

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
- Examineur: CASTILLO-GARCIA Pedro
- Examineur: 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 événements

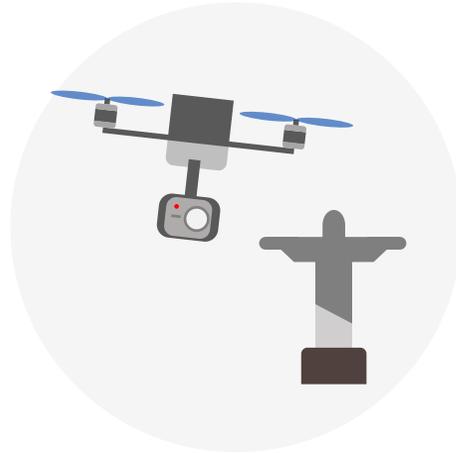
## Conclusions

Conclusion des travaux • Perspectives

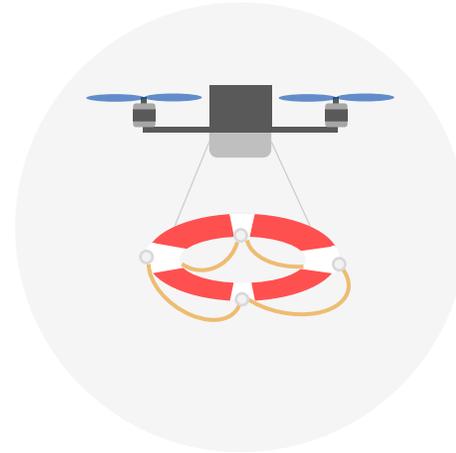


# Introduction

Cinématographie



Secourisme



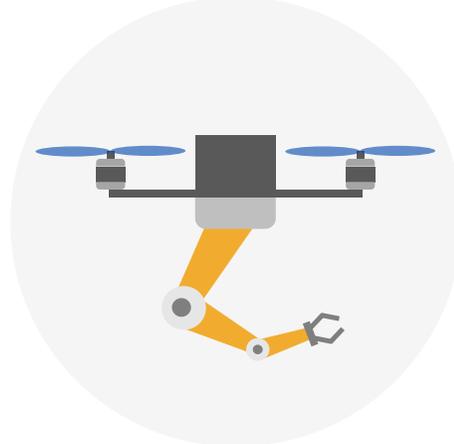
Cartographie



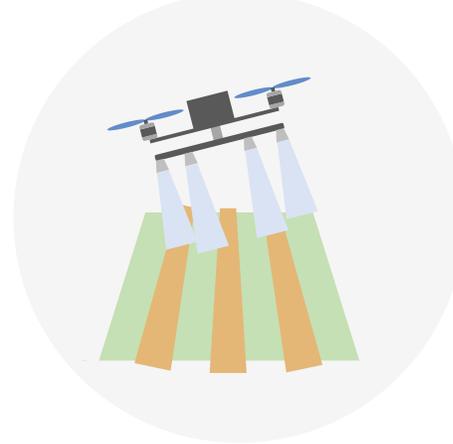
Transport



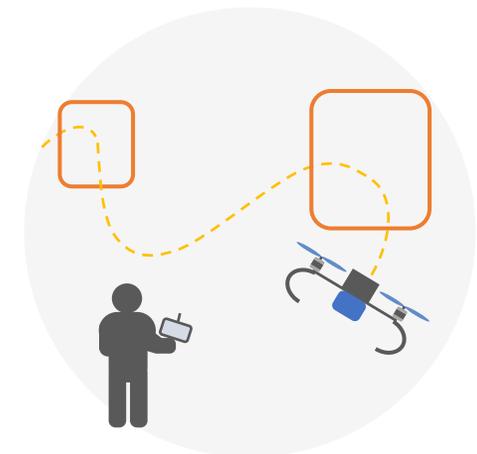
Manipulation aérienne



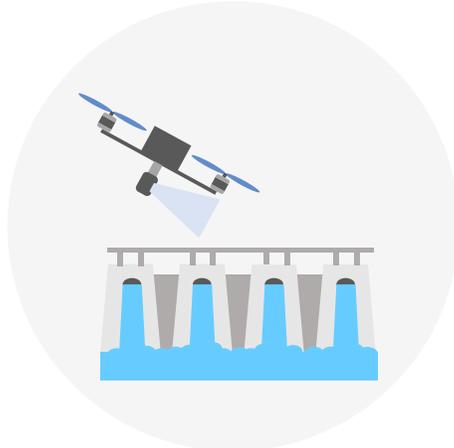
Agriculture



Loisirs



Inspection

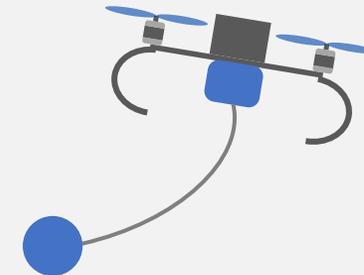
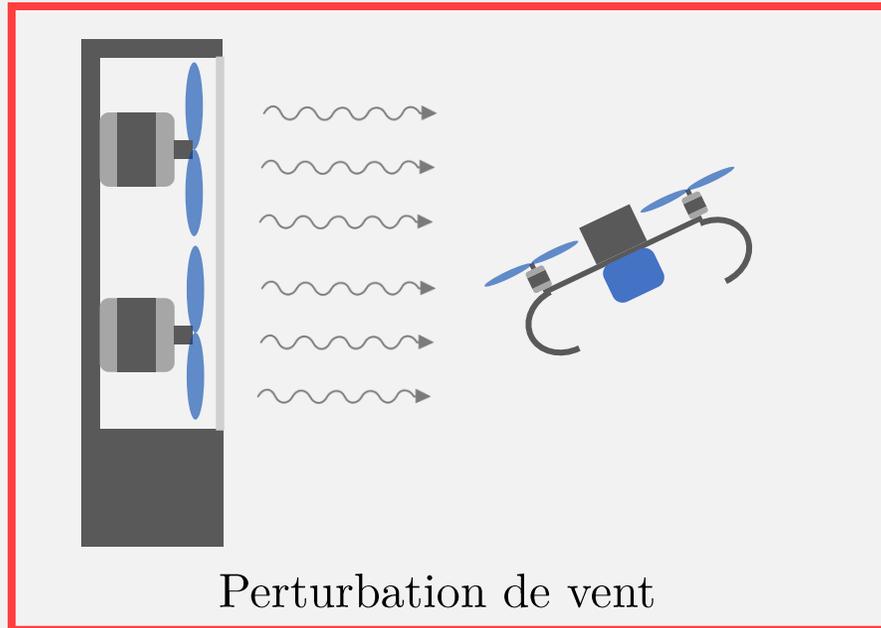


## Exemples d'applications des drones

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

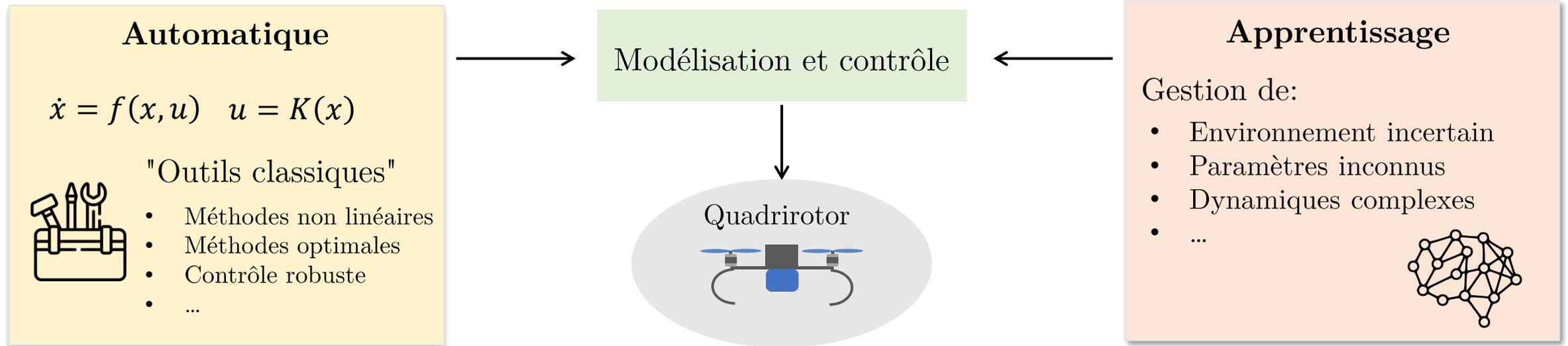
- **Performances ?** Vitesse de déplacement, erreur de suivi de trajectoire et robustesse aux perturbations.
- **Améliorer ?** Contrôle basé sur modèle : mauvaise modélisation, effets non modélisés, perturbations externes (vent), perturbations internes (masse inconnue), etc.

### Exemple de cas étudiés dans mes travaux



## 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 paramétrer,
  - 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)

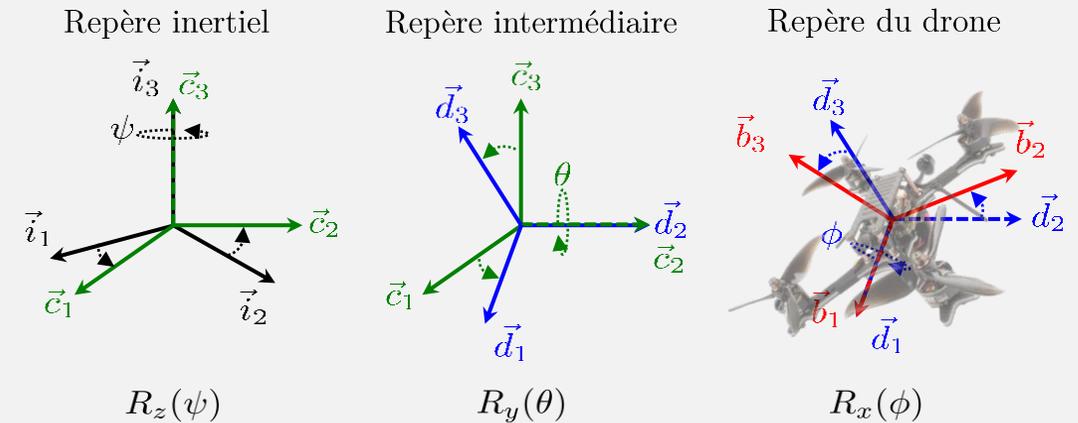
## Modèle non linéaire du quadrirotor

Modèle simplifié, le plus courant dans la littérature :

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

## ▶ Les repères

Formalisme Tait-Bryan (angles d'Euler)



## ▶ Les notations

$\xi$	position	$g$	acc. normale de la pesanteur
$v$	vitesse	$m$	masse
$\mathbf{R}$	matrice de rotation	$\mathbf{J}$	matrice d'inertie
$\boldsymbol{\Omega}$	vitesses angulaires	$\boldsymbol{\Omega}_\times$	matrice antisymétrique
$T$	poussée		
$\boldsymbol{\Gamma}$	moment		

