

Soutenance publique de thèse de doctorat

Amélioration de l'efficacité du contrôle du vol des quadrirotors par apprentissage neuronal

Présentée par : CARVALHO Estéban

le 20 avril 2023

Composition de l'encadrement:

- Directeur de thèse: MARCHAND Nicolas
- Co-encadrant: HABLY Ahmad
- Co-encadrant: DIBANGOYE Jilles Steeve

Composition du Jury de thèse:

- Président: PELLERIN Denis
- Rapporteur: FILLIAT David
- Rapporteur: GUERRERO-CASTELLANOS José Fermi
- Examinateur: CASTILLO-GARCIA Pedro
- Examinateur: ALLIBERT Guillaume

Plan de la présentation

Introduction

Contexte • Objectif • Modélisation • Contrôle

I) Contrôle et apprentissage: une combinaison compatible ?

Utilisation d'un réseau de neurones pour améliorer le suivi de trajectoire

II) Vers une approche en ligne

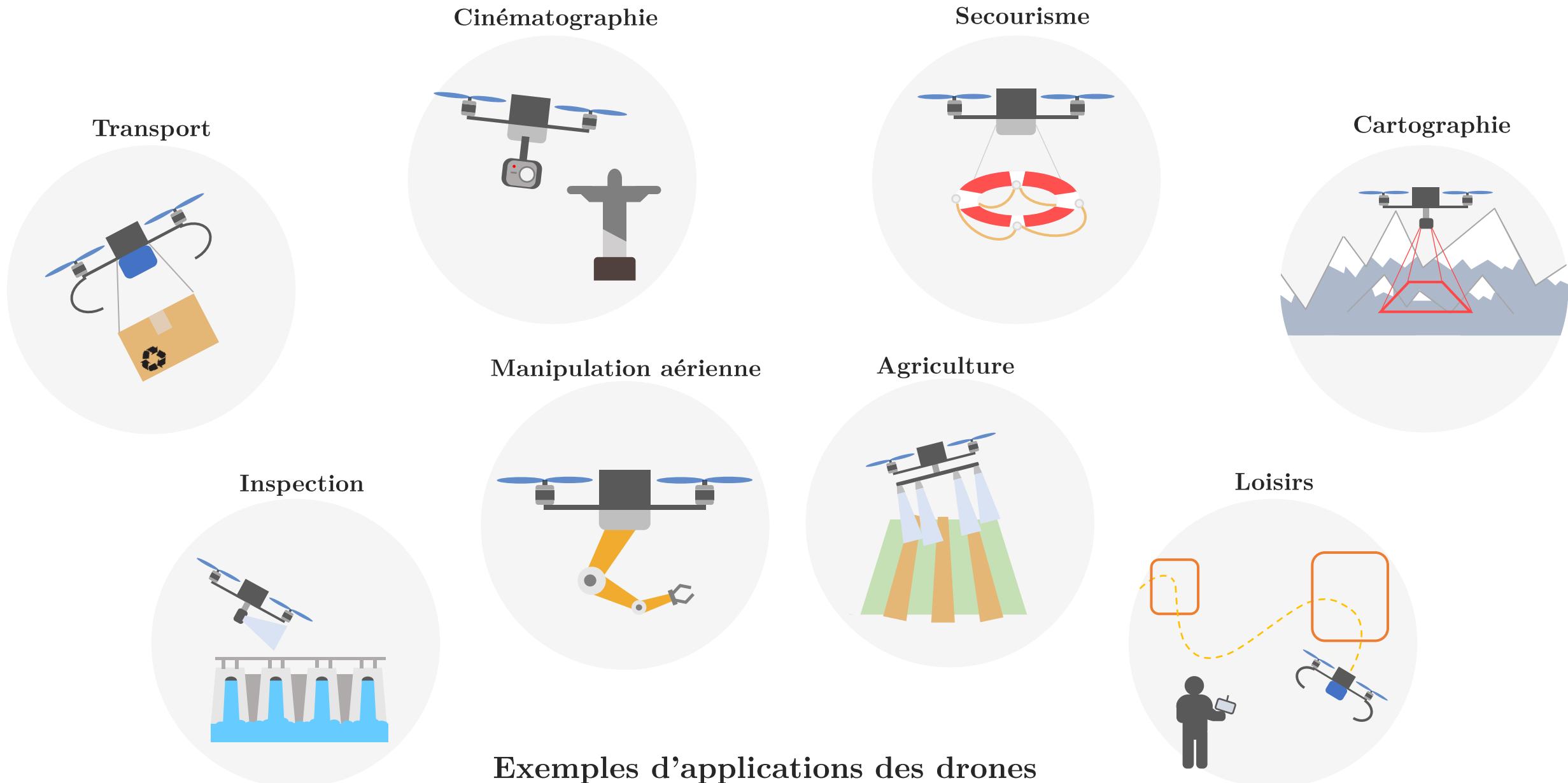
Modification de la première approche : apprentissage basé sur évènements

Conclusions

Conclusion des travaux • Perspectives

Introduction

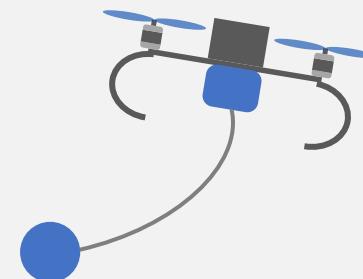
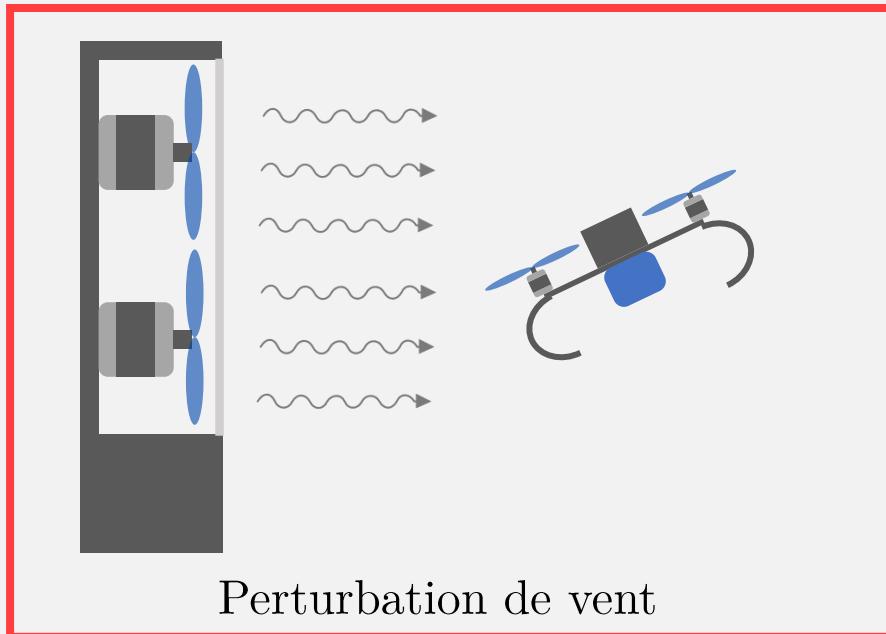
Introduction – Contexte



Objectif principal : Amélioration des performances de vol d'un drone quadrirotor

- **Performances ?** Vitesse de déplacement, erreur de suivi de trajectoire et robustesse aux perturbations.
- **Améliorer ?** Contrôle basé sur modèle : mauvaise modélisation, effets non modélisés, perturbations externes (vent), perturbations internes (masse inconnue), etc.

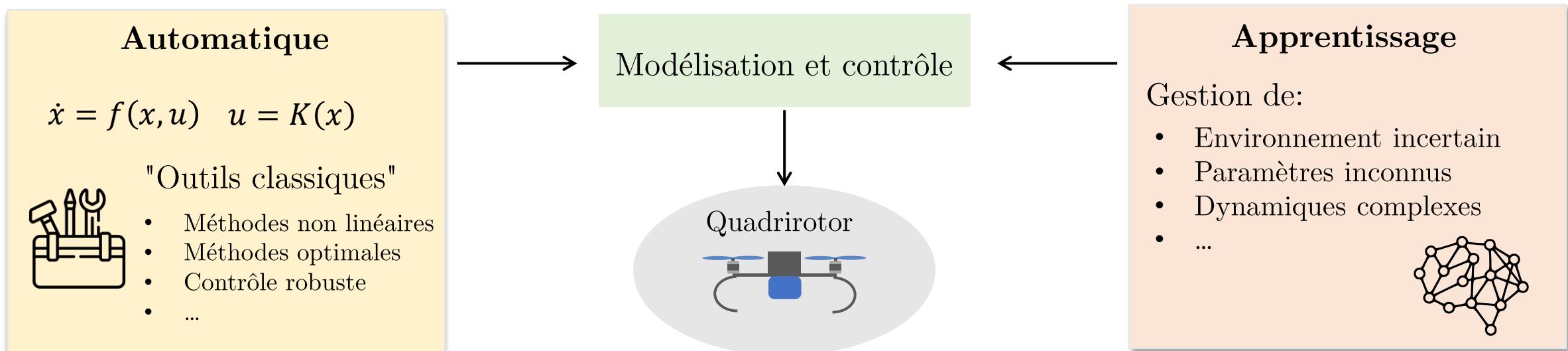
Exemple de cas étudiés dans mes travaux



Transport de charge suspendue

Objectif principal : Amélioration des performances de vol d'un drone quadrirotor

- **Comment ?** En utilisant un mix des approches « automatique » et par « apprentissage ».
- **Pourquoi ?** Combiner les avantages des deux approches :
 - Bénéficier d'une base simple à paramétriser,
 - Utiliser la puissance des approches basées sur des données.



Etablir un modèle du quadrirotor

- Pourquoi ?**
- Connaissance générale du système
 - Etablir des lois de commande efficaces

Comment ? Bilan des forces et moments (Newton)

Modèle non linéaire du quadrirotor

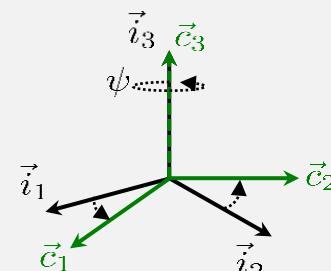
Modèle simplifié, le plus courant dans la littérature :

$$\begin{cases} \dot{\xi} &= v \\ m\dot{v} &= -mg\vec{i}_3 + \mathbf{R}\vec{T}\vec{b}_3 \\ \dot{\mathbf{R}} &= \mathbf{R}\boldsymbol{\Omega}_{\times} \\ \mathbf{R}\dot{\boldsymbol{\Omega}} &= -\boldsymbol{\Omega}_{\times}\mathbf{J}\boldsymbol{\Omega} + \boldsymbol{\Gamma} \end{cases}$$

► Les repères

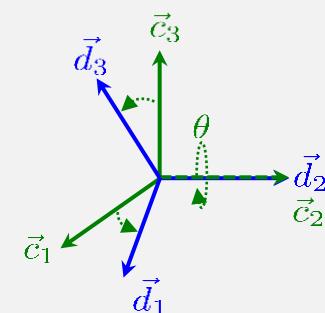
Formalisme Tait-Bryan (angles d'Euler)

