

Sorbonne Université Master 2 Automatique, Robotique Parcours Systèmes Avancés et Robotique

Rapport TP3 Robotique Mobile: Partie Modélisation/Commande

Estimation d'attitude pour les drones multirotors

Auteurs:

Viviane Bao-3800857 Hao Yuan-21117163

Années Universitaires 2023-2024 20 janvier 2024

Table des matières

I.	Introduction	2
II.	Synthèse d'un estimateur linéaire	2-7
III.	Synthèse d'un estimateur non-linéaire	-7-17
IV.	Conclusion	17

I. Introduction

L'objectif de ce TP est de mettre en œuvre sous Matlab-Simulink des algorithmes d'estimation d'attitude pour des drones multirotors. L'exemple considéré dans ce TP est un drone à quatre hélices (quadricoptère). Le schéma global du simulateur est donné par la figure ci-dessous. Il s'agit d'un simulateur assez complet (mais cependant simplifié).

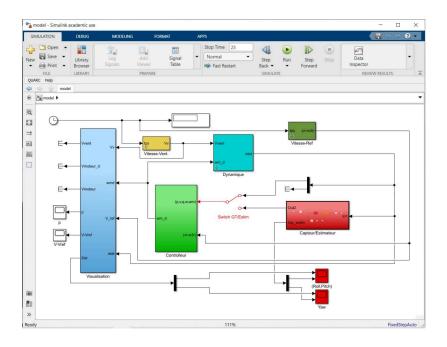


Figure 1-Architecture globale du simulateur

II. Synthèse d'un estimateur linéaire

1) et 2) On doit implémenter un observateur linéaire pour estimer les angles θ_1 , θ_2 , θ_3 , qui représentent respectivement les angles de Roulis, de Tangage et de Lacet. Pour l'estimation de θ_1 et θ_2 , on opte pour un observateur linéaire configuré de la manière suivante:

$$\begin{cases} \cdot \\ \theta_1 = w_{m,1} - k_1 \left(\frac{\alpha_{m,2}}{\theta_1} + \frac{a_{m,2}}{g} \right) \\ \cdot \\ \theta_2 = w_{m,2} - k_2 \left(\frac{\alpha_{m,1}}{\theta_2} - \frac{a_{m,1}}{g} \right) \end{cases}$$

Concernant les mesures magnétométriques, on suppose que le capteur mesure le champ magnétique terrestre, dont les coordonnées par rapport au repère inertiel du drone sont données approximativement (valeurs du champ magnétique terrestre à Paris) par :

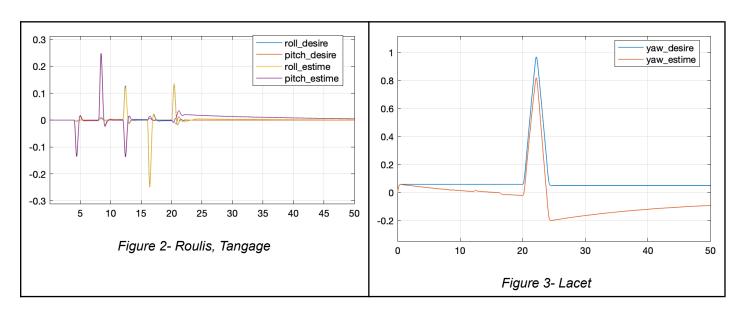
$$m_I = 4.7e - 5 \begin{pmatrix} \cos(65^\circ) \\ 0 \\ \sin(65^\circ) \end{pmatrix}$$

On définit l'estimation de $\boldsymbol{\theta}_{_{\mathfrak{I}}}$ par :

$$\stackrel{\cdot}{\theta}_3 = w_{m,3} - k \left(\stackrel{\wedge}{\theta}_3 + \langle \frac{\bar{m}_m}{m_{I,1}}, e_2 \rangle \right) avec : \bar{m}_m = \begin{bmatrix} 1 \\ -\theta_3 \\ \theta_2 \end{bmatrix} m_{I,1}, \ soit : \langle \bar{m}_m, e_2 \rangle = -\theta_3 m_{I,1}$$

La plupart du temps on choisira $k_1=k_2=k<<1$ (on fait plus confiance aux gyroscopes qu'à l'accéléromètre). On a sélectionné les valeurs de k_1 , k_2 et k égales à 0.05.

