

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou



Faculté De Génie Electrique Et d'Informatique
DEPARTEMENT D'AUTOMATIQUE

**Mémoire de Fin d'Etudes
de MASTER ACADEMIQUE**
Spécialité : Automatique

Présenté par
**AMRANI SAFIA
KECHIR SOUHILA**

Mémoire dirigé par M TOUAT MOHAND. ACHOUR

Thème

**Conception d'une commande optimale
et robuste appliquée au drone**

Mémoire soutenu publiquement le 21/09/2014 devant le jury composé de :

M

M

M

M

Remerciements

Au terme de ce travail, nous tenons à témoigner notre profonde gratitude à M TOUAT M.A, notre promoteur, de nous avoir guidé tout au long de notre travail, prodigué ses conseils et ses encouragements.

Nos vifs remerciements vont également aux membres de jury qui nous feront l'honneur de juger notre travail, ainsi que notre chef de département Mr BENSIDHOUM pour son soutien durant les diverses impasses.

Pour tous ceux qui nous ont porté de l'aide de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

Dédicaces

Ce travail est dédié à :

- ❖ *Mes très chers parents.*
- ❖ *Mon chère marie, ma belle famille, mes beaux frères et ma belle sœur.*
- ❖ *Ma sœur Nassima et son marie Rabah.*
- ❖ *Ma petite sœur Amel.*
- ❖ *A mon frère Hakim et sa femme Samira.*
- ❖ *A mes deux frères Remdane et Abedrahman et leurs femmes.*
- ❖ *A mes chères copines Imane et katia.*
- ❖ *A ma chère binôme Safia.*

Souhila

- ❖ *Mes très chers parents.*
- ❖ *A mes frères Sofiane, Mohaned, Tarik, Karim et Said.*
- ❖ *A mon petit frère Belkacem.*
- ❖ *Ma tante Ouardia et son marie*
- ❖ *A mes cousines et cousins.*
- ❖ *A mes meilleurs amies Souhila, Fazia, Kamelia et Lynda.*

Safia

A tous ceux qui se sentiront honorés par notre travail.

SOMMAIRE

Introduction générale	01
CHAPITRE I : la dynamique de drone	
I.1 Les différentes équations de la dynamique de drone.....	07
I.1.1 Les forces appliquées au drone	07
I.1.2 Les équations de position	11
I.1.3 Les équation de vitesse.....	12
I.1.4 Les équations de moments.....	12
I.1.5 Les équation d'Euler.....	12
I.2. La linéarisation avec les petites variations	15
I.2.1. Modèle longitudinal	15
I.2.2. Modèle latéral.....	15
I. 3. Représentation des interactions atmosphériques	16
I.3.1. Modèle longitudinal.....	16
I.3.2. Modèle latéral.....	18
I.4. Modèle des actionneurs.....	20
I.5. Caractéristiques de l'Aérosonde Mark3.....	21
I.6. Représentation en deux canaux (longitudinal et latéral).....	23
I.6.1. Modèles longitudinaux.....	23
I.6.2. modèles latéraux	24
Conclusion.....	25
Chapitre II : La commande optimale d'un système multivariable	
II.1. La commande linéaire quadratique gaussienne	26
II.2 Formulation du problème	27
II.3 Théorème de séparation	27

II.4 Structure de la commande LQG	27
II.4.1 Principe du filtre de Kalman	27
II.4.2 Le modèle de Kalman	28
II.4.3 Réglage de filtre de Kalman	28
II.4.4 La commande linéaire quadratique	29
II.4.5 Choix des matrices de pondérations	30
II.5 Robustification du correcteur LQG (Linear Quadratic Gaussian)	31
II.6 Les algorithmes génétiques.....	34
II.6.1 Opérateurs de base des algorithmes génétiques	35
II.6.2 L'élitisme	41
II.6.3 Critère d'arrêt de l'algorithme	41
Conclusion.....	41

Chapitre III : Résultats de simulation

III.1. Mouvement longitudinal.....	43
III.1.1 Schéma bloc de Simulink	43
III.1.2 Gain du filtre de kalman	44
III.1.3 Gain du retour d'état	44
III.1.4. Valeurs des normes.....	44
III.1.5. Résultats de simulation et interprétations	49
III.2. : Mouvement latéral.....	49
III.2.1 Schéma bloc de Simulink	50
III.2.2 Gain du filtre de kalman	50
III.2.3 Gain du retour d'état	50
III.2.4. Valeurs des normes.....	50
III.2.5. Résultats de simulation et interprétations	51
Conclusion.....	52
Conclusion générale.....	53

Introduction générale

INTRODUCTION

Durant la fin de siècle dernier, un grand intérêt a été porté aux véhicules volant sans pilote à bord et que l'on désigne par l'appellation drone ou encore UAVs (unmanned Aerial véhicules). Leur utilisation est envisageable pour un grand nombre de missions délicates ou coûteuses telles que l'exploration d'un environnement inconnu, la surveillance des trafics de tout genre au niveau des frontières ou l'intervention sur des zones potentiellement dangereuses. La collecte de données météorologiques ainsi que des missions de reconnaissance dans des zones océaniques les plus reculées peuvent aussi être confiées aux drones. Ces véhicules peuvent aussi être utilisés pour des applications en milieu urbain, telle que la surveillance du trafic routier et autoroutier, un intérêt particulier est orienté sur des engins de petite taille [1].

Les UAVs sont des aéronefs commandé de manière autonome au moyen d'un système embarqué, communément appelé pilote automatique. Toutefois, dans des situations d'urgence, ils peuvent être pilotés à distance à partir d'installations situées au niveau du sol. Par le passé, le pilote automatique est implanté en technologie analogique avec des boucles de régulation faisant intervenir des PID pour garantir la stabilité de vol. De nos jours, avec l'essor de la microélectronique est la souplesse des algorithmes de commande, des microcontrôleurs sont le plus souvent utilisés pour le pilotage des UAVs modernes. Ainsi, après acquisitions des signaux fournis par les instruments de bord, tels que les capteurs inertiels, un algorithme élabore des commandes destinées aux différents actionneurs de l'UAV.

L'attractivité des UAVs vient non seulement de leur autonomie de vol, mais aussi de leur coût comparé aux aéronefs. En effet, pour certaines missions présentant un haut degré de dangerosité, telles que des opérations derrière des lignes ennemies, les UAVs constituent une alternative indispensable pour préserver des vies humaines. Par ailleurs, une nouvelle génération d'UAVs désignée par l'acronymeUCAVs (Unmanned Combat Aerial Véhicule) sont conçus pour remplir des missions dangereuses, par suite de leur grande manœuvrabilité. Ces unités de combat, de par leur caractère furtif, sont capables de neutraliser des systèmes de défense aériens ennemis. Elles peuvent remplir des missions de surveillance persistantes, des taches de reconnaissance ainsi des frappes de précision. Le Boeing X-47AUCAV constitue un exemple [1] (figure1)





Figure (1) : Le Boeing X-47A

Les aéronefs UAVs se distinguent par leur taille, la mission à laquelle ils sont destinés ainsi que par leur endurance de vol. D'une envergure allant de plusieurs centimètres pour les micro-UAVs (missions de courte distance), jusqu'aux envergures de quelques mètres pour les UAVs de type HALE (High Altitude Long Endurance). Dans ce qui suit quelques exemples d'UAVs sont donnés :

Aérosonde

L'aérosonde est un petit aéronef robotisé, effectuant des missions de surveillance et d'observation environnementales de longue portée. En effet, développée spécialement pour des tâches de reconnaissance météorologique et environnementales sur des zones océaniques et étendues lointaines sous des conditions de vol parfois extrêmes (tempêtes tropicales et cyclones). Dans de telles conditions, une grande autonomie de vol ainsi qu'une flexibilité de pilotage permet de remplir des opérations de routine sur une échelle d'espace jamais atteinte auparavant c'est ainsi que le 21 Aout 1998, l'aérosonde 'Laima' est devenue le premier UAV à effectuer une traversée de l'Atlantique nord. La traversée fut accomplie au bout de 26 heures et 45 minutes sur une distance 3270 km. L'altitude de vol était de 1680 m, chutant à 150 m à l'approche de la piste d'atterrissage de Benbecule. La figure (2) montre l'aérosonde Laima [2].





Figure (2) : la traversée de l'aérosonde l'océan atlantique

Les UAVs sont utilisés aussi bien dans le domaine militaire que civil. Parmi les applications militaires à caractère tactique est la fourniture d'informations nécessaires à la prise de décision en zone hostile, ce qui permet de mettre hors d'atteinte des appareils à pilote humain. Par ailleurs, des UAVS, tel que le Predator par exemple, sont pourvus de petits missiles pour d'éventuelles frappes dirigées contre des cibles terrestres. La vue (3) montre un Predator en plein combat [1].



Figure (3) : le Predator



Introduction générale



Vue (4) : montre un drone X-47 UCAV en phase d'atterrissage sur un porte -avions

Pour des applications civiles, l'UAV peut être utilisé comme moyen de livraison d'aide médicale d'urgence lors des catastrophes naturelles. Ils peuvent également être mobilisés par les gardes cote pour la surveillance des eaux territoriales ou bien pour des patrouilles le long des frontières ou encore pour la protection de Gazoducs/Oléoducs. Dans le domaine de la recherche météorologique, l'UAV constitue un outil de collecte de données, nécessaires à la compréhension de certains phénomènes atmosphériques, même sous des conditions de vol extrêmes. En effet, afin de ne pas mettre en péril la vie d'un pilote humain, l'UAV est parfois appelé pour effectuer des campagnes de mesure en plein orage ou encore à proximité de tornades. C'est ainsi que l'aérosonde est venue pour remplir le vide en matière de collecte de données atmosphériques et de surveillance volcanique. La figure (5) montre un aérosonde en plein cyclone [3 4].



Figure(5) : aérosonde.



Introduction générale

Ce projet est dédié à la loi de commande pour l'aérosonde UAV ces propriétés de robustesse, très attrayantes, du retour d'état encouragèrent le développement de plusieurs méthodes de synthèse de correcteurs stabilisant, la plus connue est la méthode LQG/LTR (Linear Quadratique Gaussien), dont l'objectif est d'éviter les pertes de robustesse engendrées par l'adjonction d'un observateur dans la structure de commande. Cette méthode a été étendue aux variations de paramètres. La méthode la plus utilisée dans le domaine de commande du vol est le gain programmé (gain scheduling), où la loi de commande est conçue pour chaque point de fonctionnement. Une telle technique est coûteuse, car plusieurs évaluations doivent être faites afin d'assurer les mêmes performances aux points hors conception. Ces dernières années, un formalisme plus important de commande robuste est développé dans le domaine de l'aviation incluant des avions de guerre, drones, missiles et des véhicules spatiaux. Un important projet dans le domaine de la commande robuste du vol est pris en charge par GARTEUR ACTION GROUP (AG08), les méthodes exposées dans leur référence sont basées sur l'optimisation H_2 et H_∞ . Dans ce cas le correcteur doit d'une part stabiliser le système et d'autre part minimiser la norme H_2 et H_∞ d'une fonction de transfert particulière.

Le travail demandé est la conception d'une loi de commande robuste. La tâche est répartie en deux niveaux. Dans un premier temps la loi de commande est conçue avec la méthode LQG en utilisant le théorème de séparation le second niveau est consacré à la Robustification en utilisant la méthode H_2 et H_∞ . Le but de cette méthode est de trouver un compromis entre la robustesse et les performances.

Le mémoire est reparti en trois chapitres :

- Le premier chapitre donne un aperçu sur la dynamique du vol et la linéarisation en deux canaux appelé longitudinal et latéral.
- Le deuxième chapitre présente la méthode LQG et H_2/H_∞ appliquée à la commande des deux canaux.
- Le dernier chapitre est consacré à la présentation des résultats de simulation bien sûr avec les interprétations.

Nous terminons avec une conclusion générale.



Chapitre I

Chapitre I : La dynamique de drone

La valeur d'un véhicule dépend de l'efficacité et de sa façon de fabrication, est quel que soit la forme de modèle qu'un drone peut prendre, ses performances peuvent être déterminées par son pouvoir à évoluer et à respecter une trajectoire donnée en fonction de temps et cela depuis le point de départ jusqu'à l'atteinte du point d'arrivée. Durant l'étude de mouvement de n'importe quel type de véhicule, il est possible d'exprimer son comportement en fonction de son vecteur de vitesse, les vecteurs de position et d'accélération peuvent être obtenus avec une simple intégration ou dérivation de celle là respectivement, le vecteur de vitesse qui peut être désigné par \dot{x} est affecté par la position x de véhicule dans l'espace, par n'importe quel type de contrôle u , qui dépendent du temps, et éventuellement une certaine perturbation ε . Donc le mouvement de véhicule peut être présenté généralement par l'équation différentielle suivante [5] :

$$\dot{x}=f(x, u, \varepsilon, t) \quad (1.1)$$

Où f est une fonction exprimant la relation entre les différentes grandeurs physique, des moyens par lesquels le trajet d'un véhicule peut être contrôlé, et il dépend principalement des contraintes physiques obtenue. L'expression du mouvement est caractérisée par l'ordre du système et le nombre d'entrées/sorties, la difficulté se situe dans le nombre de degrés de liberté ; par exemple, il est plus facile de travailler avec des systèmes évoluant dans une seule dimension que dans deux ou plus ; dans notre cas en étudie un drone qui diffère des autres systèmes ordinaires car il possède six degrés de liberté : les trois premiers associés au mouvement angulaire de centre de gravité, les autres associés au mouvement de translation, c'est pour cela le problème de commande devient plus compliqué. De même la trajectoire d'un aéronef n'est jamais stable, pour les maintenir dans l'air il est recommandé de concevoir des lois de commande robustes, qui assurent le contrôle tout le long de la trajectoire de vol, tout en procurant [5] :

- Stabilité.
- Éliminations des perturbations internes, externes (rafales de vent, chutes de pression... etc.).
- Rendre le drone apte à poursuivre un itinéraire prédéterminé.



I.1 Les différentes équations de la dynamique de drone :

I.1.1 les forces appliquées au drone :

La mécanique du vol est l'étude des forces s'appliquant à un aéronef dans l'environnement aérien. Elle nécessite la connaissance de ses caractéristiques géométriques, aérodynamiques, massiques et propulsives. Toutes ces forces vont s'appliquer au centre de gravité de l'avion.

La mécanique du vol s'intéresse à la fois au calcul des performances, lié à la trajectoire du centre de gravité, et à l'étude des qualités de vol, liée au mouvement de l'appareil autour du centre de gravité. Quatre grandes forces de natures différentes s'appliquent sur un aéronef en vol selon la mécanique du vol:

Un aéronef en vol subit un ensemble de forces imbriquées mais décomposables donc exploitables pour une meilleure compréhension des phénomènes de vol. Certaines œuvrent utilement, d'autres sont nuisibles. L'essentiel est de les connaître afin d'optimiser la logique de vol et de limiter les dangers et altérations [6].

Afin qu'un véhicule de tout type puisse se déplacer, il est nécessaire de lui appliquer un ensemble de forces, lesquelles vont créer un référentiel d'équilibre. Lorsque le mouvement ne varie pas au cours du temps, c'est-à-dire lorsque la direction et la vitesse de déplacement ne varient pas, l'objet est en équilibre. Si la direction du déplacement, ou sa vitesse, ou les deux à la fois varient, l'objet est en déséquilibre. Pour initier, accroître ou diminuer un déplacement, la résultante des forces en présence ne doit pas être nulle, les forces sont représentées sur la figure (1.1) :



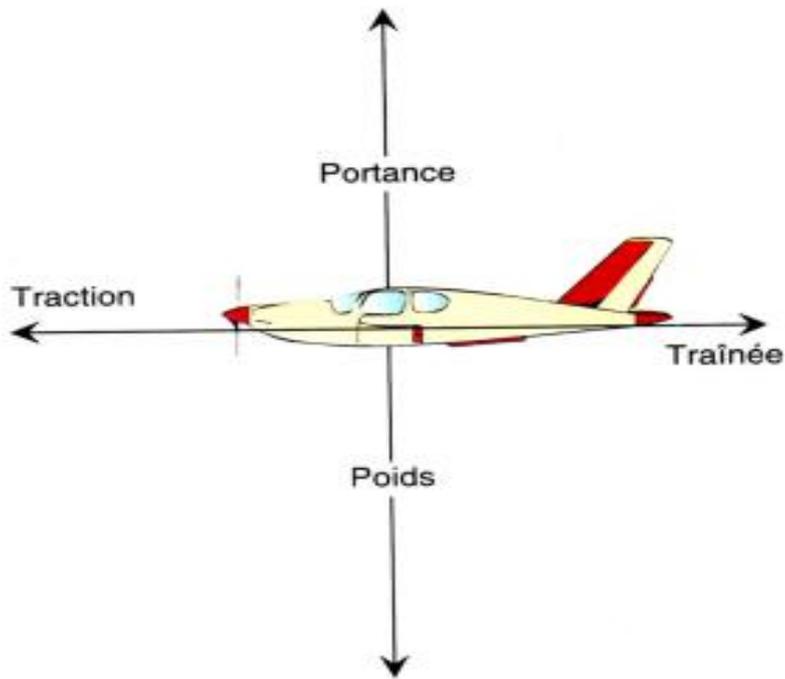


Figure (1.1) : les différentes forces appliquées au drone

a. Le poids

Il est dépendant de la masse du corps (notion de quantité de matières) qui est affecté par la gravitation terrestre (tout corps lâché dans l'atmosphère tombe vers la terre ou le sol). Cette force est donc dirigée "du haut vers le bas", dans la direction indiquée par un fil à plomb. Son intensité est principalement en fonction de la masse de l'objet et plus un objet contient de matière, plus il est lourd [6].