Repère inertiel



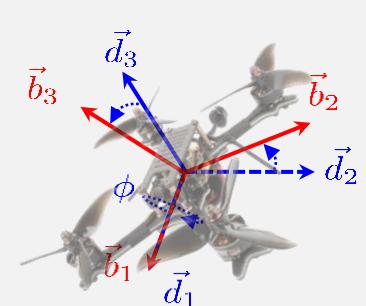
$R_z(\psi)$

Repère intermédiaire



$R_y(\theta)$

Repère du drone



$R_x(\phi)$

► Les notations

ξ position

g acc. normale de la pesanteur

v vitesse

m masse

\mathbf{R} matrice de rotation

J matrice d'inertie

$\boldsymbol{\Omega}$ vitesses angulaires

$\boldsymbol{\Omega}_{\times}$ matrice antisymétrique

T poussée

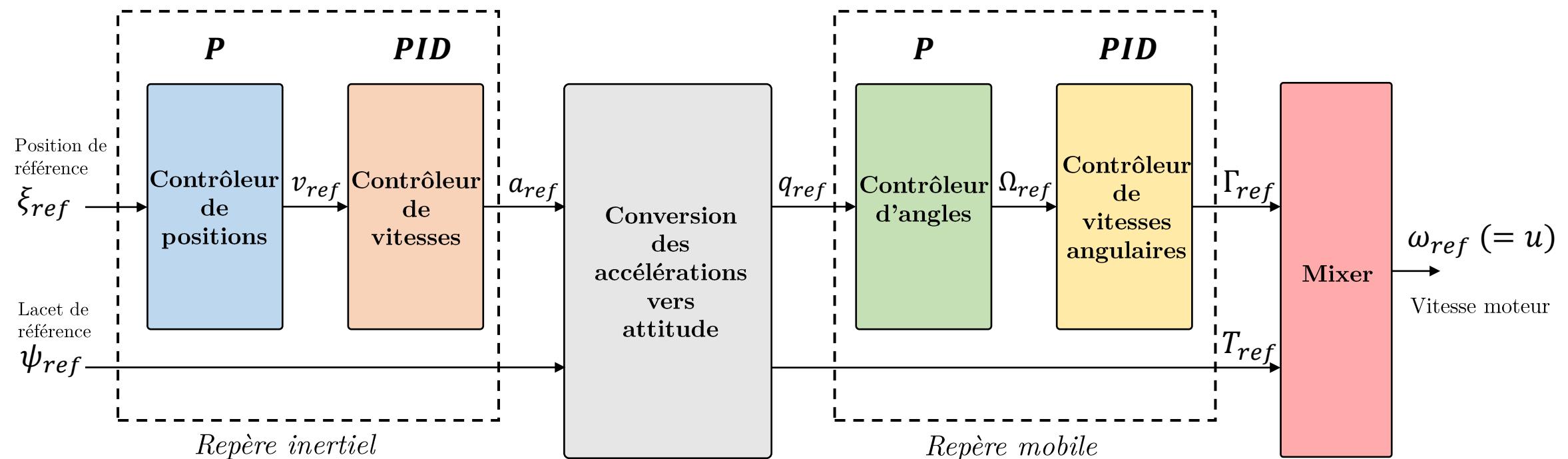
$\boldsymbol{\Gamma}$ moment

Modèle non linéaire du quadrirotor plus fidèle

$$\left\{ \begin{array}{lcl} \dot{\xi} & = & v \\ m\dot{v} & = & -mg\vec{i}_3 + \boxed{\alpha_g R \sum_{i=1}^4 \mathbf{R}_i^{flap} T_i \vec{b}_3} - \boxed{\mathbf{K}_v |v|v} + \boxed{F_{ext}} \\ \dot{\mathbf{R}} & = & \mathbf{R}\boldsymbol{\Omega}_x \\ \mathbf{R}\dot{\boldsymbol{\Omega}} & = & -\boldsymbol{\Omega}_x \mathbf{J} \boldsymbol{\Omega} + \boxed{\mathbf{I}_r (\boldsymbol{\Omega} \times \vec{b}_3) \sum_{i=1}^4 \omega_i} + \boxed{\sum_{i=1}^4 (c_t \omega_i^2 \mathbf{R}_i^{flap} \vec{b}_3 \times \mathbf{P}_i)} + \boxed{\sum_{i=1}^4 (-1)^{i+1} c_q \omega_i^2 \vec{b}_3} + \boxed{\mathbf{I}_r \dot{\omega}_{res} \vec{b}_3} + \boxed{\Gamma_{ext}} \end{array} \right.$$

Poussée modifiée par effet de sol, la décharge de batterie et battement d'aile Traînée Force extérieure (inconnue)
Effet gyroscopique Moment induit par la poussée Couple de lacet Contre couple inertiel
Moment extérieur (inconnu)

→ Des effets complexes à modéliser et d'autres inconnus ...



Comment pilote-t-on un quadrirotor en pratique ?

- **Architecture en cascade :** boucles successives en position, vitesse, angles (« attitude ») et vitesses angulaires.
- **Régulateurs :** PID ~ 24 gains à paramétriser.

I

Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

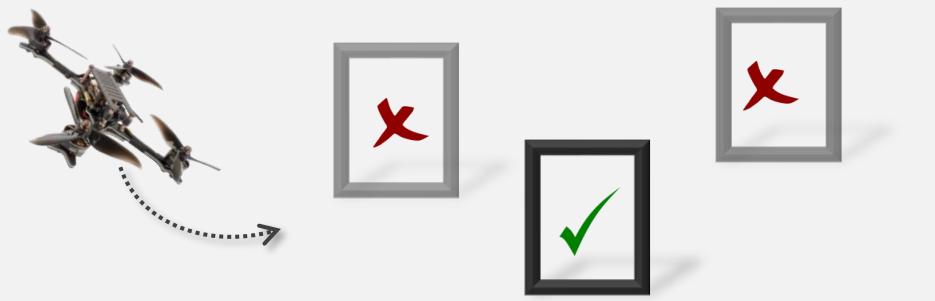
Compatibilité ? Réponse : oui ...

Quelques exemples de la littérature

Courses de drones IA pour détecter des portes

Elia Kaufmann et al. "Beauty and the Beast: Optimal Methods Meet Learning for Drone Racing." In: *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, May 2019

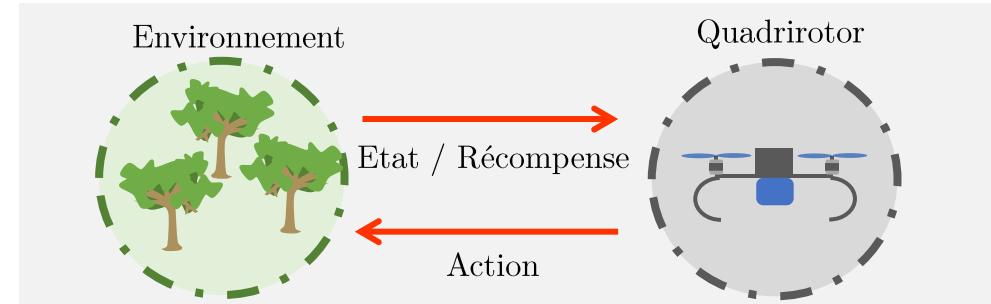
"En complément"



Contrôleur entièrement appris par renforcement

Nathan O. Lambert et al. "Low-Level Control of a Quadrotor With Deep Model-Based Reinforcement Learning." In: *IEEE Robotics and Automation Letters* 4.4, Oct. 2019

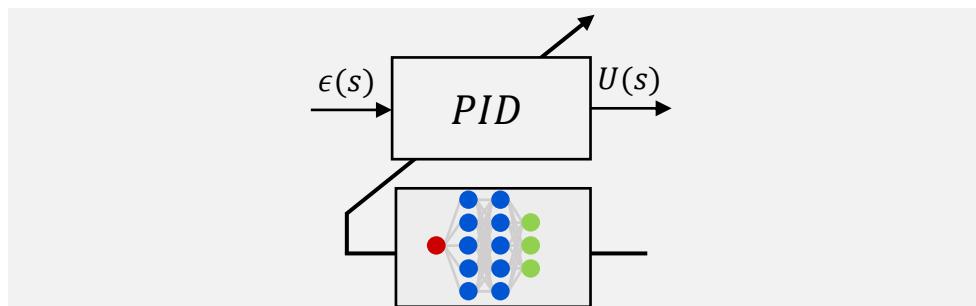
"En substitution"



Réglage de PID internes automatique

Yaonan Wang et al. "Fuzzy radial basis function neural network PID control system for a quadrotor UAV based on particle swarm optimization." In: *2015 IEEE International Conference on Information and Automation*. IEEE, Aug. 2015

"En parallèle"



I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Compatibilité ? ... mais !



Les avantages

- Amélioration des performances des systèmes
- Flexibilité permettant de gérer des systèmes complexes
- Valorisation des expériences passées



Les limites

- Complexité croissante des algorithmes
- Nécessité d'une grande quantité de données ...
 - ... pertinentes pour l'apprentissage
- Temps d'apprentissage long
- Transfert complexe de la simulation vers l'expérimentation

I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Approche adoptée

Pilotage de quadrirotor = architecture en cascade

- Maîtrise indépendante des boucles
- Simplicité de mise en place
- Simplicité de paramétrage (PID)



Solution proposée

Coupler l'architecture standard et l'apprentissage pour corriger le suivi de trajectoire

- Base simple de paramétrage
- Gérer des bases de données réduites
- Ne pas reposer la stabilité du système uniquement sur de l'apprentissage

"En parallèle"

I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Formulation du problème et méthodologie

Problématique

- ▶ Comment améliorer un contrôleur prédéfini afin d'obtenir les exigences fixées ?

Approche et méthodologie

I. **Synthèse** d'une commande sur le modèle linéarisé en vol stationnaire.

↳ Comportement linéaire désiré

II. **Apprentissage** de l'erreur entre la dynamique linéaire et non linéaire.

↳ Réseau de neurones profond (abr. RDN)

III. **Correction** de la commande par anticipation.

I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Méthodologie en schéma

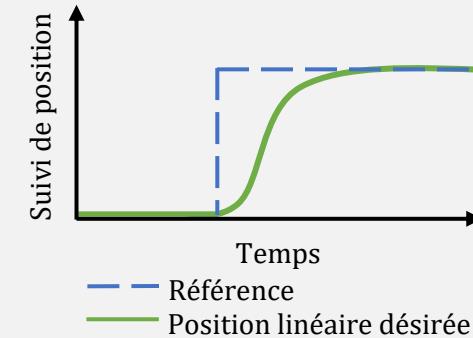
I. Spécification des performances
Choix des gains

a. Choix d'un comportement désiré en boucle fermée :

$$u^* = -\mathbf{K}(x - x_{ref}) + \mathbf{H}\dot{x}_{ref}$$

Modèle linéaire
Dynamique désirée
 $\dot{x} = \mathbf{Ax} + \mathbf{Bu}$

b. Spécification des performances sur un modèle linéaire



I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Méthodologie en schéma

I. Spécification des performances

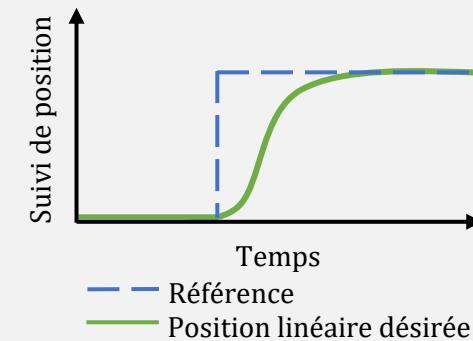
Choix des gains

a. Choix d'un comportement désiré en boucle fermée :

$$u^* = -\mathbf{K}(x - x_{ref}) + \mathbf{H}\dot{x}_{ref}$$

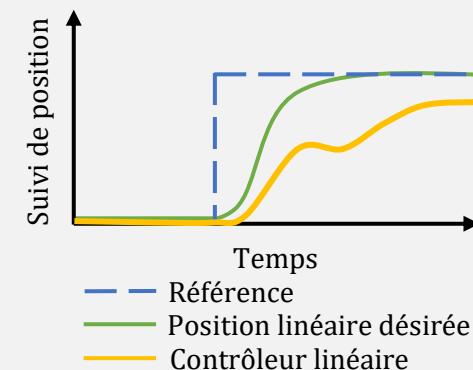
Modèle linéaire
Dynamique désirée
 $\dot{x} = \mathbf{Ax} + \mathbf{Bu}$

b. Spécification des performances sur un modèle linéaire



II. Création d'une base de données

Résultat en suivi de trajectoire en utilisant le contrôleur linéaire



I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Méthodologie en schéma

I. Spécification des performances

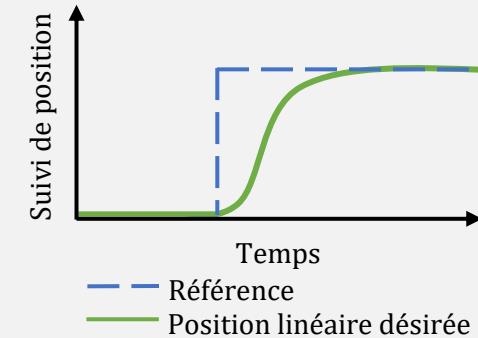
Choix des gains

a. Choix d'un comportement désiré en boucle fermée :

$$u^* = -\mathbf{K}(x - x_{ref}) + \mathbf{H}\dot{x}_{ref}$$

Modèle linéaire
Dynamique désirée
 $\dot{x} = \mathbf{Ax} + \mathbf{Bu}$

b. Spécification des performances sur un modèle linéaire



Quatrirotor

Dynamique réelle

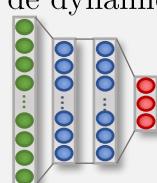


II. Création d'une base de données

Résultat en suivi de trajectoire en utilisant le contrôleur linéaire

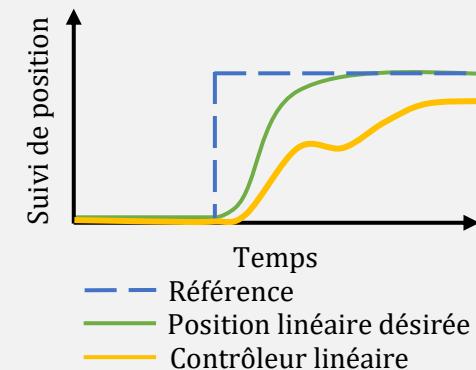
III. Apprentissage d'une correction du vol