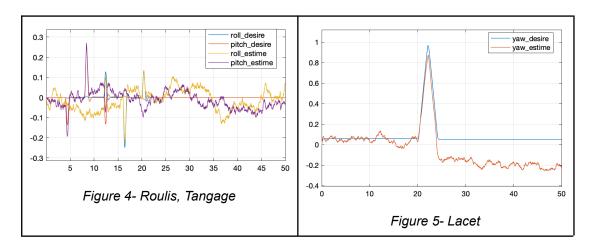
<u>Cas: estimateur linéaire, pas de biais de mesure, pas de bruits de mesures, vol</u> guasi-stationnaire, en mode <u>GT</u>



A ce stade, l'estimation n'a pas encore été intégrée dans le système de commande. On a maintenu l'utilisation de la Vérité Terrain (Gt-Ground Truth) pour valider les performances des estimateurs et alimenter le contrôleur, assurant ainsi une évaluation rigoureuse et un fonctionnement optimal basés sur des données réelles et précises. Il est évident que les estimations correspondent presque exactement aux valeurs souhaitées. Dans le contexte d'un vol quasi-stationnaire, cela démontre la fiabilité de l'estimateur linéaire pour fournir des estimations précises.

3) On cherche ensuite à affiner le choix des gains de l'observateur. Ce processus implique l'introduction de bruits de mesure dans les données de l'IMU et l'ajustement des gains pour maintenir un niveau de bruit acceptable dans les estimations obtenues.

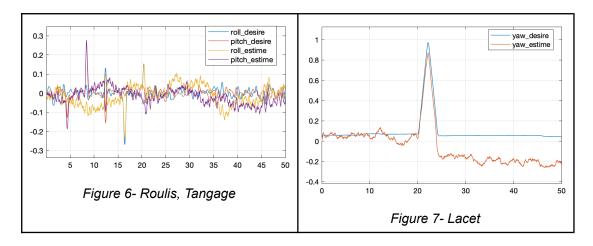
<u>Cas: estimateur linéaire, pas de biais de mesure, avec bruits de mesures (bruit de l'accéléromètre , bruit du magnétomètre, bruit du gyroscope), vol quasi-stationnaire, en mode GT</u>



L'analyse de l'impact des bruits sur les estimations et sur l'asservissement du drone implique de considérer plusieurs aspects clés :

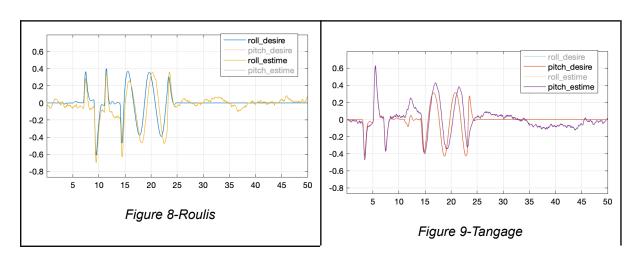
- Le bruit introduit dans les mesures peut réduire la précision des estimations, menant à des valeurs qui s'écartent de la réalité.
- Lorsqu'on du bruit dans les mesures du système, cela entraîne des oscillations des valeurs estimées autour des valeurs cibles ou désirées. Cela se produit car le bruit perturbe les données entrantes, ce qui peut amener les estimateurs à ajuster continuellement leurs estimations dans une tentative de s'aligner sur les valeurs réelles, générant ainsi des oscillations.
- La présence de bruit peut affecter la fiabilité globale des estimations, rendant difficile la distinction entre les variations dues aux conditions réelles de vol et celles causées par le bruit.
- Un contrôleur qui reçoit des données bruitées peut avoir du mal à maintenir le drone dans une trajectoire ou une position désirée, entraînant des corrections constantes et parfois excessives.
- Le bruit dans les estimations peut conduire à un vol instable, avec des mouvements indésirables et des réponses imprévisibles du drone.
- 4) Le changement du mode "Ground Truth" au "contrôleur alimenté par l'estimation d'attitude" permet de tester le système dans des conditions réalistes, où les données ne sont pas idéales. Cela aide à évaluer la performance du système d'estimation face aux bruits et perturbations réels, offrant ainsi une meilleure compréhension de son comportement en situation de vol réelle et de ses capacités à gérer les imprévus.

