estimation de l'attitude développée dans ce travail repose sur l'exploitation conjointe des mesures du gyroscope et de l'accéléromètre, intégrées au sein d'un observateur afin d'assurer une fusion optimale des données et une estimation robuste. L'EKF a été retenu comme observateur choisi en raison de sa capacité à combiner les données du gyroscope et de l'accéléromètre, exploitant ainsi leurs complémentarités pour réduire les biais et le bruit.

3.2.5 EKF

Le filtre de kalman étendu [2] est l'un des observateurs les plus couramment utilisés pour l'estimation d'état des systèmes dynamiques non linéaires. Il repose sur l'approximation locale du modèle par linéarisation autour de l'état estimé, calcule le gain et fait la correction. L'utilisation d'un EKF se décompose en deux étapes principales :

Prédiction : l'état et sa covariance sont propagés à l'aide du modèle dynamique du système.

Mise à jour (correction) : les mesures disponibles sont intégrées pour corriger l'état prédit, en fonction des gains de kalman calculés à partir des covariances.

TABLE 3 – Paramètres généraux du Filtre de Kalman Étendu (EKF)

Symbole	Nom	Description
x_k	Vecteur d'état	Ensemble des variables à estimer (attitude, biais capteurs).
P_k	Matrice de covariance de l'état	Représente l'incertitude associée à l'état estimé.
Q	Covariance du bruit de processus	Caractérise l'incertitude liée au modèle dynamique (erreurs de modélisation, perturbations).
R	Covariance du bruit de mesure	Représente l'incertitude et le bruit associés aux capteurs et aux mesures.
K_k	Gain de Kalman	Facteur d'ajustement qui pondère la confiance entre la prédiction et la mesure.
z_k	Vecteur de mesure	Contient les observations fournies par les capteurs.
F_k	Jacobien du modèle d'état	Approximation linéarisée de la dynamique de l'état autour de l'estimation.
H_k	Jacobien du modèle de mesure	Approximation linéarisée de la relation entre l'état et les mesures.

3.2.6 Algorithme de fusion inertielle par Filtre de Kalman Étendu pour l'estimation de l'attitude

Dans ce travail, l'approche proposée repose sur l'utilisation d'un EKF pour la fusion des mesures du gyroscope et de l'accéléromètre. Afin de valider la performance de cet estimateur, des données synthétiques sont générées à partir d'une trajectoire désirée connue. L'application de cet algorithme se fait par des étapes et des conditions suivantes [23], [25] et [26] :

1. Vecteur d'état le vecteur d'état est défini de manière à représenter à la fois l'orientation du système et les erreurs associées aux mesures gyroscopiques. L'attitude est représentée à l'aide d'un quaternion unitaire $q = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T$, afin de corriger la dérive introduite par le biais du gyroscope, celui-ci est inclus dans le vecteur d'état sous la forme $b = [b_x \ b_y \ b_z]^T$.

Ainsi, le vecteur d'état complet du filtre s'écrit :

$$x = \begin{bmatrix} q \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ b_x \\ b_y \\ b_z \end{bmatrix}. \quad (3.8)$$

Ce choix d'état permet au filtre de propager l'orientation estimée à partir des mesures gyroscopiques tout en identifiant et en corrigeant progressivement les biais du capteur. Le quaternion est contraint à rester normalisé, ce qui impose après chaque mise à jour une opération de renormalisation :

$$q \leftarrow \frac{q}{\|q\|}. \quad (3.9)$$

La normalisation du quaternion est indispensable pour qu'il reste unitaire et conserve une représentation cohérente de l'attitude malgré les erreurs et le bruit des capteurs.

2. Génération des données synthétiques L'algorithme est à base des données synthétiques qui ont été générées en simulant les mesures d'un gyroscope et d'un accéléromètre. L'évolution angulaire du système est imposée par un profil temporel défini sur les trois axes :

$$\omega(t) = \begin{bmatrix} 0.5 \sin(0.7t) \\ 0.4 \cos(0.5t) \\ 0.3 \sin(0.3t) \end{bmatrix}, \quad (3.10)$$

où les composantes correspondent respectivement aux vitesses de roulis, de tangage et de lacet. À partir de ce vecteur, l'attitude de référence est propagée sous forme de quaternion en intégrant l'équation différentielle

$$\dot{q}(t) = \frac{1}{2} \Omega(\omega(t) - b(t)) q(t), \quad \dot{b}(t) = 0 \quad (3.11)$$

Les mesures gyroscopiques synthétiques prennent en compte à la fois un biais et un bruit additif :

$$\omega_m(t) = \omega(t) + b + n_g(t), \quad (3.12)$$

où $b = [0.0001, 0.0002, 0.001]^T$ rad/s est le biais pour les trois axes, et $n_g(t) \sim \mathcal{N}(0, \sigma_g^2 I_3)$ est un bruit Gaussien

L'accéléromètre est simulé à partir de la projection de la gravité dans le repère corps. En notant $g = [0 \ 0 \ -9.81]^T$ m/s², la mesure idéale s'écrit :

$$a(t) = R(q(t))^T g, \quad (3.13)$$

où $R(q)$ est la matrice de rotation associée au quaternion. La mesure finale inclut un bruit additif Gaussien :

$$a_m(t) = a(t) + n_a(t), \quad n_a(t) \sim \mathcal{N}(0, \sigma_a^2 I_3), \quad (3.14)$$

Ainsi, à chaque pas de simulation, on obtient simultanément :
 le quaternion de référence $q(t)$
 les mesures gyroscopiques biaisées et bruitées $\omega_m(t)$
 les mesures accélérométriques bruitées $a_m(t)$.
 Ces données constituent les entrées du filtre de Kalman étendu.