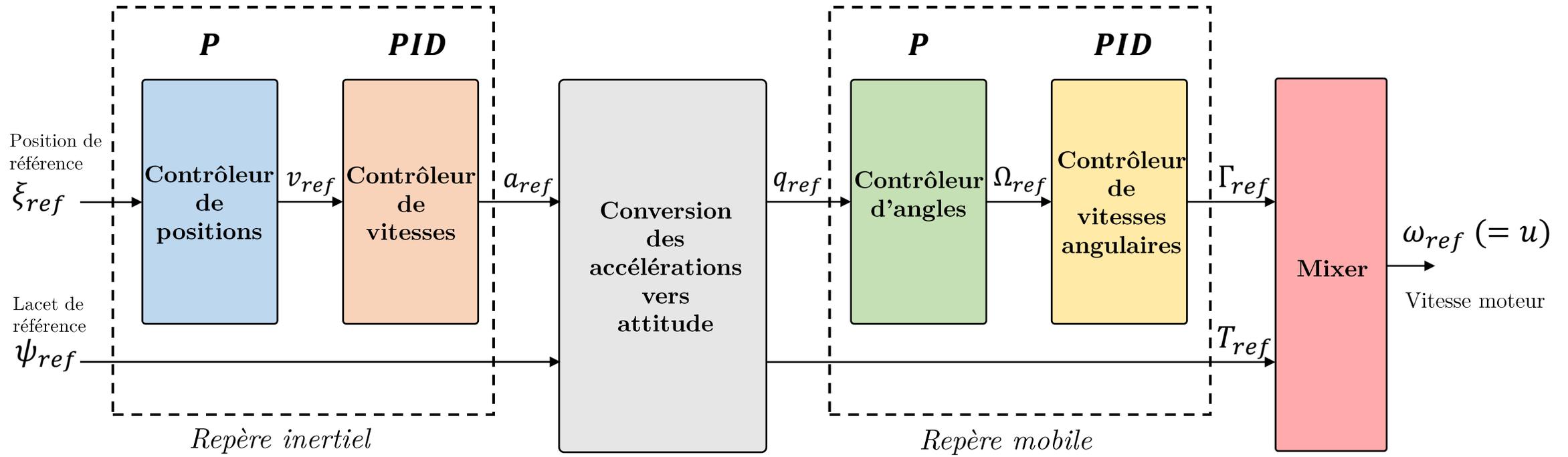
## Modèle non linéaire du quadrirotor plus fidèle

$$\begin{cases}
 \ddot{\xi} &= v \\
 m\dot{v} &= -mg\vec{i}_3 + \alpha_g R \sum_{i=1}^4 R_i^{flap} T_i \vec{b}_3 - K_v |v|v + F_{ext} \\
 \dot{R} &= R\Omega_x \\
 R\dot{\Omega} &= -\Omega_x J \Omega + I_r (\Omega \times \vec{b}_3) \sum_{i=1}^4 \omega_i + \sum_{i=1}^4 (c_t \omega_i^2 R_i^{flap} \vec{b}_3 \times P_i) + \sum_{i=1}^4 (-1)^{i+1} c_q \omega_i^2 \vec{b}_3 + I_r \dot{\omega}_{res} \vec{b}_3 + \Gamma_{ext}
 \end{cases}$$

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 paramétrer.

# I

**Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?**

# I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

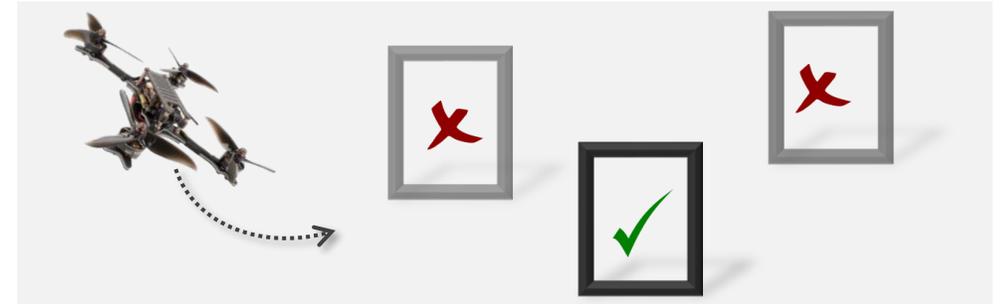
Compatibilité ? Réponse : oui ...

## 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

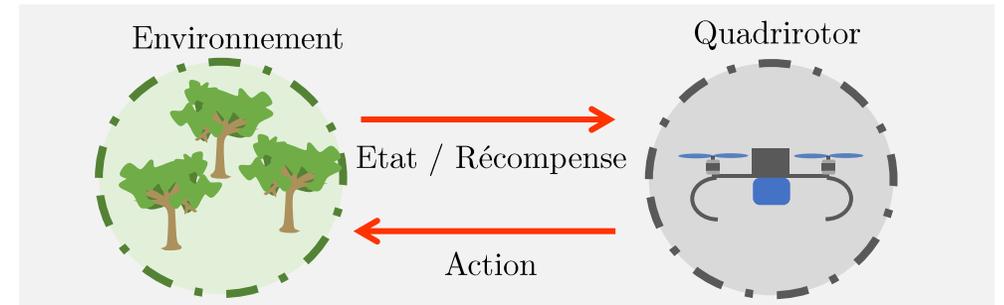
"En complément"



### 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

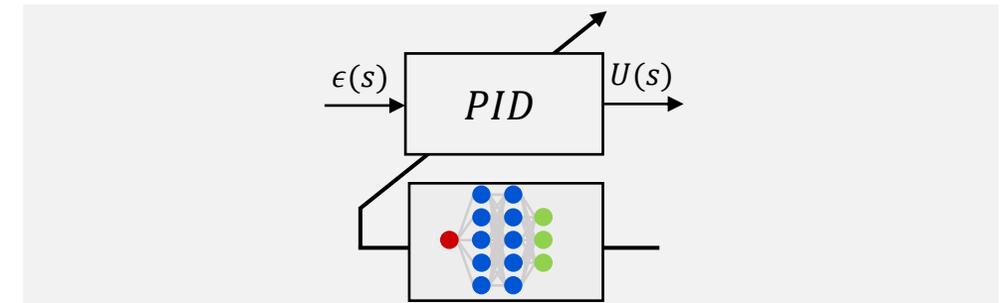
"En substitution"



### 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

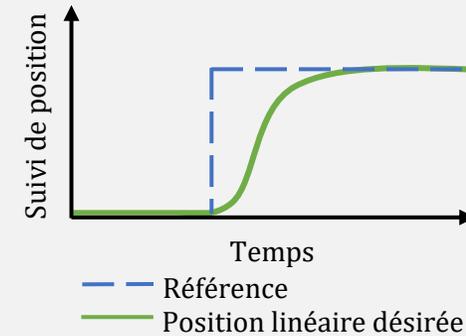
Choix des gains

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

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

Modèle linéaire  
Dynamique désirée  
 $\dot{x} = \mathbf{A}x + \mathbf{B}u$

b. Spécification des performances sur un modèle linéaire



# I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

## Méthodologie en schéma

### I. Spécification des performances

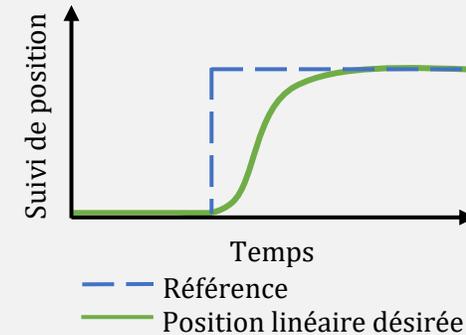
Choix des gains

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

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

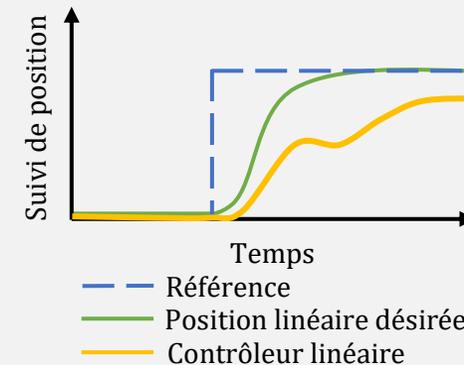
Modèle linéaire  
Dynamique désirée  
 $\dot{x} = \mathbf{A}x + \mathbf{B}u$

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

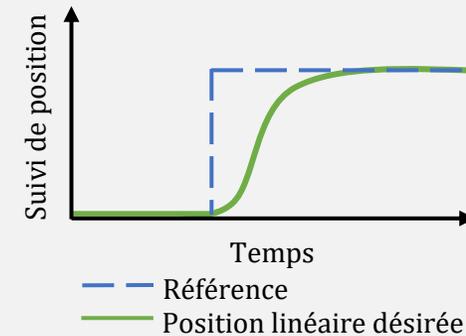
Choix des gains

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

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

Modèle linéaire  
Dynamique désirée  
 $\dot{x} = \mathbf{A}x + \mathbf{B}u$

b. Spécification des performances sur un modèle linéaire



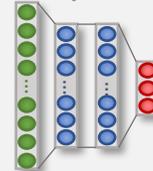
Quadrirotor  
Dynamique réelle



II. Création d'une base de données  
Résultat en suivi de trajectoire en utilisant le contrôleur linéaire

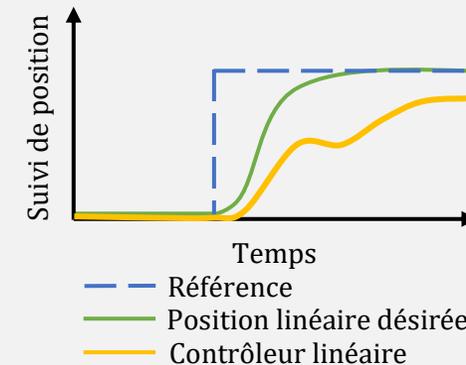
### III. Apprentissage d'une correction du vol