L'équation de poids est représentée comme suit :

$$P = mg \tag{1.2}$$

Où :

m : La masse de drone en Kg

g : Accélération de la pesanteur en m/s^2

b. La traction GMP (ou la poussée)

C'est la force générée par le système de propulsion de l'avion. Pour un avion à hélice, cette force s'exerce suivant l'axe de l'hélice, donc approximativement suivant l'axe longitudinal de l'avion. Plus le moteur est puissant, plus cette force est susceptible d'être grande.



L'intensité de la traction est dépendante de l'action sur la commande de puissance, de zéro à l'intensité maximale obtenue par variation de puissance jusqu'au maxi.

La traction s'exerce suivant l'axe longitudinal de l'avion donc en simplifiant elle s'exerce parallèlement à la trajectoire.

En toute rigueur, il existe une petite différence entre la direction de la traction et la trajectoire suivie, c'est l'angle "d'incidence" qui sera étudié plus loin. Cet angle, dans le cas général, est assez faible, et nous négligerons la composante de la traction perpendiculaire à la trajectoire [6].

D'où l'attraction est donnée comme suit :

$$T = w/v \quad (1.3)$$

Où

w : est la puissance en watt

v : la vitesse de drone en m/s

c. La portance

Nous venons de voir qu'en vol horizontal la portance équilibre le poids. Dans tous les cas où cette égalité n'est pas satisfaite, l'avion ne peut plus voler horizontalement.

Suite aux égalités précédentes de sustentation, les variables restent le coefficient de portance C_z et la vitesse V . Si l'un d'eux augmente, l'autre doit diminuer et inversement pour que la portance reste constante.

C_z ne variant qu'avec l'angle d'incidence, il s'ensuit qu'à chaque vitesse de vol correspond un angle d'incidence bien déterminé.

Le centre de poussée dépend également de l'emplacement des ailes, le constructeur doit donc impérativement trouver précisément l'endroit où il doit fixer les surfaces portantes sur le fuselage [6].

Son équation est :

$$R_z = \frac{1}{2} \rho S V^2 C_z \quad (1.4)$$

Où :



ρ : La masse volumique de l'air Kg/m^3

S : Surface de voilure en m^2

V : est la vitesse en m/s

C_z : Coefficient de la portance (sans unité)

d. La traînée

Le profil de l'aile présentant une certaine surface au vent relatif (maitre-couple) est freiné, on appelle ce freinage : la traînée son équation est [2] :

$$R_x = \frac{1}{2} \rho S V^2 C_x \tag{1.5}$$

Où :

C_x : Coefficient de traînée (sans unité)

e. La résultante aérodynamique

C'est la force générée par l'ensemble des pressions locales dues à la vitesse de l'air autour de l'avion en déplacement.

La résultante aérodynamique peut être décomposée en une force de traînée et une force de portance.

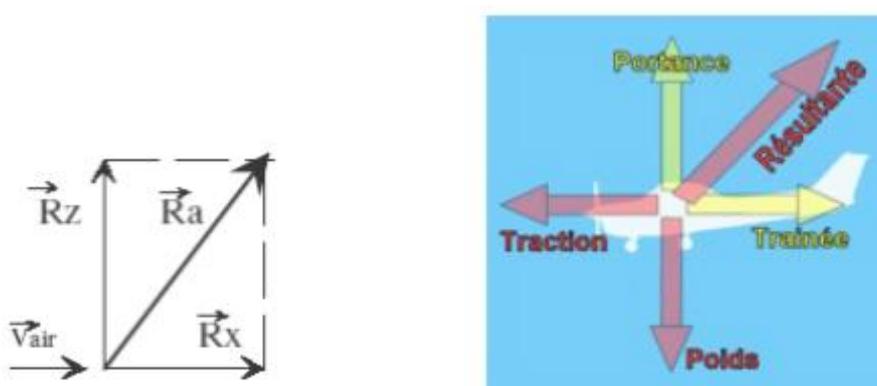


Figure (1.2) : représentation de la résultante



D'une manière générale en aérodynamique les actions de l'air se décomposeront en deux forces :

- une parallèle à la vitesse de l'air et de même sens, la traînée R_x
- une perpendiculaire à la vitesse, la portance R_z

La somme vectorielle de ces deux forces constitue la résultante des forces aérodynamiques R_a

I.1.2 les équations de position

Souvent, durant un vol dans l'atmosphère la mesure de mouvement de drone est liée à la terre, et par convention un repère orthogonal $(O_E X_E Y_E Z_E)$ sera pris sur terre, l'origine de ce repère O_E qui peut être confondu avec le centre de la terre ou pris sur une certaine surface sur terre, et les axes sont orientés comme suit :

- $O_E X_E$ vers le nord.
- $O_E Y_E$ vers l'est.
- $O_E Z_E$ vers le bas.

Et les équations sont données comme suit :

$$X_E = mg \sin \theta$$

$$Y_E = - mg \cos \theta \sin \phi$$

$$Z_E = - mg \cos \theta \sin \phi$$

Son utilité principale est l'expression des relations et des effets gravitationnels, tels que l'altitude, le parcours ou la distance horizontale et l'orientation de drone. Un autre est lié à la structure de drone dont l'origine O_B (B est l'initial de 'Body' dont la signification en Anglais est corps ou structure) est centre de gravité du drone et les divers axes orthogonaux leurs sens sont définis comme suit [5] :

- $O_B X_B$ en avant de drone.
- $O_B Y_B$ vers son tribord (coté droit de drone).
- $O_B Z_B$ vers le bas suivant le vecteur gravitationnel

La Figure 1.4 montre le système terre-drone et les deux repères



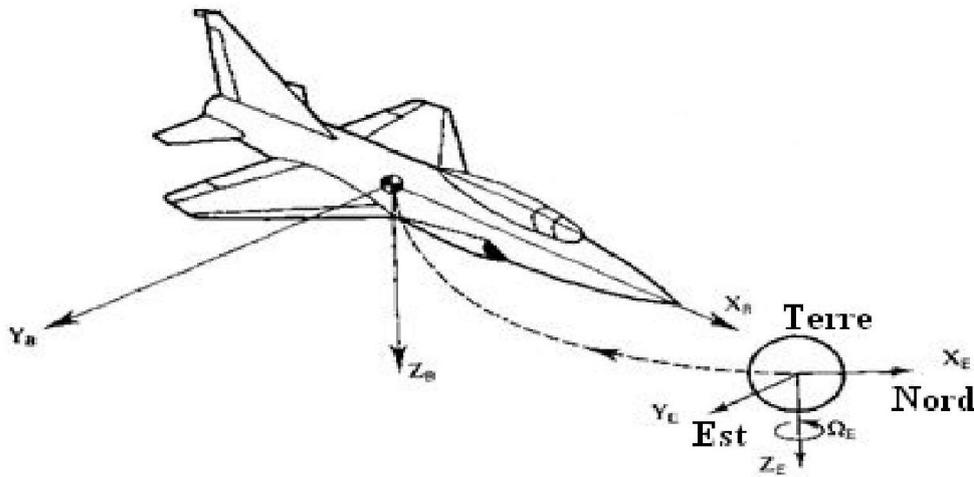


Figure (1.3) : Représentations des deux repères [5].

I.1.3 les équations de vitesse :

$$U_{\alpha} = V_{T_{\alpha}} \cos \beta \cos \alpha$$

$$V_{\alpha} = V_{T_{\alpha}} \sin \beta$$

$$W_{\alpha} = V_{T_{\alpha}} \cos \beta \sin \alpha$$

I.1.4 les équations des moments exprimés en vitesse de rotation :

$$P = \dot{\phi} - \dot{\psi} \sin \theta$$

$$q = \dot{\theta} \cos \phi + \dot{\psi} \cos \theta \sin \phi$$

$$r = -\dot{\theta} \sin \phi + \dot{\psi} \cos \theta \cos \phi$$

I.1.5 les équations d Euler :

Le modale dynamique utilisant le formalisme d'Euler et base sur le vecteur de coordonnées généralisées défini comme suit :

$$V(t) = [\phi \ \theta \ \psi]^T$$



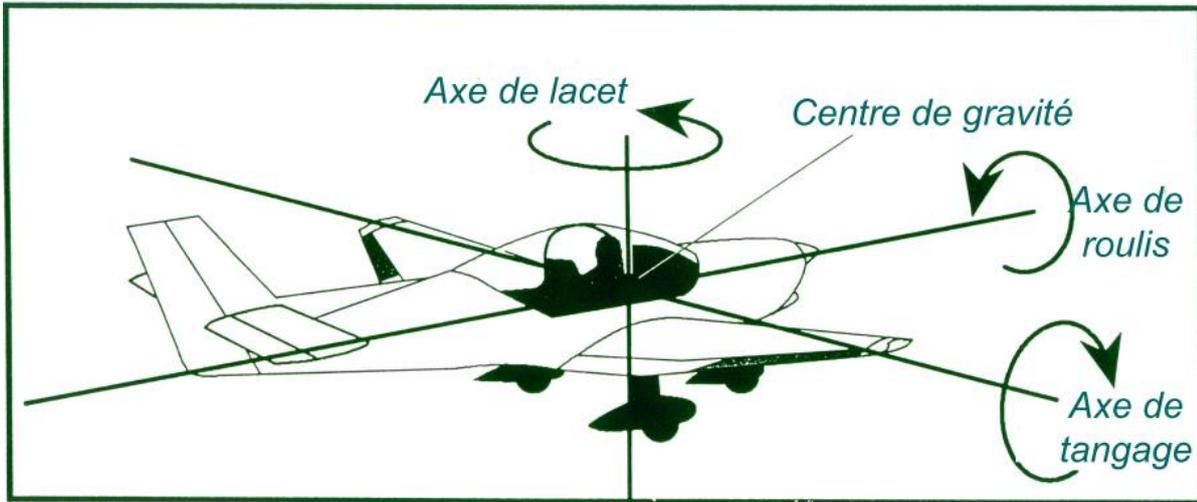


Figure (1.4) : les axes

Ou $\xi = [x \ y \ z]$ définit le vecteur de position du centre de masse de drone par rapport au repère inertiel I. l'orientation de drone est donnée par les angles d'Euler : ϕ représente l'angle de lacet, θ l'angle de tangage et ψ l'angle de roulis comme le montre la figure 1-5. Le vecteur d'angle d'Euler exprimé dans le repère mobile lie au centre de masse de drone. les coordonnées de repère de navigation (Terre) sont premièrement transformées via une rotation de l'axe Z_b (Z_n et n pour Navigation) par l'angle ψ représentant le cap de drone (heading angle), cette rotation est suivie par une autre sur l'axe y_1 par l'angle θ représentant le taux de tangage (pitch angle), et en dernier l'angle d'inclinaison des ailes (Bank angle) ϕ définissant la rotation autour de l'axe x_2 . Pour une meilleure représentation la Figure 1-6 montre les trois angles et la rotation des axes en trois dimensions [7].

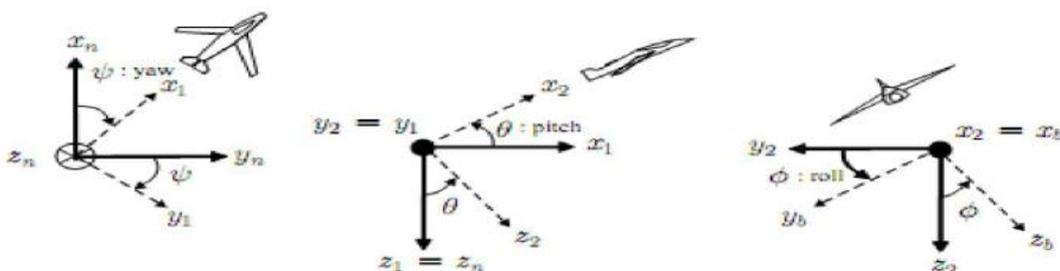


Figure (1.5) : angles d'Euler et rotation des axes [5].



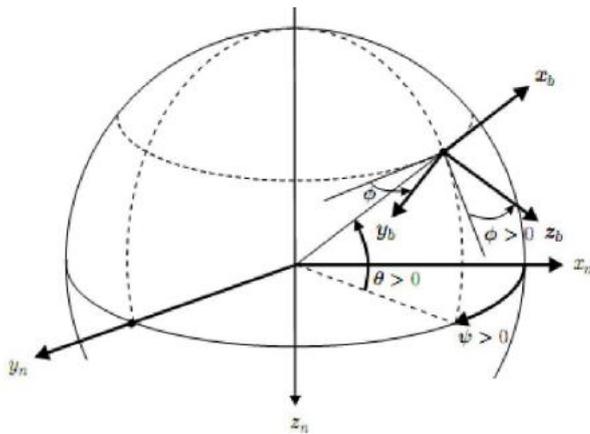


Figure (1.6) : représentation en 3D des angles d'Euler [5]

Quand le drone tourne autour de l'axe de tangage il forme un angle avec l'axe X appelé angle de tangage :

$$\dot{\theta} = q \cos \phi - r \sin \phi$$

Où :

q : vitesse de variation de tangage.

r : vitesse de variation de lacet.

Quand le drone tourne autour de l'axe de lacet il forme un angle avec l'axe Y appelle angle de lacet :

$$\dot{\phi} = p + \psi \sin \phi$$

Où :

P : vitesse de variation de roulis.

Quand le drone tourne autour de l'axe de roulis il forme un angle avec l'axe Z appelle angle de roulis :

$$\dot{\psi} = \frac{r \cos \phi}{\cos \theta} + \frac{q \sin \phi}{\cos \theta}$$



I.2 La linéarisation avec les petites variations (Taylor) :

Le développement de mouvement nécessite une méthode spécifique pour sa linéarisation, et nous choisissons le développement en série de Taylor. Pour illustrer cette méthode, soit x une fonction dépendante des variables du canal longitudinal $[u, w, q, \theta, h, \Omega]$ et pour le latéral $[p, v, r, \phi, \psi]$ et après développement de nous arrivant au deux modèles suivant :

I.2.1 Modèle longitudinal :

$$\begin{bmatrix} \dot{u} \\ \dot{w} \\ \dot{q} \\ \dot{\theta} \\ \dot{h} \\ \dot{\Omega} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_u & X_w & X_q & g \cos \theta & 0 & 0 \\ Z_u & Z_w & Z_q & g \sin \theta & 0 & 0 \\ m_u & m_w & m_q & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & U_0 & 0 & 0 \\ \Omega_u & \Omega_w & \Omega & 0 & \Omega_h & \Omega_\Omega \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ w \\ q \\ \theta \\ h \\ \Omega \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X & 0 \\ Z & 0 \\ m & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & \Omega \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_E \\ \delta_{th} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X_u & X_w & X_q \\ Z_u & Z_w & Z_q \\ m_u & m_w & m_q \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_g \\ w_g \\ q_g \end{bmatrix}$$

Où :

u : vitesse de translation horizontale.

w : vitesse de translation verticale.

q : taux de variation de tangage.

θ : angle de tangage.

h : l'altitude.

Ω : vitesse de rotation.

δ_E : commande de l'empennages de profondeur.

δ_{th} : commande de l'étrangleur de moteur (throttle).

I.2.2 Modèle latéral :

$$\begin{bmatrix} \dot{v} \\ \dot{p} \\ \dot{r} \\ \dot{\phi} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_v & Y_p & Y_r - U_0 & g & 0 \\ L_v & L_p & L_r & 0 & 0 \\ N_v & N_p & N_r & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ p \\ r \\ \phi \\ \psi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} Y & Y \\ L & L \\ N & N \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_a \\ \delta_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} Y_v & Y_p & Y_r \\ L_v & L_p & L_r \\ N_v & N_p & N_r \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_g \\ p_g \\ r_g \end{bmatrix}$$



Où :

v : vitesse latéral.

p : vitesse de variation de roulis.

r : vitesse de variation de lacet.

ϕ : angle de roulis.

ψ : angle de lacet.

δ_a : commande des ailerons.

δ_r : commande de gouverne de direction.

Ces deux modèles linéarisé autour de point de fonctionnement représentent les modèles de translation longitudinale et latérale respectivement, qui sont exprimé sous la forme :

$$\dot{x} = Ax + Bu + Gw$$

Avec :

A : la matrice d'état.

B : la matrice de commande

G : matrice de connexion.

W : vecteur de perturbation sur le processus.

I.3 Représentation des interactions atmosphériques :

I.3.1 Modèle longitudinale :

Pour concevoir un correcteur fiable, il faut inclure le modèle mathématique de l'interaction de l'atmosphère et celui de la dynamique des actionneurs dans les modèles de vol de drone, et la Figure (1.7) montre les interactions atmosphériques. Et pour se faire, commençons par conversion des fonctions de transfert de Dryden en un modèle, et pour une commodité des écritures, réécrivons chacune sous forme de polynômes moniques.