3. Equation cinématique du quaternion : Revenant à l'équation précédente $\dot{q}(t)$, ce qui représente l'équation cinématique du quaternion, cette équation a pour rôle crucial d'exprimer l'évolution temporelle du quaternion $q(t) = [q_0, q_1, q_2, q_3]^T$ sous une vitesse angulaire $\omega(t)$ exprimée dans le repère corps (créer la trajectoire idéale) et le cœur de la Phase de Prédiction de EKF

$$\dot{q}(t) = \frac{1}{2} \Omega(\omega(t)) q(t), \quad (3.15)$$

où l'opérateur $\Omega(\omega)$ est la matrice 4×4 suivante :

$$\Omega(\omega) = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z \\ \omega_x & 0 & \omega_z & -\omega_y \\ \omega_y & -\omega_z & 0 & \omega_x \\ \omega_z & \omega_y & -\omega_x & 0 \end{bmatrix}. \quad (3.16)$$

Cette expression est équivalente à écrire :

$$\dot{q} = \frac{1}{2} \omega_q \otimes q, \quad (3.17)$$

où $\omega_q = [0; \omega]$ et \otimes désigne le produit quaternionnel.

4. Matrice de rotation $R(q)$ Un quaternion unitaire $q = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T$ permet de construire la matrice de rotation associée $R(q)$. cette matrice peut s'écrire sous une forme compacte :

$$R(q) = I_{3 \times 3} + 2S(q_v)^2 + 2q_0 S(q_v), \quad (3.18)$$

où $S(q_v)$ est la matrice antisymétrique (aussi appelée matrice de produit vectoriel) définie par :

$$S(q_v) = \begin{bmatrix} 0 & -q_3 & q_2 \\ q_3 & 0 & -q_1 \\ -q_2 & q_1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (3.19)$$

À partir de cette équation on trouve la matrice suivante

$$R(q) = \begin{bmatrix} 1 - 2(q_2^2 + q_3^2) & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & 1 - 2(q_1^2 + q_3^2) & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & 1 - 2(q_1^2 + q_2^2) \end{bmatrix}. \quad (3.20)$$

Cette matrice $R(q)$ est orthogonale ($R^T R = I$) et de déterminant $+1$, ce qui en fait un élément de $SO(3)$. Elle permet de projeter un vecteur exprimé dans le repère inertiel vers le repère corps. Par exemple, la mesure idéale de l'accéléromètre est obtenue par :

$$a(t) = R(q(t))^T g,$$

où g représente le vecteur gravité dans le repère inertiel.

5. Modélisation du EKF Comme cité auparavant la synthèse doit se composer de deux phases principales : la phase de prédiction et la phase de mise à jour. Chaque phase joue un rôle essentiel dans l'estimation

1- Phase de prédiction La phase de prédiction utilise le modèle dynamique et les mesures du gyroscope pour estimer son l'état prochain et son incertitude, pour cette phase on trouve :

Calculer le modèle dynamique $f(x, u)$ à partir des mesures gyroscopiques.

Mettre à jour le vecteur d'état (attitude + biais).

Calculer le jacobien du modèle dynamique.

Mettre à jour la matrice de covariance avec le jacobien et le bruit de processus (Q)

Calcul du modèle dynamique : $f(x, u)$

Le modèle dynamique $f(x, u)$ décrit comment l'état évolue dans le temps en fonction des vitesses angulaires mesurées. Pour le quadricoptère, il permet de prédire l'attitude en mettant à jour le quaternion grâce aux données du gyroscope et au quaternion estimé à l'instant précédent. Cette propagation non linéaire assure que le vecteur d'état représente fidèlement l'évolution réelle du système, en fait par l'équation cinématique du quaternion que nous avons présenté précédemment

Mise à jour du vecteur d'état

Le vecteur d'état est mis à jour à partir de l'état précédent et des mesures gyroscopiques. Cette étape repose directement sur le modèle dynamique $f(x, u)$, qui décrit l'évolution temporelle de l'état. Dans ce cadre, l'orientation est représentée par le quaternion, propagé grâce aux vitesses angulaires fournies par le gyroscope et corrigées par le biais estimé. Ainsi, le quaternion est actualisé dynamiquement à chaque pas de temps en intégrant son équation différentielle issue de $f(x, u)$.

Le biais du gyroscope, quant à lui, est supposé constant à court terme et reste inchangé lors de la prédiction, ce qui permet au filtre de corriger progressivement sa valeur dans les étapes ultérieures.

Cette étape fournit donc un nouveau vecteur d'état prédit, composé du quaternion mis à jour par $f(x, u)$ et du biais conservé, qui servira de base pour la phase de correction du filtre.

Calcul du Jacobien Dynamique

Dans cette étape intervient la linéarisation du modèle dynamique [24] et [25], qui consiste à approximer le comportement non linéaire du système par un modèle linéaire local au voisinage de l'état courant. Cette linéarisation est fondamentale, car elle constitue le principe de base du filtre de Kalman étendu (EKF) Le Jacobien Dynamique $\frac{\partial f}{\partial x}$ s'agit d'une matrice de dérivées partielles, où chaque élément représente la sensibilité du taux de variation d'une variable d'état aux variations d'une autre variable d'état.