a. Erreur de dynamique



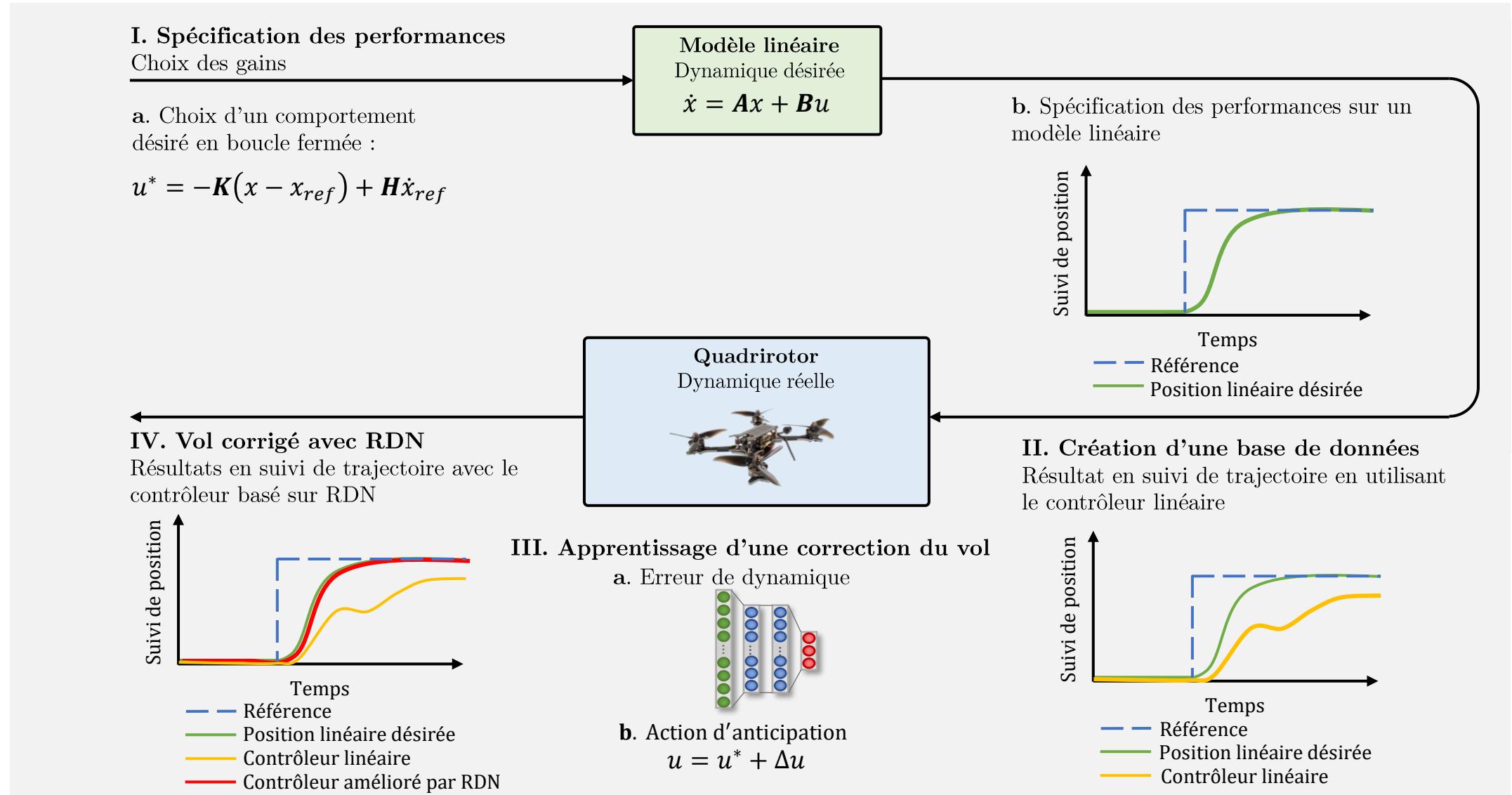
b. Action d'anticipation

$$u = u^* + \Delta u$$



I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Méthodologie en schéma



I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Etablir le contrôleur initial

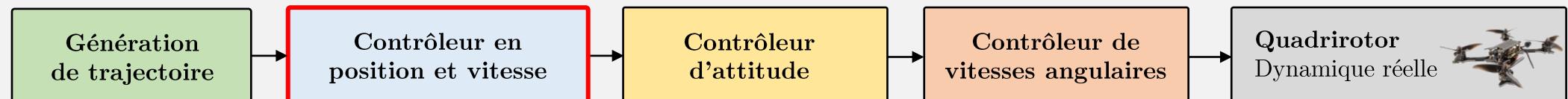


Schéma simplifié de l'architecture de contrôle du quadrirotor

Controller position/vitesse

- Modèle linéaire de l'erreur en position/vitesse

$$\dot{\eta} = \bar{A}\eta + \bar{B}(u_\zeta - B_\zeta^{-1}\dot{\tilde{v}}_{ref})$$

- Commande linéaire

$$u_\zeta^* = -K_\eta\eta + B_\zeta^{-1}\dot{\tilde{v}}_{ref}$$

~ équivalent à un régulateur proportionnel-dérivé

► Les notations

Vecteur d'état

$$\eta = \begin{bmatrix} \tilde{\xi} - \tilde{\xi}_{ref} \\ \tilde{v} - \tilde{v}_{ref} \end{bmatrix}$$

Commande

$$u_\zeta = \begin{bmatrix} \tilde{\phi} \\ \tilde{\theta} \\ \tilde{T} \end{bmatrix}$$

Matrice d'état

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_3 & \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{0}_3 & \mathbf{0}_3 \end{bmatrix}$$

Matrice de commande

$$\bar{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_3 \\ B_\zeta \end{bmatrix}$$

avec:

$$B_\zeta = \begin{bmatrix} 0 & g & 0 \\ -g & 0 & 0 \\ 0 & 0 & m^{-1} \end{bmatrix}$$

I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Comment intégrer de l'apprentissage dans le contrôle ?

1. Etablir la boucle fermée

- Dynamique en position / vitesse

$$\dot{\eta} = \bar{A}\eta + \bar{B}(u_\zeta - B_\zeta^{-1}\tilde{v}_{ref} + B_\zeta^{-1}\delta_t)$$

- Commande corrigée

$$u_\zeta = u_\zeta^* + u_\zeta^{RDN}$$

- Boucle fermée

$$\dot{\eta} = (\bar{A} - \bar{B}K_\eta)\eta + \bar{B}(u_\zeta^{RDN} + B_\zeta^{-1}\delta_t)$$

Comportement linéaire désiré

Comportement non linéaire



δ_t = terme d'erreur de dynamique entre le comportement linéaire désiré et le comportement obtenu

2. Problème de minimisation

Pour obtenir le comportement désiré :

$$\min_{u_\zeta^{RDN}} \|u_\zeta^{RDN} + B_\zeta^{-1}\delta_t\|^2$$

Solution de type : $u_\zeta^{RDN} = f(\delta_t)$

3. Connaître le terme d'erreur

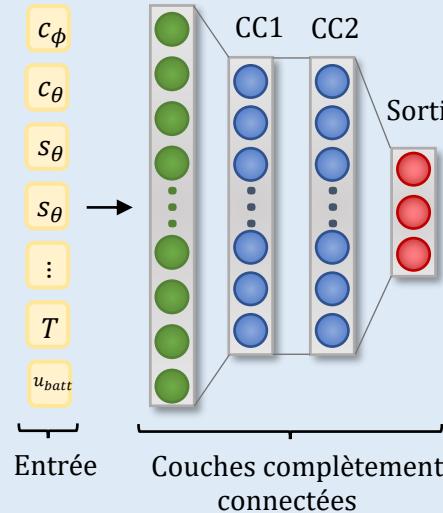
Estimer δ_t ?

- choix de l'apprentissage

I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

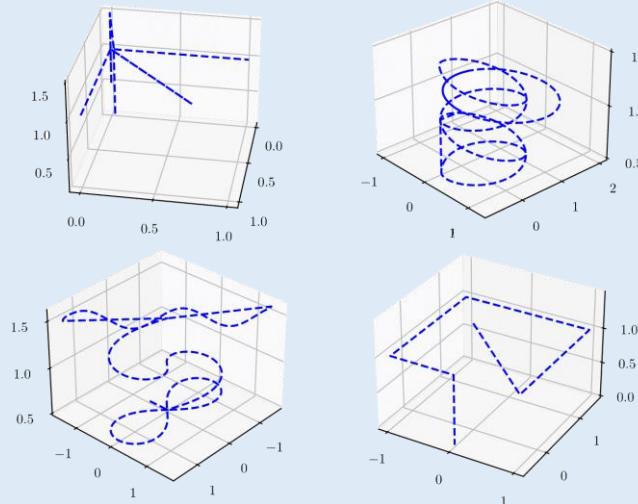
Apprentissage de l'erreur de dynamique

Réseau de neurones profonds



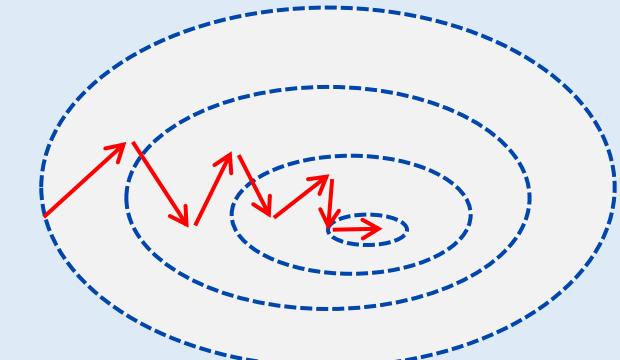
- Architecture multi-couches
- 12 entrées
- 2 couches cachées
- 64 unités par couche
- 3 sorties
- Activation = ReLU

Base de données



- Suivi dans l'espace : échelons, rampes, cercles, spirales, ...
- Plusieurs batteries (décharge)
- Environ 1h de données

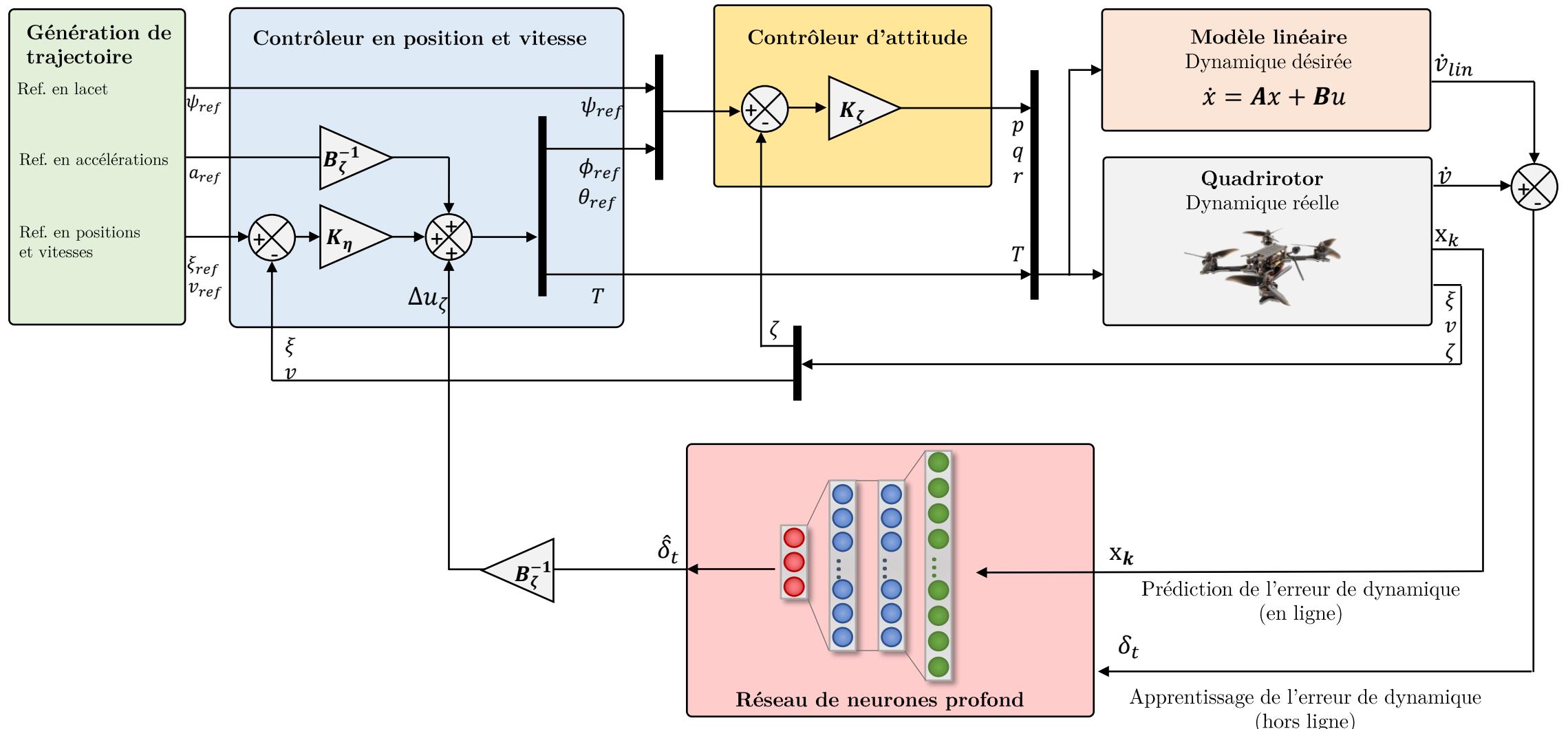
Apprentissage



- Optimisation type descente de gradient
Algorithme NADAM
- Décroissance du pas d'apprentissage
- Ensemble de validation
→ Choix du RDN

