



# Observation et commande des systèmes non linéaires

Application à la mobilité aérienne  
terrestre et sous marine

COLLOQUE BOUYSSY

GS SIS

SOFIANE AHMED ALI

MAÎTRE DE CONFÉRENCES

ÉQUIPE SIAM IBISC

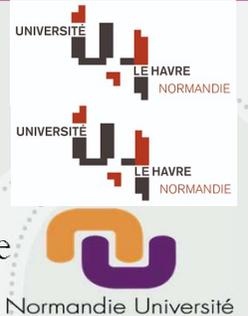
# 1-Plan de la présentation

1. Parcours académique et professionnel
2. Contexte des travaux de recherches: Place de la mobilité autonome dans le transport.
3. Verrous scientifiques auxquels s'attaquent mes travaux de recherches
4. Concept de l'observateur continu discret (CDO) pour les systèmes physiques.
5. Observateurs (CDO) pour l'estimation d'attitude et de position du drone
6. Observateurs (CDO) neuro-adaptatifs pour l'estimation de la dynamique véhicule
7. Observateurs CDO pour le contrôle semi-autonome d'un robot sous marin
8. Conclusion et perspectives des travaux de recherches

# 1-Parcours académique et professionnel

## Formation et diplômes

- ❑ 2003-2004: DEA en automatique et robotique. Université du Havre Normandie
- ❑ 2004-2008: Doctorat en automatique-robotique. Université du Havre Normandie
- ❑ 2018: Habilitation à diriger des recherches (HDR) en automatique-robotique-traitement du signal . Normandie Université



## Parcours professionnel

- ❑ 2006-2008: ATER en 61<sup>ème</sup> section à l'IUT du Havre
- ❑ 2008-2009: Ingénieur systèmes mécatroniques chez RENAULT Technocentre
- ❑ 2009-2010: Post-Doctorat à l'IRSEEM (EA 4353)
- ❑ 2010-2022: Enseignant chercheur en automatique 61<sup>ème</sup> section à l'ESIGELEC (école d'ingénieur en génie électrique)
- ❑ Septembre 2022: Maître de conférences à l'IUT d'Evry val d'Essonne et au laboratoire IBISC



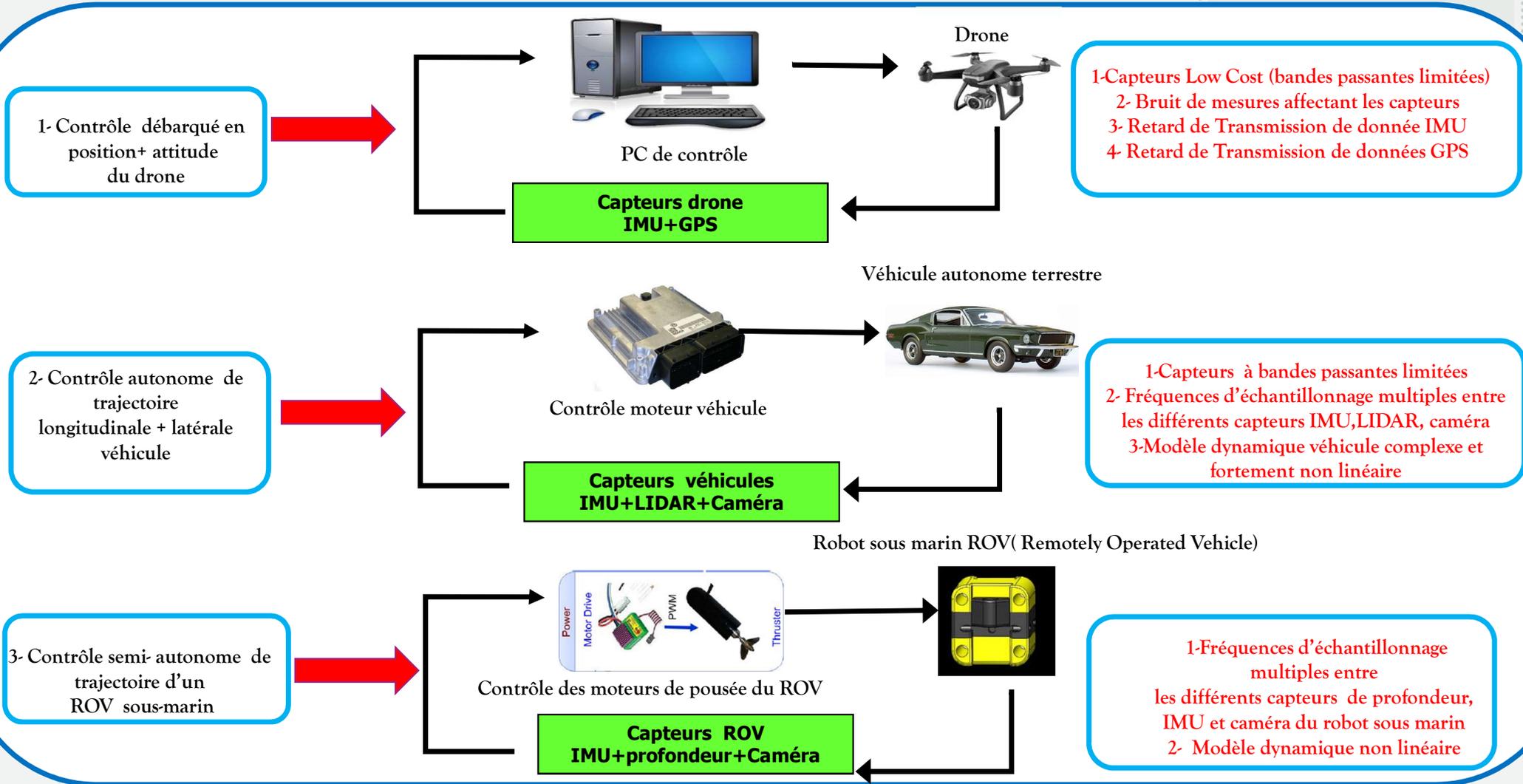
## 2-Contexte des travaux de recherches: Place de la mobilité autonome dans le transport