La Matrice Jacobienne : Pour un vecteur d'état de taille n , le Jacobien est une matrice $n \times n$. Chaque ligne contient les dérivées partielles de la dérivée temporelle d'une variable d'état par rapport à toutes les composantes du vecteur d'état la matrice comme suit :

$$F = \frac{\partial f}{\partial x} = \begin{bmatrix} 1 & -p\Delta t & -q\Delta t & -r\Delta t & \frac{1}{2}q_1\Delta t & \frac{1}{2}q_2\Delta t & \frac{1}{2}q_3\Delta t \\ p\Delta t & 1 & r\Delta t & -q\Delta t & -\frac{1}{2}q_0\Delta t & -\frac{1}{2}q_3\Delta t & \frac{1}{2}q_2\Delta t \\ q\Delta t & -r\Delta t & 1 & p\Delta t & \frac{1}{2}q_3\Delta t & -\frac{1}{2}q_0\Delta t & -\frac{1}{2}q_1\Delta t \\ r\Delta t & q\Delta t & -p\Delta t & 1 & -\frac{1}{2}q_2\Delta t & \frac{1}{2}q_1\Delta t & -\frac{1}{2}q_0\Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

$$\text{avec : } p = \omega_x - b_x, \quad q = \omega_y - b_y, \quad r = \omega_z - b_z$$

Mise à jour de la matrice de covariance

La mise à jour de la matrice de covariance prend en compte l'évolution de l'incertitude liée à la dynamique du système et au bruit de processus. Elle s'écrit :

$$P = F P F^\top + Q \quad (3.22)$$

où P est la covariance prédite

F la matrice jacobien dynamique

Q la covariance du bruit de processus.

2- Phase de mise à jour La phase de mise à jour affine l'estimation de l'état prédit en intégrant les mesures réelles des capteurs. C'est à ce moment que l'EKF «corrige» son estimation antérieure issue de la phase de prédiction en comparant les mesures attendues des capteurs (via le modèle de mesure $h(x,u)$) aux mesures réelles de l'accéléromètre. À ce stade de l'EKF, le vecteur d'état et

la matrice de covariance ont déjà été prédits à l'aide des données du gyroscope et du modèle dynamique du système. La phase de mise à jour intègre ensuite les données de l'accéléromètre pour affiner l'estimation, corriger la dérive et améliorer la précision à long terme. Pour cette phase on trouve

Calcul du modèle de mesure : $h(x, u)$ Le modèle de mesure joue un rôle analogue au modèle dynamique $f(x, u)$ utilisé lors de la phase de prédiction, mais au lieu de projeter l'état dans le temps, il projette l'état actuel dans l'espace du capteur. Autrement dit : Le modèle de mesure $h(x, u)$ prédit ce que les capteurs devraient mesurer, compte tenu de l'état actuel. Dans ce cas, il utilise le quaternion estimé pour calculer la valeur que l'accéléromètre indiquerait dans des conditions idéales. Cette prédiction est ensuite comparée à la mesure réelle de l'accéléromètre pour calculer une correction.

$$h(x, u) = a_{\text{parfait}}(q) = R(q)^\top g, \quad (3.23)$$

Calcul de résidu

L'innovation représente la différence entre la mesure du capteur et la mesure prédite $h(x, u)$, calculée à partir de l'état estimé actuel. Elle quantifie l'écart entre la prédiction de l'EKF et la réalité. Mathématiquement, on écrit :

$$y = a_m - h(x, u) \quad (3.24)$$

où : y : Innovation (parfois appelée résidu)

a_m : Mesures réelles fournies par l'accéléromètre.

$h(x, u)$: Mesures prédites par le modèle de mesure, à partir de l'état courant et de la dynamique du système.

L'innovation est un élément central de la phase de mise à jour, car elle détermine l'importance de la correction appliquée à l'état prédit :

Petite innovation : l'état prédit est proche de la réalité, le gain de Kalman effectuera une correction faible.

Grande innovation : la prédiction est éloignée de la réalité, le gain de Kalman appliqué à une correction plus forte pour ramener l'estimation en accord avec les données des capteurs

Le calcul du Jacobien de mesure revient à analyser comment une petite variation dans le vecteur d'état influence les mesures prédites de l'accéléromètre.

Calcul du Jacobien de Mesure

Comme l'accéléromètre sert principalement à mesurer la direction de la gravité, les valeurs qu'il renvoie dépendent directement du quaternion (qui décrit l'orientation du quadricoptère), le Jacobien de mesure $\frac{\partial h}{\partial x}$ relie donc les variations du quaternion (et éventuellement du biais) aux variations de la mesure

attendue par l'accéléromètre. Sa dimension est 3×7 , car on compare un vecteur de mesure de taille 3 (accélération dans les trois axes) à un vecteur d'état de taille 7 (quaternion à 4 composantes + biais gyroscopique à 3 composantes), cette matrice permet à l'EKF de linéariser la relation entre l'état et la mesure, afin de corriger correctement l'estimation lors de la mise à jour. à partir de $h(q) = R(q)'g$ on trouve la matrice jacobienne de mesure $H = \frac{\partial h}{\partial x}$ on donne la matrice comme suivant :

$$H = \frac{\partial h}{\partial x} = \begin{bmatrix} 2gq_2 & 2gq_3 & 2gq_0 & 2gq_1 & 0 & 0 & 0 \\ -2gq_1 & -2gq_0 & 2gq_3 & 2gq_2 & 0 & 0 & 0 \\ 2gq_0 & -2gq_1 & -2gq_2 & 2gq_3 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (3.25)$$

Le Jacobien est crucial pour calculer le gain de Kalman [24] et cite [25], convertir les variations de mesure de l'accéléromètre en correction du vecteur d'état.

La covariance d'innovation

S exprime l'incertitude associée au vecteur d'innovation, c'est-à-dire l'écart entre la prédiction et la mesure réelle. Elle combine deux sources principales d'incertitude : la matrice de covariance P issue de la phase de prédiction et reflétant l'incertitude sur l'état estimée, la matrice de covariance de mesure R représentant le bruit intrinsèque des capteurs

$$S = HPH^T + R \quad (3.26)$$

avec : H : Jacobien de mesure

P : matrice de covariance de l'état prédit

R : matrice de covariance du bruit de mesure.