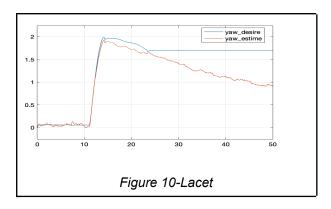
Cas: estimateur linéaire, pas de biais de mesure, avec bruits de mesures (bruit de l'accéléromètre, bruit du magnétomètre, bruit du gyroscope), vol quasi-stationnaire, en mode "contrôleur alimenté par l'estimation d'attitude"



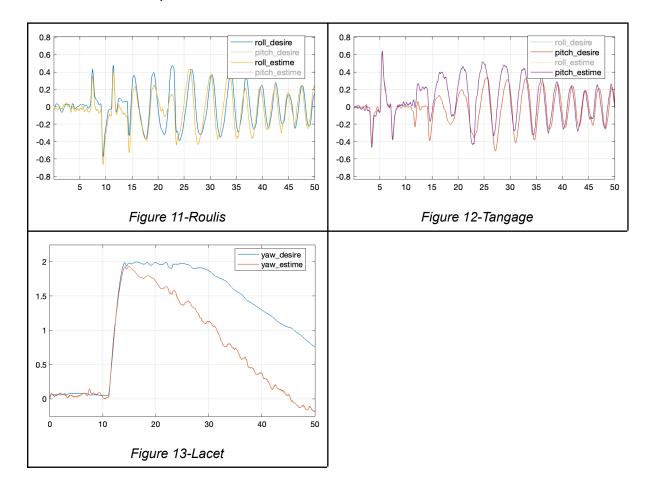
L'utilisation d'un "contrôleur alimenté par l'estimation d'attitude" peut introduire du bruit dans la consigne, ce qui se traduit par une variation des signaux de commande qui peuvent devenir moins lisses comparés à ceux obtenus en utilisant la "Ground Truth" (vérité terrain). Ce bruit supplémentaire est généralement le résultat d'incertitudes ou d'erreurs dans l'estimation d'attitude. Ces erreurs peuvent provenir de diverses sources, telles que les erreurs des capteurs, le traitement du signal, ou les approximations du modèle utilisé par l'estimateur.

5) <u>Cas: estimateur linéaire, pas de biais de mesure, avec bruits de mesures (bruit de l'accéléromètre, bruit du magnétomètre, bruit du gyroscope), vol non stationnaire, en mode GT</u>





<u>Cas: estimateur linéaire, pas de biais de mesure, avec bruits de mesures (bruit de l'accéléromètre, bruit du magnétomètre, bruit du gyroscope), vol non stationnaire, en mode "contrôleur alimenté par l'estimation d'attitude"</u>



En vol non stationnaire, la capacité de l'estimateur linéaire à fournir des mesures précises diminue car il est optimisé pour des conditions de vol où les changements de dynamique sont minimes et prévisibles. Les estimateurs linéaires supposent que les relations entre les entrées et les sorties du système restent constantes, ce qui n'est pas le cas en vol non stationnaire où l'on peut rencontrer des variations rapides et importantes de vitesse, d'altitude, ou d'orientation.

Ces variations dynamiques peuvent entraîner des écarts significatifs entre les valeurs estimées et les valeurs réelles, car les modèles linéaires ne sont pas capables de s'adapter aux changements soudains ou aux comportements non linéaires du drone. Par exemple, lors de manœuvres rapides, de virages serrés, ou d'accélérations, les hypothèses de linéarité ne tiennent plus, et l'estimateur peut ne pas réagir correctement aux nouvelles conditions, entraînant ainsi des erreurs d'estimation qui peuvent compromettre la performance du contrôleur et la stabilité du vol.

III. Synthèse d'un estimateur non linéaire

1) Les résultats de la section précédente montrent la difficulté d'obtenir une bonne estimation du lacet avec l'approche linéaire. On se propose donc ici de mettre en œuvre un estimateur non linéaire. On propose d'utiliser un filtre complémentaire explicite qui est défini de la façon suivante:

$$\hat{R} = \hat{R}S\left(\omega + \sum_{i=1}^{2} k_{i} \nu_{i}^{B} \times \hat{R}^{T} \nu_{i}^{I}\right), k_{i} > 0$$

Soient deux vecteurs \mathbf{v}_1 et \mathbf{v}_2 , fixes dans le repère inertiel I et non colinéaires. On note \mathbf{v}_1^I et \mathbf{v}_2^I $\in \mathbb{R}^3$ leurs coordonnées dans I. Supposons que l'on connaisse/mesure également l'expression de ces vecteurs dans le repère corps B. On note \mathbf{v}_1^B et \mathbf{v}_2^B $\in \mathbb{R}^3$, ces vecteurs de coordonnées.