a. Erreur de dynamique



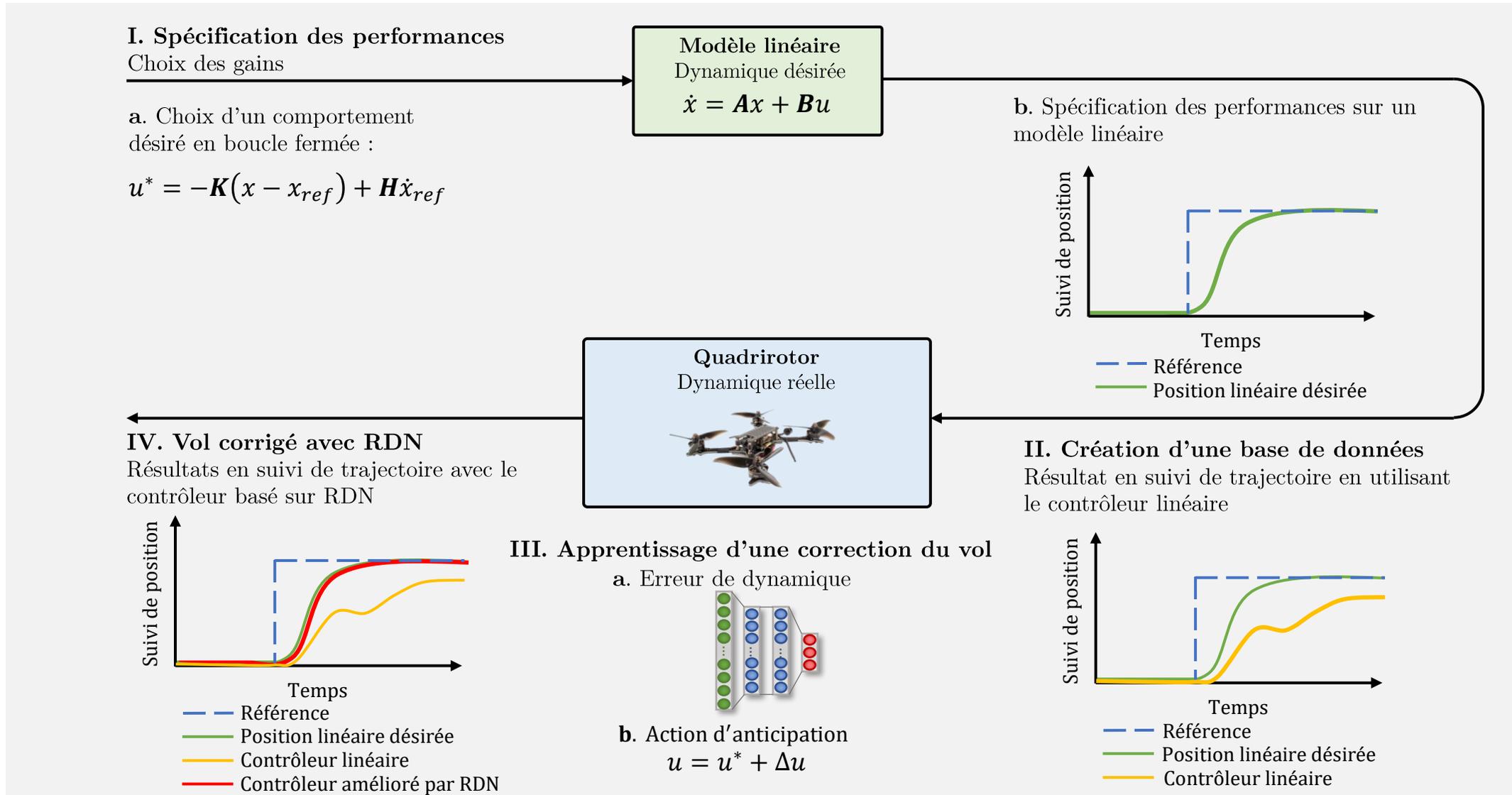
b. Action d'anticipation

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



# I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

## Méthodologie en schéma



# I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

## Etablir le contrôleur initial

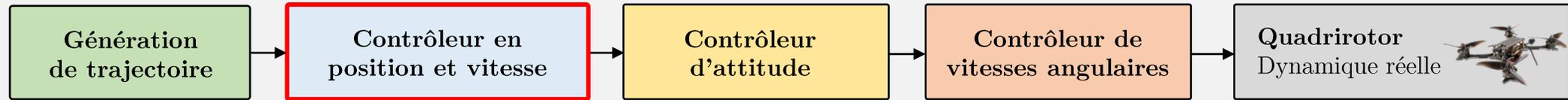


Schéma simplifié de l'architecture de contrôle du quadrirotor

## Controller position/vitesse

- Modèle linéaire de l'erreur en position/vitesse

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

- Commande linéaire

$$u_{\zeta}^* = -\mathbf{K}_{\eta}\eta + \mathbf{B}_{\zeta}^{-1}\dot{\tilde{v}}_{ref}$$

~ équivalent à un régulateur proportionnel-dérivé

## ► Les notations

Vecteur d'état

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

Matrice d'état

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

Commande

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

Matrice de commande

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

avec:

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

# I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

Comment intégrer de l'apprentissage dans le contrôle ?

## 1. Etablir la boucle fermée

- Dynamique en position / vitesse

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

- 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



$\delta_t$  = 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

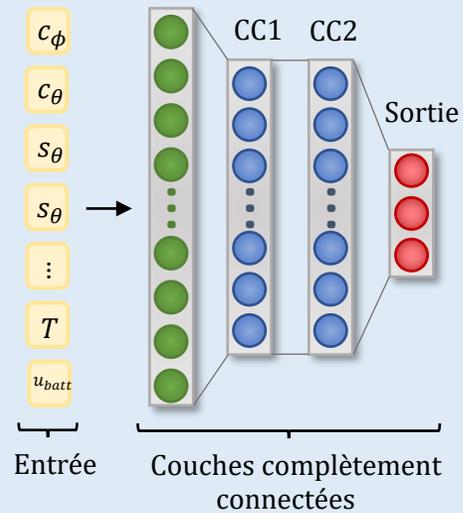
Estimer  $\delta_t$  ?

- choix de l'apprentissage

# I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

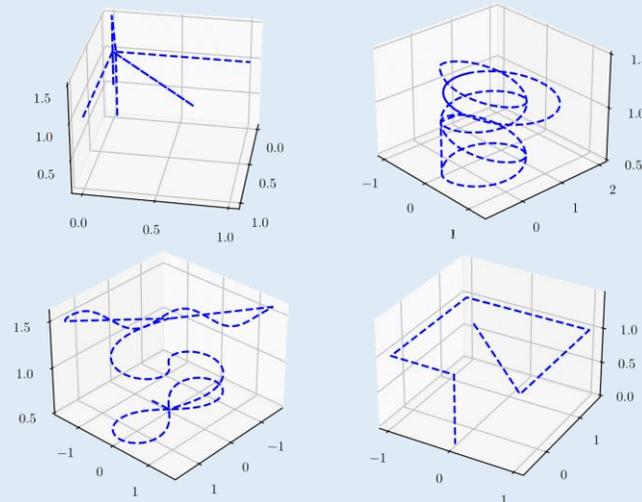
## Apprentissage de l'erreur de dynamique

### Réseau de neurones profonds



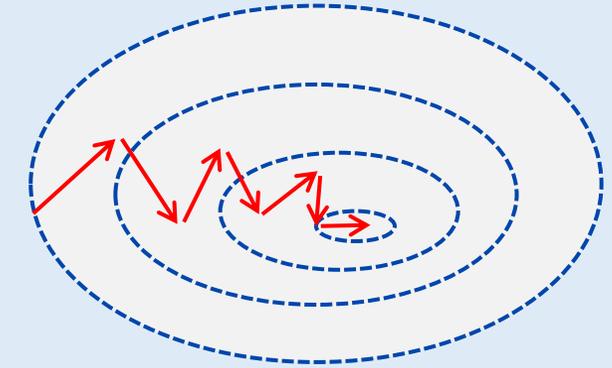
- Architecture multi-couches
- 12 entrées  
2 couches cachées  
64 unités par couche  
3 sorties
- Activation = ReLU

### Base de données



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

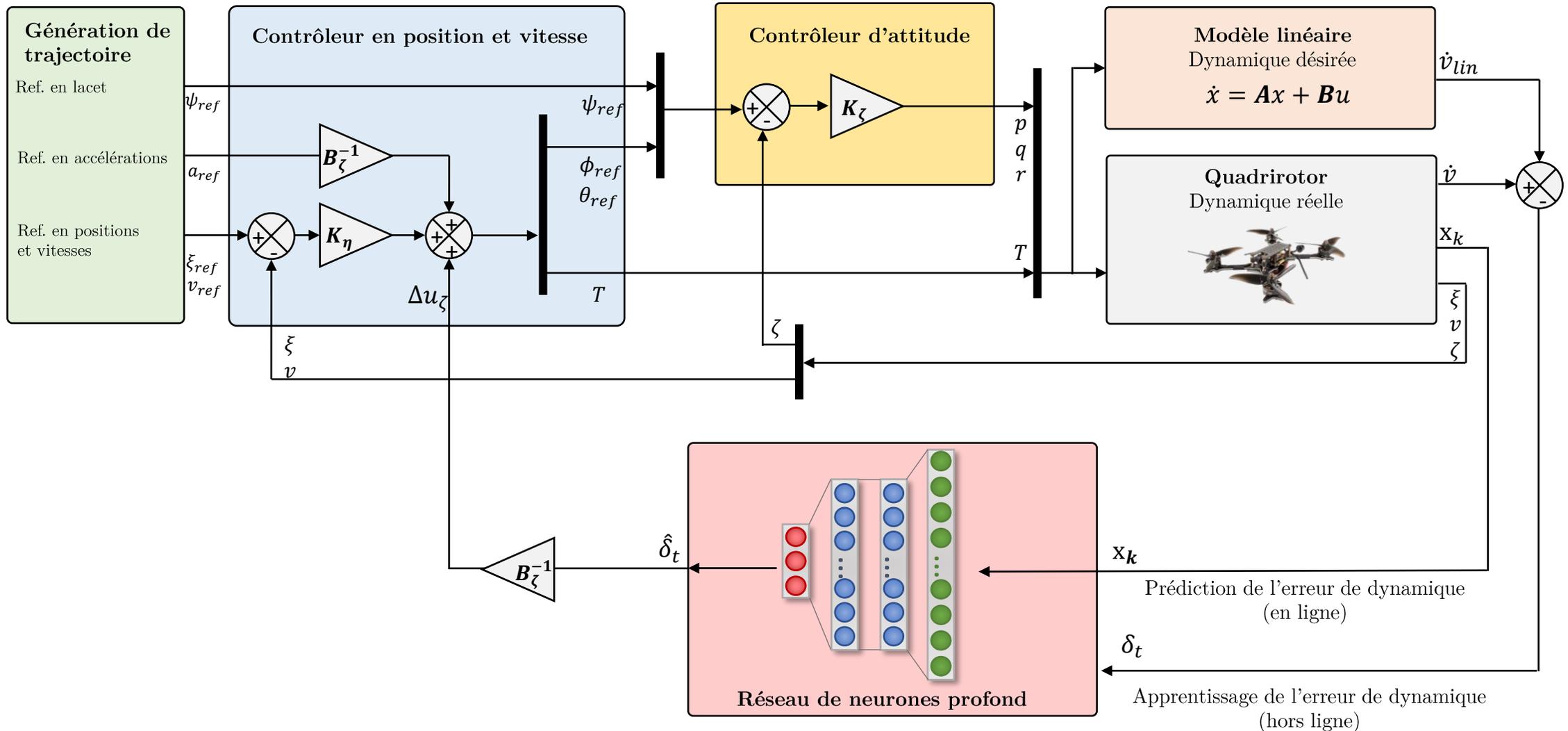
### Apprentissage



- 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 ?

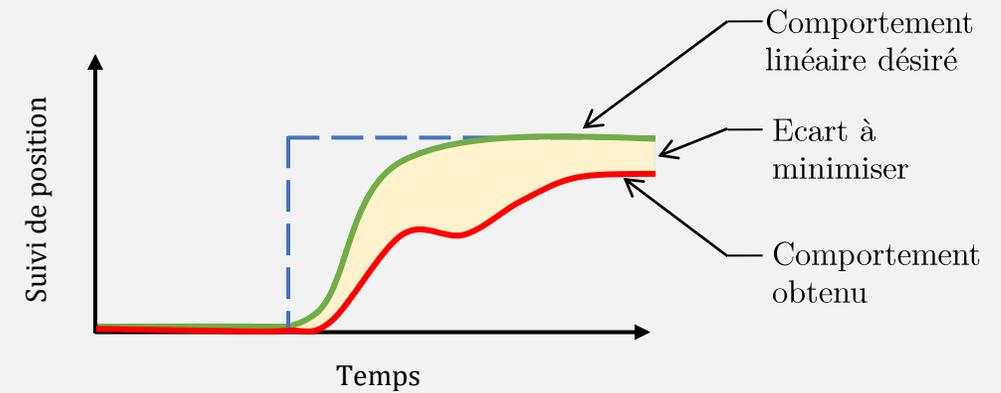
## Validation expérimentale de l'approche

🎯 On souhaite valider expérimentalement l'approche

Quelle métrique pour l'évaluation ?