S élevé : forte incertitude (bruit ou prédiction imprécise), le gain de Kalman diminue \rightarrow correction faible.

S faible : bonne cohérence entre prédiction et mesure, le gain de Kalman augmente \rightarrow correction forte.

Calcul du gain de Kalman K

Le gain de Kalman K est l'un des composants les plus importants du filtre de Kalman étendu. Il détermine de manière optimale le poids à attribuer à la mesure par rapport à la prédiction lors de la mise à jour de l'estimation d'état. K garantit que l'EKF équilibre dynamiquement la confiance relative entre la Prédiction d'état et la Mesure du capteur lors de la phase de mise à jour. Mathématiquement, on le calcule à partir de la covariance prédite P , du jacobien de mesure H et de la covariance d'innovation S [27],[28] :

$$K = PH^T S^{-1} \quad (3.27)$$

Si R est faible (capteur précis, faible bruit), alors la mesure est jugée fiable K augmente le filtre fait davantage confiance à la mesure.

Si P est faible (prédiction de l'état avec faible incertitude), alors le modèle est jugé fiable K diminue le filtre fait davantage confiance à la prédiction.

Grand K correction forte basée sur les mesures.

Petit K correction faible, la prédiction domine.

Mise à jour du vecteur d'état

À cette étape, l'EKF affine son estimation de l'état du système en intégrant les mesures du capteur (via l'innovation) et l'état prédit (via le gain de Kalman). C'est à cette étape que se produit la mise à jour de la phase de mise à jour.

$$\hat{x} = \hat{x} + K \cdot (y) \quad (3.28)$$

Mise à jour de la matrice de covariance

Il s'agit de la dernière étape de la phase de mise à jour, où la matrice de covariance P est mise à jour pour refléter l'incertitude réduite après l'intégration de la mise à jour des mesures, l'écriture mathématique est donné par :

$$P = (I - KH)P \quad (3.29)$$

Après avoir défini le modèle mathématique et les différentes étapes de l'EKF (prédiction et mise à jour), vient la phase de l'implémentation ce qui permettra de valider le modèle en testant ses performances sur des données simulées, donc il faut interpréter les résultats obtenus après avoir fait l'initialisation des variables et paramètres

$$q_0 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad b_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad x_0 = \begin{bmatrix} q_0 \\ b_0 \end{bmatrix}.$$

Covariance de l'état (7×7)

$$P_0 = \text{diag}(10^{-3}, 10^{-3}, 10^{-3}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-2}, 10^{-2}) \in R^{7 \times 7}.$$

Bruit de processus (7×7)

$$Q = \text{diag}(10^{-5}, 10^{-5}, 10^{-5}, 10^{-5}, 10^{-7}, 10^{-7}, 10^{-7}) \in R^{7 \times 7}.$$

Bruit de mesure (3×3) Pour un accéléromètre d'écart-type σ_a (ex. $\sigma_a = 0.01 \text{ m/s}^2$) :

$$R = \begin{bmatrix} 10^{-4} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-4} & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-4} \end{bmatrix} \in R^{3 \times 3}.$$

Bruit gyroscope $\sigma_g = 0.001$

Bruit accéléromètre $\sigma_a = 0.01$

3.2.7 Analyse des résultats

Dans cette section, nous présentons et analysons les résultats obtenus à partir de l'implémentation du EKF. Les résultats sont exposés de manière progressive afin de mettre en évidence les performances et les limites de l'approche proposée. En premier lieu, on présente le résultat qui rassemble quaternion estimé et désiré (true)

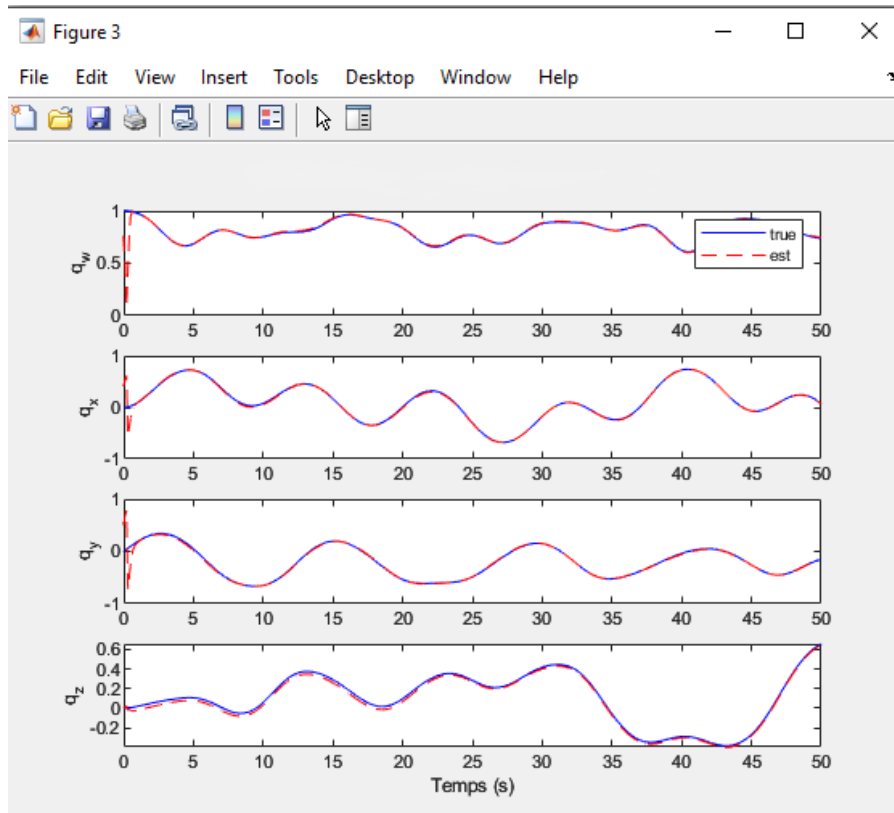


FIGURE 3.2 – Le vecteur quaternion estimé et désiré

La figure [3.2](#) compare les quaternions désirés et les quaternions estimés par l'algorithme. Nous remarquons que les courbes se superposent presque totalement, en particulier pour q_w et q_x , ce qui montre une bonne précision. Les écarts sur q_y et q_z restent faibles. De plus, l'estimation présente un temps de réponse rapide, s'adapte presque instantanément