$$\mathbf{v}_{1}^{I} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -g \end{bmatrix}, \mathbf{v}_{2}^{I} = m_{I}, \mathbf{v}_{1}^{B} = a_{m} (correspondant \ \mathbf{a} "acc" \ sur \ Matlab), \mathbf{v}_{1}^{B} = m_{m}$$

(correspondant à "magneto" sur Matlab)

En pratique, cet observateur sera implémenté en discret, et typiquement sous la forme quaternion associée. Il conviendra de maintenir la norme du quaternion égale à un.

Dans un premier temps, il faut définir l'estimée de la matrice de rotation $\stackrel{\wedge}{R}$. En appliquant la formule de Rodrigues, on obtient :

$${\stackrel{\wedge}{R}} = I_3 + 2 {\stackrel{\wedge}{q}}_s S {\stackrel{\wedge}{q}}_v + 2 S {\stackrel{\wedge}{q}}_v)^2$$

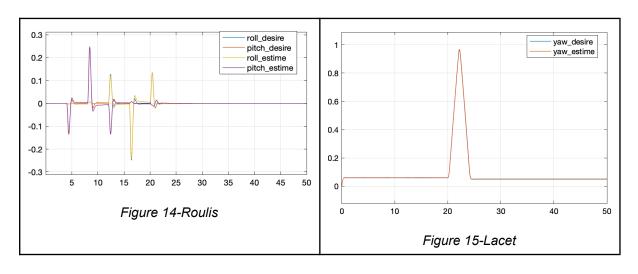
L'estimée du vecteur vitesse angulaire est donnée par: $\hat{\omega} = \omega + \sum_{i=1}^{2} k_i \nu_i^B \times \hat{R}^T \nu_i^I$

L'estimée de la dynamique s'écrit de cette manière:

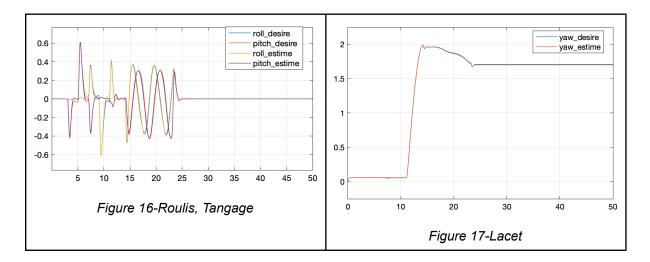
$$\begin{cases} \overset{\cdot}{q}_{s} = -\frac{1}{2} \begin{pmatrix} \hat{q}_{v} \overset{\wedge}{\omega} - \hat{q}_{s} \begin{pmatrix} 1 - \| \hat{q} \|^{2} \end{pmatrix} \end{pmatrix} \\ \overset{\cdot}{q}_{v} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} \hat{q}_{s} \overset{\wedge}{\omega} + \hat{q}_{v} \times \overset{\wedge}{\omega} + \hat{q}_{v} \begin{pmatrix} 1 - \| \hat{q} \|^{2} \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

On a choisi $k_1 = k_2 = 0.002$.

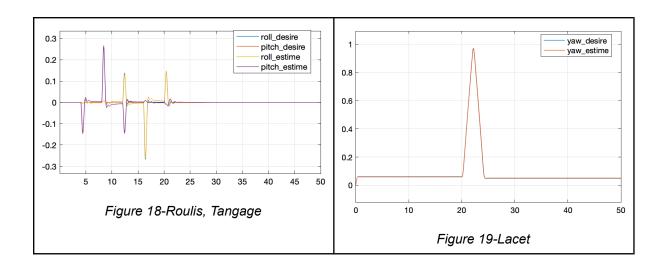
<u>Cas: estimateur non-linéaire, pas de biais de mesure, sans bruits de mesures, vol quasi-stationnaire, en mode GT</u>