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

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

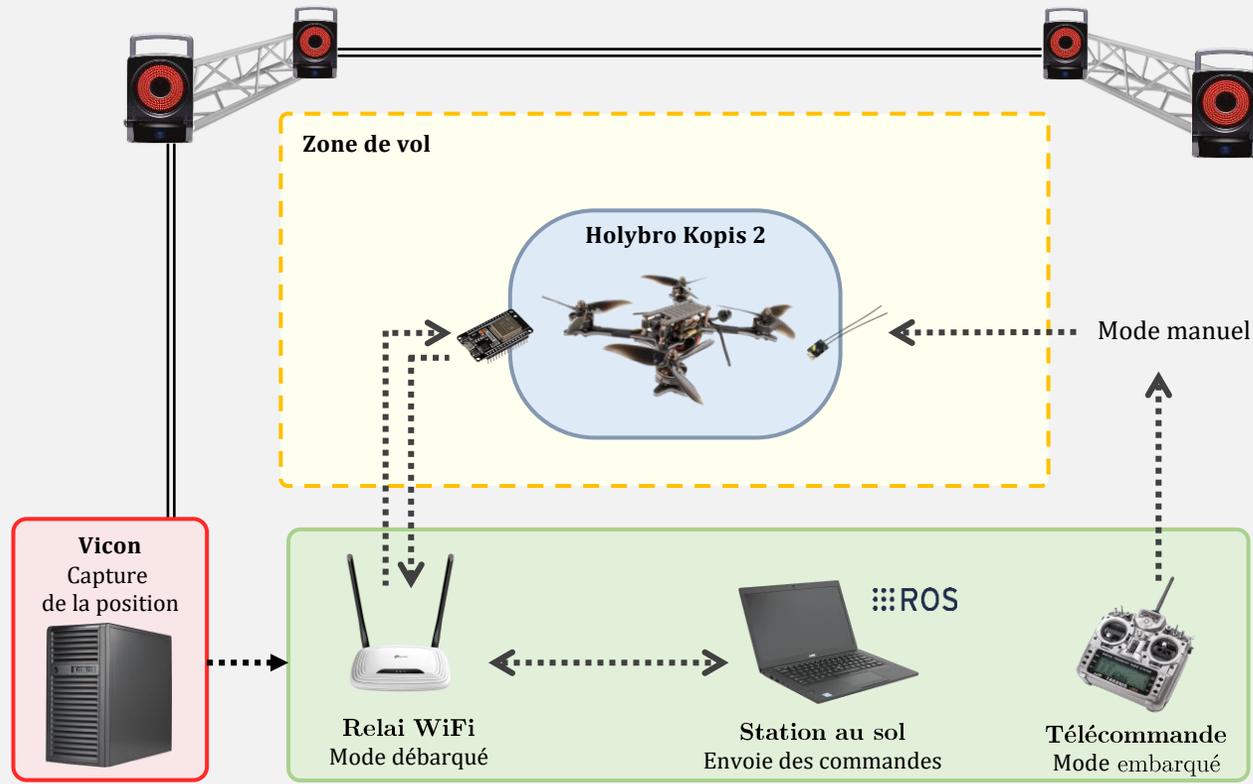


- Quelles expériences ?
- Valider l'apprentissage d'erreurs liés à la modélisation, linéarisation, etc.
    - ▶ scénario d'échelons
  - Valider l'apprentissage d'erreurs liés à des perturbations externes
    - ▶ scénario proche du sol
    - ▶ scénario de vent

# I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

## Le dispositif expérimental

Quelle plateforme ?



La salle de capture de mouvement du GIPSA-lab



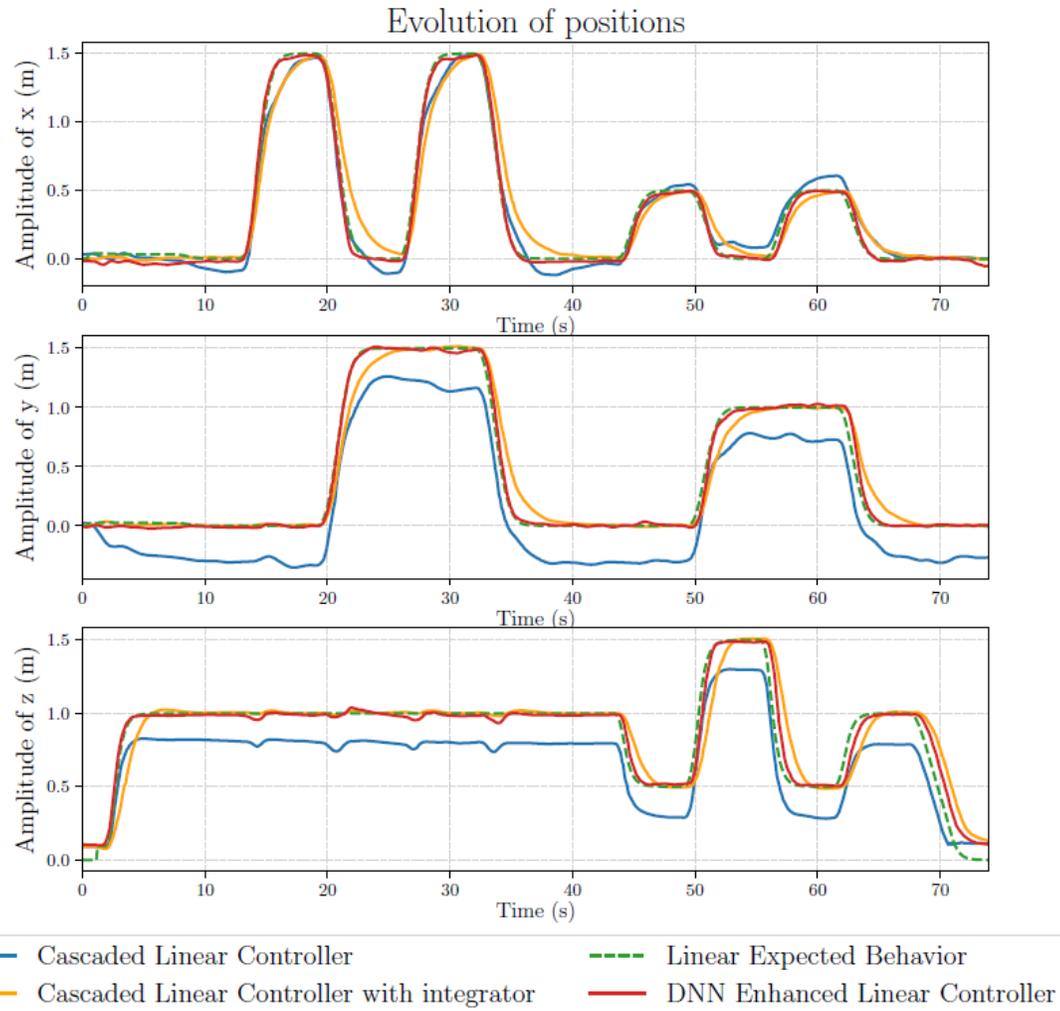
Station au sol



Zone de vols

# I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

## Réponse à un scénario test d'échelons



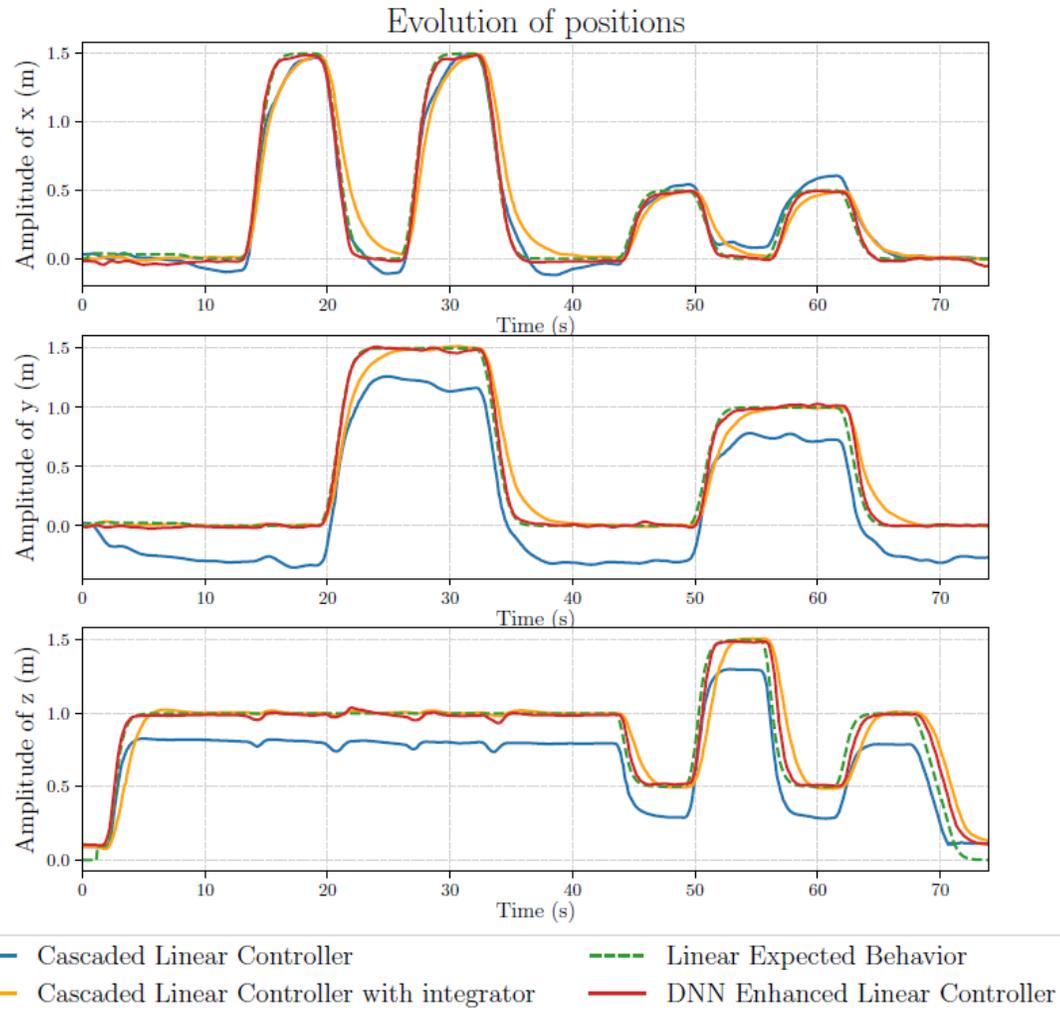
Résultats expérimentaux - scénario test non vu  
= réponses à des échelons de références sur les 3 axes