Par ailleurs, nous avons présenté une deuxième partie du vecteur d'état c'est l'estimation du biais, elle est efficace pour améliorer la qualité des résultats. En corrigeant les dérives systématiques présentes dans les capteurs inertiels, cela garantit une estimation plus robuste et plus fiable de l'attitude, la figure suivant représente l'estimation du biais

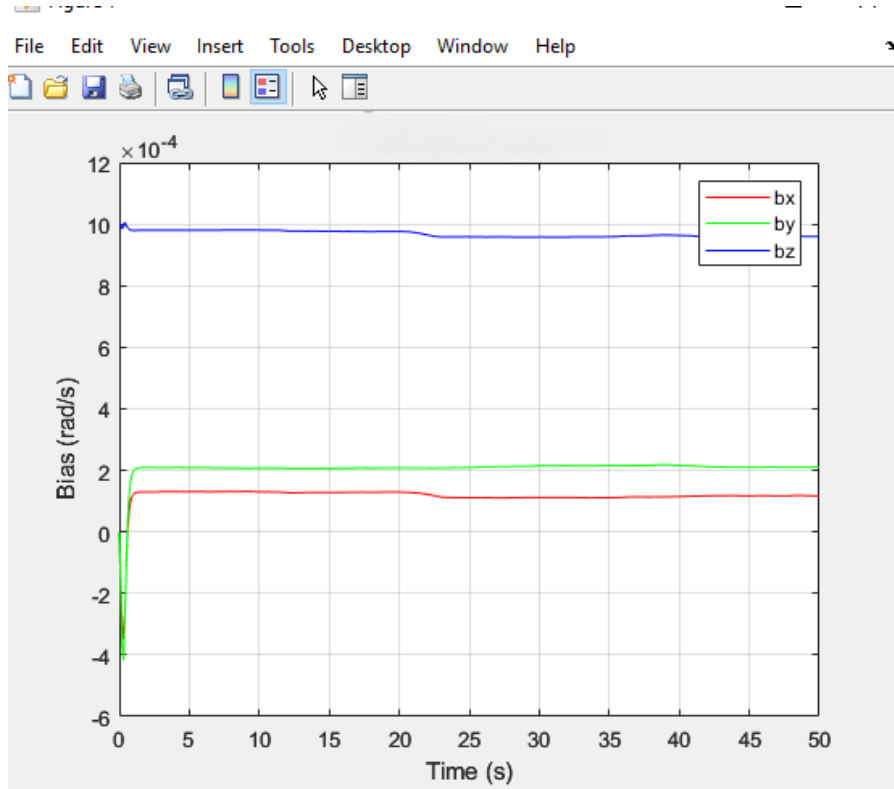


FIGURE 3.3 – Estimation du bias

dans la figure 3.3 les trois composantes du biais gyroscopique (b_x, b_y, b_z) convergent rapidement vers des valeurs constant ce qui désirée après une courte phase transitoire environ, mais nous observons aussi de petites perturbations résiduelles autour de ces valeurs, ces perturbation restent néanmoins limitées et n'affectent pas la stabilité globale de l'estimation. Leur faible amplitude confirme que le filtre conserve une bonne robustesse tout en assurant une correction continue du biais.

De plus, on définit l'erreur d'orientation entre le quaternion désiré (q_d) et le quaternion estimé (q_e) est une mesure qui quantifie l'écart entre l'attitude réelle et l'attitude reconstruite par l'algorithme d'estimation, s'écrit mathématiquement comme suit :

$$q_{\text{err}} = q_d \otimes q_e^{-1} \quad \text{où } \otimes \text{ est le produit de quaternions, et } q_e^{-1} \text{ est l'inverse.}$$

L'erreur angulaire associée est :

$$\theta_{\text{err}} = 2 \cos^{-1} (|q_{\text{err},w}|) \quad \text{où } q_{\text{err},w} \text{ est la partie scalaire du quaternion d'erreur.}$$

tant que l'angle associé au quaternion d'erreur reste proche de zéro, l'orientation estimée coïncide avec l'orientation réelle. Dans le cas idéal où cet angle est nul, on obtient une superposition parfaite entre les deux quaternions, ce qui traduit une estimation optimale