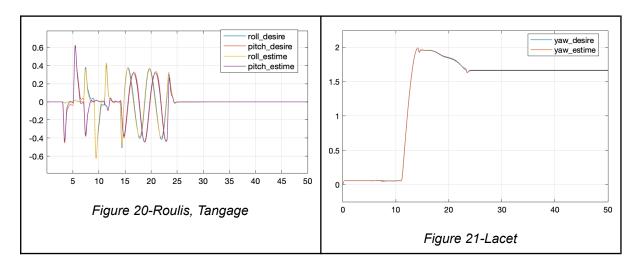
<u>Cas: estimateur non-linéaire, pas de biais de mesure, sans bruits de mesures, vol non stationnaire, en mode GT</u>



<u>Cas: estimateur non-linéaire, pas de biais de mesure, sans bruits de mesures, vol</u> quasi-stationnaire, en mode "contrôleur alimenté par l'estimation d'attitude"

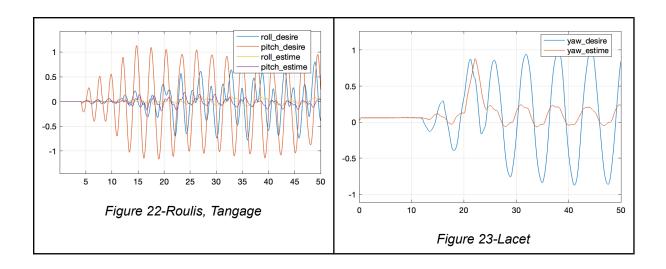


<u>Cas: estimateur non-linéaire, pas de biais de mesure, sans bruits de mesures, vol non stationnaire, en mode "contrôleur alimenté par l'estimation d'attitude"</u>

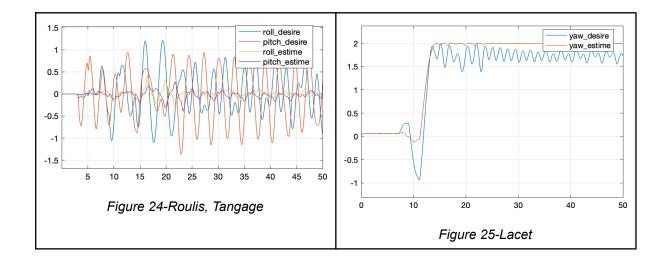


Nous observons que l'estimateur non linéaire manifeste une assez bonne performance dans les deux configurations de vol testées. Cette efficacité est particulièrement notable pour le vol non stationnaire, où la dynamique du drone est complexe et variable. L'estimateur non linéaire, en adaptant ses calculs à ces conditions fluctuantes, maintient des estimations plutôt fiables.

<u>Cas: estimateur non-linéaire, pas de biais de mesure, sans bruits de mesures, vol quasi-stationnaire, en mode "contrôleur alimenté par l'estimation d'attitude", multiplication des gains par un facteur de $100(k_1=k_2=0.2)$ </u>



<u>Cas:</u> estimateur non-linéaire, pas de biais de mesure, sans bruits de mesures, vol non-stationnaire, en mode "contrôleur alimenté par l'estimation d'attitude", multiplication des gains par un facteur de 100 $(k_1 = k_2 = 0.2)$

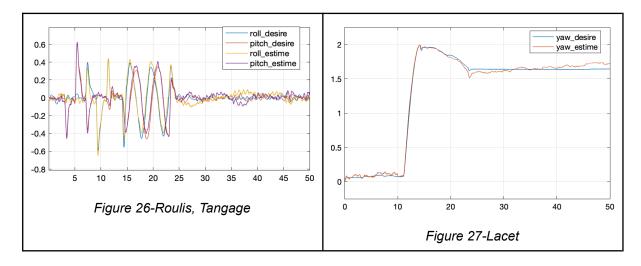


Si on augmente trop les gains k_1 et k_2 , au-delà d'un certain seuil, on peut introduire une réponse trop agressive de l'estimateur. En effet, des gains trop élevés peuvent causer des oscillations excessives dans les estimations, car l'estimateur réagit de manière surdimensionnée aux erreurs. En outre, les gains élevés peuvent aussi amplifier le bruit des mesures, rendant les estimations bruitées et moins fiables. Enfin, bien que de grands gains puissent conduire à une réponse rapide de l'estimateur, ils peuvent également entraîner un manque de précision et de douceur dans le suivi des états désirés.

On ne doit pas dépasser un ordre de grandeur de 10^{-2} des gains. Limiter les gains à cet ordre de grandeur aide à prévenir l'instabilité du système, à réduire l'amplification du bruit dans les estimations, et à maintenir un équilibre entre réactivité et précision. Cela assure une réponse mesurée et stable de l'estimateur, essentielle pour le contrôle efficace du drone.