I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Schéma de l'architecture de contrôle complet



I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Validation expérimentale de l'approche

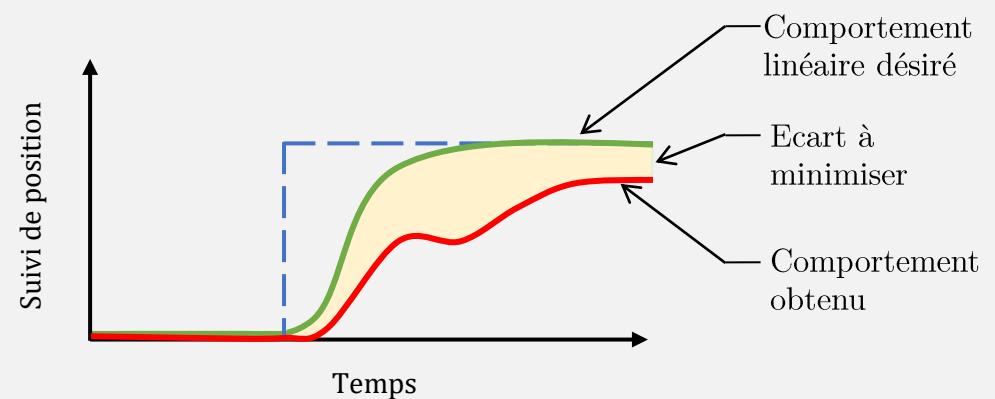


On souhaite valider expérimentalement l'approche

Quelle métrique pour l'évaluation ?

- Les erreurs quadratiques moyennes (MSE)
... au comportement linéaire désiré.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \| \mathbf{x}^i - \mathbf{x}_{lin}^i \|^2$$



Quelles expériences ? ■ Valider l'apprentissage d'erreurs liés à la modélisation, linéarisation, etc.

- scénario d'échelons

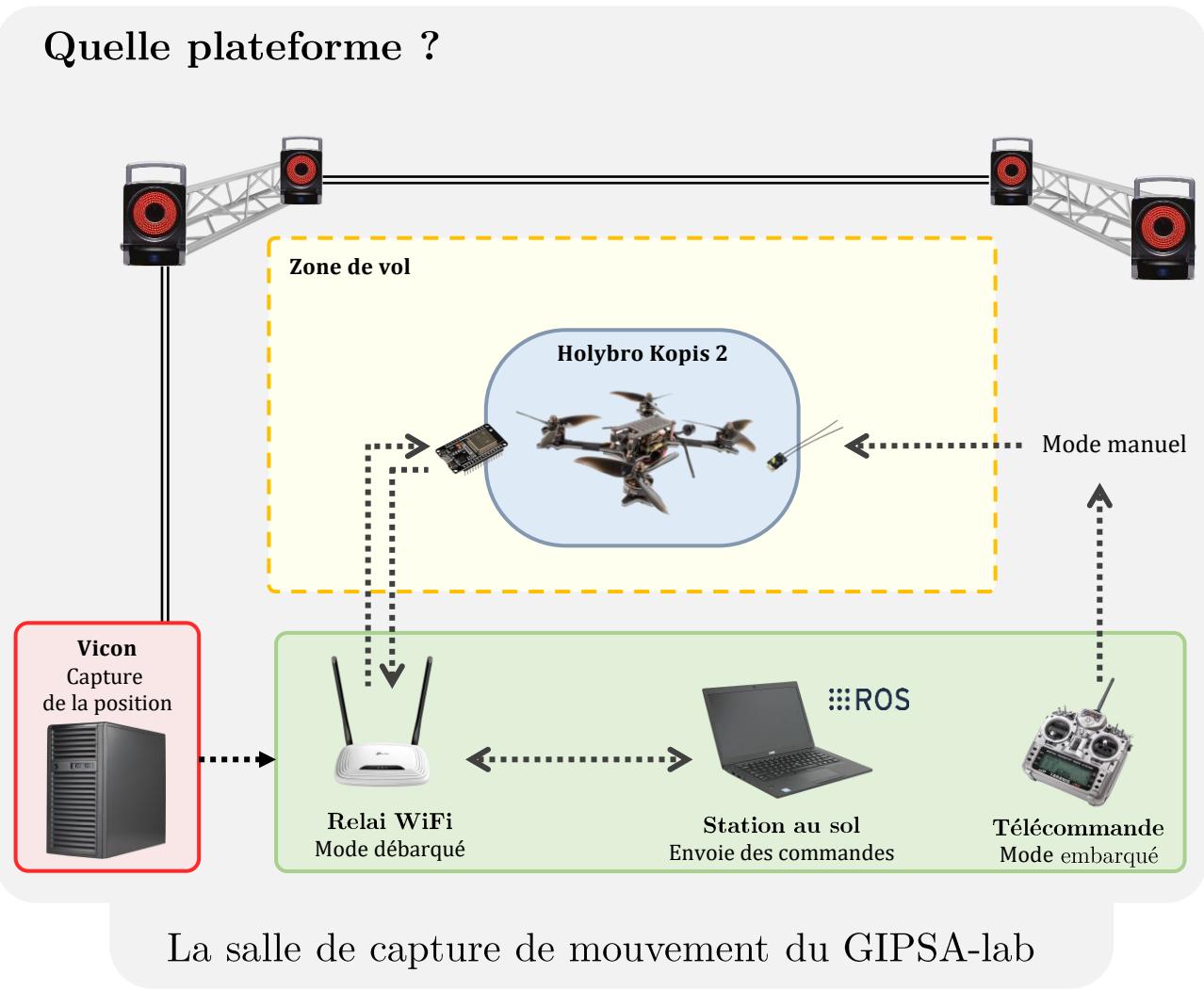
■ Valider l'apprentissage d'erreurs liés à des perturbations externes

- scénario proche du sol
- scénario de vent

I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Le dispositif expérimental

Quelle plateforme ?



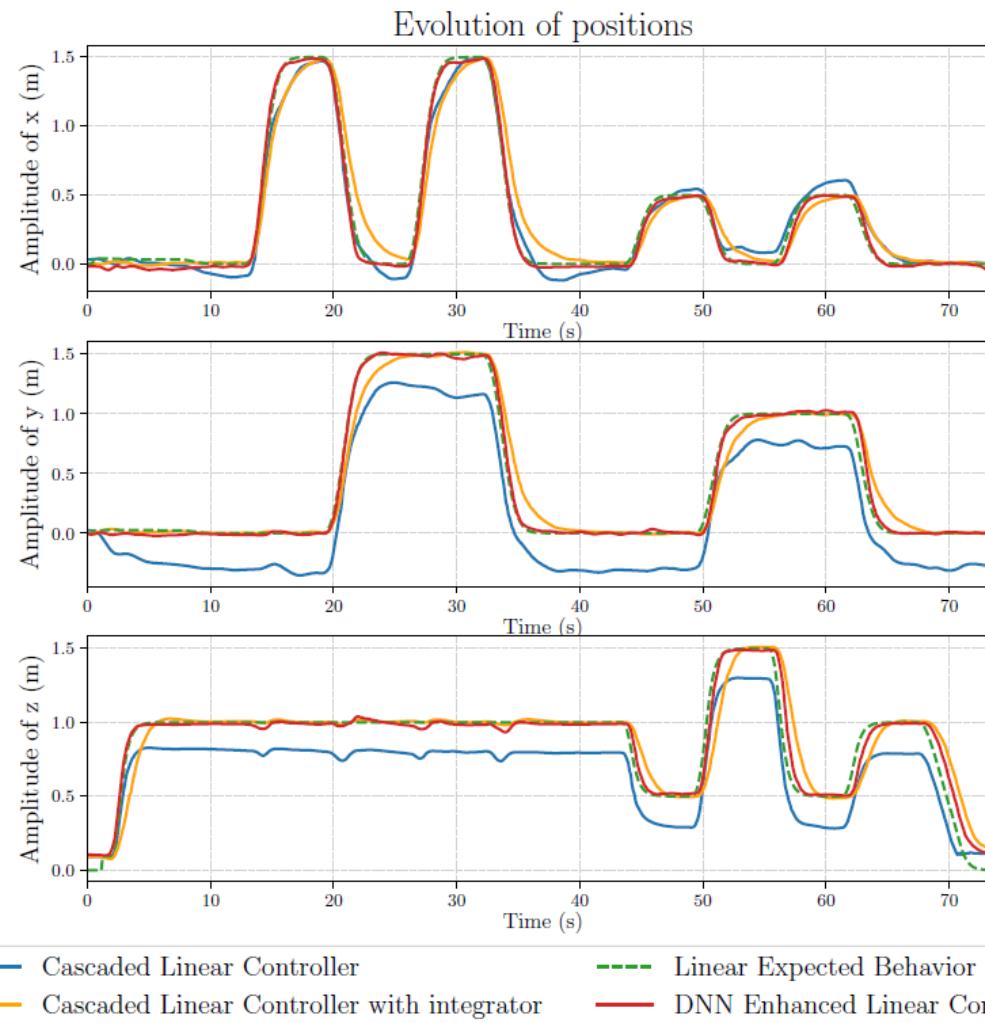
Station au sol



Zone de vols

I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Réponse à un scenario test d'échelons



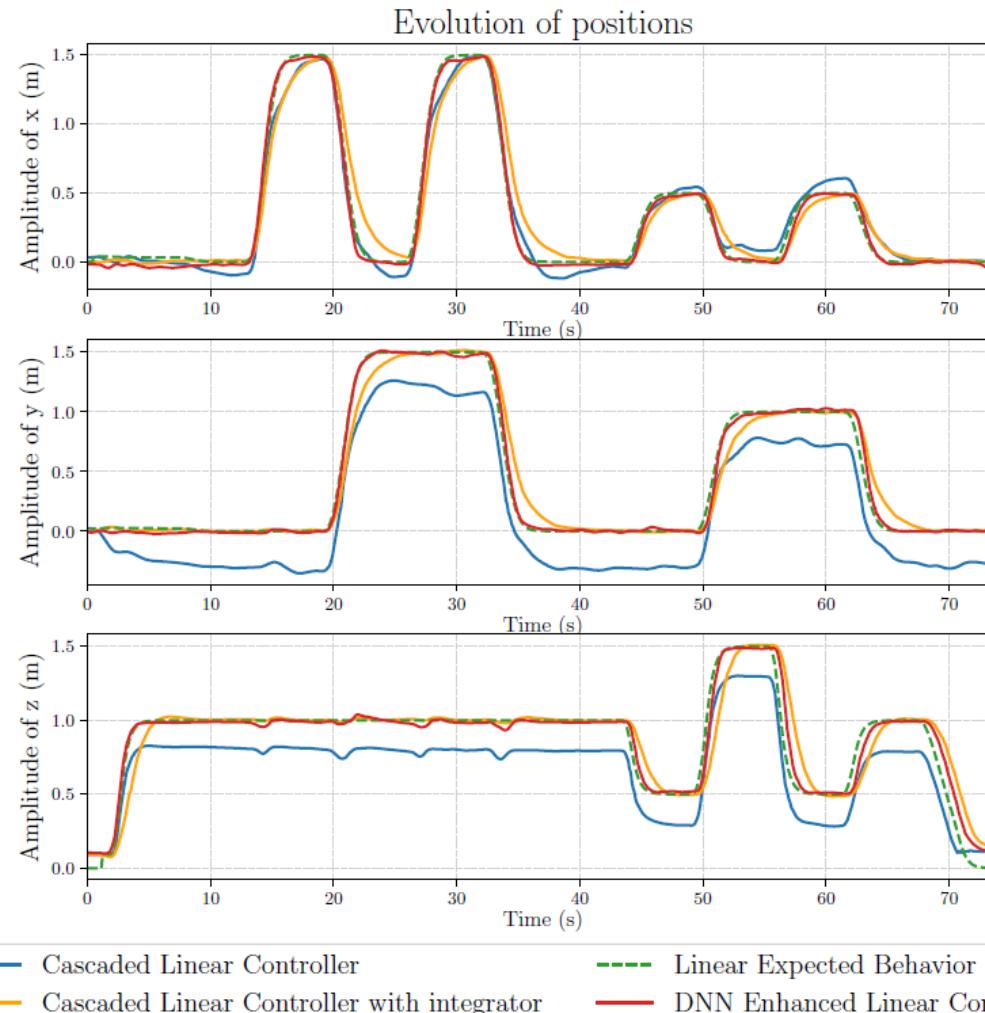
Résultats expérimentaux - scénario test non vu
= réponses à des échelons de références sur les 3 axes