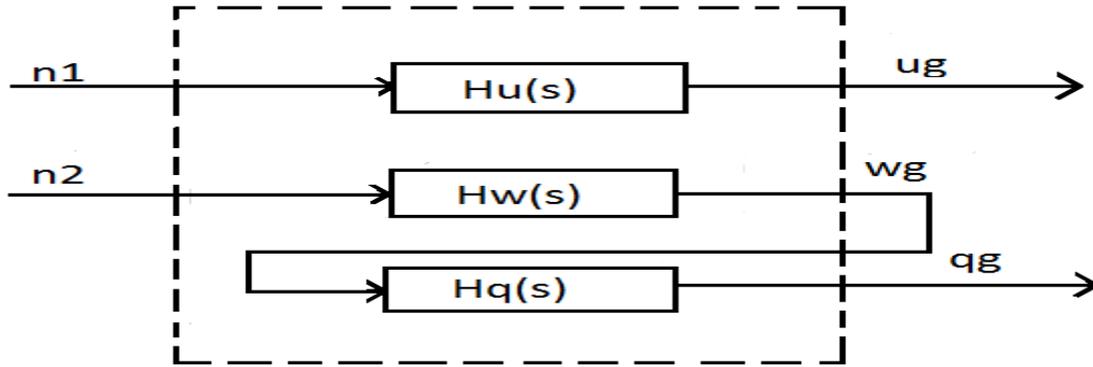


Figure (1.7) : représentation des perturbations atmosphériques pour le mouvement longitudinal selon le modèle de dryden.

$$H_u(s) = \sigma_u \sqrt{\frac{2 L_u}{\pi V}} \frac{1}{1 + \frac{L_u}{V} s} = \frac{K_u}{T_u} \frac{1}{s + \frac{1}{T_u}}$$

$$H_w(s) = \sigma_w \sqrt{\frac{L_w}{\pi V}} \frac{1 + \frac{\sqrt{3} L_w}{V} s}{(1 + \frac{L_w}{V} s)^2} = \frac{K_w}{T_w} \frac{(1 + b s)}{s^2 + \frac{2}{T_w} s + \frac{1}{T_w^2}}$$

$$H_q(s) = \frac{\frac{s}{\frac{4b}{\pi V}}}{1 + \frac{4b}{\pi V} s} = \frac{b_q}{T_q} \frac{s}{s + \frac{1}{T_q}} = \frac{b_q}{T_q} - \frac{\frac{b_q}{T_q^2}}{s + \frac{1}{T_q}}$$

Nous n’avons pas précisé la fonction de transfert $H_w(s)$ et $H_q(s)$ pour la simple raison que l’entrée de système dont la TF est $H_q(s)$ sera la sortie de système dont la TF est $H_w(s)$

Avec

$$K_u = \sigma_u \sqrt{\frac{2 L_u}{\pi V}}, T_u = \frac{L_u}{V}$$

$$K_w = \sigma_w \sqrt{\frac{2 L_w}{\pi V}}, T_w = \frac{L_w}{V}, b_w = \frac{\sqrt{3} L_w}{V}$$

$$T_q = \frac{4b}{\pi V} \quad \text{et} \quad K_q = \frac{1}{V}$$

Alors le modèle d’état est déduit de ces dernières fonctions de transfert :

$$\dot{x}_{dr}(t) = A_{dr} x_{dr}(t) + B_{dr} u_{dr}(t)$$

$$y_{dr} = C_{dr} x_{dr} + D_{dr} u_{dr}$$



Tel que :

$$\begin{bmatrix} \dot{X}_u \\ \dot{X}_w \\ \dot{X}_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_u} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{T_w} & 0 \\ 0 & -\frac{K_q}{T_q^2} & -\frac{1}{T_q} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_x \\ X_w \\ X_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{K_u}{T_u} & 0 \\ 0 & \frac{K_w}{T_w} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \dot{u}_g \\ \dot{w}_g \\ \dot{q}_g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & \frac{k_q}{T_q} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_g \\ w_g \\ q_g \end{bmatrix} + \text{zéros}(3,2)$$

Tel que :

u_g : rafale horizontale.

w_g : rafale verticale.

q_g : vitesse de tangage généré par le vent.

I.3.2 Modèle latéral

Le modèle latérale de dryden sera déduit de la même façon des fonctions de transfert suivantes et de la figure (1.8)

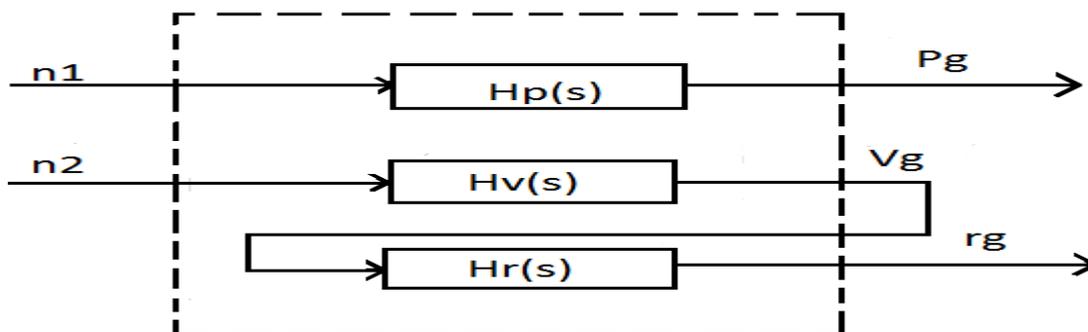


Figure (1.8): représentation des perturbations atmosphériques pour le

Le mouvement latéral selon le modèle de dryden.



$$H_p(s) = \sigma_w \sqrt{\frac{0.8}{V}} \frac{(\frac{\pi}{4b})^{1/6}}{L_w^{1/3} (1 + (\frac{4b}{\pi V})s)} = \frac{K_p}{T_p} \frac{1}{s + \frac{1}{T_p}}$$

$$H_v(s) = \sigma_v \sqrt{\frac{L_v}{\pi V}} \frac{1 + \frac{\sqrt{3}L_v s}{V}}{(1 + \frac{L_v}{V}s)^2} = \frac{K_v}{T_v^2} \frac{(1 + bs)}{s^2 + \frac{2}{T_v}s + \frac{1}{T_v^2}}$$

$$H_r(s) = \frac{\frac{s}{V}}{1 + \frac{3b}{\pi V}s} = \frac{b_r}{T_r} - \frac{\frac{b_r}{T_r^2}}{s + \frac{1}{T_r}}$$

Et nous proposons la même notation que précédemment :

$$K_p = \sigma_w \frac{(\pi)^{1/6}}{4bL_w^2} \sqrt{\frac{0.8}{V}} \qquad T_p = \frac{4b}{\pi V}$$

$$K_v = \sigma_v \sqrt{\frac{L_v}{\pi V}} \qquad T_v = \frac{L_v}{V} \qquad b_v = \frac{\sqrt{3} L_v}{V}$$

$$T_r = \frac{3b}{\pi V} \qquad \text{et} \qquad b_r = \frac{1}{V}$$

$$\begin{bmatrix} \dot{p}_g \\ \dot{v}_{1g} \\ \dot{v}_{2g} \\ \dot{r}_g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_p} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{T_v^2} & -\frac{2}{T_v} & 0 \\ 0 & \frac{K_v}{T_v^2} & \frac{K_v}{T_v^2} & -\frac{2}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_g \\ v_{1g} \\ v_{2g} \\ r_g \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix}$$

$$Y = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & K_v b_v & K_v & 0 \\ 0 & \frac{1}{v T_r b_v} & K_v & \frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_g \\ v_{1g} \\ v_{2g} \\ r_g \end{bmatrix} + \text{zéros}(3, 2)$$



I.4 Modèle des actionneurs :

La dynamique des actionneurs sera modélisée par un système de premier ordre avec une constante de temps T_a avec prise en compte des saturations la figure suivante les schématise, sa fonction de transfert est :

$$G(s) = \frac{1}{T_a s + 1}$$

Ou encore :

$$\dot{x}(t) = A_a x_x + B_a u_a$$

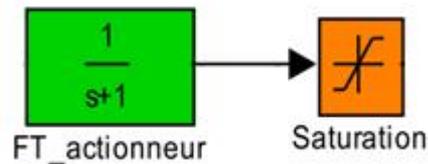


Figure (1.10) : schéma des actionneurs

La dimension de A_a dépend essentiellement de nombre des actionneurs et leurs dynamique, et puisque nous avons spécifié qu'elle est représentée a l'aide d'une fonction de transfert premier ordre, donc sa dimension est la même que le nombre des actionneurs.

Donc :

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_{a1} \\ \dot{x}_{a2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_{a1}} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{T_{a2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{a1} \\ x_{a2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{a1} \\ u_{a2} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} y_{a1} \\ y_{a2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{T_{a1}} & 0 \\ 0 & \frac{1}{T_{a2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{a1} \\ x_{a2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{a1} \\ u_{a2} \end{bmatrix}$$



I.5 Caractéristiques de l'Aérosonde Mark3 :

Le modèle utilisé durant l'étude de la procédure proposée dans le mémoire est nommé Aérosonde Mark 3, qui est utilisé par « Australian Meteorological Bureau» pour l'étude des phénomènes météorologiques, son modèle et ses caractéristiques sont données par la figure et le tableau (1) suivants [4] :



Figure (6) : Aérosonde Mark 3



Les caractéristiques de l'aérosonde sont données dans le tableau(1)

Poids, Envergure	13-15kg, 2.9m
Moteur	24 cc, injection en essence de type H.
Poids du carburant Max	5kg
Navigation	GPS
Distance max de communication	180km
Bonde UHF	
Energie générée a bord	Générateur Maxon délivrant 18v DC Et 1 A, 40 W
Temps de vol maximal	250 heures
Vitesse de : translation, élévation	Translation 18-32 ms ⁻¹ , élévation >2.5ms ⁻¹
Endurance	20 a30h, 2000 a3000 km.
Altitude	50m -7000m
Charge utile	Max 5 kg – 10heurs d'endurance. Max 2kg – 30heurs d'endurance.

Tableau (1) : les caractéristiques de l'aérosonde [4].

Les trois modèles de l'aérosonde mark 3 après linéarisation sont donnés dans ce qui suit :

Le premier modèle est linéarisé aune vitesse de 30m/s, le deuxième à 25m/s et le troisième à 35m/s. Nous avons choisi de perturber la vitesse puisque pratiquement tous les paramètres sont affectés par cette variable par la relation suivante :

$$R_z = \frac{1}{2} \rho S V^2 C_z$$



I.6 Représentation en deux canaux (longitudinal et latéral)

I.6.1 Modèles longitudinaux :

-Modèle nominale avec une vitesse $V=30\text{m/s}$

$$A_{lon_n} = \begin{bmatrix} -0.29 & 0.38 & -0.55 & -9.78 & 0 & 0.01 \\ -0.55 & -5.36 & 30 & -0.18 & 0 & 0 \\ 0.33 & -5.63 & -6.19 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0.01 & -1 & 0 & 30 & 0 & 0 \\ 41.53 & 0.78 & 0 & 0 & -0.63 & -3.85 \end{bmatrix}$$

$$B_{lon_n} = \begin{bmatrix} -0.3 & 0 \\ -3.7 & 0 \\ -50 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 2664 \end{bmatrix}$$

$$G_{lon_n} = \begin{bmatrix} 0.29 & -0.38 & 0.55 \\ 0.55 & 5.36 & 30 \\ 0.33 & 5.36 & 6.19 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

- Modèle perturbé avec une vitesse $V=25\text{m/s}$:

$$A_{lon_{p1}} = \begin{bmatrix} -0.24 & 0.53 & -1.19 & -9.8 & 0 & 0.01 \\ -0.57 & -4.47 & 24.37 & -0.47 & 0 & 0 \\ 0.43 & -4.83 & -5.15 & 0 & 0 & -0.009 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0.04 & -0.99 & 0 & 25 & 0 & 0 \\ 34.66 & 1.68 & 0 & 0 & -0.03 & -3.23 \end{bmatrix}$$

$$B_{lon_{p1}} = \begin{bmatrix} 0.35 & 0 \\ -2.55 & 0 \\ -35.2 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 389.6 \end{bmatrix}$$

$$G_{lon_{p1}} = \begin{bmatrix} -0.24 & 0.53 & -1.19 \\ 0.59 & -4.47 & 25 \\ 0.43 & -4.83 & -5.15 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$



- Modèle perturbé avec une vitesse $V=35\text{m/s}$:

$$A_{lon_{p2}} = \begin{bmatrix} -0.34 & 0.28 & -0.057 & -9.81 & 0 & 0.01 \\ -0.55 & -6.25 & 34.16 & -0.01 & 0.0009 & 0 \\ 0.28 & -6.43 & -7.21 & 0 & 0 & -0.01 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0.01 & -1 & 0 & 34.99 & 0 & 0 \\ 48.48 & 0.07 & 0 & 0 & -0.78 & -4.43 \end{bmatrix}$$

$$B_{lon_{p2}} = \begin{bmatrix} -0.5 & 0 \\ -5 & 0 \\ -68 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 3040 \end{bmatrix}$$

$$G_{lon_{p2}} = \begin{bmatrix} -0.35 & 0.288 & -0.058 \\ -0.55 & -6.25 & 35 \\ 0.28 & -6.43 & -7.21 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

modèles latéraux :

- Modèle nominale avec une vitesse $V=30\text{m/s}$

$$A_{lat_n} = \begin{bmatrix} -0.82 & 0.56 & -29.99 & 9.78 & 0 \\ -5.47 & -26.97 & 12.98 & 0 & 0 \\ 0.88 & -3.49 & -1.35 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0.01 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B_{lat_n} = \begin{bmatrix} -2.13 & 5.44 \\ -187.35 & 3.37 \\ -7.38 & -34.41 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$G_{lat_n} = \begin{bmatrix} 0.29 & -0.38 & 0.55 \\ 0.55 & 5.36 & 30 \\ 0.33 & 5.36 & 6.19 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

- Modèle perturbé avec une vitesse $v=25\text{m/s}$:



$$A_{lat_{p1}} = \begin{bmatrix} -0.69 & 1.21 & -25 & 9.80 & 0 \\ -4.55 & -22.42 & 10.79 & 0 & 0 \\ 0.74 & -2.9 & -1.12 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0.04 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B_{lat_{p1}} = \begin{bmatrix} -1.47 & 3.77 \\ -129.7 & 2.35 \\ -5.11 & -23.83 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad G_{lat_{p1}} = \begin{bmatrix} -0.69 & 1.21 & -25 \\ -4.55 & -22.42 & 10.79 \\ 0.73 & -2.9 & -1.12 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

- Modèle perturbé avec une vitesse $V=35\text{m/s}$:

$$A_{lat_{p2}} = \begin{bmatrix} -0.97 & 0.05 & -35 & 9.81 & 0 \\ -6.38 & -31.43 & 15.13 & 0 & 0 \\ 1.03 & -4.07 & -1.58 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0.001 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B_{lat_{p2}} = \begin{bmatrix} -2.9 & 7.4 \\ -254.7 & 4.58 \\ -10 & -46.79 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad G_{lat_{p2}} = \begin{bmatrix} -0.97 & 0.05 & -35 \\ -6.38 & -31.43 & 15.13 \\ 1.03 & -4.07 & -1.58 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le DRONE avec ses surfaces de commande et comme système de commande. Également, la modélisation et la mise sous forme d'un modèle d'état non-linéaire de la dynamique de vol ont été obtenues, dans le but de le linéariser, ce qui nous a permis de séparer les dynamiques longitudinales et latérale.



Chapitre II

Chapitre La commande optimale d'un système multivariable

L'estimation de vecteur d'état d'un système est généralement effectuée dans le but de réaliser une commande par retour d'état. Nous avons utilisé, dans le cadre déterministe, la notion de régulateur-observateur pour générer une commande à partir de l'état reconstruit. Dans le cadre stochastique, le principe suivant, montre que la commande optimale d'un système stochastique est obtenue à l'aide de l'état estimé à partir d'un filtre de Kalman.

En automatique, la commande LQG (commande linéaire quadratique gaussienne) est une méthode qui permet de concevoir une commande à base de modèle d'état, dans un souci particulier de réduire les bruits blancs. Pour cela nous proposons de construire une commande à base de cette stratégie, qui est l'union de la stratégie LQR (Linéaire Quadratique Régulateur) qui consiste à avoir une commande optimale sous forme d'un retour d'état, et un observateur permettant d'estimer le vecteur d'état complet.

Par rapport à la commande LQR, la commande LQG présente l'intérêt de s'appliquer à des systèmes dont l'état n'est pas mesuré. Cette méthode a été développée à la fin du 20^{ème} siècle et est appliquée lors du programme spatial Apollo pour la stabilisation du lanceur, elle est apparue comme la première méthode générale pour l'asservissement des systèmes multivariables. De ce fait, elle a connu un grand succès comme en témoigne de nombreuses publications sur le sujet [8]. La synthèse LQG consiste à rechercher, à partir d'une mesure partielle un régulateur qui minimise un critère quadratique de nature stochastique.