	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 scénario test d'échelons



### Améliorations

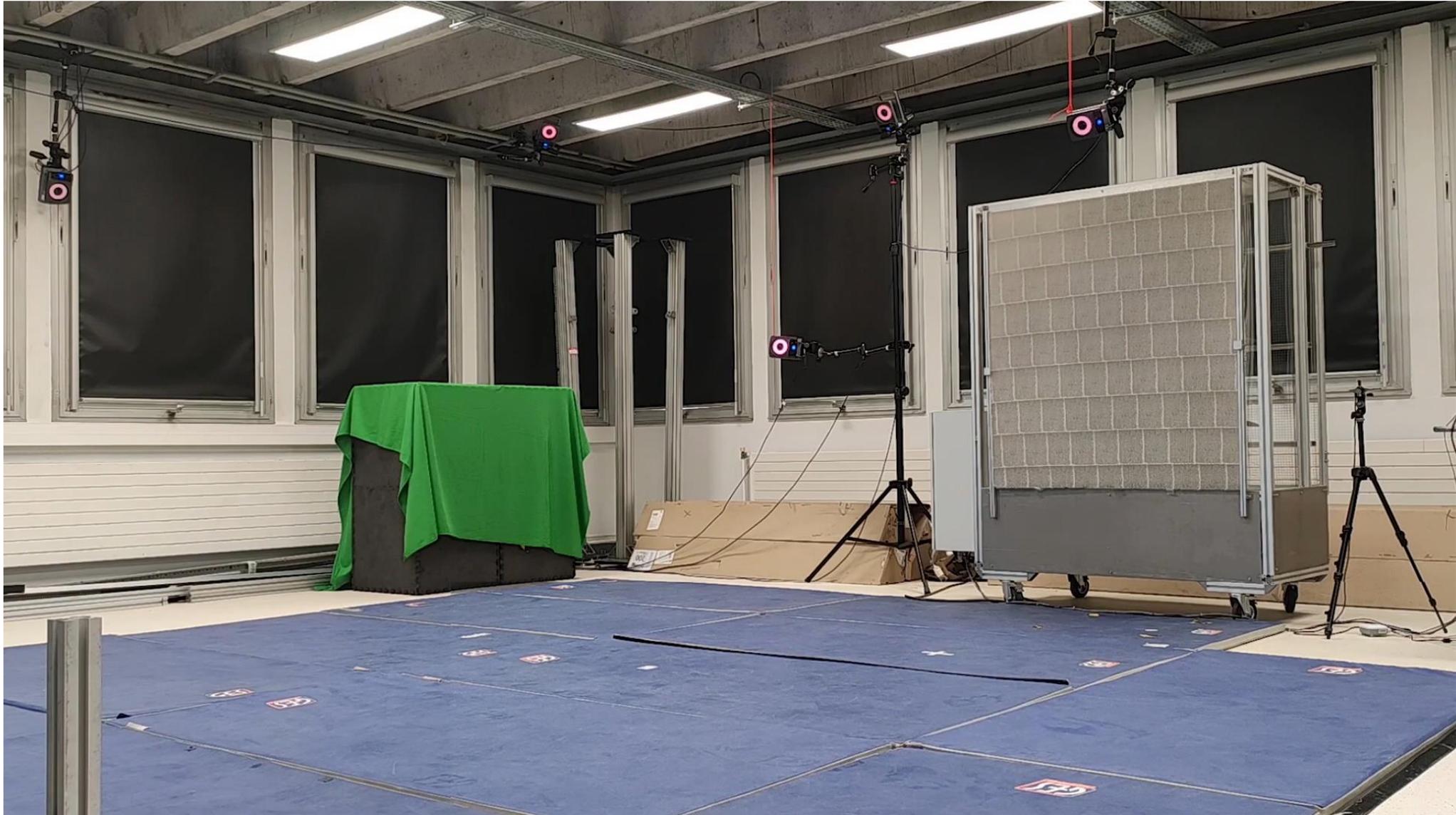
- ✓ Correction des erreurs statiques
- ✓ Meilleure correspondance avec la dynamique linéaire désirée (temps de réponses et pentes)
- ✓ Apprentissage et compensation de la décharge de batterie

### 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



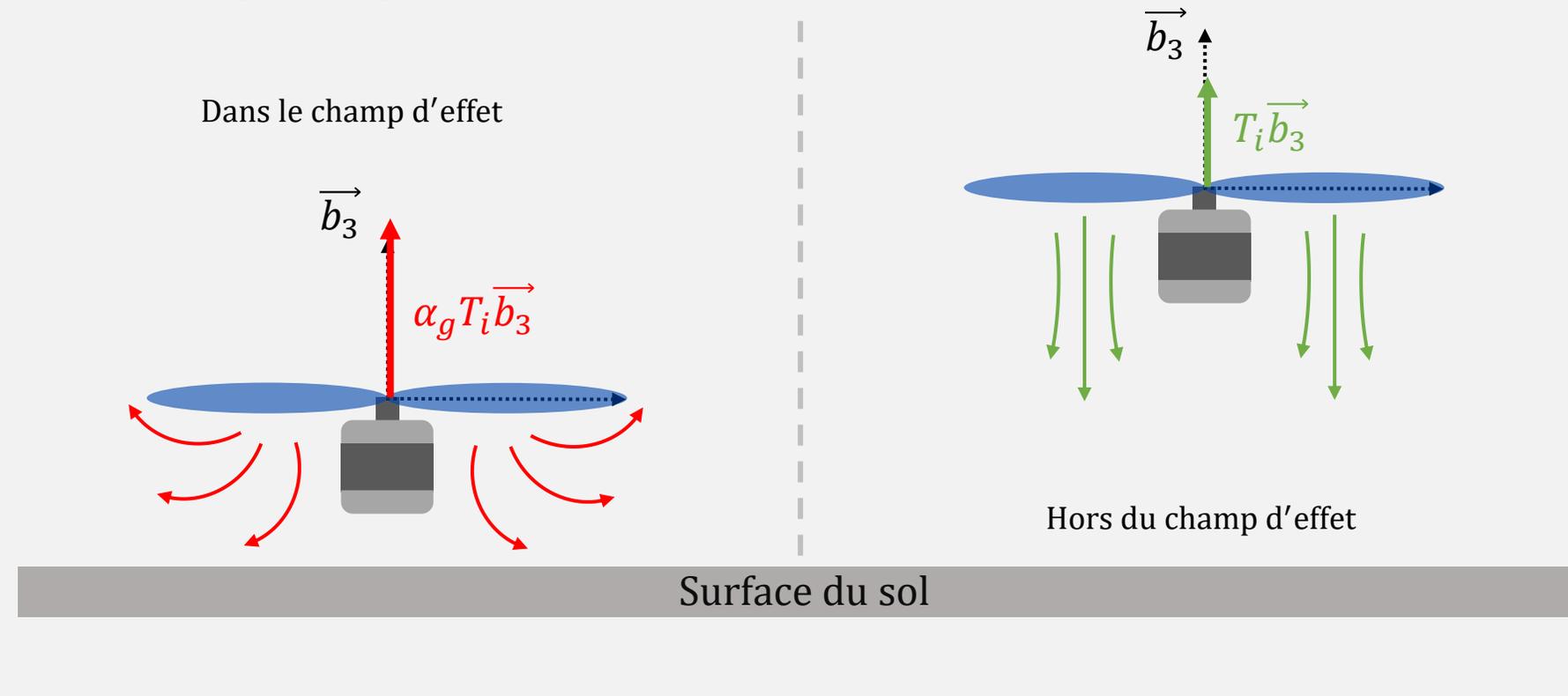
## Controller Comparaison Elevation Steps Scenario

# I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

## Réponse à l'effet de sol

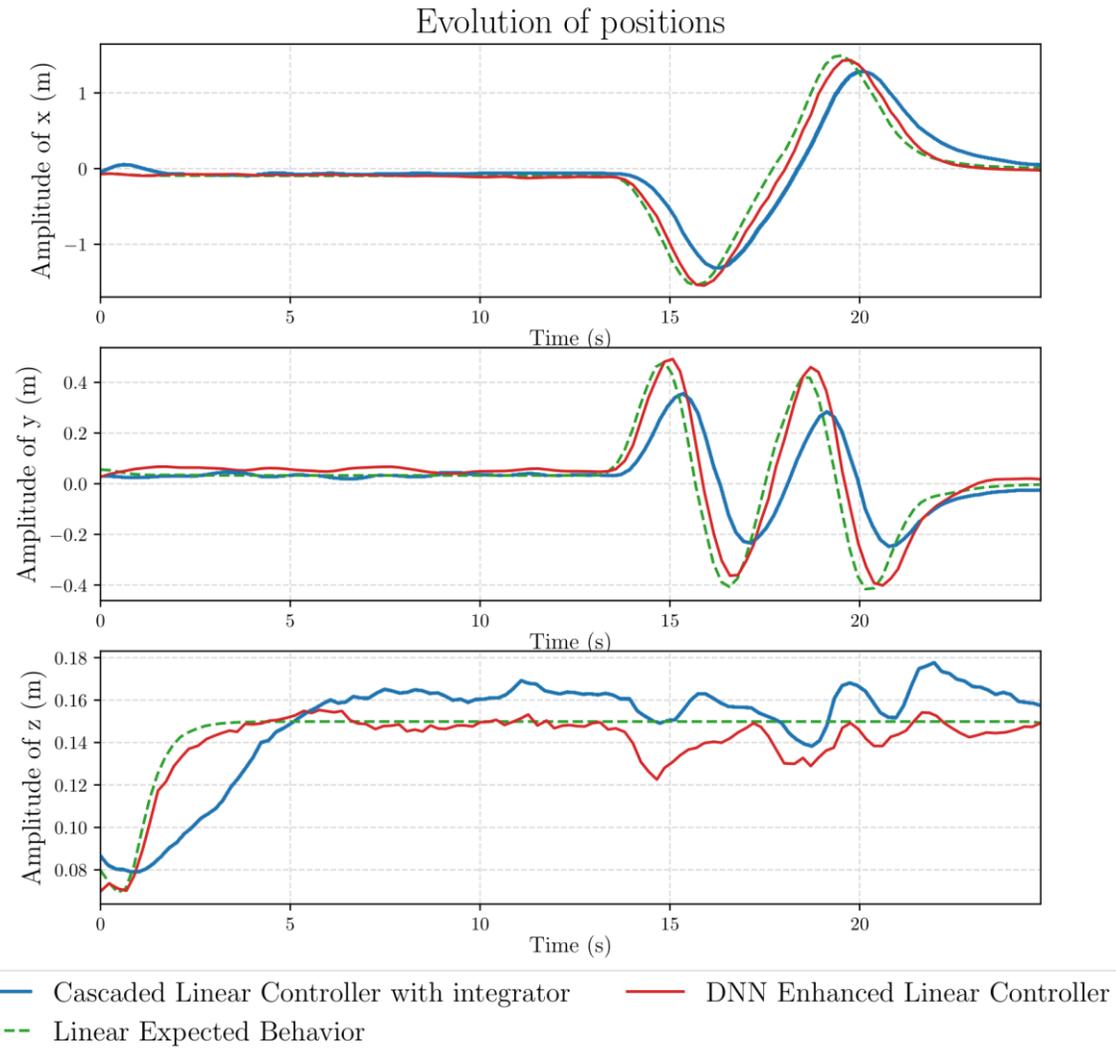
Qu'est ce que l'effet de sol ?