	Contrôleur linéaire (sans intégrateur)	Contrôleur linéaire (avec intégrateur)	Contrôleur amélioré (RDN)
MSE axe x	0.0060 m^2	0.0150 m^2	0.0016 m^2
MSE axe y	0.0815 m^2	0.0125 m^2	0.0017 m^2
MSE axe z	0.0380 m^2	0.0198 m^2	0.0046 m^2

Table des erreurs quadratiques moyennes (MSE)
Entre la réponse obtenue et la réponse attendue

I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Réponse à un scenario test d'échelons



Améliorations

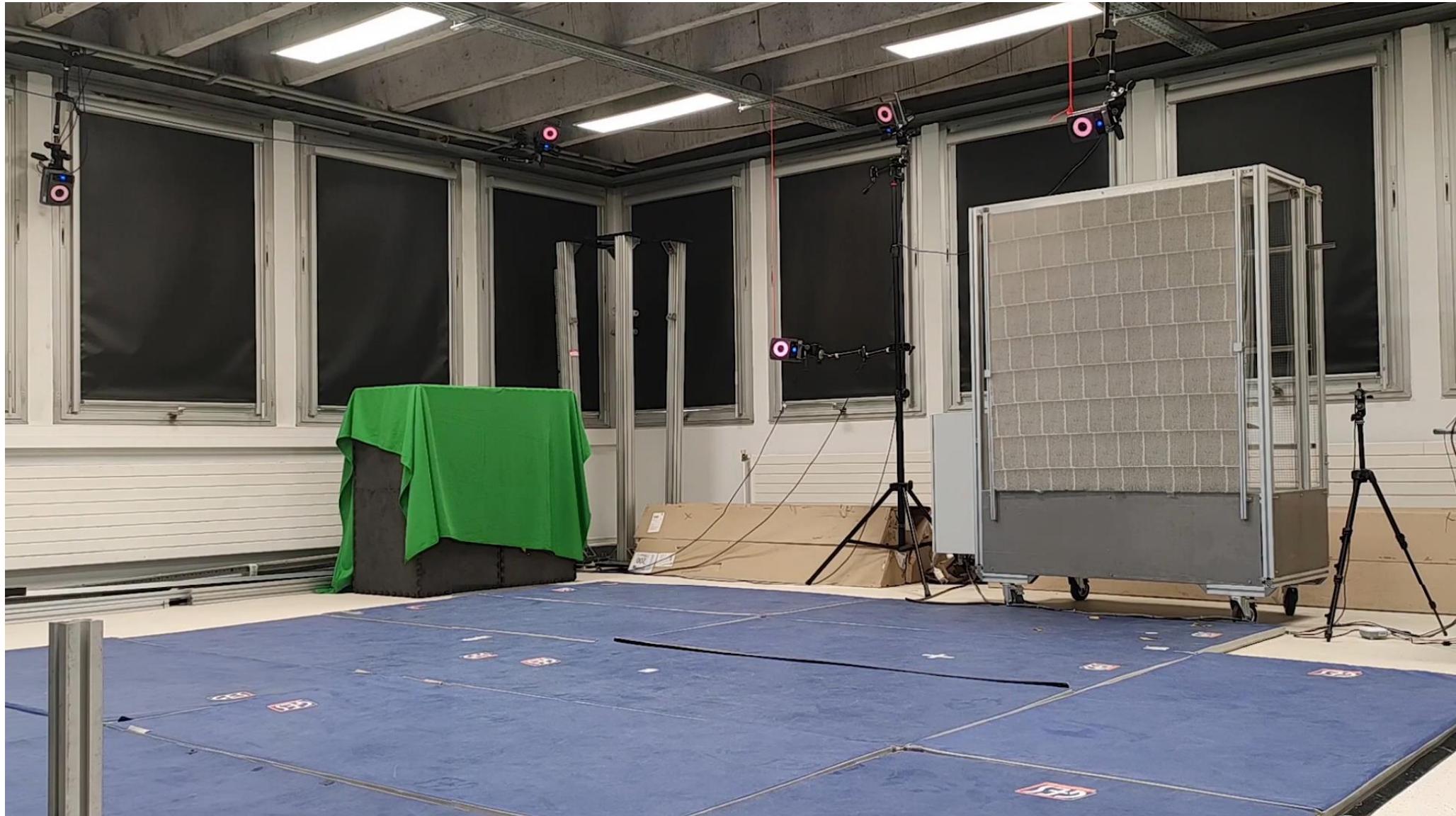
- ✓ Correction des erreurs statiques
- ✓ Meilleure correspondance avec la dynamique linéaire désirée (temps de réponses et pentes)
- ✓ Apprentissage et compensation de la décharge de batterie

Effets non compensés

- ✗ Apparition de légères oscillations
- ✗ Couplages résistants
- ✗ Atterrissage et décollage absents de la base de données

I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Résultats en vidéo



I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Résultats en vidéo

Controller Comparison
Elevation Steps Scenario

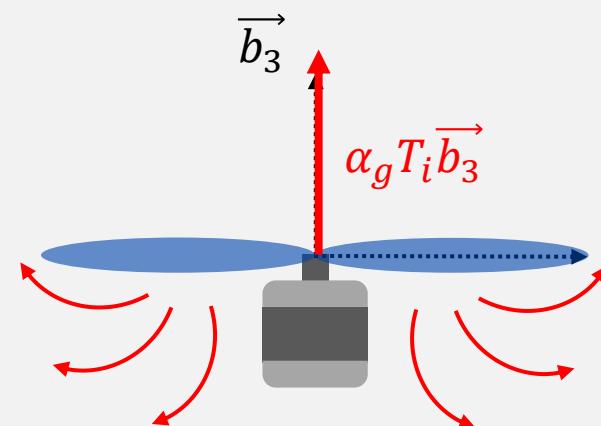
I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Réponse à l'effet de sol

Qu'est ce que l'effet de sol ?

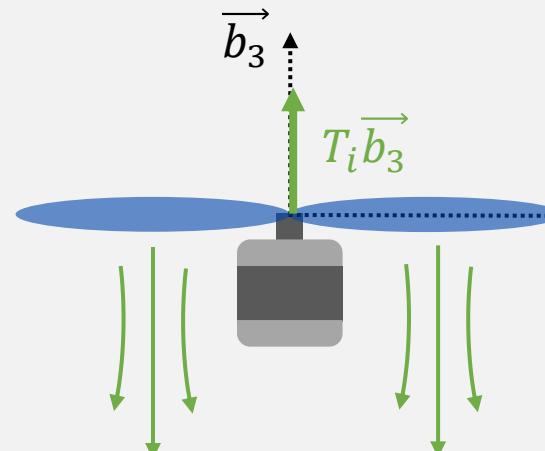
= Poussée amplifiée à proximité du sol

Dans le champ d'effet



Surface du sol

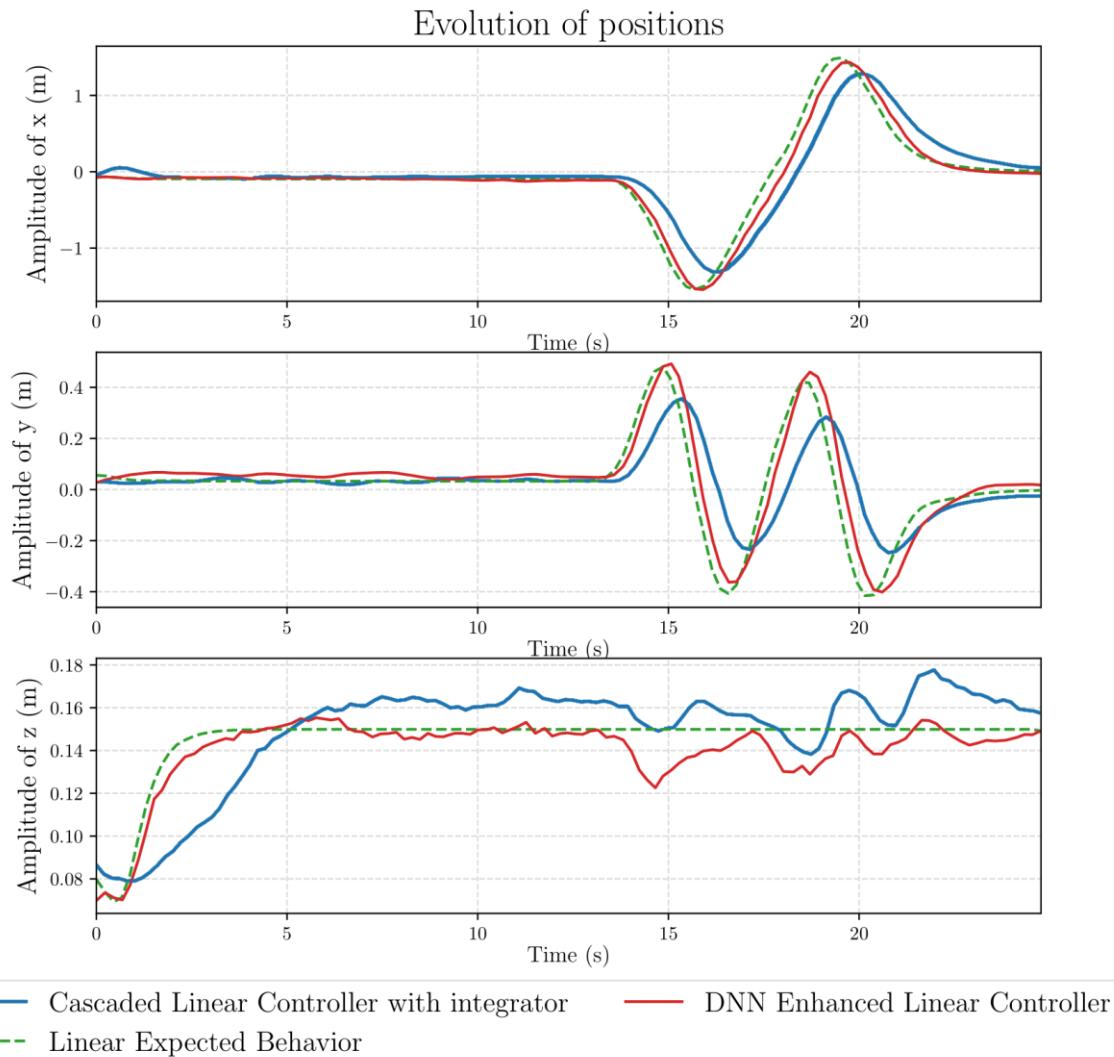
\vec{b}_3
 $T_i \vec{b}_3$



Hors du champ d'effet

I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Réponse à un scenario proche du sol