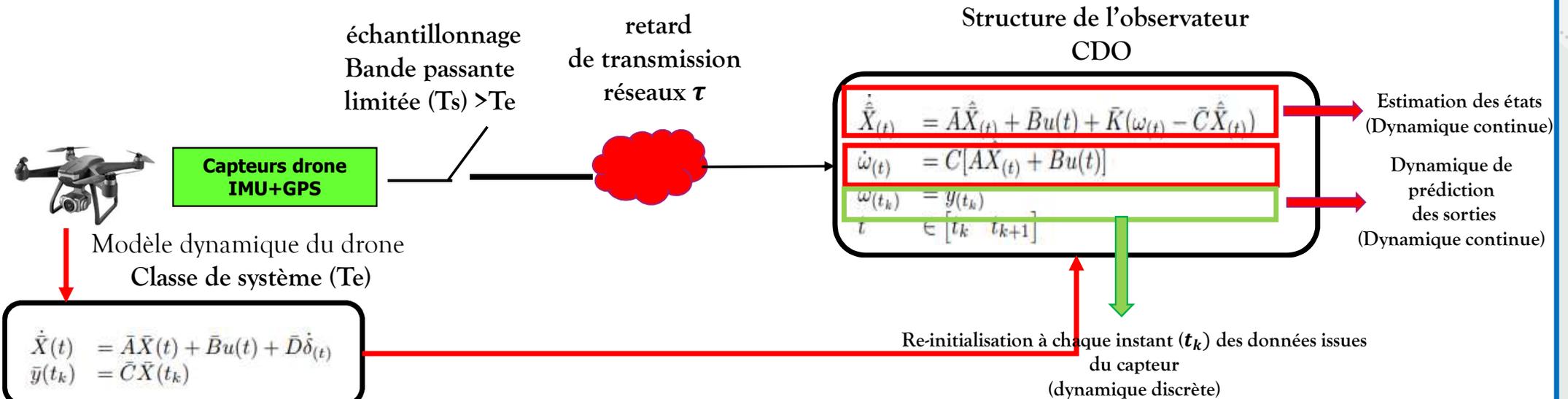
### Contexte de la mobilité autonome dans le domaine du transport

- Perspectives de transports sûres efficaces et accessibles.
- Enjeux d'autonomie et de réduction de consommation d'énergie et donc d'émissions de CO2
- Plusieurs applications potentielles: Transport de marchandises ou échantillons médicaux, inspection de sites de production (Ex: sites agricoles,..) ou de sites industriels sensibles (départ de feu,...).

### 3- Verrous scientifiques de mes travaux de recherches sur la mobilité autonome



## 4- Concept d'observateur continu-discret pour les systèmes physiques

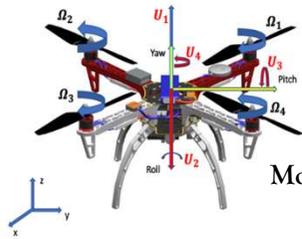


### Objectifs : Capteur logiciel permettant

- L'estimation à partir des données capteurs (mesurables) d'un système des états non mesurables et des perturbations internes et externes affectants ce dernier.
- Le recalage software des données estimées par l'observateur à la fréquence d'échantillonnage du système ( $T_e$ ).
- La compensation software du retard de transmission de données transmises par le réseau

# 5: Synthèse d'observateur pour l'estimation des attitudes et des positions du drone

## 1: Contexte et objectifs



Modélisation dynamique du drone

$$\begin{aligned} \ddot{x} &= \frac{-k_{tdx}\dot{x}}{m} + \frac{c(\phi)s(\theta)c(\psi) + s(\phi)s(\psi)}{m}U_1 + \delta_{tx} \\ \ddot{y} &= \frac{-k_{tdy}\dot{y}}{m} + \frac{c(\phi)s(\theta)s(\psi) - s(\phi)c(\psi)}{m}U_1 + \delta_{ty} \\ \ddot{z} &= \frac{-k_{tdz}\dot{z}}{m} - g + \frac{c(\phi)c(\theta)}{m}U_1 + \delta_{tz} \\ \ddot{\phi} &= \frac{I_y - I_z}{I_x}\psi\dot{\theta} - \frac{J_r}{I_x}\Omega\dot{\theta} - \frac{k_{afx}}{I_x}\dot{\phi}^2 + \frac{U_2}{I_x} + \delta_{rx} \\ \ddot{\theta} &= \frac{I_z - I_x}{I_y}\dot{\phi}\dot{\psi} - \frac{J_r}{I_y}\Omega\dot{\phi} - \frac{k_{afy}}{I_y}\dot{\theta}^2 + \frac{U_3}{I_y} + \delta_{ry} \\ \ddot{\psi} &= \frac{I_x - I_y}{I_z}\dot{\phi}\dot{\theta} - \frac{k_{afz}}{I_z}\dot{\psi}^2 + \frac{U_4}{I_z} + \delta_{rz} \end{aligned}$$

$$\dot{x}_p(t) = A_p x_p(t) + \varphi(u_p(t), x_p(t)) + B_p \xi_p(t)$$

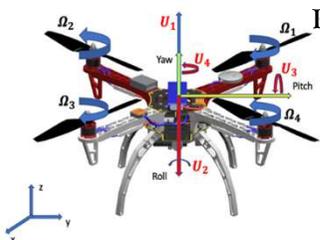
where  $x_p(t) = [x(t) \ y(t) \ z(t) \ \dot{x}(t) \ \dot{y}(t) \ \dot{z}(t)]^T$ ,

Dynamique des positions et des vitesses ( $x, y, z, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}$ )