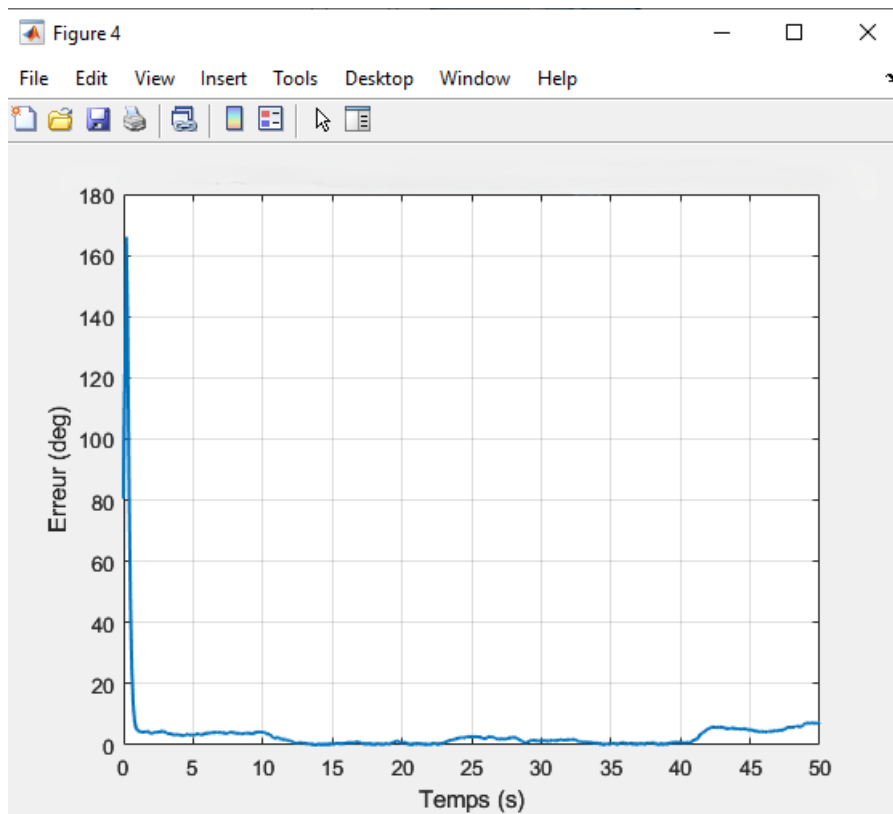


FIGURE 3.4 – Erreur angulaire entre quaternion estimé et quaternion désiré

La figure [3.4](#) illustre l'évolution temporelle de l'erreur d'orientation entre le quaternion réel et le quaternion estimé. Nous observons qu'au démarrage, l'erreur atteint une valeur élevée (environ 160°), traduisant la différence initiale entre l'état réel et l'état reconstruit par l'algorithme. Toutefois, cette erreur décroît rapidement et converge vers des valeurs proches de zéro en seulement quelques secondes ce qui met en évidence la rapidité du temps de réponse du modèle, de 15 à 40 erreur angulaire est égal 0 ce qui indique une superposition

parfaite entre l'attitude estimée et l'attitude réelle (désirée ou true). Ce résultat démontre la précision maximale de l'algorithme et confirme l'efficacité de l'EKF dans l'estimation de l'attitude.

Enfin, les quaternions estimés ont ensuite été convertis en angles d'Euler (roll, pitch et Yaw) afin de faciliter l'interprétation de l'attitude. La transformation quaternion-Euler permet ainsi de représenter l'orientation dans une forme plus compréhensible, cette transformation permet de définir les angle d'Euler dans les deux cas estimés et désirés, la figure suivante présente les angles d'Euler estimés et désirés.

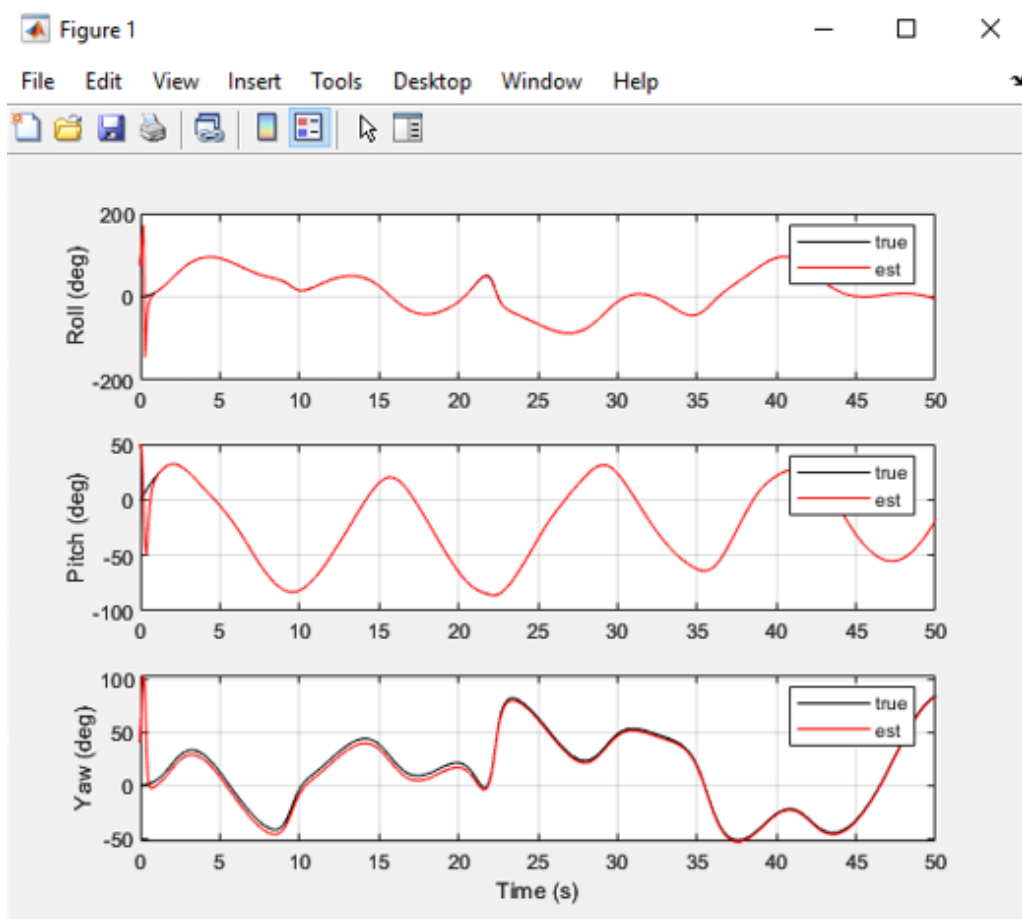


FIGURE 3.5 – Estimation des angles d'euler.