2) Pour affiner le choix des gains de l'estimateur, on doit ajouter aux mesures imu des bruits de mesure pour avoir un niveau de bruit raisonnable sur les estimées.

Cas: estimateur non-linéaire, pas de biais de mesure, avec bruits de mesures, vol non-stationnaire, en mode "contrôleur alimenté par l'estimation d'attitude"

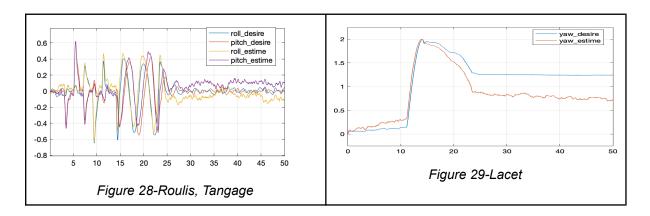


L'introduction de bruit dans le système révèle des écarts significatifs entre les performances des estimateurs linéaire et non linéaire, surtout en ce qui concerne le contrôle de l'angle de Lacet. Contrairement à l'estimateur linéaire, l'estimateur non linéaire semble mieux gérer les perturbations dues au bruit. Ceci se traduit par une réduction des dépassements, c'est-à-dire que l'angle de lacet reste plus proche de la consigne même en présence de perturbations. L'estimateur non linéaire affiche une erreur statique inférieure, indiquant une plus grande précision à long terme. Cela suggère que l'estimateur non linéaire est plus efficace pour ajuster ses réponses et maintenir l'angle de lacet à la valeur désirée malgré les perturbations continues.

Ces observations suggèrent que pour des applications où le bruit et les perturbations sont prévalents, l'adoption d'un estimateur non linéaire est plus avantageuse.

A présent, on va ajouter les biais de mesure.

<u>Cas: estimateur non-linéaire, avec biais de mesure, avec bruits de mesures, vol non-stationnaire, en mode "contrôleur alimenté par l'estimation d'attitude"</u>



L'introduction du biais (notamment sur les gyroscopes) induit une erreur systématique dans les mesures, ce qui trompe l'estimateur et donc le contrôleur qui se base sur ces données erronées. En conséquence, le contrôleur peut calculer des commandes inadaptées, qui ne corrigent pas efficacement les erreurs de position ou d'orientation, conduisant à des écarts persistants et des oscillations autour de la position ou l'orientation désirée. Cela peut se manifester par des réponses retardées, des trajectoires de correction excessives, ou une tendance à s'éloigner de la trajectoire souhaitée, surtout si le système n'est pas conçu pour compenser ou corriger le biais.

Remarque: l'estimateur non linéaire gère de façon satisfaisante l'ajout simultané d'un biais de l'accéléromètre et du magnétomètre, en réussissant à maintenir les estimations proches des valeurs souhaitées. Toutefois, lorsque le biais affecte également le gyroscope, l'estimateur perd en efficacité, cela aboutit à des performances dégradées de l'estimateur non linéaire dans ces conditions.

Pour réduire l'impact de ces biais, on définit un nouveau observateur non linéaire ('implicite complementary filter) 'de la façon suivante:

$$\begin{cases} & \dot{\hat{R}} &= \hat{R}S\left(\omega_m + \hat{b}_\omega + k_1\hat{R}^T\text{vex}(P_a(\tilde{R}))\right)\,,\quad k>0\\ & \dot{\hat{b}}_\omega &= -k_2\hat{R}^T\text{vex}(P_a(\tilde{R})) \end{cases}$$
 L'observateur ci-dessus fait intervenir $\tilde{R} \begin{pmatrix} e^{\hat{N}} \\ e^{\hat{R}} \end{pmatrix}$. Ainsi, on a ajouté une sortie $R_{r\acute{e}el}$ dans le

modèle imu pour récupérer la valeur de R.