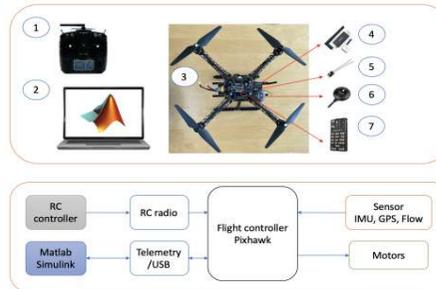
$$\dot{x}_a(t) = A_a x_a(t) + \varphi(u_a(t), x_a(t)) + B_a \xi_a(t)$$

where  $x_a(t) = [\phi(t) \ \theta(t) \ \psi(t) \ \dot{\phi}(t) \ \dot{\theta}(t) \ \dot{\psi}(t)]^T$

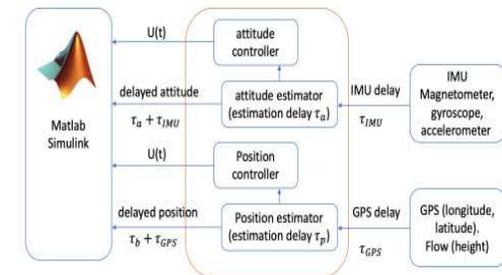
Dynamique angulaire d'attitude ( $\Phi, \theta, \psi, \dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi}$ )



Plateforme expérimentale de validation



Problématique traitée:  
Le contrôle débarquée du drone



**Objectifs: Synthèse d'observateur d'état Filtered High Gain Observer (FHGO) pour**

- L'estimation continue des dynamiques de position et d'angles du drone + réduction du bruit de mesures capteurs.
- Compenser le retard  $\tau_{imu}$  et  $\tau_{GPS}$  induit par la transmission des données IMU du drone vers le PC de commande

## 2: Structure de l'observateur

$$\dot{x}_p(t) = A_p x_p(t) + \varphi(u_p(t), x_p(t)) + B_p \xi_p(t)$$

$$\text{where } x_p(t) = [x(t) \ y(t) \ z(t) \ \dot{x}(t) \ \dot{y}(t) \ \dot{z}(t)]^T,$$

Dynamique des positions  $x, y, z$

$$\dot{x}_a(t) = A_a x_a(t) + \varphi(u_a(t), x_a(t)) + B_a \xi_a(t)$$

$$\text{where } x_a(t) = [\phi(t) \ \theta(t) \ \psi(t) \ \dot{\phi}(t) \ \dot{\theta}(t) \ \dot{\psi}(t)]^T$$

Dynamique d'attitude  $\Phi, \theta, \psi$

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + \varphi(u(t), \hat{x}(t)) + K_1 \Lambda \Delta \eta(t)$$

$$\dot{\eta}(t) = \Lambda(A^T - K_2)\eta(t) + \Lambda C^T [\hat{z}(t) - C\hat{x}(t)]$$

$$\begin{aligned} \hat{z}(t) &= \hat{y}(t) + \int_{t-\tau}^t C [A\hat{x}(s) + \varphi(u(s), \hat{x}(s))] ds \\ &\quad - \int_0^t \Lambda K_3 [\hat{z}(s) - C\hat{x}(t)] ds \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \hat{y}(t) &= C [A\hat{x}(t-\tau) + \varphi(u(t-\tau), \hat{x}(s-\tau))] \\ &\quad - \Lambda K_4 [\hat{y}(t) - C\hat{x}(t-\tau)] \end{aligned}$$

$$\hat{y}(t_k) = y(t_k), \ t \in [t_k, t_{k+1}[$$

Étage Estimation+ filtrage bruit de mesure

Étage compensation du retard de mesure

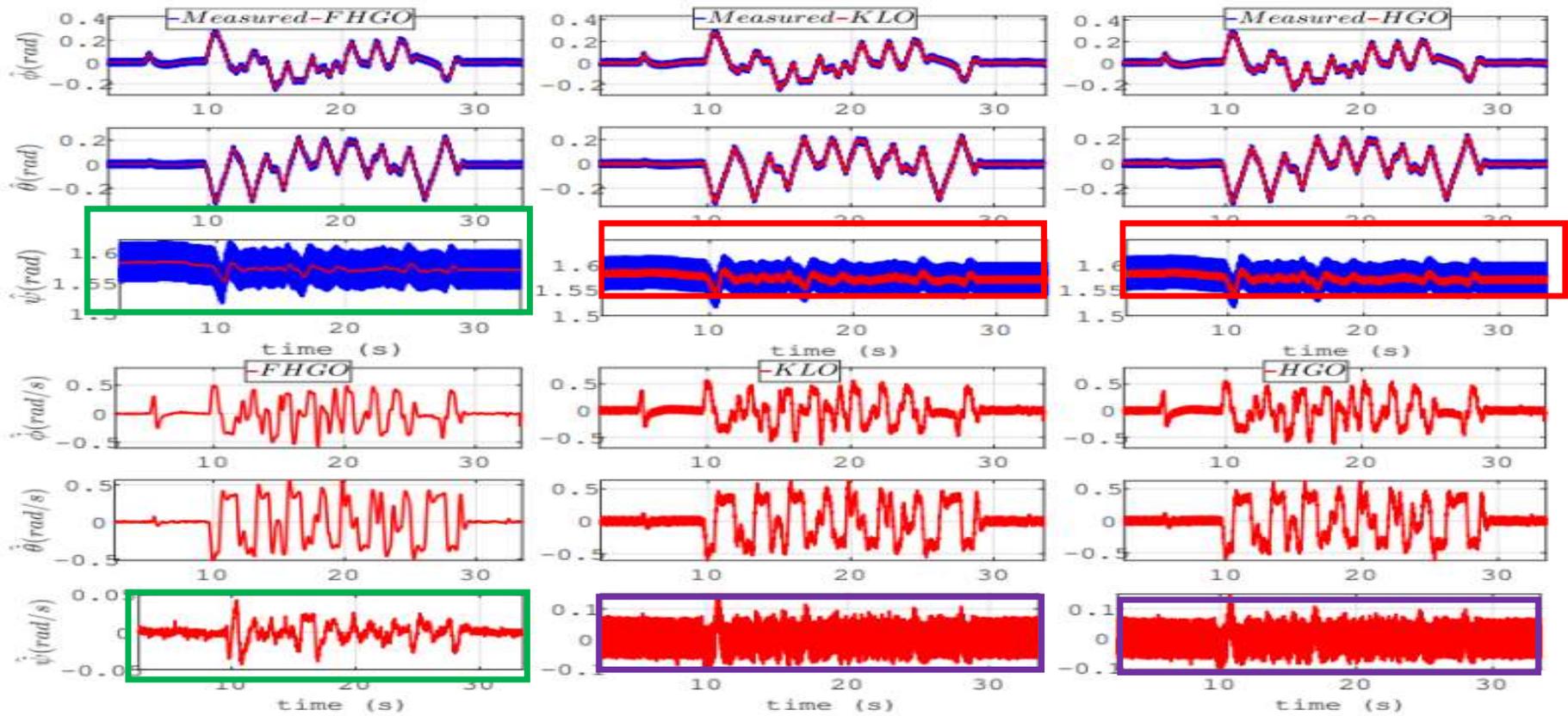
Étage compensation de l'effet d'échantillonnage