Améliorations

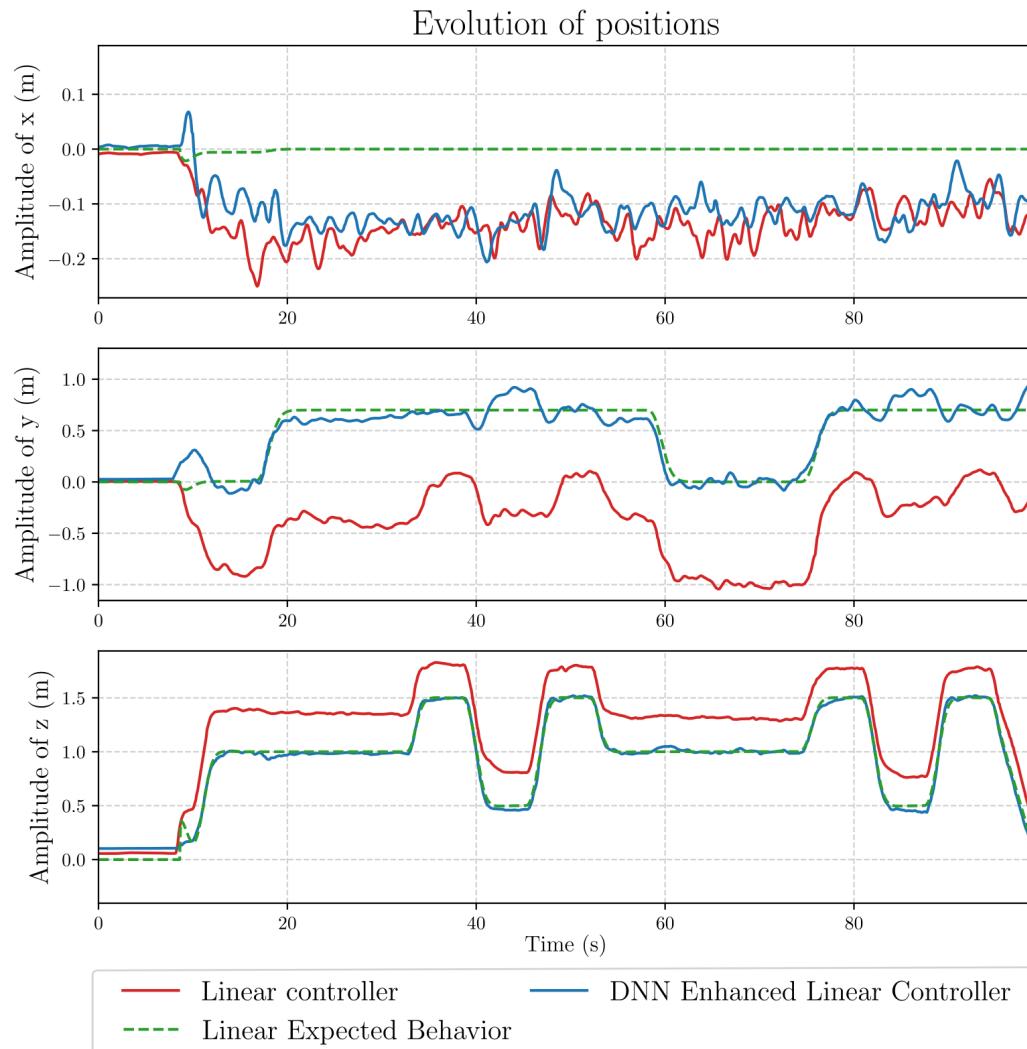
- ✓ Amélioration des erreurs statiques
- ✓ Meilleure correspondance avec la dynamique linéaire désirée (temps de réponses et pentes)
- ✓ **Amélioration du comportement proche du sol**
→ Intégration de z dans l'entrée du réseau de neurones

Mais ...

- ✗ Comportement améliorable
→ Augmenter la proportion de scénario proche du sol dans la base de données

I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Réponse à un scenario de vent constant



Résultats expérimentaux - scénario de vent
= réponses à des échelons face au vent (direction y)

Améliorations

- ✓ Apprentissage du vent constant
- ✓ Meilleure correspondance avec la dynamique linéaire désirée (temps de réponses et pentes)

Robustesse à l'amplitude du vent

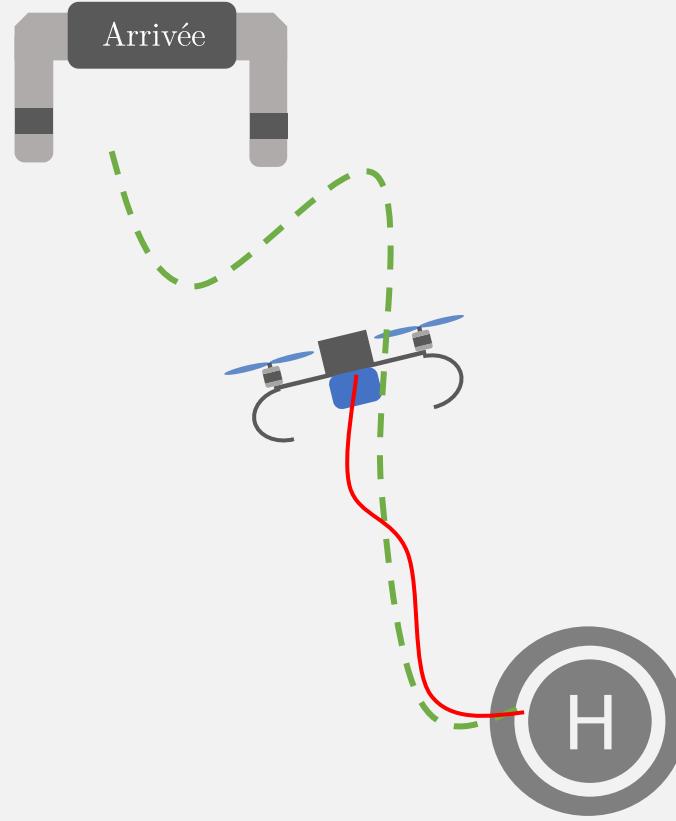
Attention

- ✗ Nécessité d'augmenter la base de données avec plusieurs plages d'intensité de vent

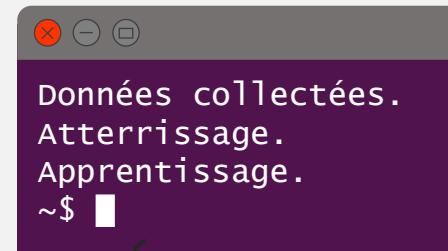
I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Limitations de l'approche

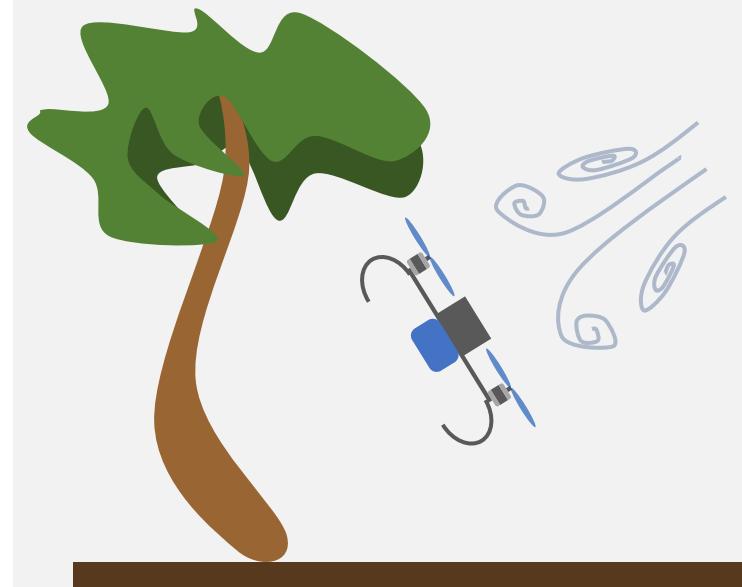
Vols en mode dégradé



Apprentissage hors-ligne



Manque de garanties de stabilité



II

Vers une approche en ligne

II) Vers une approche en ligne

Approche adoptée

On souhaite répondre aux deux limites suivantes :

- l'apprentissage hors-ligne
- les garanties de stabilité

Approche et méthodologie

Apprentissage du réseau de neurones « **event-based** »

Evènements définis par deux critères : **stabilité** et **performances**

II) Vers une approche en ligne

Approche adoptée

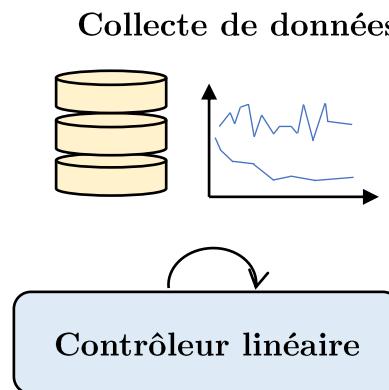
On souhaite répondre aux deux limites suivantes :

- l'apprentissage hors-ligne
- les garanties de stabilité

Approche et méthodologie

Apprentissage du réseau de neurones « **event-based** »

Evènements définis par deux critères : **stabilité** et **performances**



II) Vers une approche en ligne

Approche adoptée

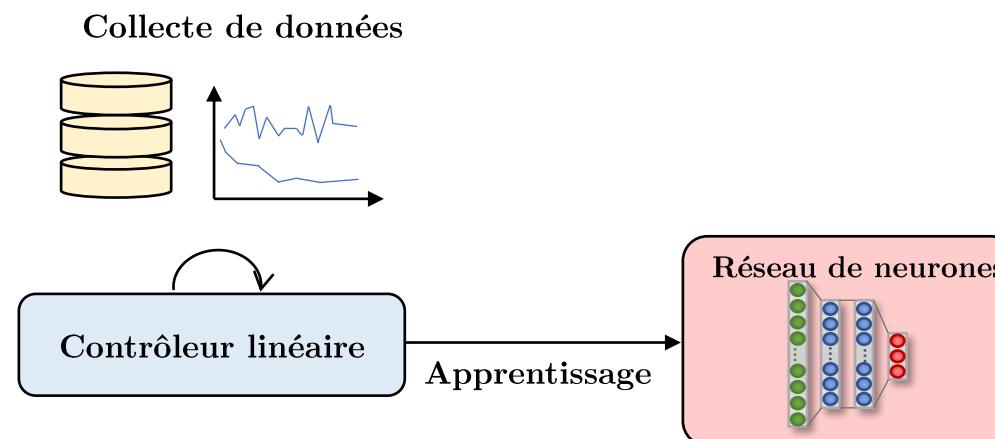
On souhaite répondre aux deux limites suivantes :

- l'apprentissage hors-ligne
- les garanties de stabilité

Approche et méthodologie

Apprentissage du réseau de neurones « **event-based** »

Evènements définis par deux critères : **stabilité** et **performances**



II) Vers une approche en ligne

Approche adoptée

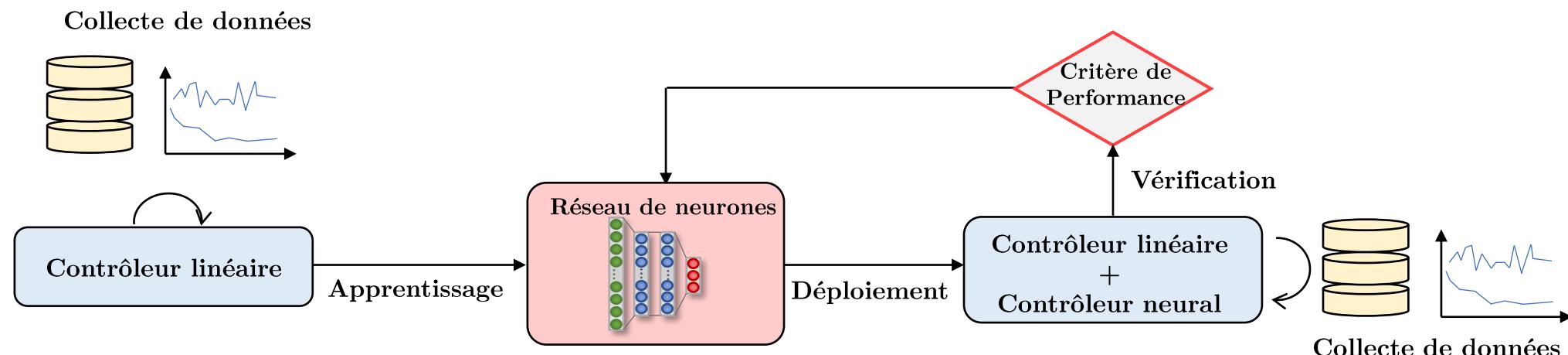
On souhaite répondre aux deux limites suivantes :

- l'apprentissage hors-ligne
- les garanties de stabilité

Approche et méthodologie

Apprentissage du réseau de neurones « event-based »