Durant la mise en place du correcteur LQR, nous rencontrons souvent des difficultés car fréquemment le vecteur d'état n'est que partiellement disponible en sortie, donc la simplicité de la commande LQR est à la fois un avantage et un handicap, et pour y remédier il faut associer un observateur de Kalman, pour la mise en forme des signaux des capteurs en sortie, donc LQR devient LQG pour une commande linéaire quadratique gaussienne.

Les équations de linéarisation obtenues au premier chapitre sont sous forme de matrice à espace d'état, le contrôleur optimal utilise le régulateur LQR pour le maintien de l'altitude, l'effet des perturbations sont pris en considération.

Il est important de bien noter que ce chapitre est partitionné en deux parties pour la génération de la commande, les deux sont adoptées pour la résolution de vecteur d'état. Dans le premier cas le filtre de Kalman sera mis en œuvre pour prévenir la contamination du système par les bruits de



mesure en boucle fermée. Les signaux bruités utilisés par ce filtre pour la construction de vecteur d'état sont affectés par les bruits de fond des capteurs.

Les perturbations qui sont dues aux turbulences atmosphériques sont approximées par le modèle de Dryden. Les entrées du modèle de perturbation sont des bruits blanc .il sera mis en évidence que l'usage du filtre de Kalman pour l'estimation de vecteur d'état augmente l'ordre du correcteur.

La prochaine étape est l'optimisation par la méthode H_2/H_∞ dans le but de trouver un compromis entre les performances et la robustesse [10].

La norme H_2 de la fonction de sensibilité a été utilisée pour l'estimation des performances de la boucle fermée, la norme H_∞ est utilisée pour l'estimation de la robustesse via la fonction de sensibilité complémentaire. La fonction objectif ainsi calculée est optimisée par les AG, afin d'arriver à minimiser ces normes et trouver ce Trade-off.

Les algorithmes génétiques sont connus par leur développement pour résoudre des problèmes difficiles tout en ayant une fonction objectif dont les propriétés ne sont pas à ravir telles que la non-continuité non-dérivabilité...etc. Fondés sur la sélection naturelle et la génétique, les AG font parti des méthodes de recherches du minimum stochastique.

Nous estimons que cette méthode est bien adaptée à ce type de problème, vue que notre fonction objectif présente des discontinuité et n'accepte pas de dérivée à tout points.

II.1 La commande linéaire quadratique gaussienne :

Dans le cas de la commande LQR, la loi de commande est basée sur la mesure de tous les états du système. La difficulté de mesurer l'état fait que l'on préfère utiliser la commande LQG. Surtout dans le domaine des drones, car le plus grand souci est de réduire le nombre de capteurs à bord ce qui permet de réduire le poids du drone, elle est bien adaptée lorsque l'état du système n'est pas directement mesurable ou que les mesures sont affectées par les bruits. Et la synthèse de cette commande prend en compte les propriétés statistiques de perturbations.

La synthèse de la commande LQG passe par le théorème de séparation, qui stipule que cette commande peut être divisée en deux parties :

- 1- synthèse de filtre de Kalman dans le but de reconstruire le vecteur d'état complet.
- 2- synthèse LQR pour le vecteur d'état reconstruit.

Elle consiste donc à rechercher, à partir de cette mesure partielle, un régulateur qui minimise un critère quadratique de nature stochastique.



II.2 Formulation du problème

Soit le modèle d'état du système :

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) + Gw(t) \\ y(t) &= Cx(t) + v(t)\end{aligned}\quad (2.1)$$

Où w (bruit d'état) et v (bruit de mesure) sont des bruits blancs, de variance

$var(w) = E\{w^T w\} = W \geq 0$, $var(v) = \{v^T v\} = V \geq 0$. Et la covariance des deux bruits est $N = cov(w, v) = E\{w, v^T\}$ dans ce cas là le problème LQG consiste à minimiser le critère :

$$J = \lim_{tf \rightarrow \infty} E \left(\frac{1}{tf} \int_{t_0}^{tf} (w^T W w + v^T V v) dt \right) \quad (2.2)$$

II.3 Théorème de séparation

La solution de ce problème de commande optimale est bien connue sous le nom de théorème de séparation. Ce théorème énonce que la solution du problème est composée de deux parties :

- Conception d'un filtre de Kalman permettant de donner l'estimé \hat{x} de x qui est non biaisée et a variance minimale (de la différence $min E([x - \hat{x}]^T [x - \hat{x}])$).
- la commande par retour d'état $u = -K\hat{x}$ à appliquer au système.

Ce théorème est intéressant dans la mesure où il donne la solution du problème complet comme étant la réunion des solutions de deux problèmes plus simple. Celui de la commande LQR et celui de Kalman [7].

II.4 Structure de la commande LQG

II.4.1 Principe du filtre de Kalman

D'une façon générale, la fonction de filtrage consiste à estimer une information (signal) utile qui est polluée par un bruit. Le filtre de Kalman vise à estimer de façon optimale l'état du système linéaire (cet état correspond donc à l'information utile). Avant de définir le critère d'optimisation qui permettra de calculer le filtre de Kalman (et qui est en fait un critère un critère stochastique), il est nécessaire de faire quelques rappels sur les signaux aléatoires [9].

Les applications de filtre de Kalman sont nombreuses. Le filtre de Kalman permet de donner un estimé de l'état de système à partir d'une information a priori sur l'évolution de cet état (modèle) et les mesure réelles, il sera utilisé pour estimer des conditions initiales inconnues



Le but du filtre de Kalman est de construire l'état à partir des entrées et des sorties. L'observateur asymptotique fournit une solution qui suppose que le modèle d'état est parfaitement connu et que la sortie est mesurée sans bruit.

II.4.2 Le modèle de Kalman

Nous reprenons le modèle présenté au premier chapitre qui fait apparaître des entrées déterministes $u(t)$ et aléatoires $w(t)$ et $v(t)$. Donc que notre système perturbé peut être modélisé par le modèle d'état suivant:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) + Gw(t) && \text{Équation d'état} \\ y(t) &= Cx(t) + v(t) && \text{Équation de mesure} \end{aligned} \quad (2.3)$$

A : de dimension ($n \times n$)

B : de dimension ($n \times q$)

C : de dimension ($q \times n$)

D : de dimension ($1 \times q$)

G : de dimension ($n \times n-i$)

Auquel nous adjoindrons les hypothèses suivantes :

- La paire (A, C) est détectable, c'est-à-dire qu'il n'y a pas de mode instable et inobservable dans le système,
- Les signaux $w(t)$ et $v(t)$ sont des bruits blancs gaussiens centrés de densité spectrale de puissance w et v respectivement, c'est-à-dire :

$$-E[w(t)w(t + \tau)^T] = W\delta(\tau)$$

$$-E[v(t)v(t + \tau)^T] = V\delta(\tau)$$

$-E[w(t)v(t + \tau)^T] = 0$ (cette dernière relation traduit l'indépendance stochastique des bruits $w(t)$ et $v(t)$)

Bien que toute la théorie du filtre de Kalman soit valable dans le cas non-stationnaire, nous supposons que le système et les bruits sont stationnaires :

Les matrices A, B, C, D, W et V sont supposés indépendantes du temps.

II.4.3 Réglage de filtre de Kalman

Pour un modèle donné (matrices A, B, C, D), le gain du filtre L et son évolution en fonction du temps ne dépendent que de :

- W : la confiance que l'on a dans l'équation d'état,
- V : la confiance que l'on a dans la mesure,



En régime permanent si le système et les bruits sont stationnaires, le gain de Kalman L est constant et sa valeur ne dépend plus que de W et V .

- Le modèle estimé de Kalman est :

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}} &= Ax + Bu + L(y - \hat{y}) \\ \hat{y} &= C\hat{x}\end{aligned}\quad (2.3)$$

Où : \hat{x} est l'estimée de x . Généralement, les équations d'état peuvent être obtenues d'après les deux équations (2.2) et (2.3) :

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{x}} \\ \hat{x} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & 0 \\ LC & A - LC \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ \hat{x} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B & G & 0 \\ B & 0 & L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ w \\ v \end{bmatrix}\quad (2.4)$$

Où : le gain de kalman est :

$$L = PC^T V^{-1}\quad (2.5)$$

Avec P la solution de l'équation algébrique de Riccati :

$$PA^T + AP - PC^T V^{-1}CP + W = 0\quad (2.6)$$

II.4.4 La commande linéaire quadratique

Soit le critère quadratique d'optimalité suivant :

$$J = \frac{1}{2} \left(\int_0^{\infty} (x^T Qx + u^T Ru) dt \right)\quad (2.7)$$

Où :

Q et R sont des matrices sémitiques définit positives ($Q = Q^T \geq 0$, $R = R^T > 0$). Elles sont appelées matrices de pondération dont Q donne un poids différent à chaque composante du vecteur d'état dans le critère, R affecte un poids différent à chaque composante du vecteur de commande.

La commande optimale est alors de la forme :

$$u(t) = -K\hat{x}(t)\quad (2.8)$$

$$\text{Où } K = R^{-1}B^T P\quad (2.9)$$

Où P obéit à l'équation algébrique de Riccati suivante :



$$A^T P + PA - PBR^{-1}B^T P + Q = 0 \quad (2.10)$$

L'obtention de gain K passe donc par la recherche de la solution P définie positive de l'équation de Riccati.

II.4.5 Choix des matrices de pondérations

Les matrices de pondérations peuvent être choisies symétriques. Elles sont généralement choisies en diagonales. Ainsi, on ce ramène au choix de n scalaire pour l'état et p scalaire pour la commande. Voici une simple méthode de choix des matrices de pondération :

En première étape, nous choisissons les éléments de la matrice Q et R selon la loi de bryson [13] qui est définie comme suit :

$$Q = \begin{bmatrix} \frac{1}{(S_{I_{max}} - S_{I_{des}})^2} & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{(S_{n_{max}} - S_{n_{des}})^2} \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

$$R = \begin{bmatrix} 1/u_{I_{max}}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 1/u_{n_{max}}^2 \end{bmatrix}$$

En seconde étape, nous accélérons ou nous décèlerons globalement le système par tâtonnement des deux matrices Q et R jusqu'à obtenir une dynamique moyenne adaptée.

La synthèse LQG exige donc la résolution de 2 équations de Riccati duales. On peut ainsi représenter cette commande optimale sous la forme du bloc-diagramme de la figure (2.1).



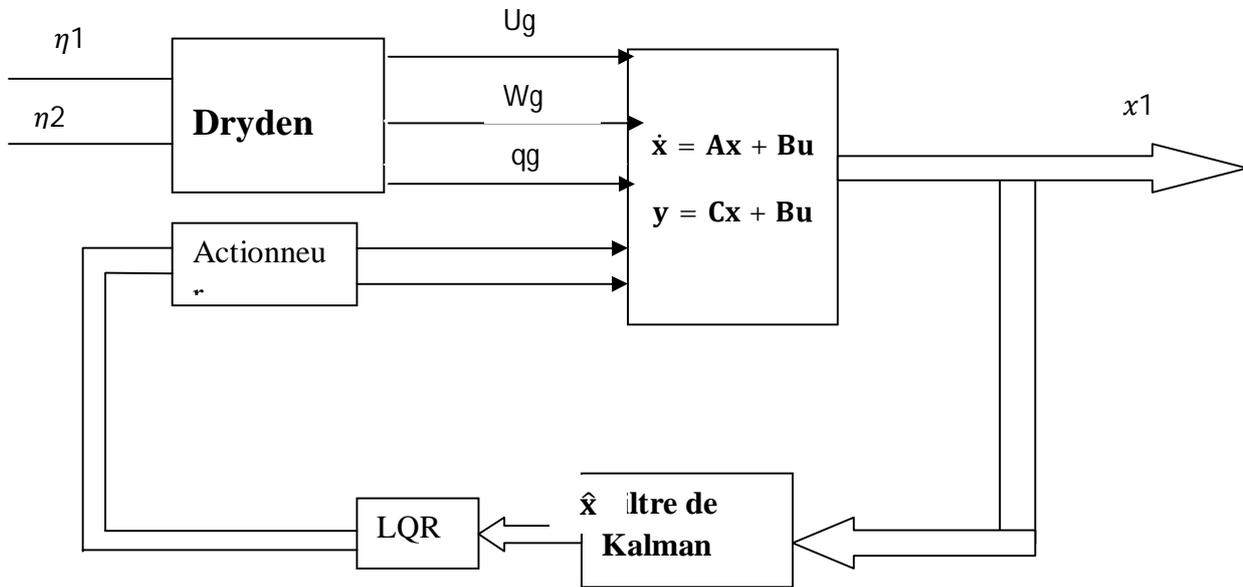


Figure 2.1 : Le schéma bloqué de la commande LQG en boucle fermée.

La représentation du régulateur LQG est donnée par :

$$\dot{\hat{x}} = (A - BK_c - LC)\hat{x} + Ly \tag{2.12}$$

$$u = -k\hat{x} \tag{2.13}$$

II.5 Robustification du correcteur LQG (Linear Quadratic Gaussian)

La robustesse des systèmes de commande de vol est la propriété la plus cruciale, ce qui devrait être le cas lors de l'élaboration des correcteurs. Comme mentionné avant, durant le vol des drones plusieurs incertitudes peuvent surgir dû au changement paramétrique. Ces incertitudes peuvent être internes et/ou externes, structurelles ou non-structurelles, ce qui produit certaines déviations de comportement perturbé de celui nominal. La tâche majeure de la commande robuste est de permettre la commande de n'importe quel modèle perturbé par le correcteur calculé a priori pour le modèle nominal. Dans ce travail, trois modèles linéaires de drone sont calculés avec variation de certains paramètres, comme montré dans le premier chapitre sont pris pour montrer l'efficacité de cette méthode.

Le modèle non linéaire de drone est linéarisé en trois différents points de fonctionnement pour former le modèle nominal, représenté par $[A, B, C, D, G]$ et les modèles perturbés



$[A_{P1}, B_{P1}, C_{P1}, D_{P1}, G_{P1}]$ et $[A_{P2}, B_{P2}, C_{P2}, D_{P2}, G_{P2}]$. Le problème est d'assurer que le correcteur prédéterminé pour le modèle nominal offre toujours les mêmes performances et la stabilité dans le cas de variation paramétrique. Un critère de performance est formé pour l'estimation des performances et la robustesse des trois modèles basé sur les normes H_2 / H_∞ calculée pour différentes fonction de sensibilité "S" et la fonction de sensibilité complémentaire du système, avec les poids de pondération de Lagrange qui mesurent le poids de contribution de chaque terme.

La norme H_2 des matrices de transfert données en (2.14), qui constituent la partie déterministe de problème de commande, pour chaque modèle (nominal et perturbés) est calculée en utilisant la représentation dans l'espace d'état pour chaque modèle comme suit :

$$S_n = \begin{bmatrix} A_{S_n} & B_{S_n} \\ C_{S_n} & D_{S_n} \end{bmatrix} \quad S_{p1} = \begin{bmatrix} A_{S_{p1}} & B_{S_{p1}} \\ C_{S_{p1}} & D_{S_{p1}} \end{bmatrix} \quad S_{p2} = \begin{bmatrix} A_{S_{p2}} & B_{S_{p2}} \\ C_{S_{p2}} & D_{S_{p2}} \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

Et la norme H_2 est donnée :

$$\|S_n\|_2 = \sqrt{\text{trace}(C_{S_n}^T Q_{S_n} C_{S_n})} \quad \|S_{p1}\|_2 = \sqrt{\text{trace}(C_{S_{p1}}^T Q_{S_{p1}} C_{S_{p1}})}$$

$$\|S_{p2}\|_2 = \sqrt{\text{trace}(C_{S_{p2}}^T Q_{S_{p2}} C_{S_{p2}})}$$

Où $Q_{S_{p1}}$, $Q_{S_{p1}}$ et $Q_{S_{p1}}$ sont les gramians de commandabilité des modèles décrits en (2.14), et donnée par la solution des équations de Lyapunov suivantes :

$$A_{S_n} Q_{S_n} A_{S_n} - Q_{S_n} + B_{S_n} B_{S_n}^T = 0$$

$$A_{S_{p1}} Q_{S_{p1}} A_{S_{p1}} - Q_{S_{p1}} + B_{S_{p1}} B_{S_{p1}}^T = 0$$

$$A_{S_{p2}} Q_{S_{p2}} A_{S_{p2}} - Q_{S_{p2}} + B_{S_{p2}} B_{S_{p2}}^T = 0$$

Où le suffixe n désigne nominal, et pi pour le $i^{ème}$ modèle perturbé.

La norme H_∞ estime la robustesse de système et indique le gain maximal en boucle fermée, cependant pour assurer la stabilité et la robustesse du système, il faut que ce gain reste petit.