La figure [3.5](#) illustre la comparaison entre les angles d'Euler désirés et estimés (roll, pitch et yaw), obtenus à partir de la conversion des quaternions. L'objectif est de vérifier la capacité de notre observateur à fournir une estimation précise de l'attitude du drone quadrirotor. Roulis (Roll) et Tangage (Pitch) : Nous observons pour les deux un temps de réponse très rapide, avec une compensation efficace de l'écart initial. La trajectoire estimée converge rapidement vers la trajectoire réelle et demeure confondue avec celle-ci sur une longue durée. Cela met en évidence la performance de filtre Kalman étendu dans la correction des erreurs et la stabilité de l'estimation.

Pour Lacet (Yaw) : L'estimation suit la trajectoire désirée, sans aucun bruit notable ou perturbation. Nous remarquons l'existence d'un écart persistant entre les deux courbes peut être plus grand. Cela traduit une précision légère-

ment inférieure par rapport aux angles de roulis et de tangage. Une amélioration pourrait être envisagée par l'intégration des autres méthode afin d'augmenter la précision du EKF pour le lacet et réalise une commande optimal de ce type drone

À partir des résultats obtenus, il ressort que l'EKF constitue une méthode efficace de fusion de données pour l'estimation de l'état pour des systèmes dynamiques non linéaires. Grâce à son formalisme mathématique, il permet de traiter la complexité du modèle tout en maintenant une structure bien réglée et organisée. il simplifie ainsi l'interaction avec le système en corrigeant les erreurs de mesure, en compensant les biais et en réduisant l'incertitude sur les variables d'état.

Ces propriétés en font une approche robuste et adaptée à l'estimation d'attitude d'un drone quadrirotor, où la précision, la rapidité de réponse et la stabilité de l'estimation sont essentielles malgré les difficultés inhérentes aux dynamiques non linéaires.

3.2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appliqué le filtre de Kalman étendu pour l'estimation de l'attitude du drone quadrirotor. il fournit une méthode structurée et organisée, permettant de traiter la complexité non linéaire du système tout en assurant une fusion efficace des mesures. Ce processus a conduit à des résultats de haute précision et de grande stabilité, confirmant la robustesse et la pertinence de cette approche pour l'estimation fiable de l'attitude.

Conclusion Générale

Conclusion générale

L'objet de cette étude est de réaliser une synthèse autour des observateurs appliqués à l'estimation de l'attitude d'un drone quadrirotor. Le travail a été organisé en trois chapitres complémentaires.

Dans un premier temps, un état de l'art a été présenté, couvrant à la fois les principes fondamentaux liés aux drones et les différentes approches d'observation développées dans la littérature. Cette analyse a permis de justifier le choix du quadrirotor comme système de référence et de situer les observateurs dans leur rôle essentiel pour l'estimation des états non directement mesurables.

Le deuxième chapitre a été consacré à la modélisation du drone. Les équations mathématiques décrivant la dynamique du système ont été établies en tenant compte des forces, des couples moteurs et des caractéristiques propres aux robots aériens. À partir de cette modélisation basée sur le formalisme de Newton-Euler, le vecteur d'état a été déterminé, servant de base à la commande. Une régulation par PID a ensuite été développée, permettant d'assurer la stabilisation et le suivi du système dans diverses conditions de vol.

Enfin, le troisième chapitre est venu compléter cette modélisation et la commande en intégrant une représentation du drone par les quaternions, qui est plus adaptée pour l'utilisation du EKF. Cet observateur est utilisé afin d'estimer une partie cruciale de l'état : l'attitude. Pour ce faire, un filtre de Kalman étendu (EKF) a été implémenté en combinaison avec les mesures issues de l'IMU. Les résultats obtenus ont montré que l'EKF permet de compenser les biais des capteurs, de réduire rapidement l'erreur d'orientation et de fournir des estimations précises et stables des angles d'Euler (roll, pitch, yaw).

Dans l'ensemble, cette étude a confirmé l'importance d'une approche structurée alliant modélisation, commande robuste et estimation avancée. L'utilisation de l'EKF a démontré son efficacité pour l'estimation d'attitude des drones quadrirotors, tout en ouvrant la voie à des perspectives d'amélioration en estimant tous les états incluant la translation du système et par l'intégration d'observateurs plus sophistiqués ou de techniques hybrides afin d'augmenter encore la précision et la fiabilité en conditions réelles de vol.

Références

- [1] Joël Bordeneuve-Guibé, Jean-Philippe Condomines, & Yves Brière (2020). *Introduction au contrôle des mini-drones : de la conception à la mise en œuvre - Modélisation, identification et synthèse des lois de commande*. EDP Sciences.
- [2] Jean-Philippe Condomines (2018). *Filtrage de Kalman non linéaire pour la navigation multicapteurs d'un mini-drone : Application au pilotage-guidage robuste en milieu complexe*. Université de Toulouse, ISAE-SUPAERO.
- [3] I. V. S. Yeswanth & A. V. S. Sridhar Kumar (2024). *Fundamentals of Drone Technology : Drones – The Future of 21st Century*. Independently Published.
- [4] Aristotelis C. Tagarakis, Dimitrios Kateris, & Dionysis Bochtis (2023). *Unmanned Aerial Systems in Agriculture : Eyes Above Fields*. Elsevier, p. 320. ISBN : 978-0-323-91401-7.
- [5] Sophian Arixi (2023). *Drones – Le guide des bonnes pratiques pour choisir, équiper et opérer* (2^{ème} édition). Éditions Eyrolles.
- [6] Alain Bensoussan, Didier Gazagne, & Stéphane Morelli (2019). *Droit des systèmes autonomes : Véhicules intelligents, drones, seabots*. Éditions Larcier.
- [7] Richard Skiba (2024). *Opérations de drones : Pilotage récréatif et commercial*. Independently Published.
- [8] Génération Robots *IMU et robotique*. Disponible sur : <https://www.generationrobots.com/blog/fr/imu-et-robotique>
- [9] Cybellium (2023). *Mastering Drone Design and Programming*. Independently Published
- [10] F. Mudry (2006). *Ajustage des paramètres d'un régulateur PID*. Note d'application – Institut d'Automatisation Industrielle, École d'Ingénieurs du Canton de Vaud.
- [11] F. Bonnans & P. Rouchon (2003). *Analyse et commande de systèmes dynamiques*. École Polytechnique, Département de Mathématiques Appliquées, Édition de septembre 2003.
- [12] F. Bonnans & A. Shapiro (2000). *Perturbation Analysis of Optimization Problems*. Springer-Verlag, New York.
- [13] Luenberger, D. G. (1966). *Observers for Multivariable Systems*. IEEE Transactions on Automatic Control.
- [14] Luenberger, D. G. (1971). “An Introduction to Observers”. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 16(6), 596–602.