### Structure de l'observateur proposée

- 3 étages pour l'observateur: 1-Filtrage-estimation. 2) Compensation du retard de transmission de données. 3) Compensation de l'effet de l'échantillonnage des données de mesures.
- $K_1, K_2, K_3, K_4$ : Gains de l'observateur à régler par l'utilisateur pour optimiser l'erreur d'estimation
- Couplage des estimées des positions  $\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}$  et des attitudes  $\hat{\phi}, \hat{\theta}, \hat{\psi}$  avec une loi de commande (PID, SMC,..) en vue d'améliorer le contrôle en position ( guidage) du drone

### 3: Résultats expérimentaux

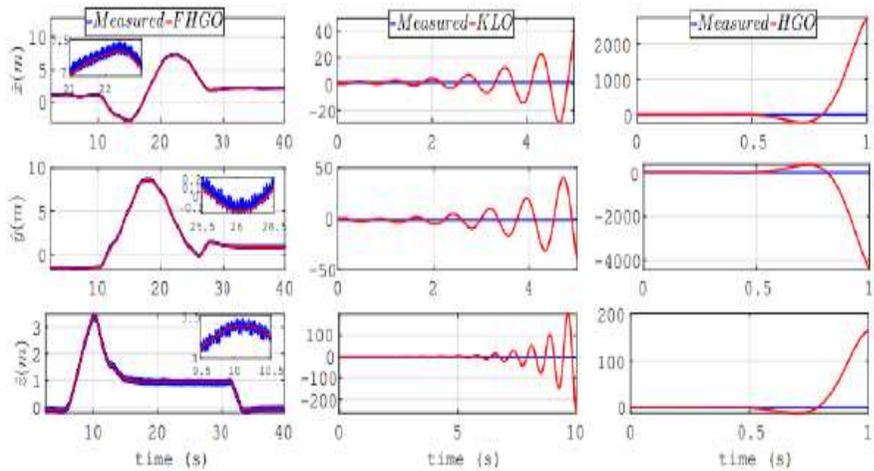
(Estimation des attitudes  $\hat{\phi}, \hat{\theta}, \hat{\psi}$  et leurs vitesses  $\hat{\dot{\phi}}, \hat{\dot{\theta}}, \hat{\dot{\psi}}$  avec  $\tau_{imu} = 0.001s, \tau_{GPS} = 0,17s,$   
 $h(\text{période-échantillonnage capteur}) = 0,005s. T_e(\text{période-échantillonnage system}) = 0.001s$



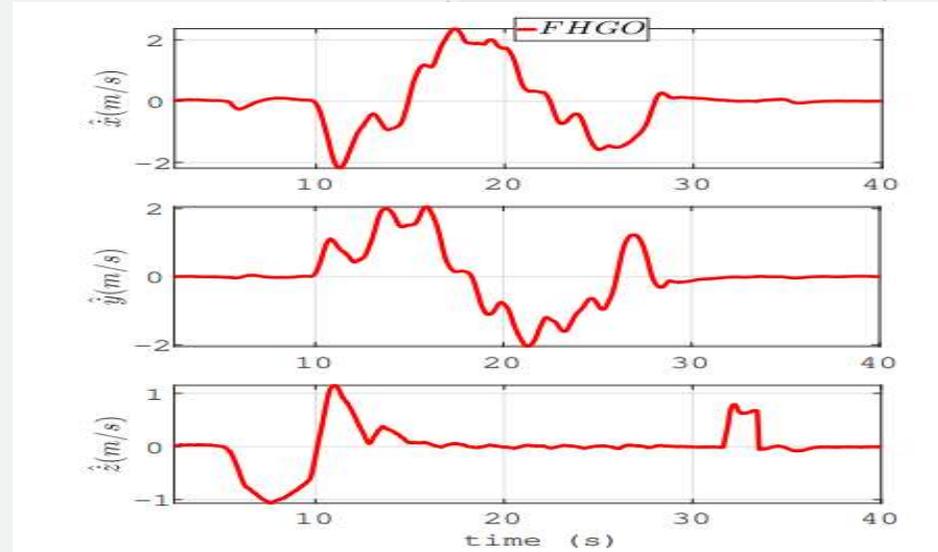
Résultats expérimentaux de l'estimation de  $\hat{\phi}, \hat{\theta}, \hat{\psi}, \hat{\dot{\phi}}, \hat{\dot{\theta}}, \hat{\dot{\psi}}$  par le FHGO (gauche), Kalman Like Filter (KLO) (milieu), High Gain Observer (HGO) (droite).