La norme H_∞ est calculée comme suit:



$$\|H\|_{\infty} = \sup_w \bar{\sigma} \max(H(jw))$$

$\bar{\sigma}(H(jw))$ représente le maximum des valeurs singulières des matrices de sensibilité prédéfinies en et $\sup_w \bar{\sigma} \max(H(jw))$ et le maximum global des valeurs singulière modèle MIMO (Multi Input Multi Output) tout en long de la gamme des fréquences $w=2\pi f$.

Le maximum des valeurs singulières $\bar{\sigma}(H(jw))$ doit être minimisé de sorte à assurer au système la robustesse en performance, et surtout éviter la saturation des actionneurs ce qui est primordiale pour les objets volants, pour ne pas atteindre les conditions de décrochage.

Après avoir estimé les performances et la robustesse du système en utilisant la norme H_2 et la norme H_{∞} des différentes matrices de transfert pour les trois modèles (nominal et perturbés), nous pourrions appliquer la procédure d'optimisation robuste H_2/H_{∞} pour chercher le compromis entre robustesse et performances en utilisant les algorithmes génétiques. Il faut noter que les matrice de transfert en boucle fermée (2.14) dépendent de la matrice de gain de filtre de Kalman et celle de correcteur (LQR), donc les normes H_2 et H_{∞} y dépendent elles aussi, ces deux gains constituent les variables d'optimisation qui seront utilisées pour trouver le compromis entre robustesse et performances.

Le critère de performance est formé pour chaque modèle avec les poids de pondérations de LaGrange correspondant à la contribution de chaque terme estimé, le critère de performance pour le modèle nominal est donné comme suit :

$$J^n(L, K) = \lambda_1^n \|S_n\|_2 + \lambda_2^n \|H_n\|_{\infty} \quad (2.15)$$

Le même critère de performance est attribué pour les deux modèles perturbés, dont les expressions sont :

$$J^{p1}(L, K) \lambda_1^{p1} \|S_{p1}\|_2 + \lambda_2^{p1} \|H_{p1}\|_{\infty} \quad (2.16)$$

$$J^{p2}(L, K) = \lambda_1^{p2} \|S_{p2}\|_{p2} + \lambda_2^{p2} \|H_{p2}\|_{\infty} \quad (2.17)$$

La fonction objectif à optimiser est donnée par la sommation de (2.15), (2.16) et (2.17), exprimée comme suit :



$$J(L, K) = J^n(L, K) + J^{p1}(L, K) + J^{p2}(L, K) \quad (2.18)$$

Tels que les facteurs de LaGrange λ_i^k , ($k = n, p1, p2$), pondèrent la contribution des terme estimant performance et robustesse dans la fonction objectif, respectivement, n , $p1$, et $p2$ correspondent aux modèle nominal, premier et deuxième modèle perturbé, respectivement.

II.6 Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques (AG) ont pour objectif une recherche stochastique de l'optimum global basée sur la théorie Darwinienne « survie du plus adapté ». Ils cherchent la solution optimale dans l'espace d'évolution en échangeant des informations entre les individus adaptés aléatoires. Les principes des AG sont premièrement publiés par Holland. Le modèle mathématique a été Développé à la fin des années soixante, et ils sont apparus dans le livre intitulé «Adaptation in Natural and Artificial System » publié en 1975 par Holland. Les AGs sont développé pour résoudre des problèmes difficiles avec des fonctions qui ne possèdent pas de 'jolies' propriétés telles que continuité, dérivabilité ... etc. basés sur la sélection naturelle et la génétique. Ces algorithmes font partir des techniques de recherche des algorithmes évolutionnaires (AEs). Ils maintiennent et manipulent une famille, ou une population d'individus et appliquent la stratégie « Survie de l'individu le plus adapté » « Survival of the fittest, en Anglais » durant la recherche d'une meilleure solution. Son déroulement se fait sur toute une population de point contrairement aux méthodes classique qui prennent un seul point, ce qui offre l'effet de parallélisme, permettant ainsi une exploitation de plusieurs régions d'intérêt au même temps. Dans cette section, une brève formulation des AGs sera présentée. A la base, il y a trois opérateurs pour un simple AG : reproduction, croisement et mutation, qui sont représentés dans l'organigramme (Figure 2.2). Ces opérateurs travaillent avec des individus artificiels nommés génération. Par échange d'information entre chaque individu de la population, les AGs préservent les individus les plus adaptés d'une génération à une autre pour l'atteinte de l'objectif de minimisation. Cependant, pour la recherche de l'optimum global, une autre méthode est ajoutée dit méthode d'élite (Elite Méthode in English) pour enrichir l'efficacité de la recherche [11].



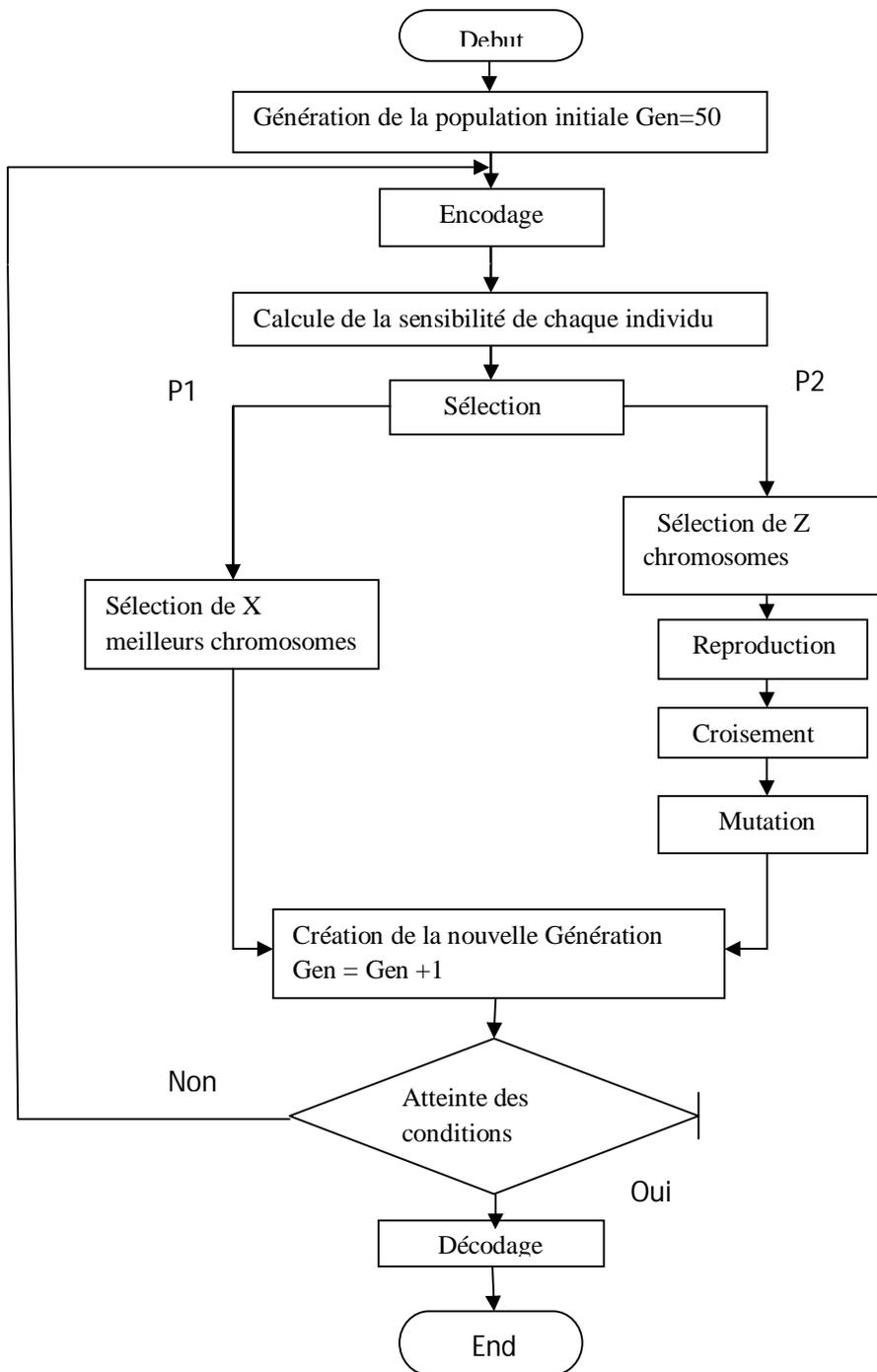


Figure2.2 : Organigramme des algorithmes génétiques



II.6.1 Opérateurs de base des algorithmes génétiques

Les individus initiaux, à qui nous appliquons les fonctions d'adaptation sont générées aléatoirement, de plus, la population initiale composée d'un ensemble d'individus est aussi générée. A chaque itération, les AGs font des calculs sur la population actuelle et produisent une nouvelle génération.

Soit y une fonction à optimiser et à N variables données par [12] :

$$Y = F(X_1, \dots, X_N)$$

Sujet à :

$$a_i < X_i < b_i$$

$$i = 1, \dots, N.$$

Dans l'intervalle $[a_i, b_i]$ une population initiale, « initial candidate solution » en anglais est créée pour chaque variable d'optimisation. Le nombre d'individu dans cette population $X_i(j)$ est égale à la taille de la population M_i ($j=0, \dots, M_i$), si la taille d'une population est 150 et le nombre d'individus évoluant durant la procédure d'optimisation est N , une matrice de $150 \times N$ d'individus sera générée, la représentation de chaque individu $X_i(j_0)$ de la population est appelée chromosome, cette étape est l'encodage et différents alphabets ont été proposés, la représentation est binaire et la première méthode proposée par Holland.

Dans cette méthode un vecteur ou registre est généré et sa longueur dépend de la précision requise l'intervalle $[a_i, b_i]$ est divisé

$2^{N_b-1} < (b_i - a_i) \cdot 1000 \dots 000 \dots (N_b - 1/b_i - a_i) < 2^{N_b}$ Ou N_b et la longueur de registre en binaire. Diverses méthodes de représentation ont été proposées en AG et il est prouvé que la meilleure représentation de chromosome et sa valeur réelle choisie entre les deux limites de l'intervalle choisi.

Après avoir appliqué les opérateurs aux chromosomes codés, et pour avoir la valeur représentée par le dernier des deux étapes sont utilisées :

-convertir le registre binaire $(b_{N_b-1} \ b_{N_b-2} \ \dots \ b_0)$ De la base deux (2) vers la base d

$$((b_{N_b-1} \ b_{N_b-2} \ \dots \ b_0))_2 = \left(\sum_{i=0}^{2^1} b_i \cdot 2^i \right)_{10} = X_i(j)$$

-La valeur réelle est obtenue comme suit :



$$X_i(j) = a_i + X_i(j) \frac{b_i - a_i}{2^{N_b} - a_i}$$

Pour évaluer la fonction donnée à, la représentation binaire de chromosome doit être convertie vers une valeur réelle,

1-la sélection : dans ce processus le chromosome est sélectionné d'une population selon sa valeur d'adaptation. Grace à cette opération les chromosomes dont les valeurs plus appropriées auront plus de chance à reconduire dans la génération suivante. Diverses méthodes de sélection ont été proposées, et certaines d'entre elles sont données dans le paragraphe suivant.

-sélection de la roulette : La première méthode proposée par Holland, elle est définie par :

$$P_i = \frac{F_i}{\sum_{j=1}^N F_j}$$

Ou P_i est la probabilité que l'individu i soit sélectionné, F_i est la l'adaptation de l'individu i et N est le nombre d'individus dans une population. Dans cette méthode l'individu possédant la valeur d'adaptation la plus élevée a la chance la plus élevée d'être sélectionnée et plus qu'une fois. En conséquent, cette méthode n'est pas efficace car nous réduisons la diversité dans la population puisque l'individu dont l'adaptation est faible a moins de chance d'être sélectionnée.

-sélection normalisée de rang géométrique (Normalized Geometric Rank sélection) définit P_i pour chaque individu par :

$$P_i = q^1(1 - q)^{r-1}$$

Ou :

- q est la probabilité de sélection de meilleur individu.
- r est le rang de l'individu, avec 1 est le meilleur individu.
- P_i est la probabilité de l'individu i d'être sélectionné.



- $q^1 = \frac{q}{1-(1-q)^N}$ ou N est la taille de la population.

-sélection par tournoi (tournament sélection) : elle a besoin de la fonction d'évaluation pour situer les solutions pour un système partiellement ordonné. Cette méthode ne nécessite pas de probabilités, elle travaille en sélectionnant j individus au hasard, les plaçant dans la population et insérant le meilleur j dans la nouvelle génération. Cette procédure est répétée jusqu'à ce que les N individu seront sélectionnés.

Après avoir sélectionné N individus par les méthodes mentionnées ci-dessous ou par d'autres, les opérateurs génétiques sont appliqués pour générer la nouvelle solution basée sur la solution existante dans la population. Les deux opérateurs de base sont le croisement et la mutation.

2- Croisement : prend deux individus parmi ceux sélectionné et crée deux nouveaux dans la nouvelle sélection. L'utilisation de cet opérateur dépend de l'encodage utilisé dans les AG, si la chaine binaire est utilisée, les opérateurs suivants sont définis pour le croisement en un point, en deux points, en multi points, croisement par remaniement. Les méthodes de croisement utilisées pour l'évaluation réelle des chaines de caractères (chromosomes) sont croisement intermédiaire, ligne de croisement, ligne étendue de croisement et le croisement heuristique. D'autres méthodes existent tels que le croisement arithmétique ou encore discret. Quels que méthodes de croisement sont définies par [12] :

- Croisement en un seul point : dans cette méthode le croisement en un point est choisi pour les deux parents aléatoirement. Toutes les données au dessus de ce point sont échangées entre eux. Le schéma suivant illustre la procédure

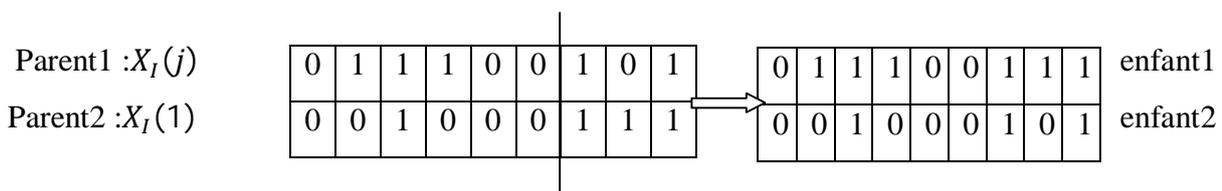


Figure2.3 : croisement en un point



Pour le croisement double deux points sont choisis aléatoirement et les informations entre eux seront échangées. Même procédure se fait pour le croisement en multipoints, sur les m points sélectionnés, les bits entre chaque deux points successifs sont échangés entre les deux parents pour former les enfants.

. **Croisement à valeur réelle (Real valued crossover)** : Les méthodes de croisement suivantes travaillent seulement avec les valeurs réelles d'encodage de chromosome. L'un d'entre eux est décrit ci-après :

. **Croisement intermédiaire** : Cette méthode utilise une combinaison linéaire de tous les parents pour produire les nouveaux enfants en usant cette expression :

$$X'_i = X_{S,i} + \alpha_i (X_{T,i} - X_{S,i})$$

Avec les indices S et T désignent les parentaux sélectionnés au hasard par des méthodes $\alpha \in [0,1]$ est une variable aléatoire uniforme et X'_i est le nouveaux individu introduit pour la nouvelle génération.

3-Mutation : La mutation consiste à changer les informations au niveau des individus. Si ces derniers sont représentés par des vecteurs, la mutation est le changement aléatoire d'un élément de vecteur, la façon dont cette mutation intervient dépend selon le type des éléments de vecteur, comme le cas de mécanisme de croisement. Si le vecteur est une chaîne de bits, la mutation alterne le bit ou pas (avec la même probabilité) pour la représentation de la valeur réelle d'autre opérateur de mutation plus stochastique sont nécessaires. Certaines de ces méthodes sont définies comme suit [12] :

-**Mutation binaire** : chaque bit dans chaque individu de la population avec une probabilité P_m en s'appuyant sur l'équation suivante :

$$x'_i = \begin{cases} 1 - x_i & \text{if } \alpha_i < P_m \\ x_i & \text{si non} \end{cases}$$



Tel que P_m est définie comme étant très petite ($P_m \approx 10^{-3}$ par bit) et $\alpha_i \in [0,1]$ est une variable aléatoire, choisi pour chaque bit.

- **Représentation par des valeurs réelle** : pour un réel \bar{X} les opérateurs de mutation sont définis. Soient a_i et b_i la limite inférieure et supérieure, pour chaque variable i .

Une mutation uniforme sélectionne aléatoirement une variable j et la rend un nombre aléatoire uniforme entre les deux limites inférieure et supérieure $U(a_i, b_i)$:

$$x_i = \begin{cases} 1 - x_i & \text{if } \alpha_i < P_m \\ x_i & \text{si non} \end{cases}$$

Et $y_i \in [a_i, b_i]$.

- **Mutation tout ou rien (boundary mutation)** : Sélectionne une variable j aléatoirement et lui attribue une valeur limite inférieure ou supérieure.

$$x_i = \begin{cases} a_i & \text{if } i = j, \alpha < 0.5 \\ b_i & \text{if } i = j, \alpha > 0.5 \\ x_i & \text{si non} \end{cases}$$

Avec $\alpha \in [0,1]$ est une variable aléatoire uniforme.