= Poussée amplifiée à proximité du sol



# I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

## Réponse à un scénario proche du sol



### Améliorations

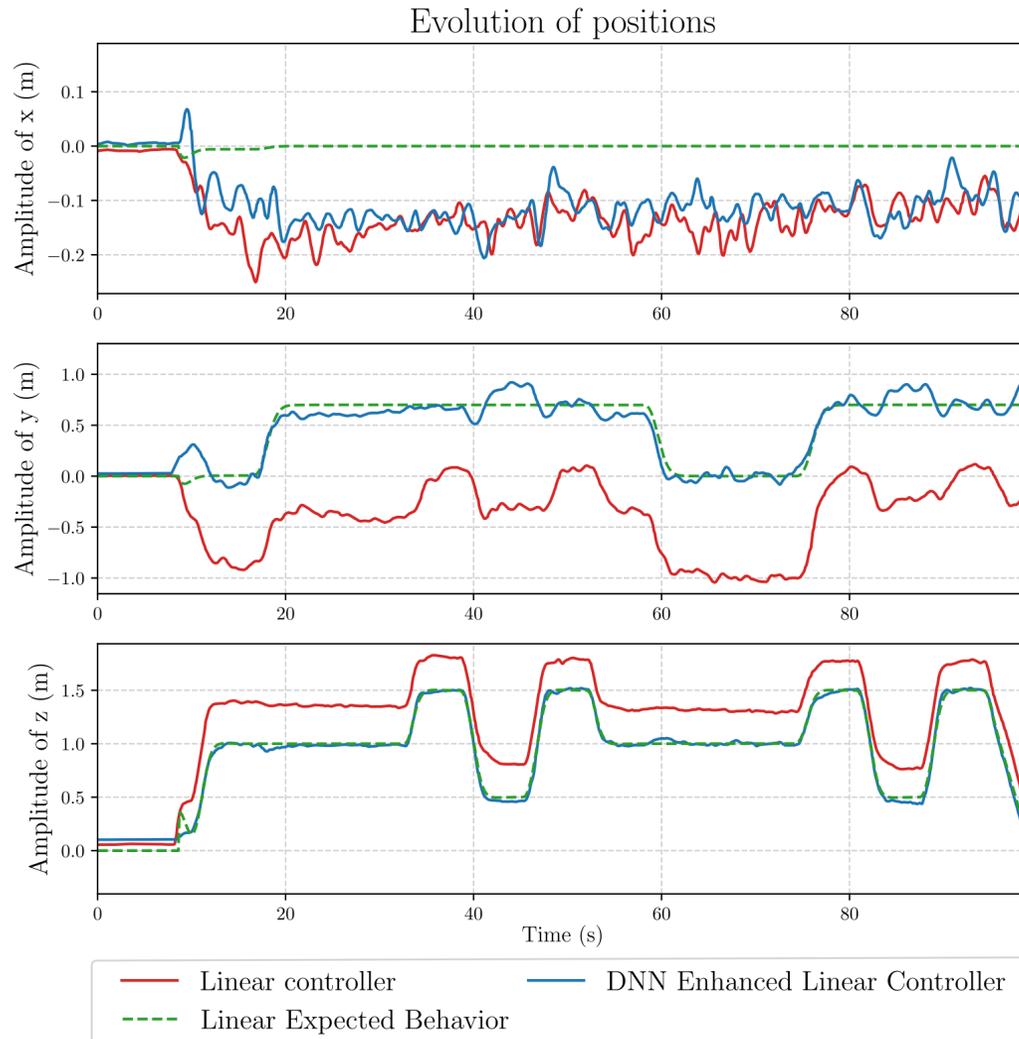
- ✓ Amélioration des erreurs statiques
- ✓ Meilleure correspondance avec la dynamique linéaire désirée (temps de réponses et pentes)
- ✓ **Amélioration du comportement proche du sol**  
→ Intégration de  $z$  dans l'entrée du réseau de neurones

### 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 scénario 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

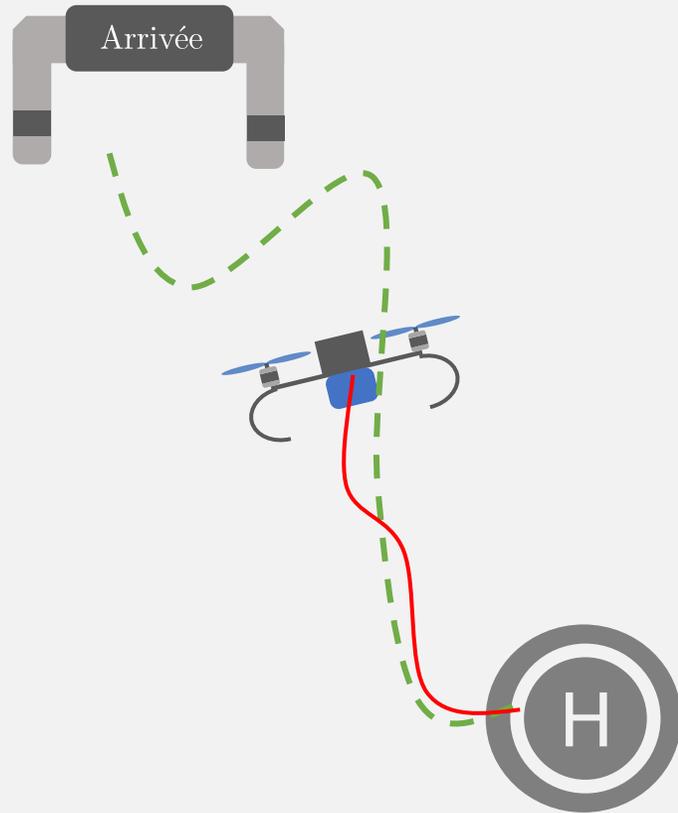
### Attention

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

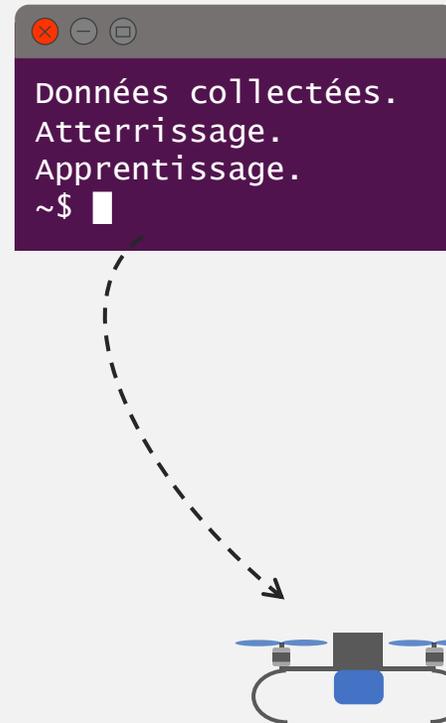
# I) Contrôle et apprentissage : une combinaison compatible ?

## Limitations de l'approche

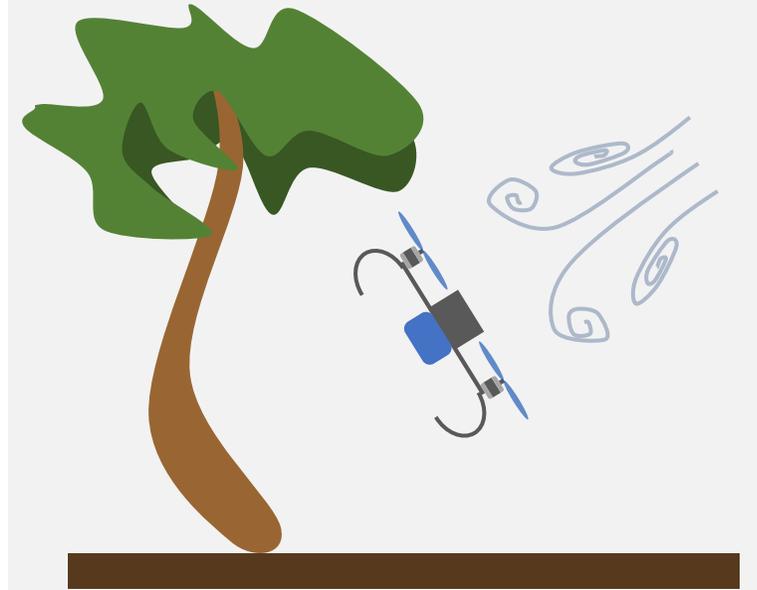
### Vols en mode dégradé



### 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** »

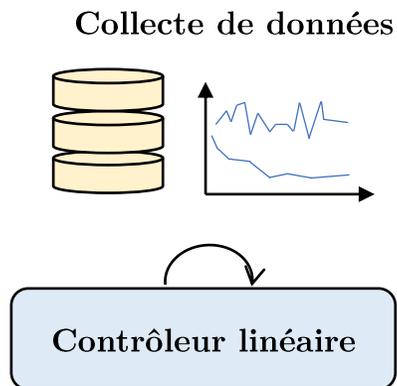
Evènements définis par deux critères : **stabilité** et **performances**

## 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

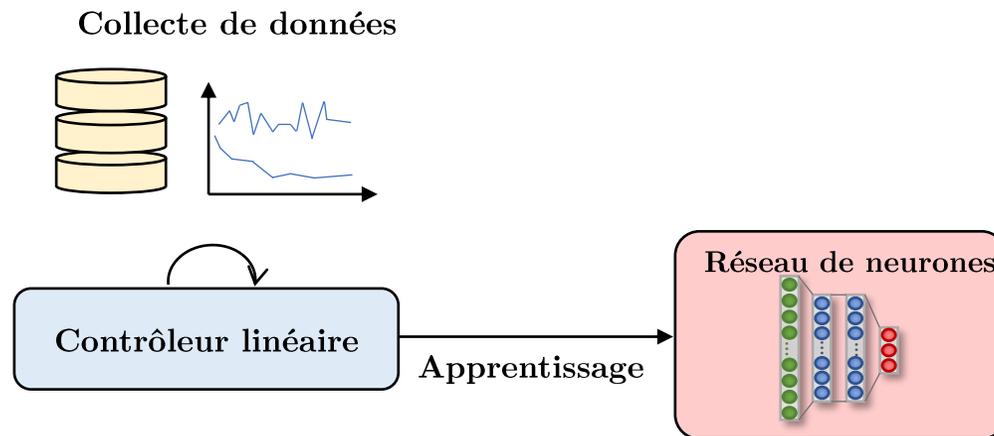
On souhaite répondre aux deux limites suivantes :

- 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

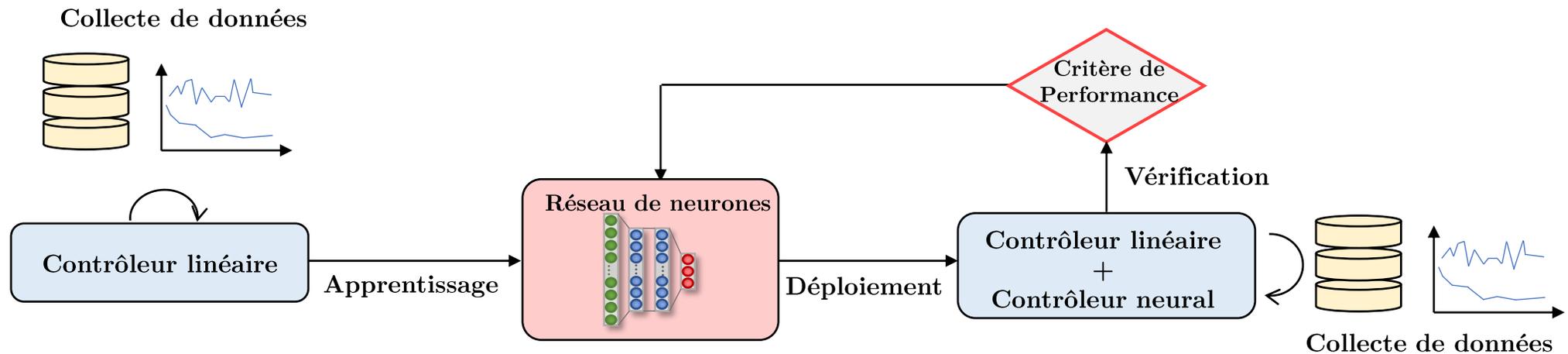
On souhaite répondre aux deux limites suivantes :