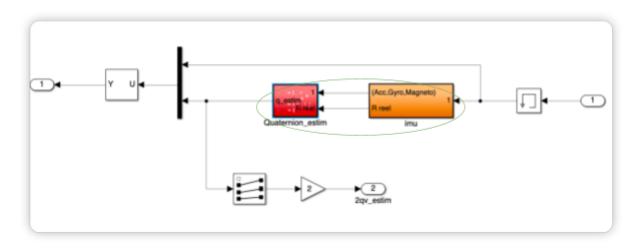


Figure 30- Modifications de l'estimateur

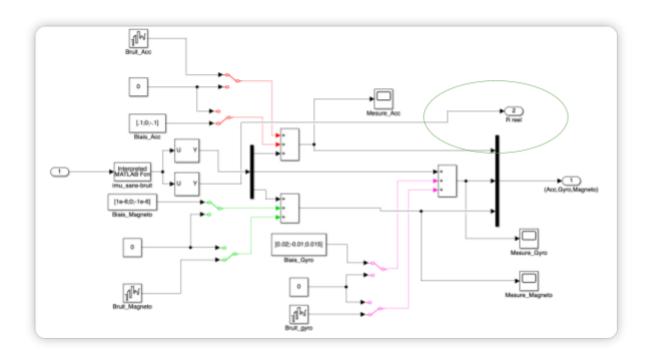


Figure 31- Modèle modifié de IMU

 $R_{r\acute{e}el}$ est ensuite utilisé dans le modèle "Quaternion_estim" pour calculer les estimées de $\theta_1,\theta_2,\theta_3$.

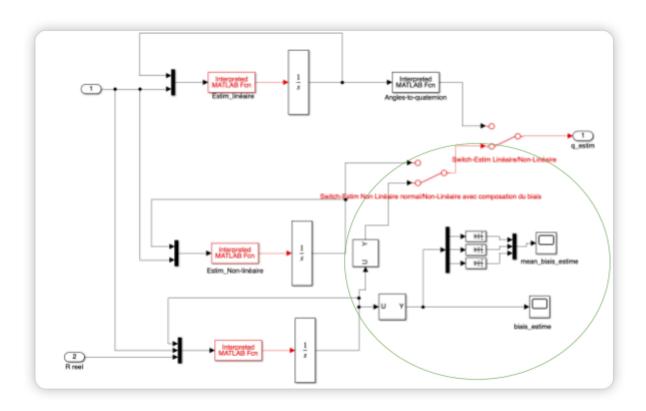
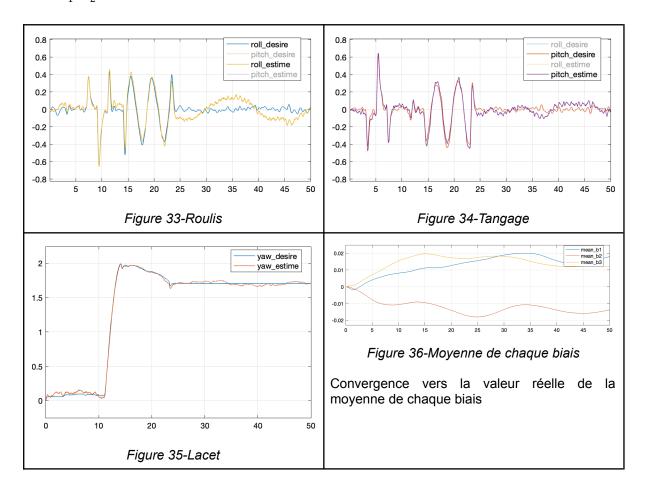


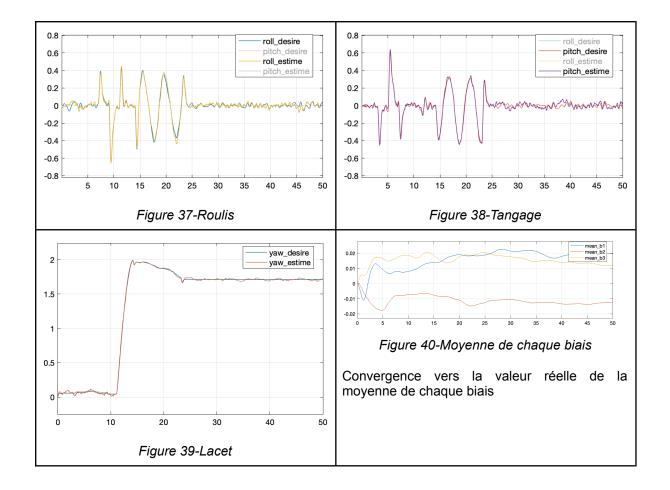
Figure 32- Modèle modifié de Quaternion_estim

Le biais estimé est défini par: [b1_estime b2_estime b3_estime]. Le biais réel est défini par : [0.02 -0.01 0.015]. Il est nécessaire d'évaluer le biais et de l'ajuster dans le système d'estimation. Pour le filtre complémentaire passif utilisé comme estimateur, le minimum de l'ordre des gains, k_1 et k_2 , doit être de 1. On a expérimenté avec différents ordres, et les résultats sont présentés ci-dessous. Il a été observé que plus les gains k_1 et k_2 sont élevés, plus la précision de l'estimateur augmente.