### 3: Résultats expérimentaux

(Estimation des positions  $\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}$  et des vitesses  $\hat{\dot{x}}, \hat{\dot{y}}, \hat{\dot{z}}$  avec  $\tau_{imu} = 0.001s, \tau_{GPS} = 0.17s, h(\text{période-échantillonnage capteur}) = 0.005s, T_e(\text{période-échantillonnage system}) = 0.001s$ )



Estimation des positions  
 $\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}$



Estimation des vitesses  $\hat{\dot{x}}, \hat{\dot{y}}, \hat{\dot{z}}$

#### Bibliographie

**1:** Filtered High-Gain Observer Design For a Class of Nonlinear Systems subject to Delayed Measurements: Application to a Quadrotor UAV. Q.Truc Dam, R.E Thabet, S. Ahmed Ali, and F.Guerin. American Control Conference (ACC).pp- 4050-4055,2022.

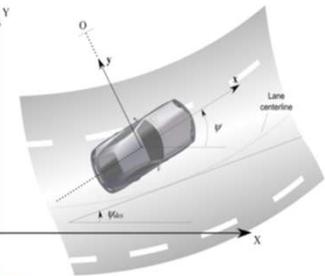
**2:** Continuous-discrete time high gain observer design for state and unknown inputs estimations of quadrotor uav. Q.Truc Dam, R.E Thabet, S. Ahmed Ali, and F.Guerin and A.Hugo European Control Conference (ECC), pages 1181-1186, 2021

# 6: Synthèse d'observateur neuro-adaptatif pour l'estimation de la dynamique véhicule

## 1: Contexte et objectifs



Citroën AMI  
Équipé  
(LIDAR, IMU, Bus  
CAN)



Modélisation  
dynamique  
du véhicule



$$\begin{aligned} \dot{v}_x &= \frac{F_{yf} \sin \delta + F_{\alpha}}{m} \\ \dot{v}_y &= \frac{F_{yf} \cos \delta + F_{yr}}{m} - r v_x \\ \dot{r} &= \frac{F_{yf} l_f \cos \delta - F_{yr} l_r}{I_z} \end{aligned}$$

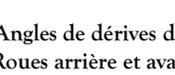
$$\begin{aligned} F_{yf} &= 2C_f \alpha_f + f_{yf}(\alpha_f) \\ F_{yr} &= 2C_r \alpha_r + f_{yr}(\alpha_r) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \alpha_f &= \delta - \frac{v_y}{v_x} - \frac{l_f r}{v_x} \\ \alpha_r &= -\frac{v_y}{v_x} + \frac{l_r r}{v_x} \end{aligned}$$

Dynamique véhicule



Forces latérales



Angles de dérives des  
Roues arrière et avant



$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu + Ff \\ y &= Cx \end{aligned}$$

where

$$A = \begin{bmatrix} 0 & \frac{2C_f \delta}{m v_x} & \frac{2C_f l_f \delta}{m v_x} \\ 0 & -\frac{2C_f + 2C_r}{m v_x} & -v_x + \frac{2l_r C_r - 2l_f C_f}{m v_x} \\ 0 & \frac{2l_r C_r - 2l_f C_f}{I_z v_x} & -\frac{2l_f^2 C_f + 2l_r^2 C_r}{I_z v_x} \end{bmatrix},$$

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \frac{2C_f}{m} \\ 0 & \frac{2C_f l_f}{I_z} \end{bmatrix}, F = \begin{bmatrix} \frac{1}{m} & 0 \\ \frac{1}{m} & \frac{1}{m} \\ \frac{l_f}{I_z} & -\frac{l_r}{I_z} \end{bmatrix},$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, f = \begin{bmatrix} f_{yf}(\alpha_f) \\ f_{yr}(\alpha_r) \end{bmatrix}.$$

Représentation d'état du véhicule  $x = [v_x, v_y, r]^T$

$v_x$ : vitesse longitudinale du véhicule  
 $v_y$ : vitesse latérale du véhicule  
 $r$ : vitesse de rotation du véhicule sur son centre de gravité (yaw rate)

**Objectifs: Synthèse d'observateur neuro-adaptatif qui permet à partir des données capteurs IMU ( $v_x, r$ ) échantillonnées et asynchrones**

- Une estimation de la vitesse latérale  $\hat{v}_y$ , en dépit de la complexité du modèle dynamique du véhicule notamment les non linéarités  $f_{yf}(\alpha_f)$  et  $f_{yr}(\alpha_r)$  très difficile à modéliser en pratique.
- De calculer le l'angle de dérive du véhicule (Side Slip angle)  $\beta = \tan^{-1}\left(\frac{\hat{v}_y}{v_x}\right)$
- De valider les performances de l'observateur proposé sur le véhicule expérimental Citroën AMI

## 2: Structure de l'observateur

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu + Ff \\ y &= Cx \end{aligned}$$

where

$$A = \begin{bmatrix} 0 & \frac{2C_f \delta}{mv_x} & \frac{2C_f l_f \delta}{mv_x} \\ 0 & -\frac{2C_f + 2C_r}{mv_x} & -v_x + \frac{2l_r C_r - 2l_f C_f}{mv_x} \\ 0 & \frac{2l_r C_r - 2l_f C_f}{I_z v_x} & -\frac{2l_r^2 C_f + 2l_f^2 C_r}{I_z v_x} \end{bmatrix},$$

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \frac{2C_f}{m} \\ 0 & \frac{2C_f l_f}{I_z} \end{bmatrix}, F = \begin{bmatrix} \frac{1}{m} & 0 \\ \frac{1}{m} & \frac{1}{m} \\ \frac{l_f}{I_z} & -\frac{l_r}{I_z} \end{bmatrix},$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, f = \begin{bmatrix} f_{yf}(\alpha_f) \\ f_{yr}(\alpha_r) \end{bmatrix}.$$