- 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

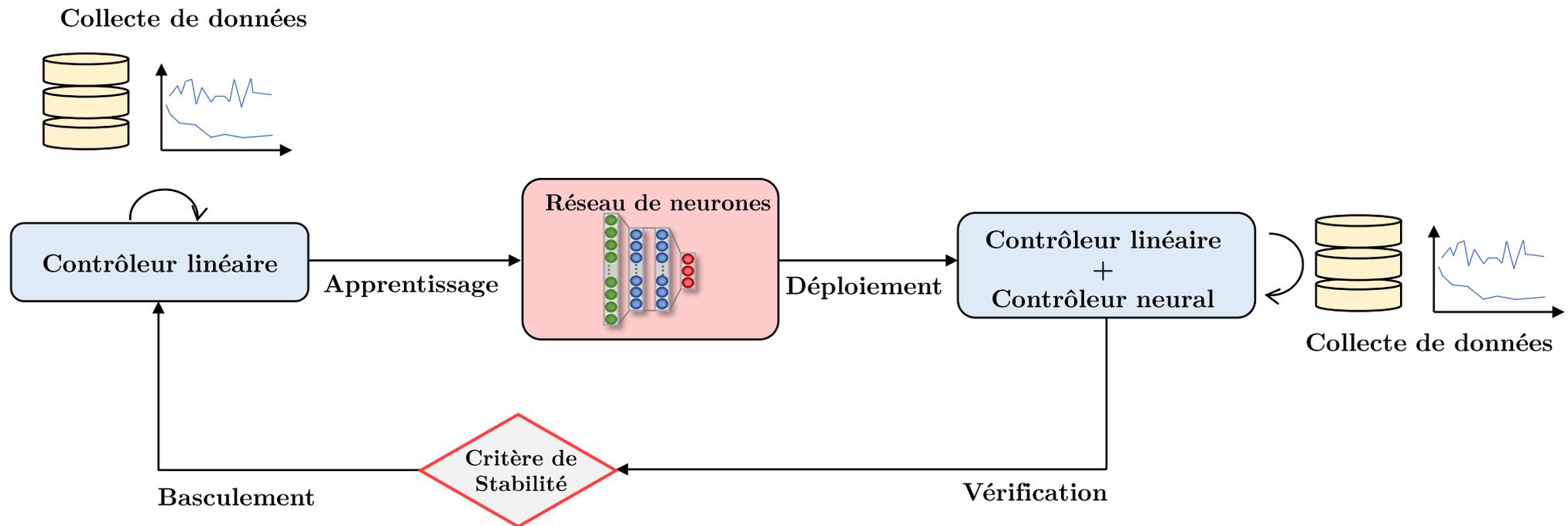
On souhaite répondre aux deux limites suivantes :

- 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

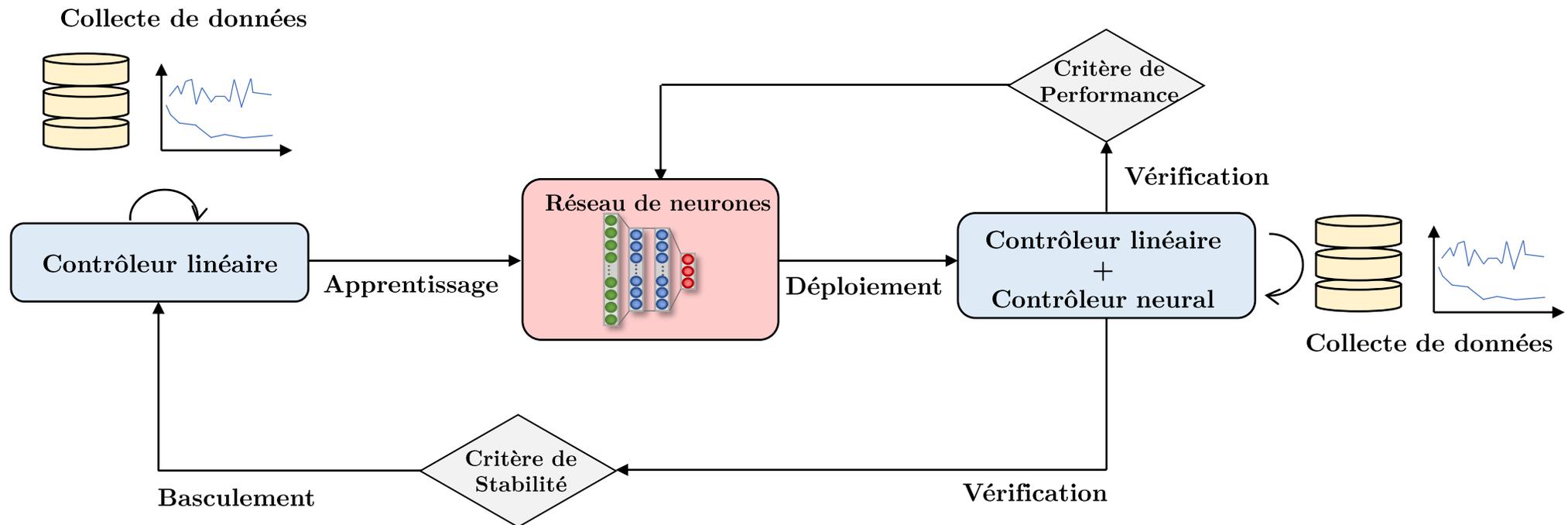
On souhaite répondre aux deux limites suivantes :

- 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.

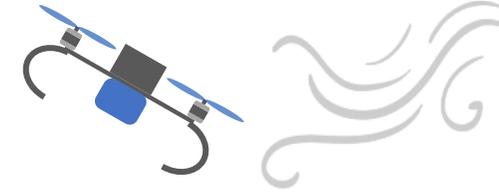
Fonction de Lyapunov :

$$\left| \begin{array}{l} \mathcal{V} := \eta^T \mathbf{P} \eta \\ \dot{\mathcal{V}} := -\alpha \omega^T \omega + 2\omega P^{\frac{1}{2}} \bar{B} B_{\zeta}^{-1} \varepsilon_{\eta} \end{array} \right.$$

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

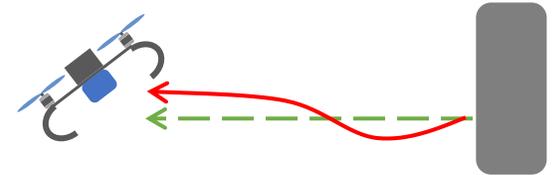
$$\|\varepsilon_{\eta}\| < f(\mathcal{V}) = \varepsilon_m$$

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



$\varepsilon_{\eta}$  : erreur de prédiction

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 :

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

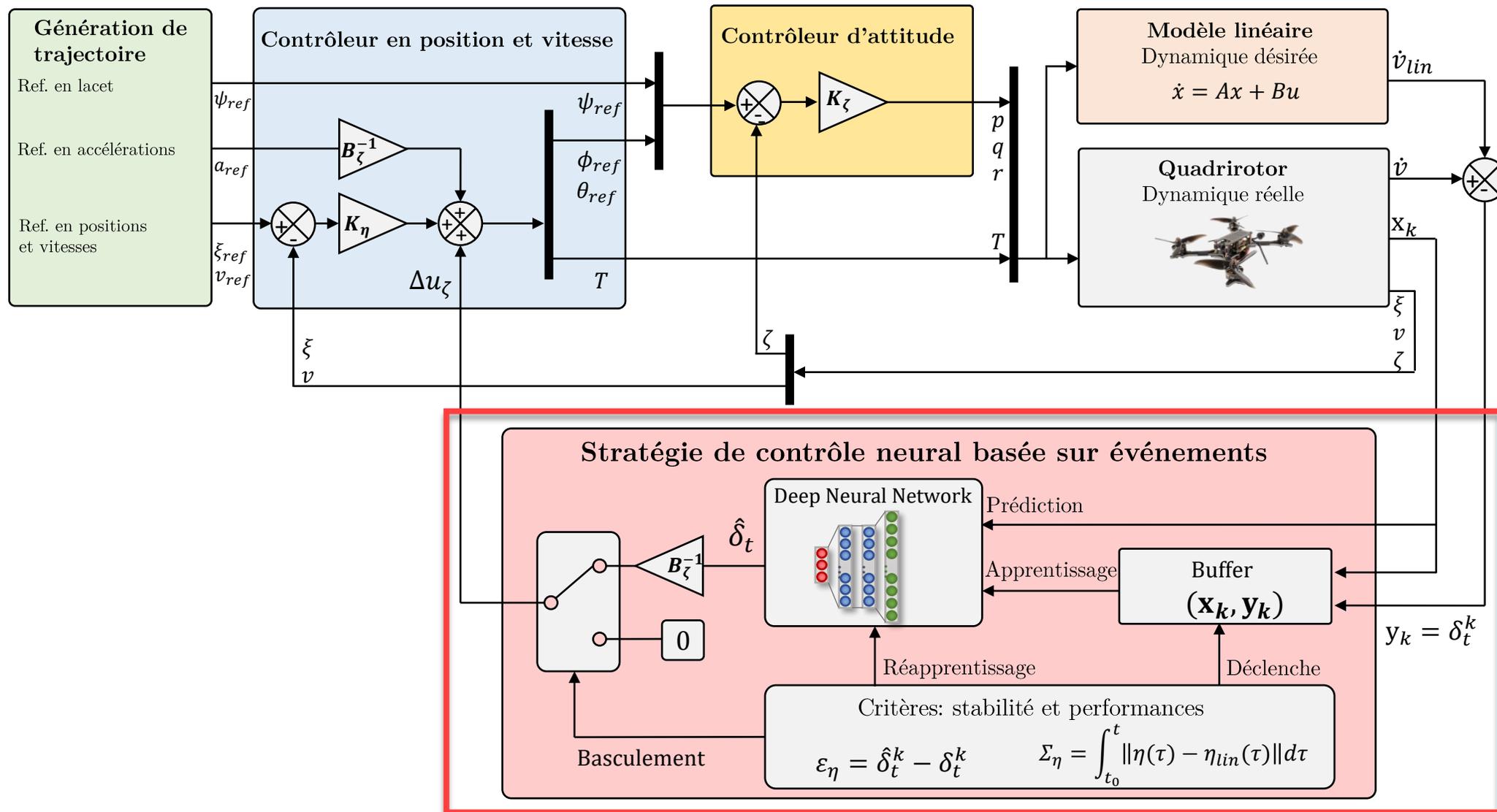
- **Etape n°2:** Etablir le critère de performance.