Valeurs aléatoires non uniformes :

$$x_i = \begin{cases} x_i + (b_i - x_i)f(G) & \text{if } i = j, \alpha < 0.5 \\ x_i + (x_i - a_i)f(G) & \text{if } i = j, \alpha > 0.5 \\ x_i & \text{si non} \end{cases}$$

$$f(G) = \left(\alpha_2 \left(1 - \frac{G}{G_{max}} \right) \right)^b$$

- $(\alpha_1, \alpha_2) \in [0,1]$ sont des nombres uniformes.
- G est la génération actuelle.
- G_{max} est le nombre maximal de générations.
- b est un paramètre de forme (Shape paramétré).

II.6.2 L'élitisme



Les opérations citées ci-dessous des algorithmes génétiques sont utilisées pour altérer et étendre le domaine de recherche de la solution de problème, mais durant le processus de calcul il se peut que le meilleur candidat puisse être perdu. Pour cette raison, un modèle d'élite est créé pour y remédier. Dans cette méthode, le meilleur ou les meilleurs chromosomes sont copiés dans la nouvelle génération. Et pour le reste, tout se fait de la façon classique. Donc des individus pourraient se perdre s'ils ne sont pas sélectionnés pour se reproduire, ou si le croisement ou la mutation les détruisent. L'élitisme améliore les performances des algorithmes génétiques [12].

II.6.3 Critère d'arrêt de l'algorithme

Les critères d'arrêt des algorithmes génétiques sont brièvement cités ci-après :

- **Atteinte de nombre de générations** : les algorithmes génétiques s'arrêtent si nombre de générations est atteint.
- **Achèvement de temps de calcul** : le processus de calcul des AGs s'arrête si le temps spécifié est écoulé.
- **Inadaptation** : le déroulement des algorithmes génétiques s'achève s'il n'y a pas de changement des paramètres d'adaptation tout au long de nombre de générations.
- **Figeage des générations** : s'il n'y a pas d'amélioration de la fonction objectif d'une génération à d'autre sur un intervalle de temps.
- **Figeage de temps limite**: l'algorithme s'arrête s'il n'y a pas d'amélioration de la fonction objectif sur un intervalle de temps.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons introduit la commande Linéaire Quadratique Gaussienne et ses principales propriétés

La fragilité de la commande LQG . C'est en fait lorsqu'on introduit le filtre de kalman dans la boucle







Chapitre III

Chapitre III : Résultats de simulation

La détermination des valeurs initiales des paramètres du correcteur optimal est obtenue par la méthode LQG (Liner Quadratique Gaussien), la réponse du système est aussi optimale présentant certaines performances assez intéressantes, et vu son incapacité de remplir les mêmes performances sur un intervalle de fonctionnement, nous proposons de robustifier ce correcteur en imposant certains critères de performance dans une fonction objectif, de sorte qu'elle soit la somme des normes H_2 de la fonction de sensibilité "S" représentant le critère de performance, et la somme des normes infinies H_∞ de la fonction de sensibilité complémentaire "T" représentant la robustesse de la commande, sans oublier le critère de stabilité ce qui est le plus important. La méthode de construction de cette fonction est donnée au chapitre précédent.

La procédure d'optimisation de la fonction objectif est faite en appliquons les Algorithmes Génétiques, après avoir passé par plusieurs procédures, méthodes de croisement et de mutation...etc. Les résultats de simulation pour les trois modèles sont donnés dans ce qui suit ; ces résultats sont donnés pour les deux canaux longitudinal et latéral.



III.1 Mouvement longitudinal

III.1.1 Schéma bloc de Simulink

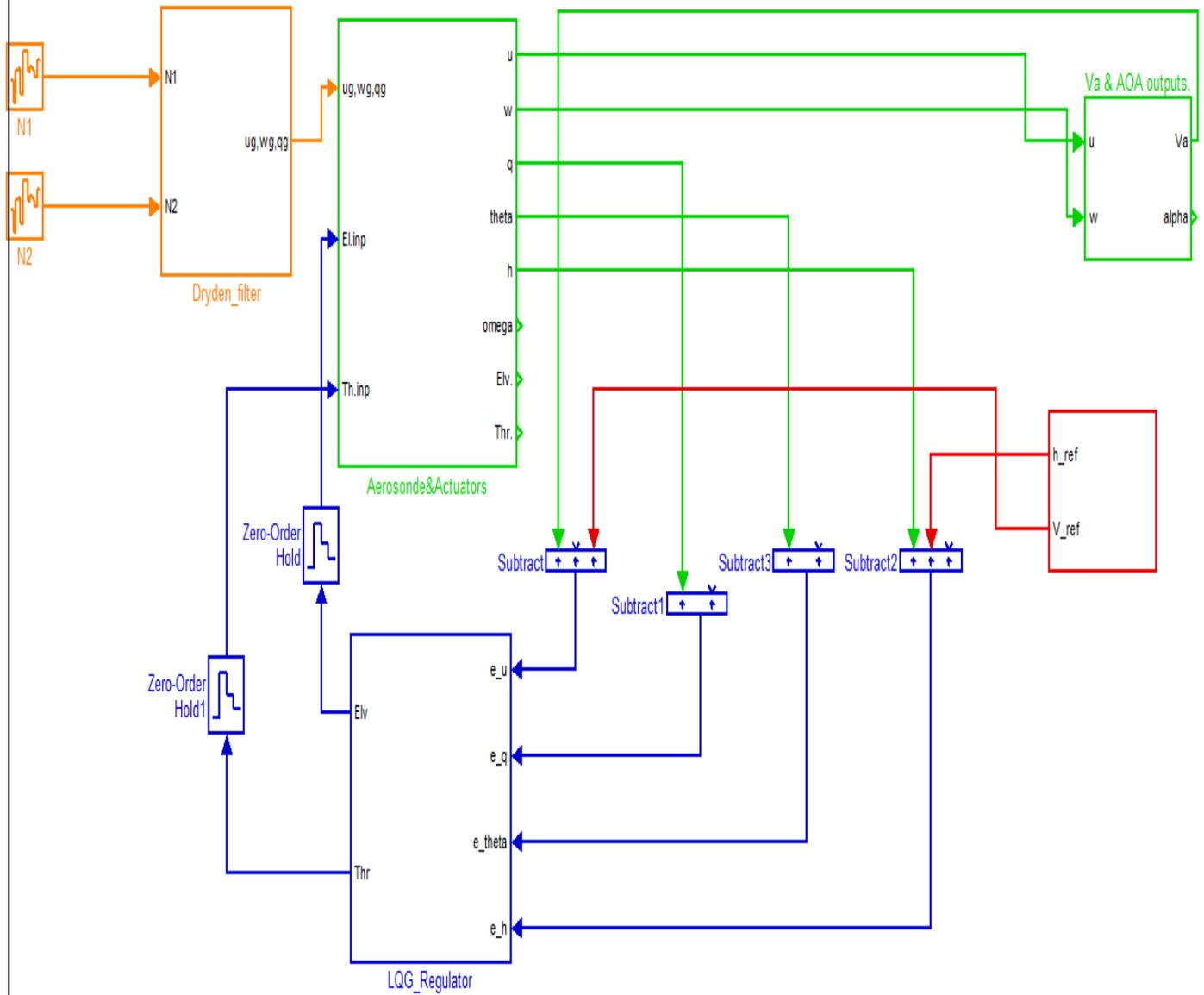


Figure 1 : Le schéma simulink de modèle Longitudinal



III.1.2 Gain du filtre de kalman optimisé

$$L = \begin{bmatrix} u & q & \theta & h \\ 0.0092 & 0.0276 & -0.0124 & -0.0007 \\ -0.0092 & 0.1369 & 0.0353 & -0.0156 \\ 0.0004 & 0.1325 & -0.0019 & 0.0010 \\ -0.0003 & 0.0011 & 0.0013 & 0.0025 \\ -0.0097 & 0.0128 & 0.0007 & 0.0526 \\ 0.0896 & 0.1772 & -0.0475 & -0.0067 \\ -0.0189 & 0.0068 & 0.0061 & 0.0070 \\ 0.0082 & -0.2028 & -0.0274 & 0.0138 \\ -0.0025 & 0.0333 & 0.0088 & -0.0062 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

III.1.3 Gain du retour d'état optimisé

$$K = \begin{bmatrix} 1.4522 & 11.7539 \\ 2.4495 & 0.4074 \\ -7.0762 & -0.1458 \\ -176.7796 & -7.4887 \\ -14.4855 & 2.1977 \\ 0.0023 & 0.0803 \\ -0.6128 & -2.5125 \\ -4.9957 & 1.3559 \\ -5.4339 & -0.0572 \\ 11.8130 & 0.0452 \\ 0.0711 & 10.8036 \end{bmatrix}$$

III.1.4 Valeurs des normes

H_2 LONGITUDINAL					
H2yrn	H2ynn	H2yrp1	H2ynp1	H2yrp2	H2ynp2
0.1637	0.0116	0.0951	0.0567	0.2519	0.0107

Tableau 3.1 : Valeurs des normes H_2 pour le modèle longitudinal

H_∞ LONGITUDINAL					
G1	G5	G1p1	G5p1	G1p2	G5p2
0.2042	0.0055	0.1434	0.0043	0.2778	0.0069

Tableau 3.2 : Valeurs des normes H_∞ pour le modèle longitudinal



III.1.5 Résultats de simulation et interprétations

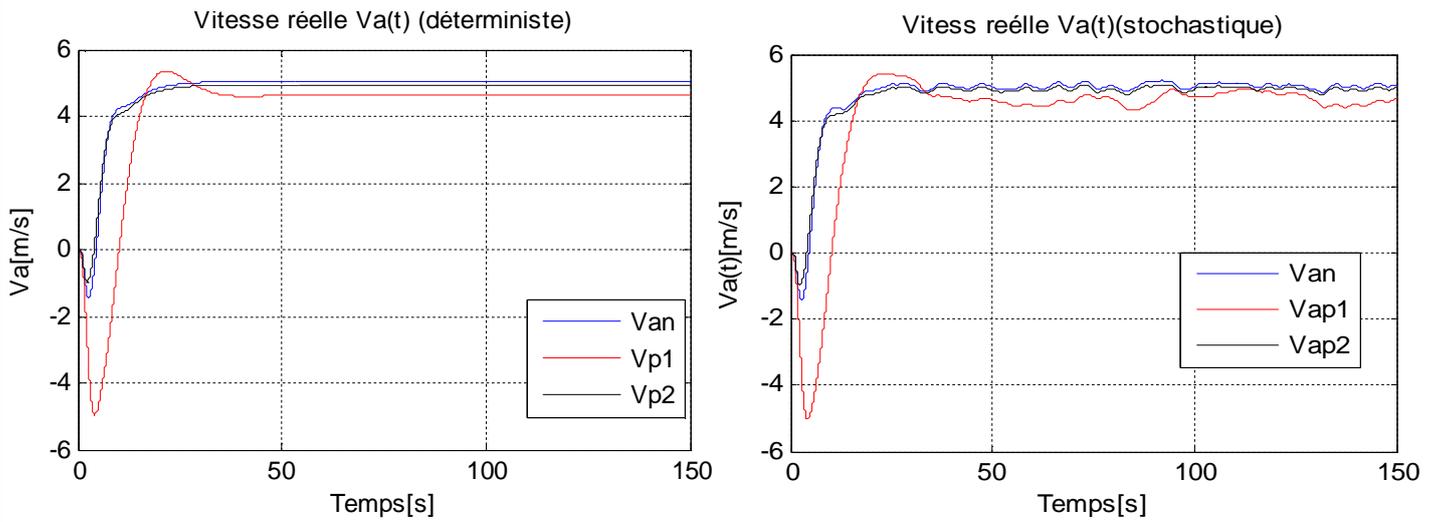


Figure 3.1 : La vitesse réelle en fonction de temps

Il est à observer que la vitesse réelle est maintenue à la consigne en respectant l'angle d'attaque α à (-3 et 3) degré.

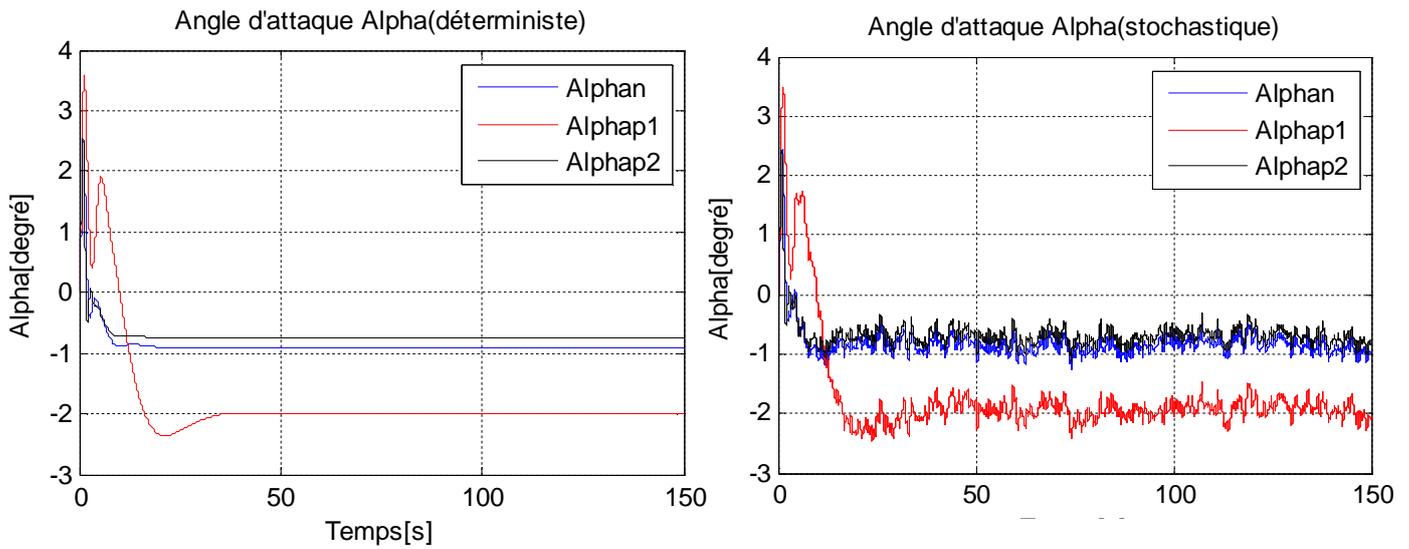


Figure 3.2 : Angle d'attaque en fonction de temps

L'angle d'attaque α se maintient toujours entre (-3 et 3) degré pour éviter d'atteindre le seuil de décrochage sa valeur final est -2 degré.



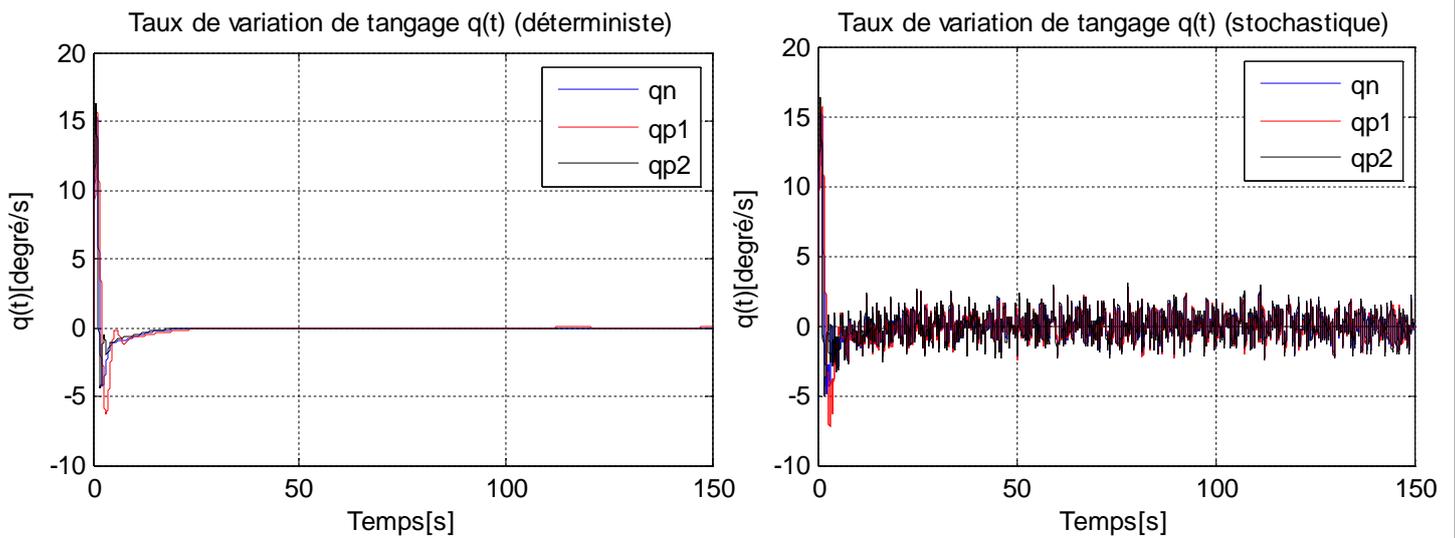


Figure 3.3 : Taux de variation de tangage en fonction de temps

Le taux de variation de tangage q suit la variation de l'angle de tangage θ , à chaque fois que θ s'approche de la consigne le q se réduit jusqu'à son annulation, c'est-à-dire quand l'avion s'oriente vers le haut ou le bas des oscillations apparaissent autour de l'axe de tangage. Donc nous concluons que le rôle de correcteur est de maintenir le q autour de zéros.