Modèle véhicule

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax + g(x(t), u(t)) \\ y(t) &= Cx(t) \end{aligned}$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & \frac{2C_f \delta}{mv_x} & \frac{2C_f l_f \delta}{mv_x} \\ 0 & -\frac{2C_f + 2C_r}{mv_x} & -v_x + \frac{2l_r C_r - 2l_f C_f}{mv_x} \\ 0 & \frac{2l_r C_r - 2l_f C_f}{I_z v_x} & -\frac{2l_r^2 C_f + 2l_f^2 C_r}{I_z v_x} \end{bmatrix},$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Regroupement des termes inconnus difficiles à modéliser

Estimation du terme par un RBFN

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}(t) &= A\hat{x}(t) + \hat{W}(\sigma(\hat{V}\hat{z})) + L(w(t) - C\hat{x}(t)) \\ \dot{w}(t) &= C[A\hat{x}(t) + W(\sigma(V\hat{z}))] + K(w(t) - C\hat{x}(t)) \\ w(t_k) &= y(t_k) \\ t &\in [t_k, t_{k+1}] \quad k \in \mathbb{N} \\ \dot{W} &= -\eta_1 \left( \frac{\partial J_1}{\partial W} \right) - \rho_1 \|e_y\| \hat{W}, \\ \dot{V} &= -\eta_2 \left( \frac{\partial J_1}{\partial V} \right) - \rho_2 \|e_y\| \hat{V}. \end{aligned}$$

Prédicteur de sortie  
En boucle fermée

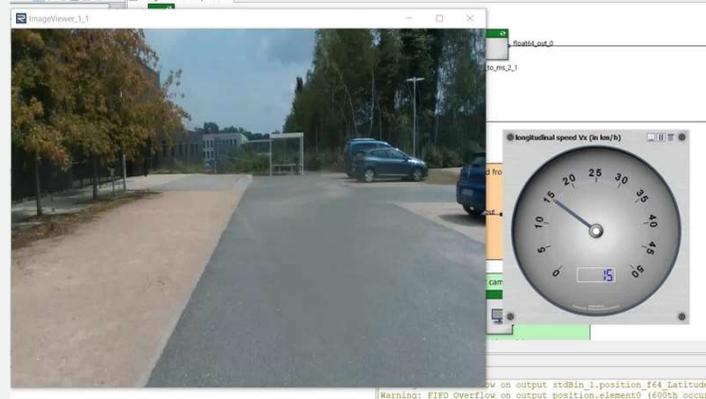
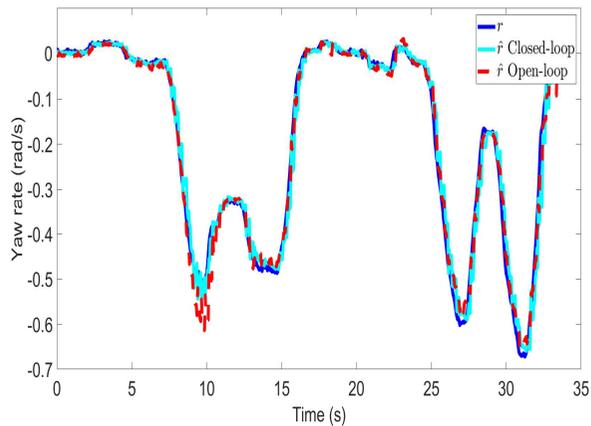
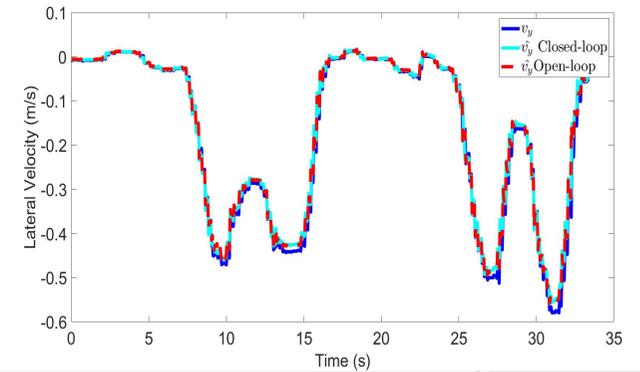
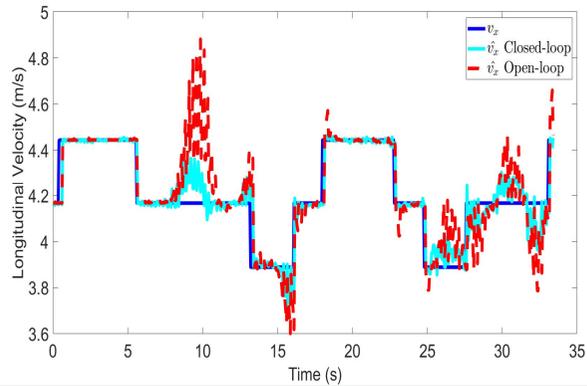
Structure de l'observateur

### Structure de l'observateur neuronale adaptatif proposée

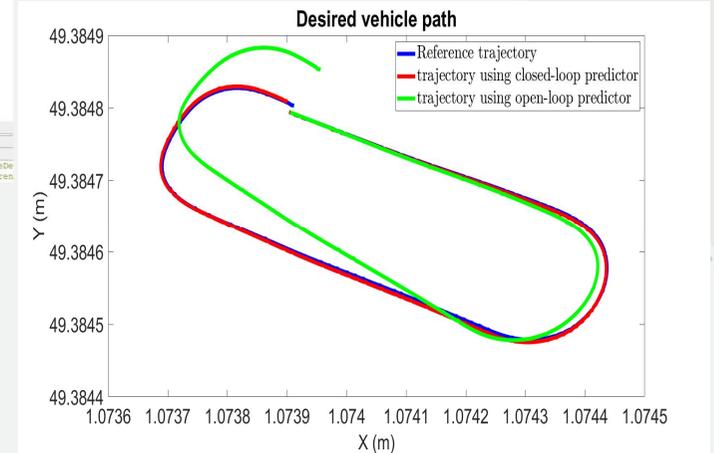
- $w(t)$ : prédicteur de sortie qui est une estimation continues (synchronisée sur la fréquence d'échantillonnage de l'ECU véhicule) des données capteurs issues de l'IMU ( $v_x, r$ ).
- $L, K$ : gain respectivement de l'observateur et du prédicteur de sortie du système. ( $K=0$  prédicteur en boucle ouverte.  $K \neq 0$  prédicteur en boucle fermée).
- $\hat{W}, \hat{V}$ : lois d'adaptation des poids du RBFN en ligne en vue d'une estimation la plus précise de la dynamique véhicule.