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

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

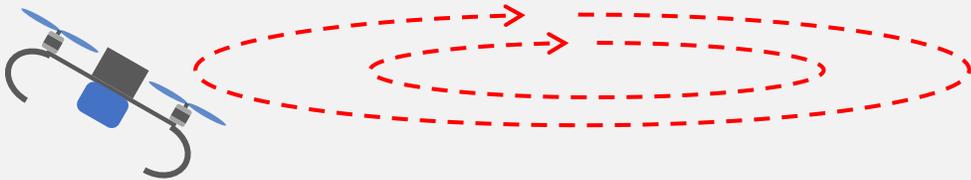
Quelles expériences ? ■ Valider le critère de performances

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

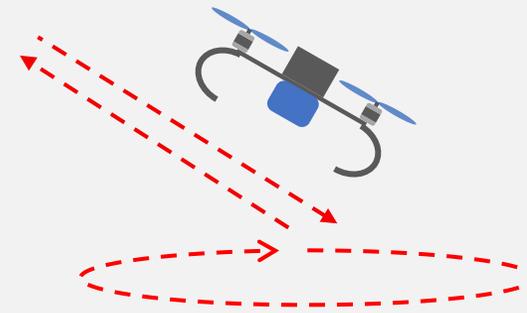
■ Valider le critère de stabilité

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

1



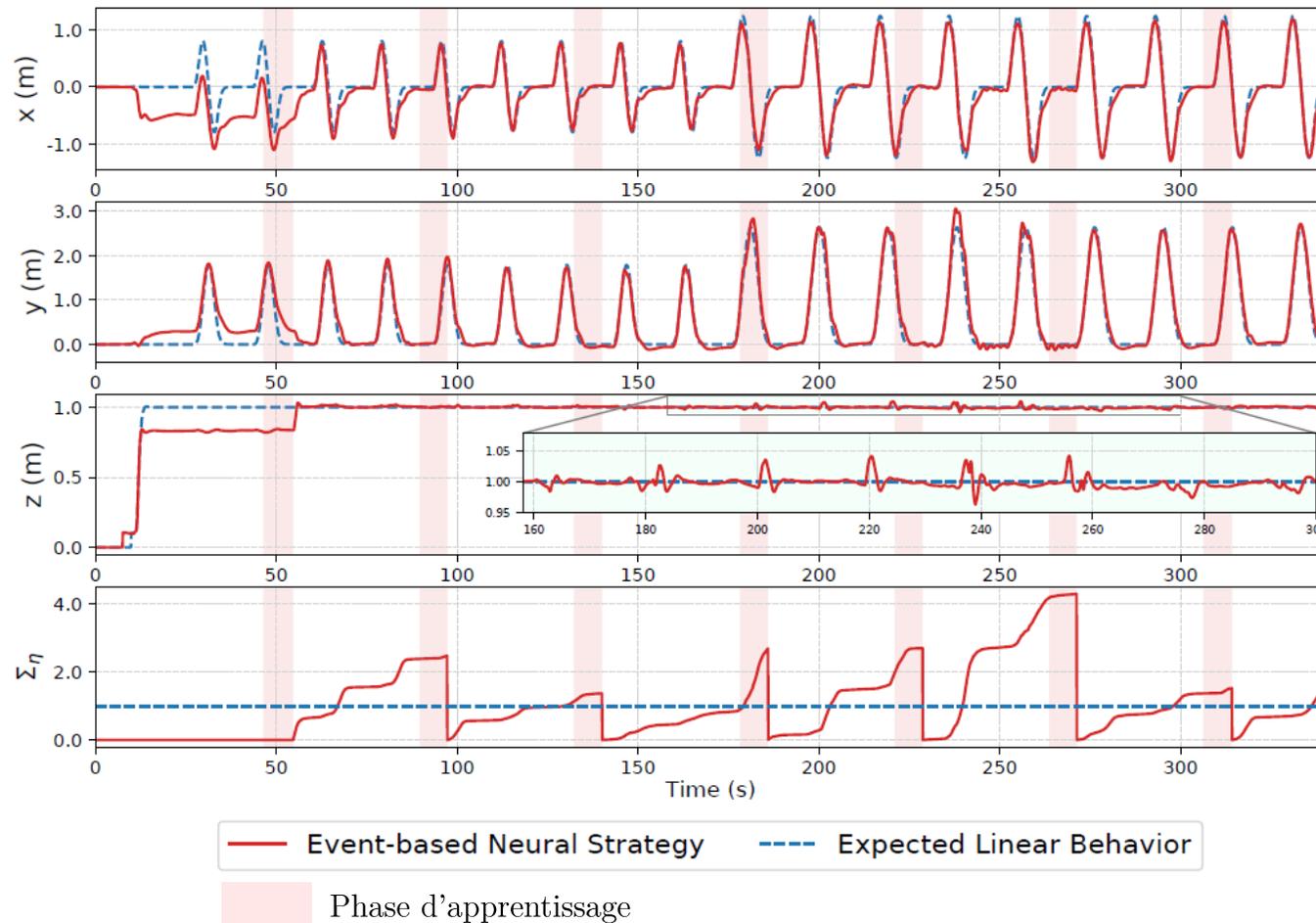
2



## 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

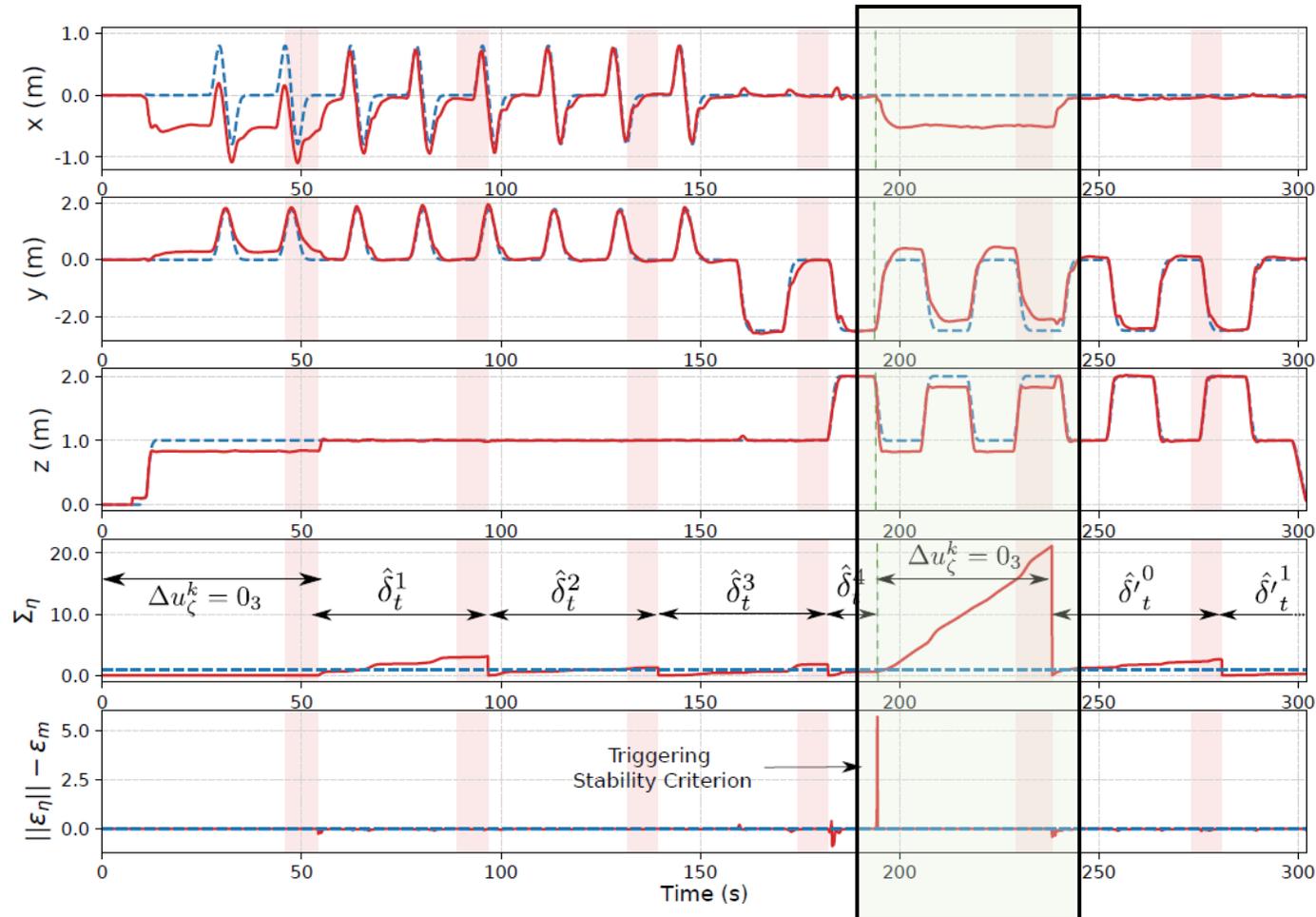
- Succession de phases d'apprentissage et de collecte
- Amélioration dès le 1<sup>er</sup> apprentissage
- Amélioration progressive du comportement (/ comportement linéaire désiré)

◀ 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

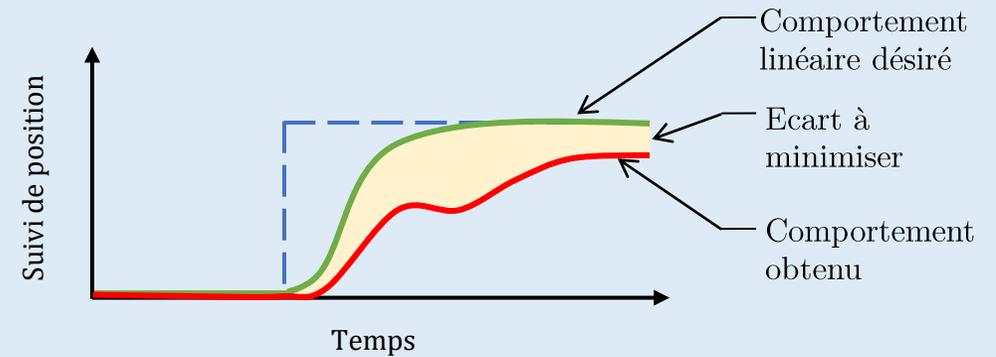


On souhaite valider expérimentalement l'approche proposée

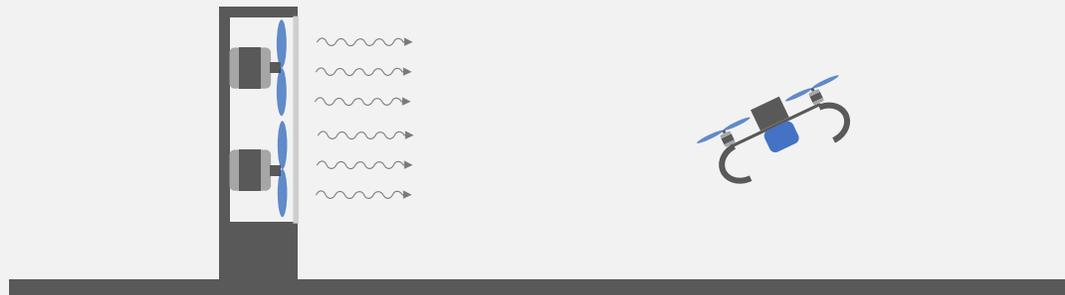
#### Quel métrique pour l'évaluation ?

► 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





gipsa-lab

### 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