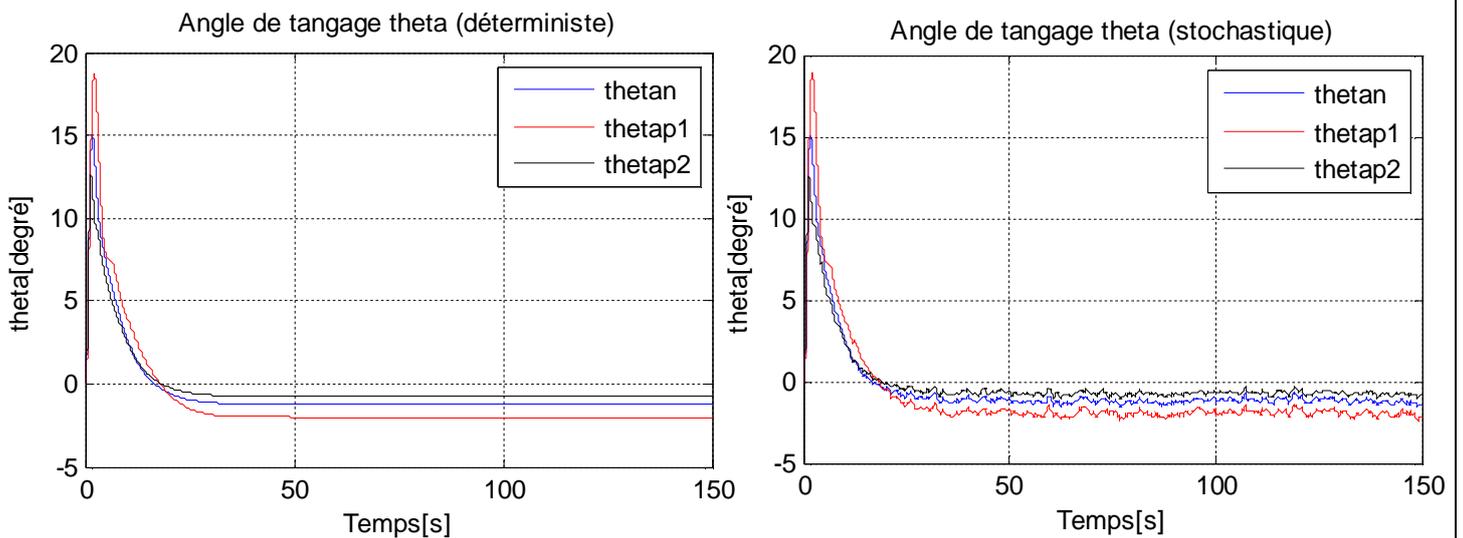


Figure 3.4 : Angle de tangage en fonction de temps

L'angle de tangage θ est ramené à son point de fonctionnement pour gardé la trajectoire de drone.



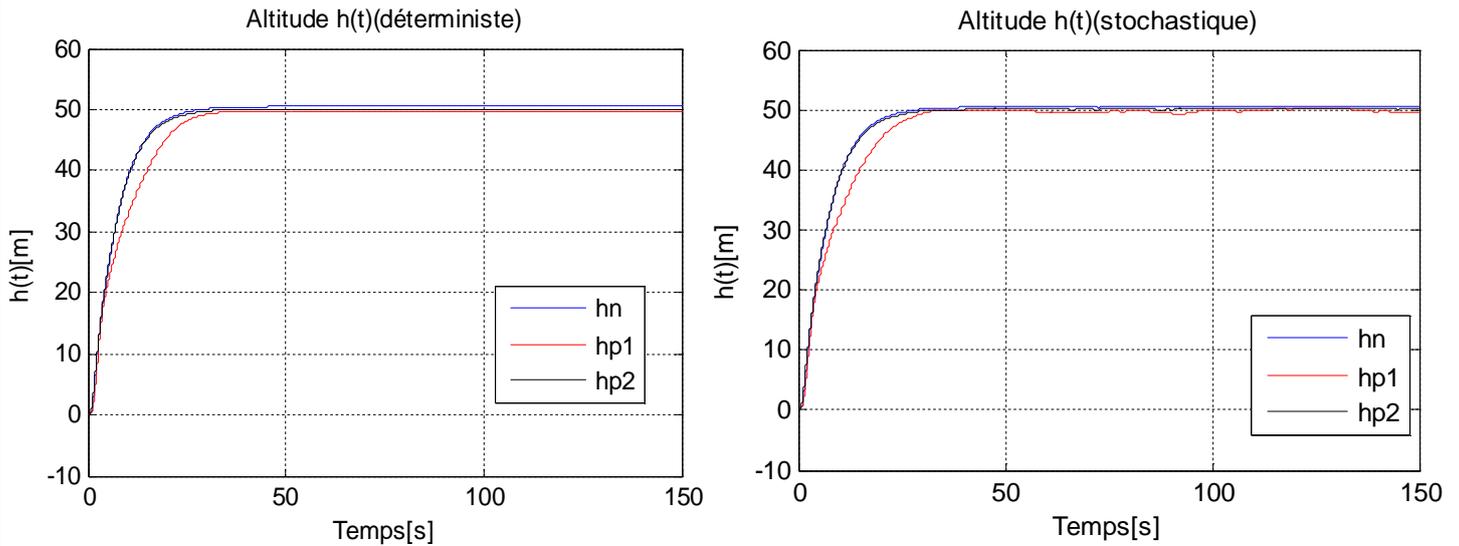


Figure 3.5 : L'altitude en fonction de temps

Nous remarquons que l'altitude h du drone converge vers la consigne après un temps de réponse de 15s, ces mêmes performances ne sont pas altérées après l'introduction des perturbations internes et externes.

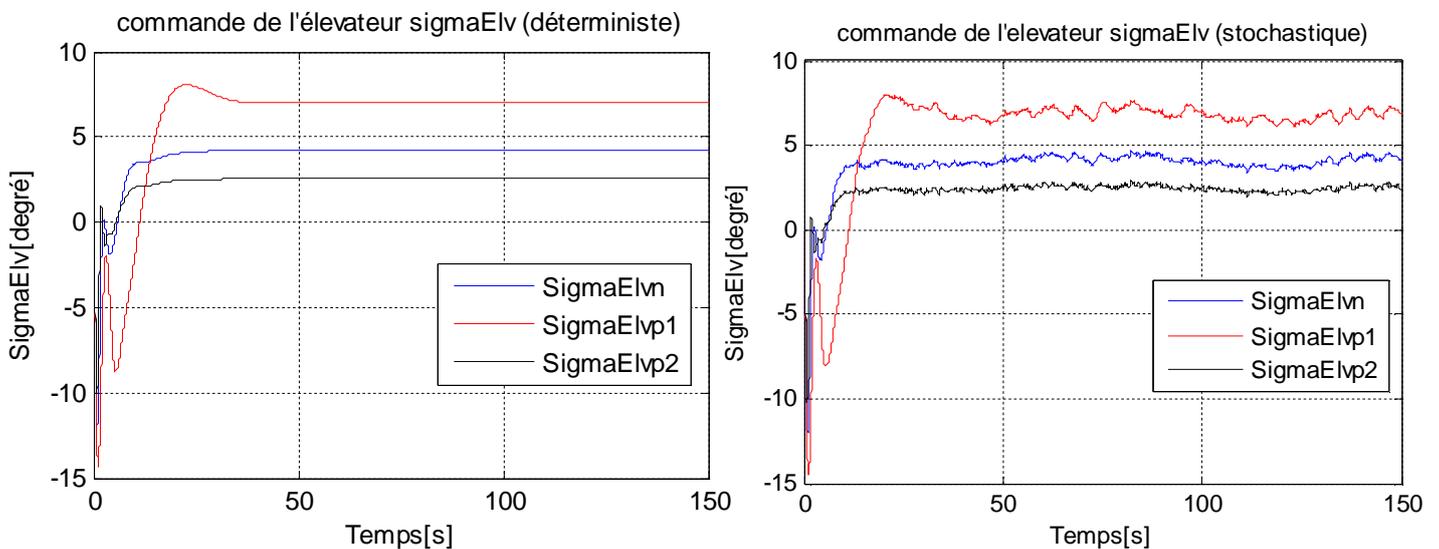


Figure 3.6 : Commande de l'ampenage de profondeur σ_{Elv} en fonction de temps

Nous remarquons que la commande des empennages de profondeur est toujours maintenue dans le domaine de non saturation (-29 et +29) degré.



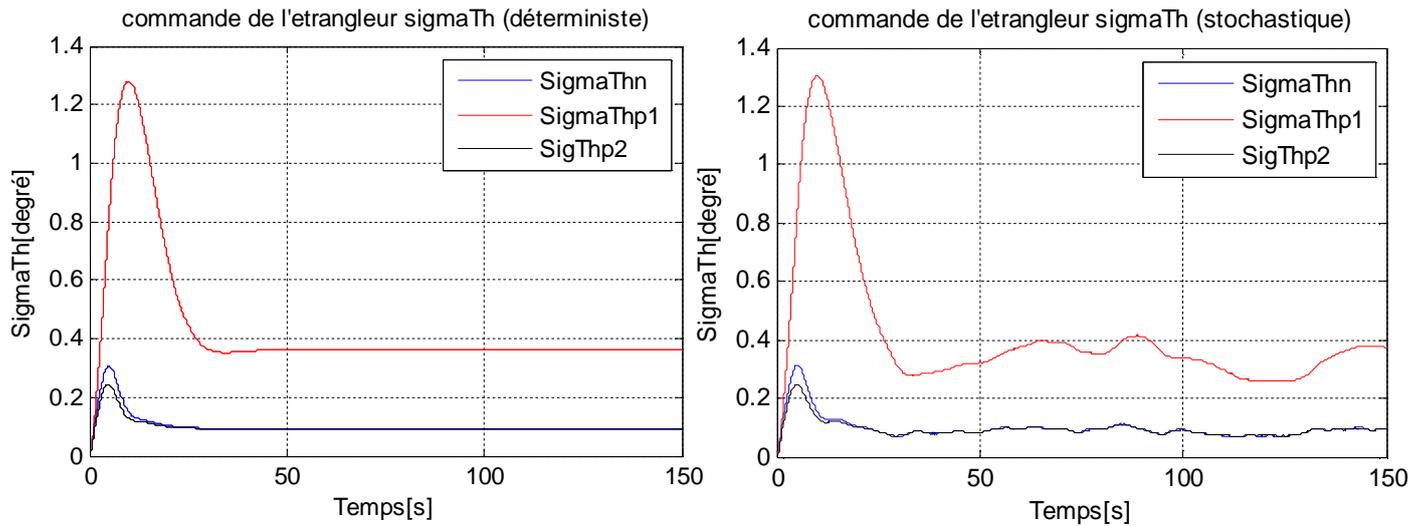


Figure 3.7 : commande de l'étrangleur σ_{Th} en fonction de temps

Même chose pour la commande de l'étrangleur du moteur qui est tenue dans son domaine de fonctionnement. Donc les deux commandes (élevateur et étrangleur) sont réalisables.



III.2 Mouvement latéral

III.2.1 Schéma bloc de Simulink

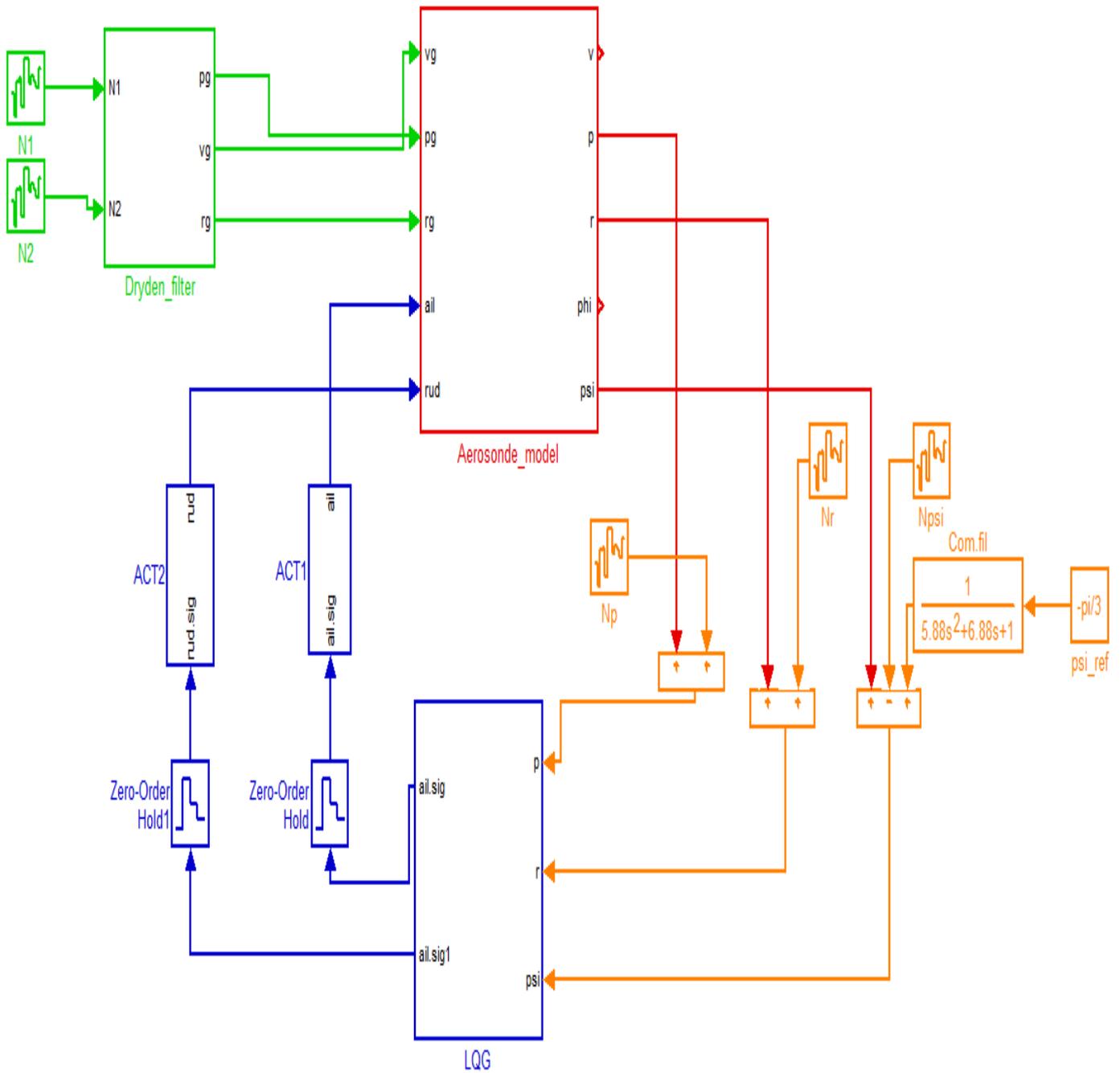


Figure 2 : Le schéma simulink de modèle latéral



III.2.2 Gain du filtre de kalman optimisé

$$L = \begin{bmatrix} p & r & psi \\ 0.0480 & 0.2961 & 0.0003 \\ 0.2108 & 0.7463 & -0.0000 \\ 0.0366 & 0.1905 & 0.0002 \\ 0.0086 & 0.0715 & 0.0006 \\ 0.0005 & 0.0209 & 0.0020 \\ -0.0000 & 0.0001 & 0.0000 \\ -0.0009 & -0.0033 & 0.0000 \\ -0.0060 & -0.0252 & 0.0000 \\ -0.0149 & -0.0501 & 0.0000 \end{bmatrix}$$

III.2.3 Gain du retour d'état optimisé

$$K = \begin{bmatrix} 0.0378 & 1.6237 \\ -0.3948 & 0.4357 \\ -0.2562 & -4.8161 \\ -1.2077 & 1.4632 \\ -0.5958 & -0.1887 \\ 0.1568 & -0.3289 \\ 242.0275 & -99.7706 \\ -9.6414 & -21.3978 \\ 0.6951 & 10.9402 \\ 6.0842 & -0.6936 \\ -0.0341 & 8.4828 \end{bmatrix}$$