### 3: Résultats expérimentaux

Estimation  $\hat{v}_x, \hat{v}_y, \hat{r}$  avec  $T_{v_{xcapteur}} = 0.1s, T_{rcapteur} = 0,01s, T_{observateur} = 0.25s$



Validation expérimentale sur la Citroën AMI cycle de roulage autour d'une piste équipé (LIDAR, IMU, bus CAN)

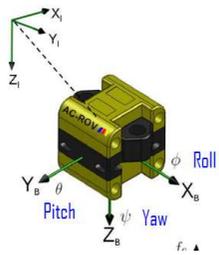


# 7: Synthèse d'observateur continu-discret pour le contrôle semi-autonome d'un robot sous-marin

## 1: Contexte des travaux



ROV expérimental



Modélisation dynamique du ROV

$$M\dot{v} + C(v)v + D(v)v + G(\eta) = \tau$$

$$\dot{\eta} = J(\eta)v$$

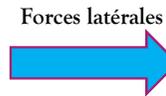
$v = [u \ v \ w \ p \ q \ r]^T$   
Vector of velocities in the body frame

$\eta = [x \ y \ z \ \Phi \ \theta \ \psi]^T$   
Vector of position and angular coordinates in the earth frame

$M, C, D$  Model matrices (Mass, Coriolis, Damping)  
 $G$  Vector of gravitation / buoyancy forces  
 $\tau$  Vector of control inputs  
 $J$  Transformation matrix

● Well known    ● Fairly known    ● Highly uncertain

Dynamique véhicule



$$\chi_1(t) = \eta, \quad \chi_2(t) = \dot{\eta}$$

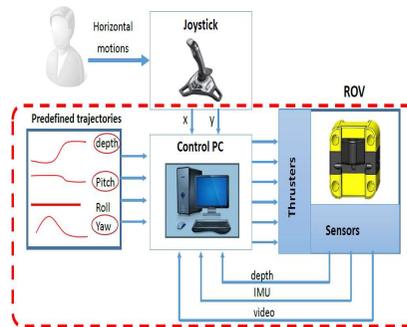
$$\dot{\chi}(t) = \tilde{A}\chi(t) + \tilde{B}\chi(t)u(t) + \tilde{D}\delta^*(t)$$

where  $\tilde{A} = \begin{bmatrix} 0_{6 \times 6} & I_{6 \times 6} \\ 0_{6 \times 6} & 0_{6 \times 6} \end{bmatrix}$ ,  $\tilde{B}\chi(t) = B\chi(t)$ ,  $\tilde{D} = \begin{bmatrix} 0_{6 \times 6} \\ I_{6 \times 6} \end{bmatrix}$ ,  $\delta^*(t) = [M_{\dot{\eta}}(\eta)]^{-1}[\delta(t) - \chi_2(t)]$ .

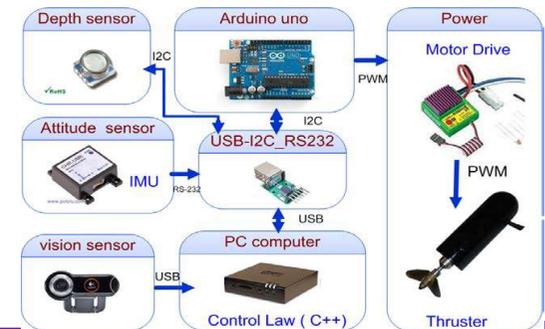
Représentation d'état du ROV



Contrôle semi-autonome Du ROV



Capteurs installés Sur le ROV



## 2: Objectifs et structure de l'observateur proposé

**Objectifs: Synthèse d'observateur CDO qui permet à partir des données capteurs IMU et profondeur (Z(40ms),  $\Psi$  (50ms) échantillonnées et asynchrones**

- Une estimation des attitudes ( $\Phi, \theta, \psi$ ) et de la profondeur  $z$  recalés à la fréquence d'échantillonnage de la boucle de commande du robot .
- Estimation des perturbations internes et externes agissant sur le robot
- Combiner les estimées fournies par l'observateur avec 2 lois de commandes robustes de suivi de trajectoire RISE et RISE+
- Validation des lois de commandes sur la plateforme expérimentale du ROV



$$\chi_1(t) = \eta, \quad \chi_2(t) = \dot{\eta}$$

$$\dot{\chi}(t) = \bar{A}\chi(t) + \bar{B}_{\chi(t)}u(t) + \bar{D}\delta^*(t)$$

$$\text{where } \bar{A} = \begin{bmatrix} 0_{6 \times 6} & I_{6 \times 6} \\ 0_{6 \times 6} & 0_{6 \times 6} \end{bmatrix}, \bar{B}_{\chi(t)} = B_{\chi(t)}, \bar{D} = \begin{bmatrix} 0_{6 \times 6} \\ I_{6 \times 6} \end{bmatrix}, \delta^*(t) = [M_{\eta}^*(\eta)]^{-1}[\delta(t) - \chi_2(t)].$$

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\chi}}(t) &= \bar{A}\hat{\chi}(t) + \bar{B}_{\hat{\chi}(t)}^*u(t) + \Delta_{\theta}K^*[w(t) - \bar{C}\hat{\chi}(t)] \\ \dot{w}(t) &= \bar{C}[\bar{A}\hat{\chi}(t) + \bar{B}_{\hat{\chi}(t)}^*u(t)] + K_w[w(t) - \bar{C}\hat{\chi}(t)] \\ w(t_k^1, \dots, t_k^s) &= \bar{y}(t_k^1, \dots, t_k^s), t \in [t_k^s, t_{k+1}^s) \end{aligned}$$