Evènements définis par deux critères : **stabilité** et **performances**



II) Vers une approche en ligne

Approche adoptée

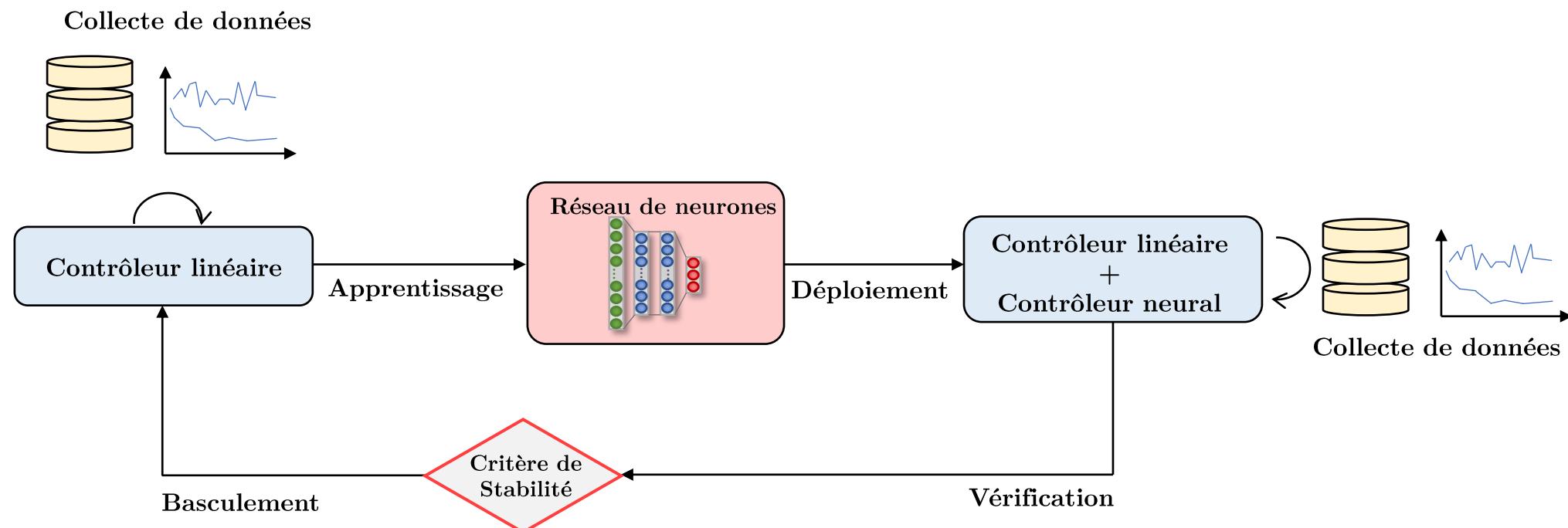
On souhaite répondre aux deux limites suivantes :

- l'apprentissage hors-ligne
- les garanties de stabilité

Approche et méthodologie

Apprentissage du réseau de neurones « event-based »

Evènements définis par deux critères : **stabilité** et **performances**



II) Vers une approche en ligne

Approche adoptée

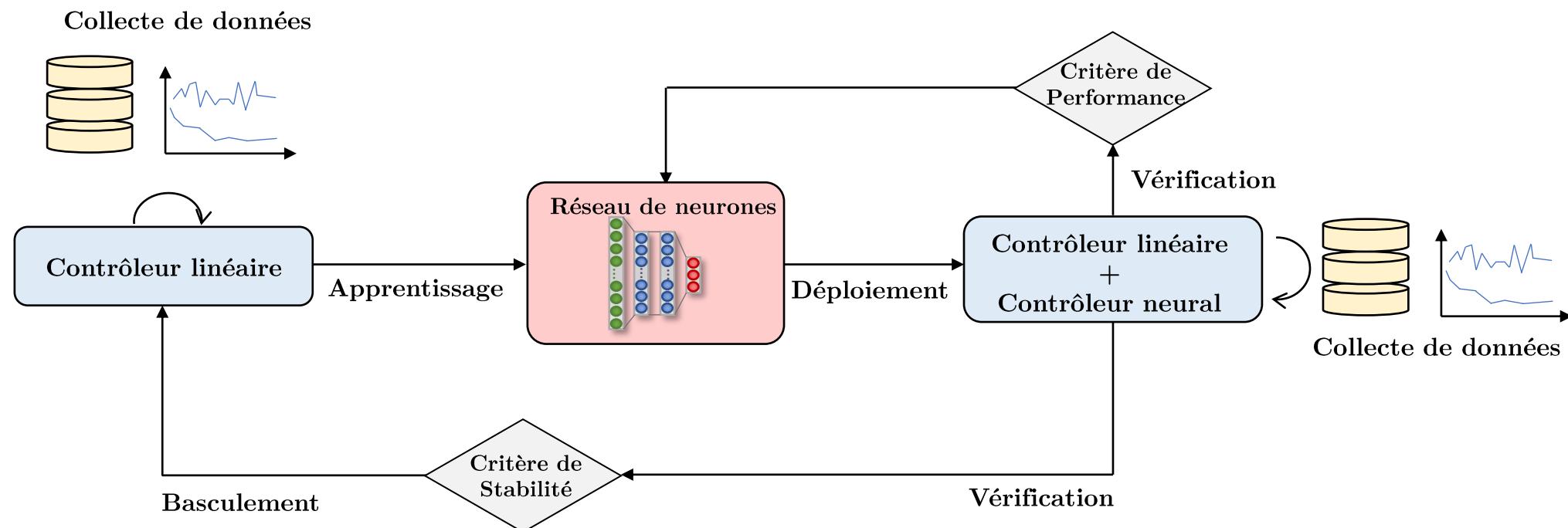
On souhaite répondre aux deux limites suivantes :

- l'apprentissage hors-ligne
- les garanties de stabilité

Approche et méthodologie

Apprentissage du réseau de neurones « event-based »

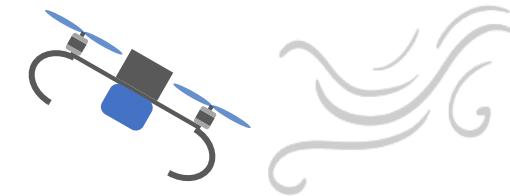
Evènements définis par deux critères : **stabilité** et **performances**



II) Vers une approche en ligne

Critère de stabilité

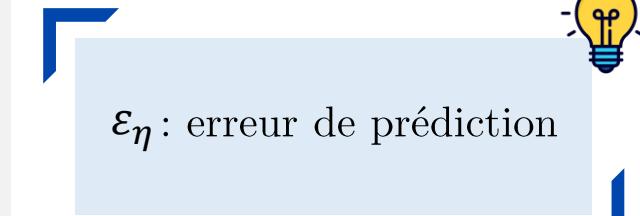
Que se passe-t-il si le RDN reçoit une donnée non vue, non apprise ?



■ **Etape n°1:** Evaluer la stabilité du système bouclé avec le réseau.

Fonction de Lyapunov :

$$\begin{aligned} \mathcal{V} &:= \eta^T \mathbf{P} \eta \\ \dot{\mathcal{V}} &:= -\alpha \omega^T \omega + 2\omega P^{\frac{1}{2}} \bar{B} B_{\zeta}^{-1} \varepsilon_{\eta} \end{aligned}$$



■ **Etape n°2:** Etablir le critère de stabilité, seuil sur l'erreur.

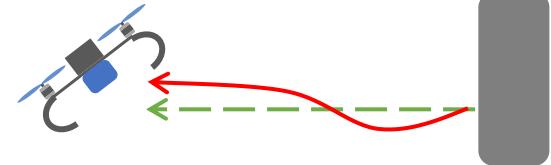
$$\|\varepsilon_{\eta}\| < f(\mathcal{V}) = \varepsilon_m$$

Solution: Si le critère est franchi, on bascule sur le contrôleur initial.

II) Vers une approche en ligne

Critère de performances

Que faire si le RDN ne corrige pas correctement le système, sans le déstabiliser ?



- **Etape n°1:** Quantifier la dégradation.

Erreur au comportement linéaire désiré :

$$\Sigma_{\eta} = \int \|\eta - \eta_{lin}\|^2$$

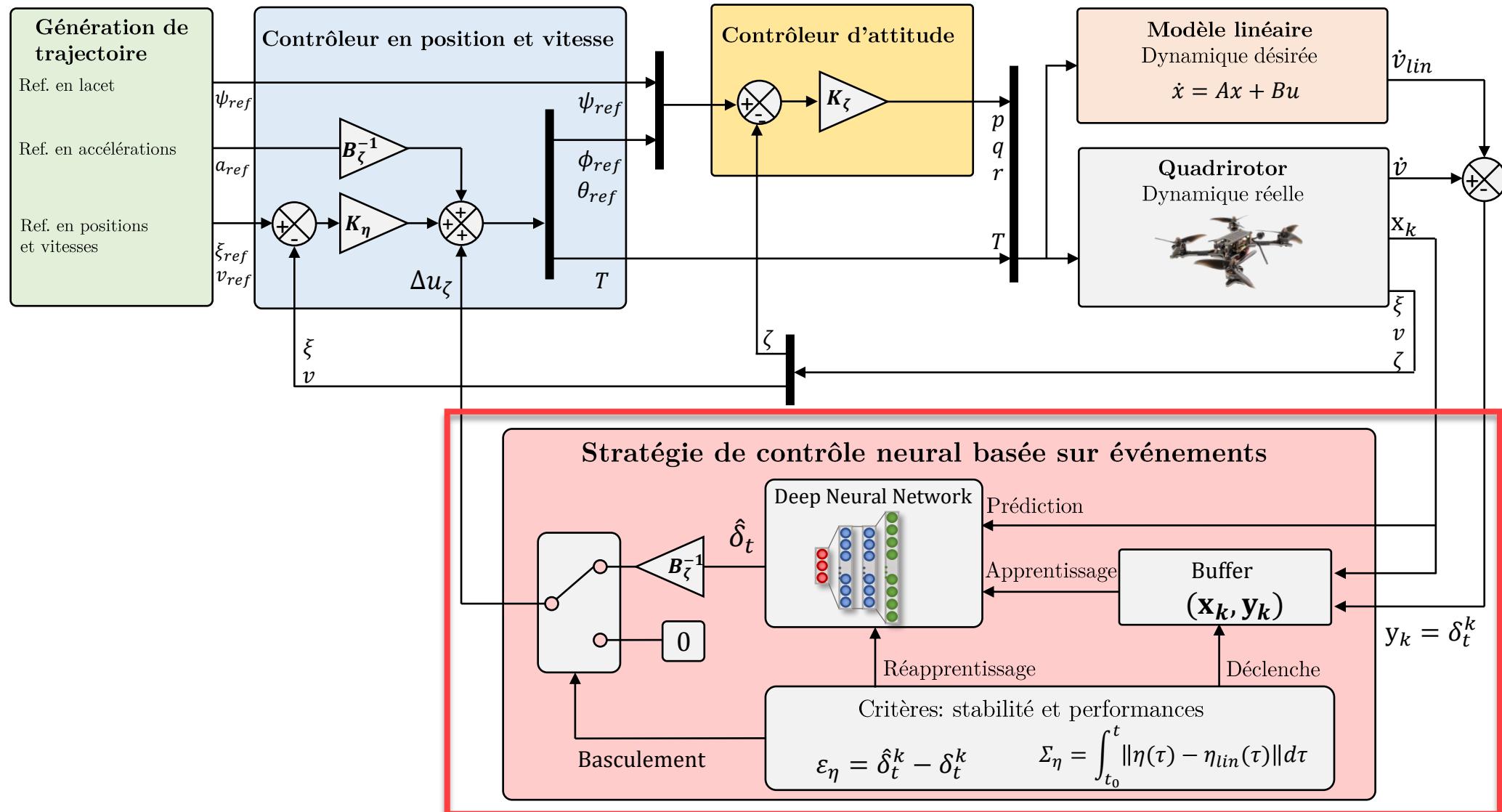
- **Etape n°2:** Etablir le critère de performance.

$$\Sigma_{\eta} > \Sigma_m$$

Solution: Si le critère est atteint et que l'on a collecté suffisamment de données, on déclenche un nouvel apprentissage à partir du précédent RDN.