III.2.4 Valeurs des normes

H_2 LATERAL		
H2yrn	H2yrp1	H2yrp2
16.04	16.02	16.02

Tableau 3.3 : Valeurs des normes H_2 pour le modèle latéral

H_∞ LATERAL		
G1	G1p1	G2p2
1.3342	1.0151	1.8342

Tableau 3.4: Valeurs des normes H_∞ pour le modèle latéral

III.2.5 Résultats de simulation et interprétations

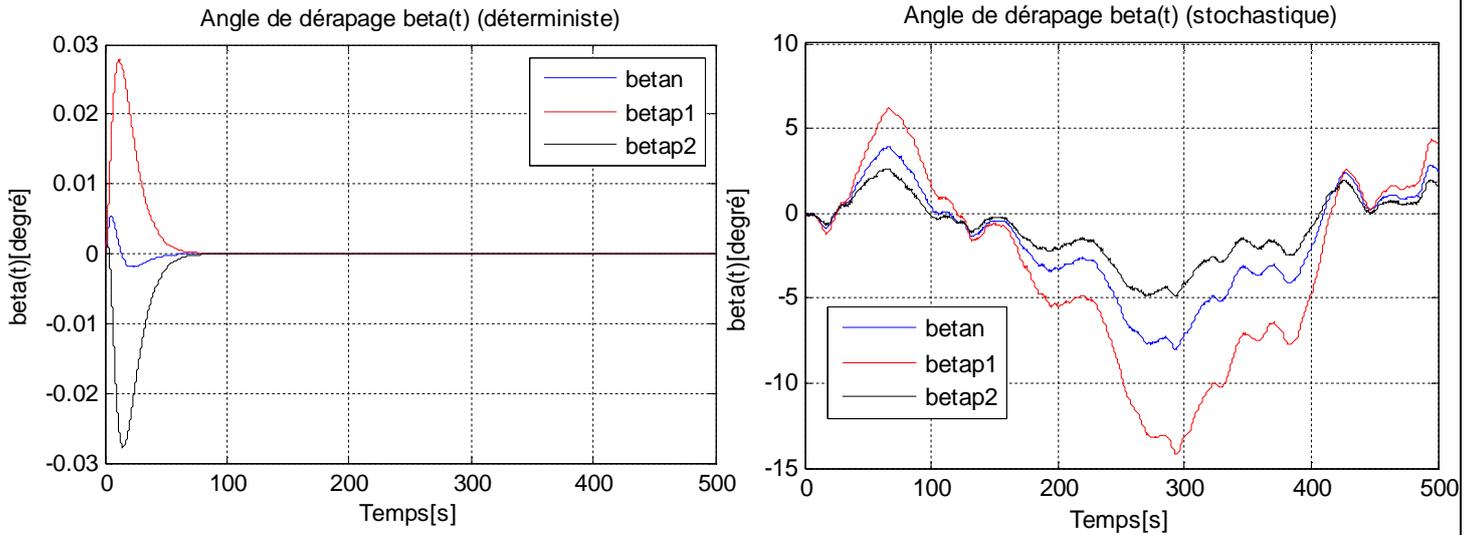


Figure 3.8 : Angle de dérapage en fonction de temps.

L'angle de dérapage β ne doit pas dépasser 3 degré et de revenir à zéros.

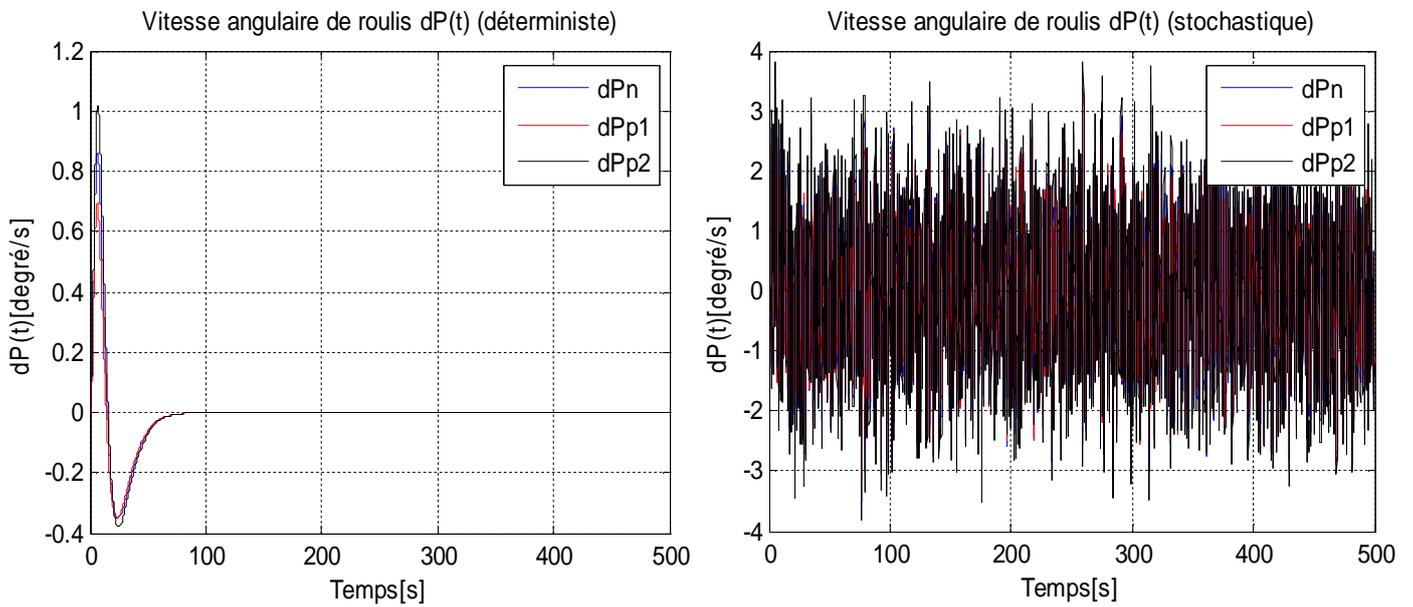


Figure 3.9 : Vitesse angulaire de roulis en fonction de temps.

Le maintien de cap en effectuant un virage de 90 degré.



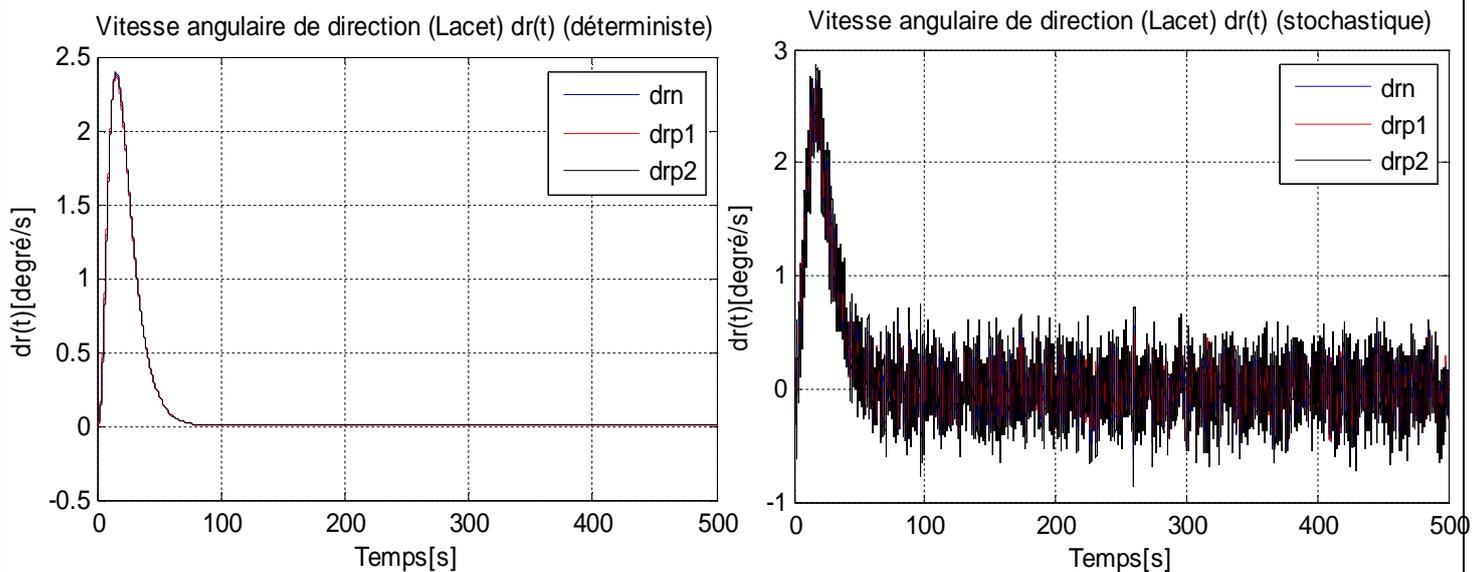


Figure 3.10 : Vitesse angulaire de direction en fonction de temps.

Maintenir la direction après avoir effectuée un virage de 24 degrés et de revenir à zéros

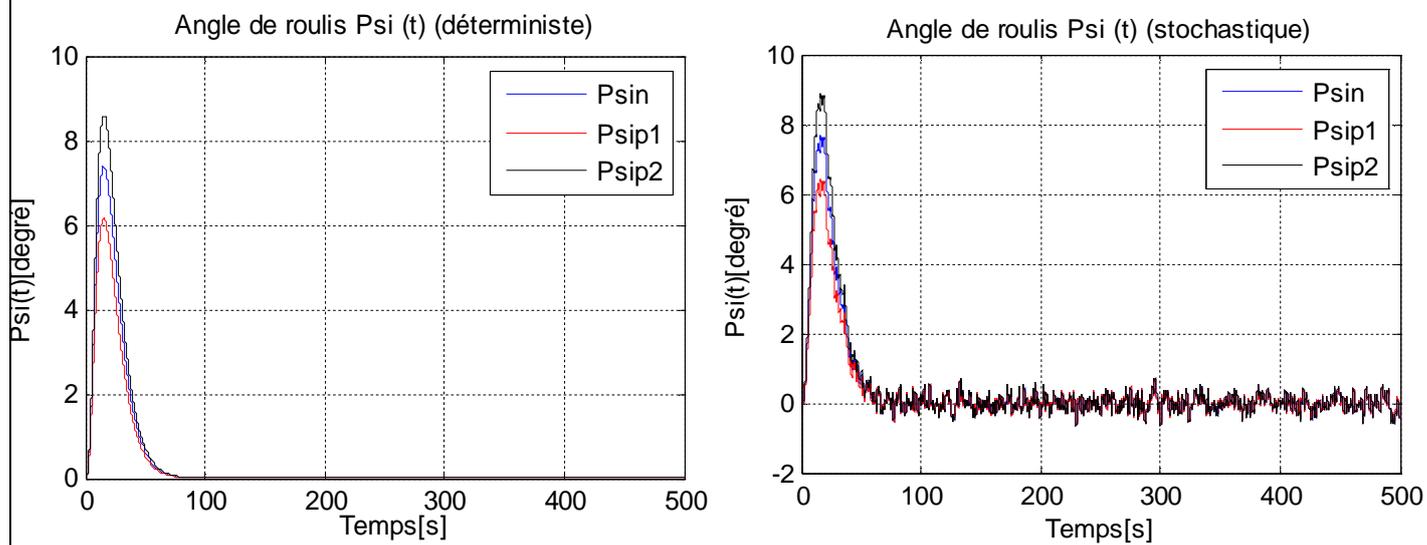


Figure 3.11 : Angle de roulis en fonction de temps



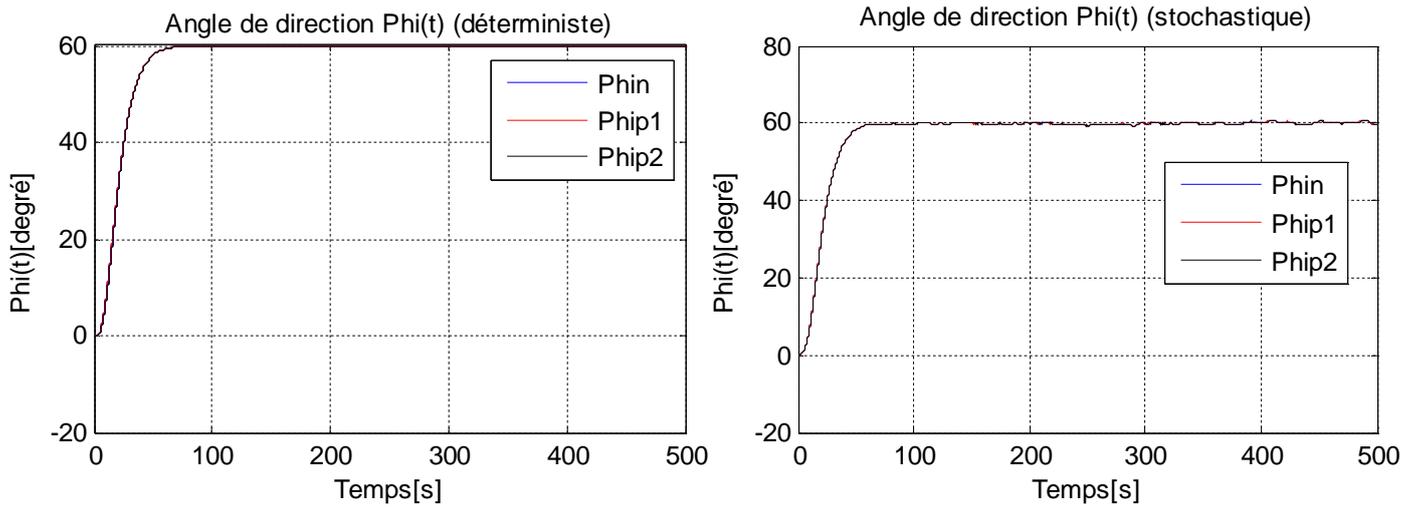


Figure 3.12 : Angle de direction en fonction de temps

Conclusion :

Les résultats obtenus nous a permis de confirmer l'efficacité de la méthode utilisée pour la conception du correcteur sur les trois modèles nominal et perturbés en absence ou en présence des perturbations atmosphériques et les variations paramétriques, les modèles en boucle fermée sont toujours stables, ce qui prouve la robustesse de correcteur synthétisé.





Conclusion générale

Conclusion générale

Conclusion générale :

La conception d'une loi de commande pour des systèmes évoluant dans des situations aussi complexes ; tel qu'un drone ; est une tâche très difficile, et pour surmonter les diverses contraintes qui peuvent être rencontrées nous avons procédé comme suit :

- 1) Déterminer des modèles d'état (nominal et perturbés).
- 2) Synthétiser un correcteur optimal.
- 3) Utiliser les paramètres de du correcteur comme conditions initiales.
- 4) Choisir une fonction objective selon le cahier de charge (critères de performance).
- 5) Construire un nouveau correcteur robuste en optimisant la fonction objectif avec les algorithmes génétiques.

Le fait de minimiser la fonction objectif, les normes H_2 de la fonction de sensibilité S et les normes H_∞ de la fonction de sensibilité complémentaire T , nous a permis de trouver un compromis entre la performance et la robustesse.

La simulation a mis en évidence l'efficacité de la procédure suivie, elle a respecté les limitations imposées par les actionneurs de drone ce qui permet la réalisabilité et l'implémentation cette commande.

Il est souhaitable de vérifier l'efficacité de cette procédure en l'implémentant sur un modèle non-linéaire avec l'algorithme de poursuite d'une mission.

Bibliographies

- [1] - Kimon P. Valavanis: “Advances in Unmanned Aerial Vehicles” University of South Florida Tampa, Florida, USA ,2007.
- [2] - Tad Mc Greer : “Laima : the first atlantic crossing by unmanned aircraft”, The Institu Group 401 Bingen Point Way, Washington USA98605, 25 february 1999.
- [3] - Mulac . B : “Aerosonde Mission Report” NASA Tropical Cloud Systems and Processes (TCSP) Experiment Costa Rica, B. Mulac // Distribution: Aerosonde Internal, NASA TCSP Participants. – July 2005.
- [4] - Aerosonde Robotic aircraft Web site: www.aerosonde.com
- [5] - Donald McLean : “ Automatic Flight Control Systems “, Prentice Hall International (UK) Ltd 66 Wood Lane End, Hemel Hempstead Hertfordshire Hp2 4RG, 1990.
- [6] - M.O.Rauw : “A Simulink environment for flight dynamics and control analysis – application to the DHC-2 ‘beaver’”, Delft University of Technology, Faculty of Aerospace Engineering, Disciplinary Group for Stability and Control, July 1993.
- [7] - J. Magni, S. Bennani, J. Terlouw : “Robust Flight Control. A Design Challenge”, London, Berlin, New York etc.
- [8] - Daniel Alazard, Christelle Cumer, Pierre Apkarian, Michel Gauthier, “Gilles Ferreres : “ Robustesse et commande optimal”, Cépadués-editions,
- [9] - Simon Haykin: “ Kalman filtering and neural networks ”, a Wiley-Interscience Publication John Wiley & sons, Inc, 2001.
- [10] - Doyle .J : “State–space solution to standard H_2 and H_∞ control problems” J. Doyle, K. Glover, P. Khargonekar, B. Francis , IEEE Trans. on Automatic Control, 1989.
- [11] - Weise T : “ Global Optimization Algorithms – Theory and Application” , T. Weise. July 18, 2007.

[12] – Melanie. M : “ An Introduction to Genetic Algorithms”, M. Melanie A Bradford Book the MIT Press, 1999.

[13] – Bryson, A.E. and Ho, Y.C : “Applied Optimal Control, Wiley New York, 1975.