Structure de l'observateur  
Re-initialisation du prédicteur à chaque instant ( $t_k$ )  
avec les données issues des capteur du ROV

### Structure de l'observateur CDO proposée

- $\hat{\chi}$ : Estimée des états ( $\Phi, \theta, \psi$ ) et ( $x, y, z$ ) ainsi que les incertitudes internes et externes  $\delta^*(t)$  agissant sur le ROV
- $w(t)$ : prédicteur de sortie qui est une estimation continues (synchronisée sur la fréquence d'échantillonnage du contrôleur du ROV) des données capteurs issues de l'IMU et de profondeur .
- $K^*, K_w$ : gain respectivement de l'observateur et du prédicteur de sortie du système.
- Couplage des estimées fournies par l'observateur avec des contrôleurs robustes non linéaires de type RISE et RISE +.

## 3-Résultats expérimentaux



Video of real-time experiments of the paper



### Continuous-Discrete Observation-Based Robust Tracking Control of Underwater Vehicles: Design, Stability Analysis and Experiments

Submitted to: IEEE Transactions on Control Systems Technology

Auwal Shehu Tijjani\*, Member, IEEE, Ahmed Chemori\*, Senior Member, IEEE, Sofiane Ahmed Ali\*\* and Vincent Creuze\*

\*LIRMM, University of Montpellier, CNRS, Montpellier, France.

\*\*IRSEEM, Normandie University, EA-4353, Rouen, France.

### Bibliographie

Continuous-Discrete Observation-Based Robust Tracking Control of Underwater Vehicles: Design, Stability Analysis, and Experiments. A.S. Tijjani, A. Chemori, S.Ahmed Ali, V.Creuze. Accepted in the IEEE Transactions On Control System technology, 2022.

### 3-Résultats expérimentaux



#### Bibliographie

Continuous-Discrete Observation-Based Robust Tracking Control of Underwater Vehicles: Design, Stability Analysis, and Experiments. A.S. Tijjani, A. Chemori, S. Ahmed Ali, V. Creuze. Accepted in the IEEE Transactions On Control System technology, 2022.

## 8: Conclusions

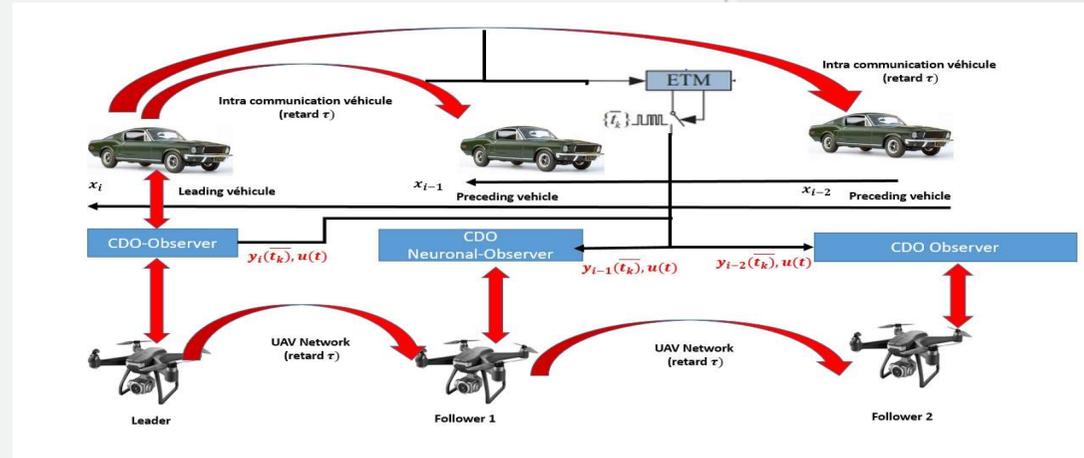
### Conclusions

- ❑ Synthèse d'estimateurs (observateurs) d'états non linéaires continus discrets (CDO) pour une classe de systèmes non linéaires soumises à des données de mesures échantillonnées, retardées et bruitées.
- ❑ Construction d'un cadre théorique global pour la preuve de la stabilité des observateurs proposés
- ❑ Application des observateurs aux véhicules autonomes aériens, terrestres et sous marins
- ❑ Combinaison des observateurs proposés avec des lois de commandes robustes en vue du suivi de trajectoire pour les véhicules autonomes au sens large.

## 8: Perspectives de travaux de recherches

### Verrous scientifiques

- Phénomènes du retard et de l'échantillonnage des données de mesures lors de leur transmission par le réseau (V2V, V2I, V2X) ou le réseau Lora pour les drones.
- Différents scénarios de cyberattaques possibles (perte de données, injection de données corrompues capteurs et systèmes, dérives capteurs)



### Estimation états pour une flotte véhicules commandés en réseaux

Contraintes du réseaux de transmission ( protocole de transmission, retard de transmission des données, capacité de transmission:)

- Implémentation d'une architecture distribuée (multi-agents) des observateurs continus-discrets et neuroadaptatifs pour la flotte de véhicules.
- **Suivant la quantité de données disponible sur le réseau ou la nature de l'états à estimer**, mise en place d'une stratégie de switch entre les observateurs neuro-adaptatifs avec les observateurs non linéaires (CDO) développés précédemment dans un schéma global d'estimation intelligent pour la flotte de véhicules.
- Développement d'un protocole de communication intelligent à déclenchement évènementiel (Event Trigger) (ETM) entre les différents estimateurs du véhicule pour alléger pour l'observateur les contraintes de transmission de données de mesures sur le réseau et compenser le retard de transmission de ces données.
- Analyser et garantir la stabilité du schéma global d'estimation proposé par des outils théoriques d'analyse de la stabilité.



# Merci de votre attention

A votre disposition pour

Des questions