II) Vers une approche en ligne

Schéma de l'architecture de contrôle complet



II) Vers une approche en ligne

Validation en simulation des critères



On souhaite valider en simulation les critères proposés

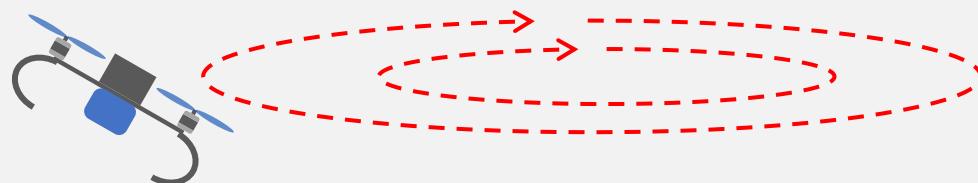
Quelles expériences ? ■ Valider le critère de performances

► scénario de cercles dans le plan x/y puis cercles rayon plus élevée dans le même plan

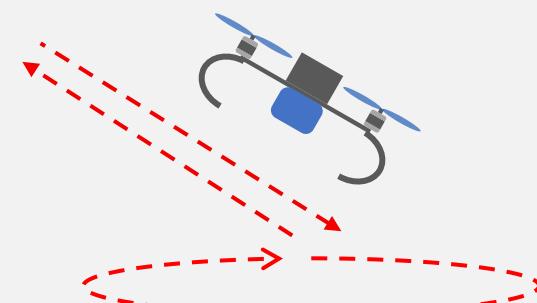
■ Valider le critère de stabilité

► scénario de cercles dans le plan x/y puis des échelons (step) dans le plan y/z

1



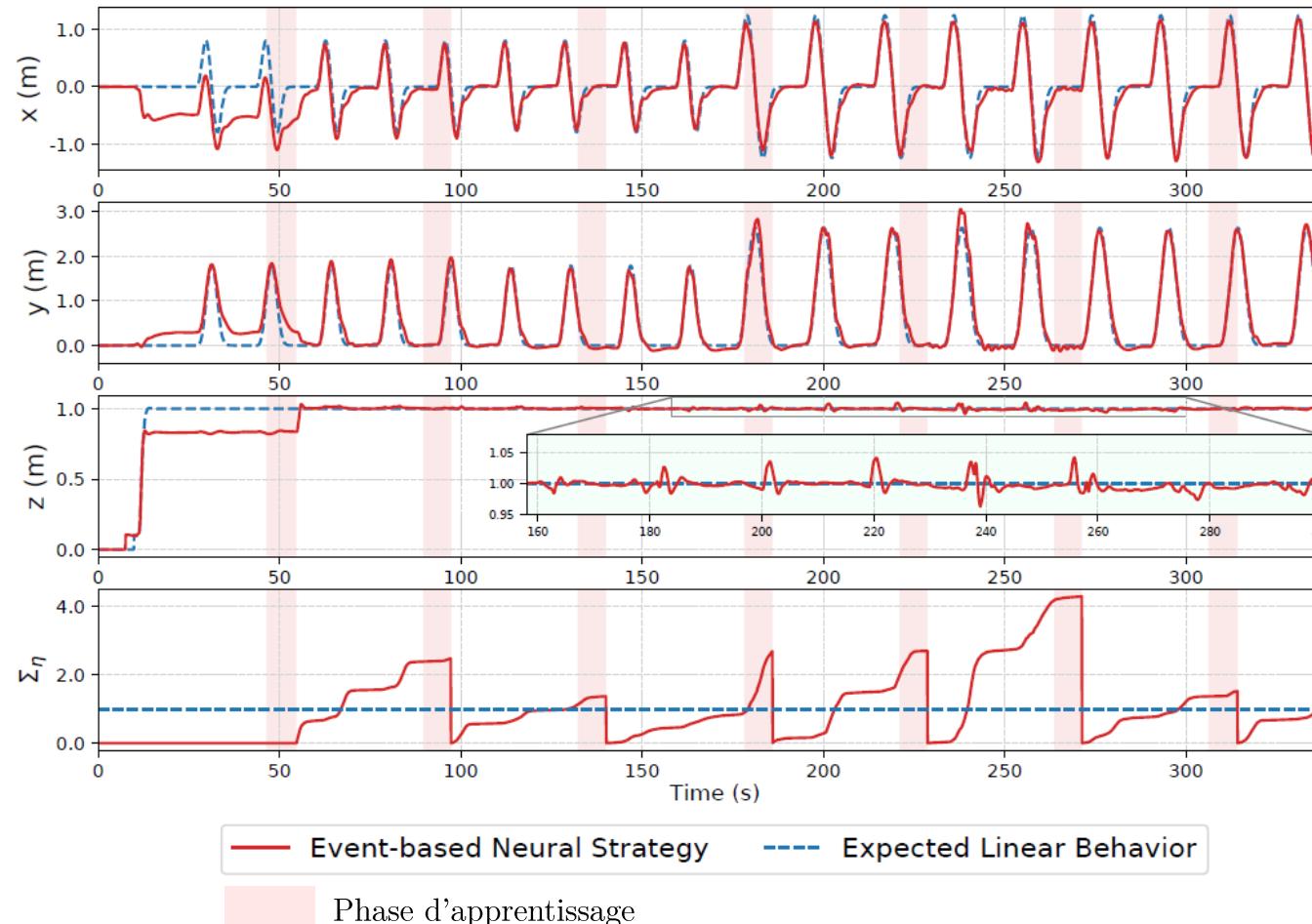
2



II) Vers une approche en ligne

Validation en simulation – Critère de performances

Résultat en simulation (GAZEBO) – test du critère de performances
= réponse à des cercles dans le plan x/y



Analyses

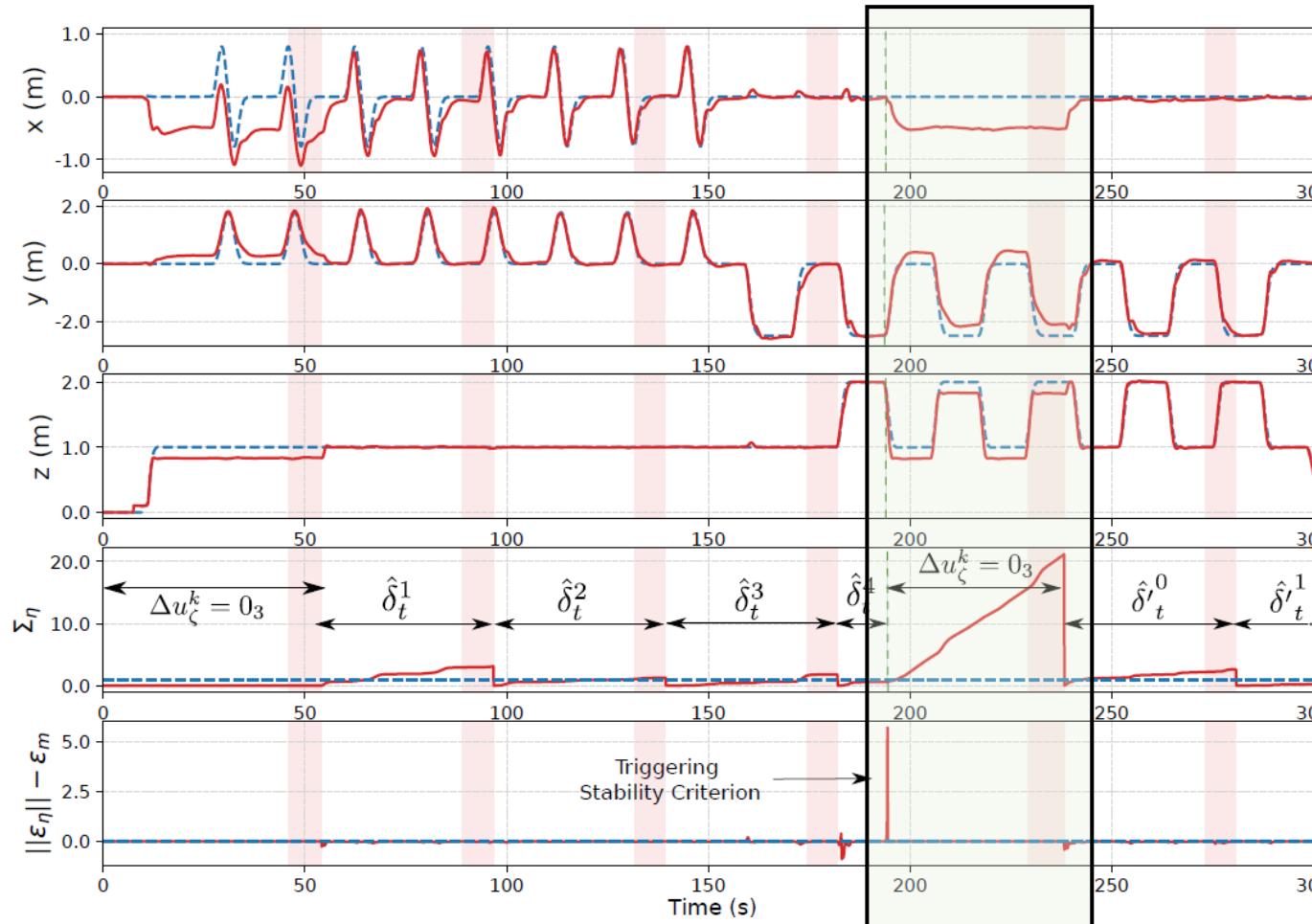
- Succession de phases d'apprentissage et de collecte
- Amélioration dès le 1^{er} apprentissage
- Amélioration progressive du comportement (/ comportement linéaire désiré)

◀ Evolution du critère de performances

II) Vers une approche en ligne

Validation en simulation – Critère de stabilité

Résultat en simulation (GAZEBO) – test du critère de stabilité
= réponse à des cercles dans le plan x/y puis échelons sur y/z



Analyses

- Confirmation analyses précédentes
- Comportement « nouveau » non correctement appris basculement du contrôleur

◀ Evolution du critère de performances

◀ Evolution du critère de stabilité

II) Vers une approche en ligne

Validation expérimentale de l'approche

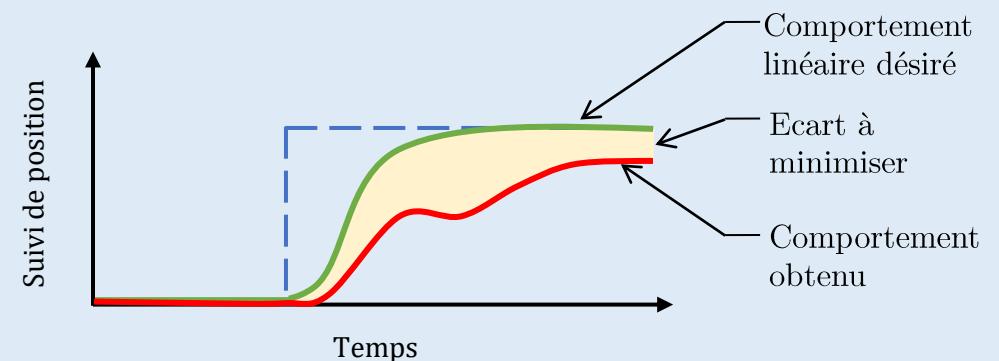


On souhaite valider expérimentalement l'approche proposée

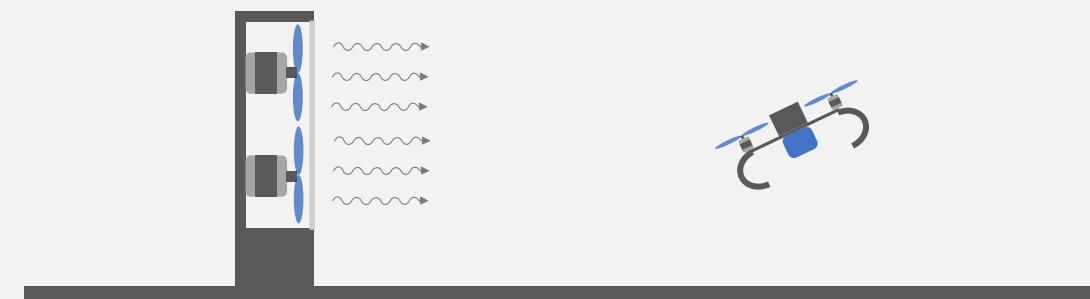
Quel métrique pour l'évaluation ?

- RMSE au comportement linéaire désiré

$$RMSE = \sqrt{MSE}$$



Quel expérience ? Des allers-retours face à un vent non constant = sinusoïde variant en amplitude et en moyenne



II) Vers une approche en ligne

Résultats en vidéo



gipsa-lab

II) Vers une approche en ligne

Bilan des résultats

✓ Améliorations

Correction du vol :

- Correspondance de la dynamique linéaire désirée
- Meilleurs temps de réponse, pentes, dépassements

Apprentissage des effets non modélisés :

- Perturbations extérieures : vent sinusoïdal
- Décharge de batterie

Critères de stabilité et performances

- Maintien d'un contrôle stable
- Amélioration des performances en continu

Approche en ligne :

- Exploitation de petites bases de données
- Nécessite peu de ressources de calcul

✗ Effets indésirables

Comportement transitoire :

- Comportement transitoire oscillant en cas de changement brusque de scénario (/ base de données)

Dépendance au contrôle initial :

- Apprentissage dépendant du choix de contrôle

Conclusions

Bilans des approches

- **Coupler l'architecture de contrôle en cascade et l'apprentissage**
 - Simplicité de paramétrage initial maintenu
 - Ecart au comportement linéaire désiré minimisé
 - Amélioration face aux différentes perturbations : internes / externes
 - **Approche « en ligne »**
 - Intègre la stabilité au processus de contrôle
 - Performances de vol continuellement améliorées
 - Exploitation de petites bases de données
 - **Extension des travaux au transport de charge inconnue**
 - Adaptation du contrôle initial et de l'apprentissage
- Validation expérimentale de toutes les approches



Quelques perspectives

A court terme ...

- Tester d'autres combinaisons en modifiant le contrôleur initial
 - ▶ Choix du contrôleur prédéfini : Model Predictive Control
- Amélioration de l'approche « en ligne »
 - ▶ Gestion de l'oubli – Sauvegarde des anciens paramètres plutôt que des données
 - ▶ Amélioration de l'algorithme d'optimisation



A long terme ...

- Application des méthodes proposées à une flotte de drones

Merci à Pierre, Amaury, Alexandre et Jonathan
pour le support technique apporté, permettant la réalisation des expérimentations

Conclusion personnelle

Merci à tous

Fin de la
présentation



Merci !

Questions