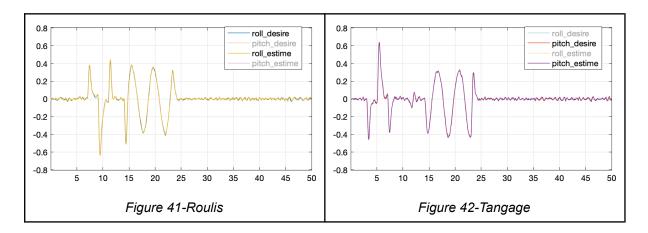
<u>Avec</u> $k_1 = k_2 = 0.1$:

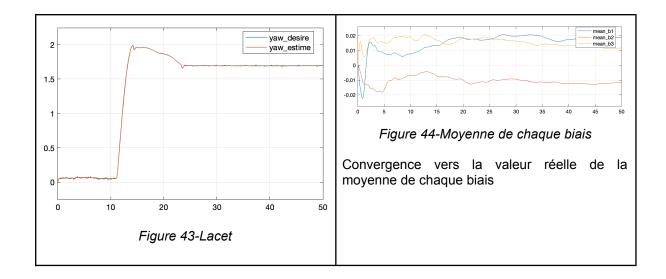


 $\underline{\text{Avec}} k_1 = k_2 = 1$:

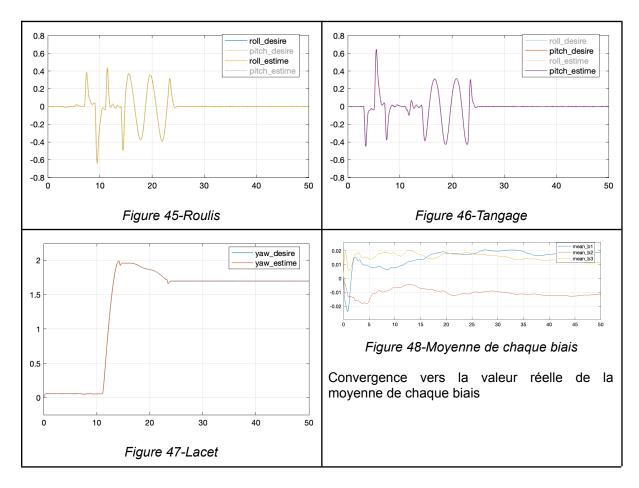


$\underline{\text{Avec}} k_1 = k_2 = 10$:





<u>Avec</u> $k_1 = k_2 = 100$:



L'adoption d'un observateur non linéaire a permis d'améliorer la stabilité du système, ce qui se manifeste par l'alignement étroit des variables d'état avec leurs trajectoires de consigne. Cette précision indique une excellente capacité de l'observateur à compenser les non-linéarités inhérentes au système et à réagir de manière adéquate aux changements dynamiques.

Le fait que l'observateur non linéaire maintienne un alignement même en présence de bruits, de perturbations et de biais suggère une forte capacité de filtrage et une bonne conception de l'algorithme de correction. Cela démontre également une sensibilité réduite aux erreurs systématiques qui pourraient fausser les estimations, et une capacité à estimer de manière fiable l'état réel du système pour une large gamme de conditions opérationnelles.

En résultat, on observe une amélioration significative du comportement du système, avec des estimations plus précises et une réduction des écarts par rapport aux valeurs cibles, ce qui est crucial pour les applications nécessitant un haut degré de précision et de fiabilité.

IV. Conclusion

En conclusion, il est important de souligner que le mode GT représente fidèlement le scénario réel. Notre démarche avec l'estimateur a été guidée par l'ambition de se rapprocher autant que possible de cette réalité, en considérant les défis posés par l'introduction de bruits et de biais. Pour relever ces défis, nous avons développé et mis en œuvre un observateur, basé sur l'utilisation innovante du filtre complémentaire passif. Cette approche marque un pas significatif vers une meilleure compréhension et simulation des conditions réelles.