- [15] Mohamed Farza, Mondher Farza, & Mazen Alamir (2019). *Observer Design for Nonlinear Systems*. Springer. (Ouvrage traitant de la conception d'observateurs pour systèmes non linéaires, incluant les observateurs à haut gain et à entrée inconnue).
- [16] Wilson J. Rugh (1996). *Linear System Theory*. Prentice Hall. (Classique de la théorie des systèmes linéaires, présentant les notions fondamentales d'observabilité et l'observateur de Luenberger, utiles pour les UIO).
- [17] Hassan K. Khalil (2017). *High-Gain Observers in Nonlinear Feedback Control*. Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM).
- [18] Gildas Besançon (2007). *Nonlinear Observers and Applications*. Springer.
- [19] S. Bouabdallah (2012). *Quadrotor Dynamics and Control*. (Présente la modélisation dynamique complète par Newton-Euler, stratégies de contrôle PID et LQR, et analyse de stabilité).
- [20] P. Pounds, R. Mahony, & collaborateurs (2016). *Design and Control of Quadrotors*. (Détails sur la conception mécanique, les effets aérodynamiques tels que le ground effect et le vortex ring state, ainsi que le contrôle sous-actionné).
- [21] Lei Mao (n.d.). *3D Rotation and Unit Quaternion*. Disponible sur : <https://leimao.github.io/blog/3D-Rotation-Unit-Quaternion/>
- [22] Paul S. Heckbert (1994). *Graphics Gems IV*. AP Professional.
- [23] Lefferts, E. J., Markley, F. L., & Shuster, M. D. (1982). *Kalman Filtering for Spacecraft Attitude Estimation*. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 5(5), 417–429.
- [24] Crassidis, J. L., & Markley, F. L. (2007). *A Survey of Nonlinear Attitude Estimation Methods*. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 30(1), 12–28.
- [25] Trawny, N. (2005). *Indirect Kalman Filter for 3D Attitude Estimation*. Technical Report, University of Minnesota.
- [26] Bernal-Polo, F., et al. (2019). *Kalman Filtering for Attitude Estimation with Quaternions*. Sensors, 19(23), 5178.
- [27] Simon, D. (2006). *Optimal State Estimation : Kalman, H Infinity, and Nonlinear Approaches*. Wiley.
- [28] Maybeck, P. S. (1979). *Stochastic Models, Estimation, and Control*. Academic Press.

Résumé

L'objectif de cette étude est de réaliser un observateur pour les véhicules aériens sans pilote (UAV), en particulier le drone quadrirotor, afin d'englober la chaîne complète de modélisation, de commande et d'estimation, et ainsi accroître l'autonomie de ce système. Le travail se base principalement sur l'estimation de l'attitude, en raison de son rôle essentiel pour la disponibilité des états nécessaire pour la sythèse de la commande. Le choix de filtre Kalman étendu EKF s'explique par sa capacité d'adaptation aux ce système et par sa méthode de fusion des données de différents capteurs d'une carte IMU.

Mots-clés : Observateur, UAV, quadrirotor, estimation, estimation de l'attitude, filtre Kalman étendu EKF, fusion des données , IMU.

ملخص

الهدف من هذه الدراسة هو إنشاء مراقب للمركبات الجوية غير المأهولة (طائرة بدون طيار)، ولا سيما الطائرات بدون طيار رباعية المراوح، من أجل تغطية سلسلة النمذجة والتحكم والتقدير بالكامل، وبالتالي زيادة استقلالية هذا النظام. يعتمد العمل بشكل أساسي على تقدير الموقف، نظرًا لدوره الأساسي في توفر الحالات اللازمة لتوليف التحكم. يعود اختيار مرشح كالمان الموسع يكد إلى قدرته على التكيف مع هذا النظام وطريقة دمج البيانات من مختلف أجهزة الاستشعار في وحدة القياس بالقصور الذاتي.

الكلمات المفتاحية : مراقب، طائرة بدون طيار، رباعية المراوح، تقدير، تقدير الموقف، مرشح كالمان الموسع، دمج البيانات وحدة القياس بالقصور الذاتي.

Abstract

The objective of this study is to develop an observer for unmanned aerial vehicles (UAVs), particularly quadrotor drones, in order to encompass the entire modelling, control and estimation chain, thereby increasing the autonomy of this system. The work is mainly based on attitude estimation, due to its essential role in providing the states necessary for control synthesis. The choice of an extended Kalman filter (EKF) is explained by its ability to adapt to this system and by its method of fusing data from different sensors on an IMU map.

Keywords : Observer, UAV, quadcopter, estimation, attitude estimation, extended Kalman filter (EKF), data fusion, IMU.