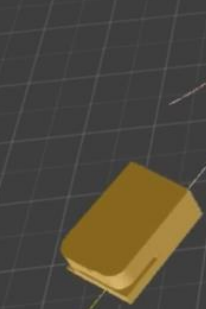
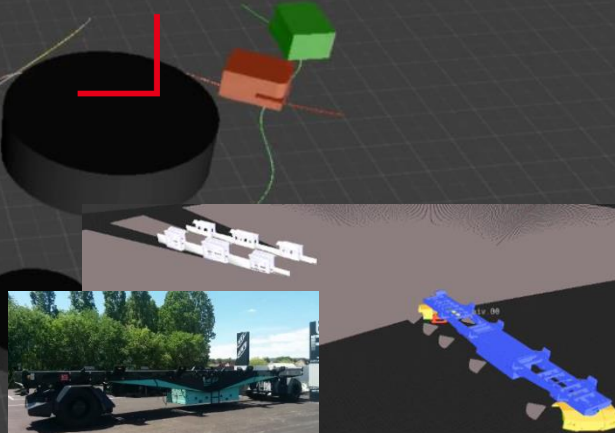




list



Adaptation du comportement sensori-moteur des robots mobiles en milieux complexes

Eric Lucet – CEA LIST



TS5, Données et Modèles
ENSAM Paris | 31 mai 2024

Service de Robotique Interactive - SRI



L
A
S
R

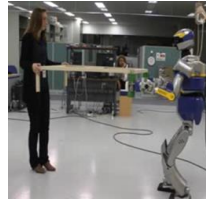
High performance actuation



Innovative robotics architectures



Command AI

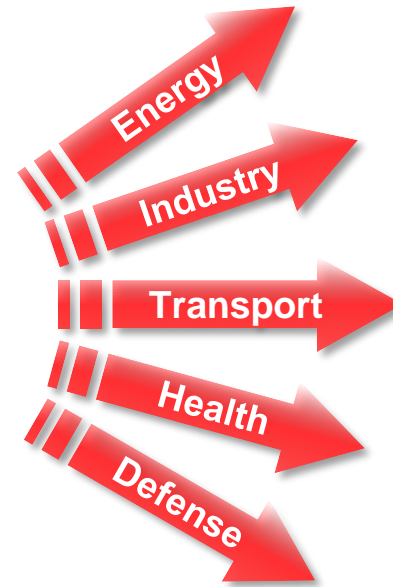
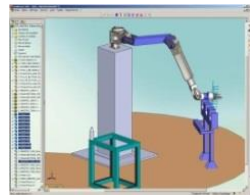


L
C
S
R

Real time control
Software tools



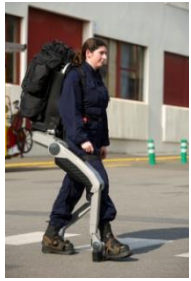
Supervisory control
Intuitive programming



Nuclear facilities maintenance



Assistive robotics



Advanced manufacturing



Healthcare



Challenges de la robotique mobile à roues

Environnement ouvert et incertain

- **Zones de navigabilité** : nature et géométrie des sols, disponibilité et qualité de perception
- **Environnement dynamique** : présence d'autres robots, de personnes et d'autres obstacles dynamiques ou statiques, déplaçables ou non.
- **Incertitudes** sur les états du robot et de son environnement, ainsi que sur l'effet de ses actions

Exemple du cas d'usage logistique



Commande Précise et sûre

Environnement ouvert et incertain

- **Zones de navigabilité** : nature et géométrie des sols, disponibilité et qualité de perception
- **Environnement dynamique** : présence d'autres robots, de personnes et d'autres obstacles dynamiques ou statiques, déplaçables ou non.
- **Incertitudes** sur les états du robot et de son environnement, ainsi que sur l'effet de ses actions

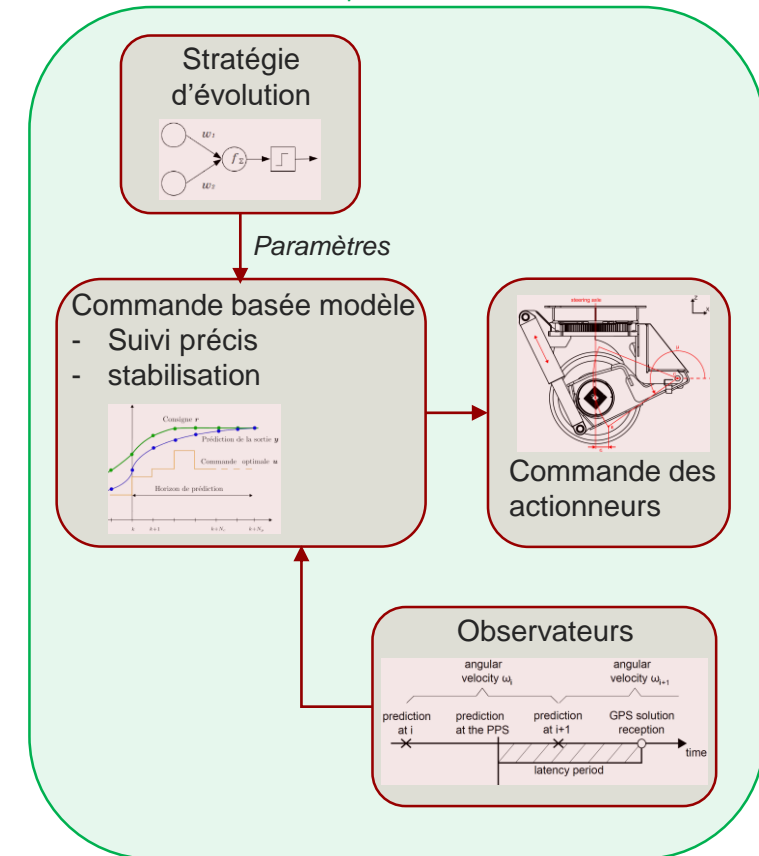
Objectifs

- Modélisation
- Observation en ligne des paramètres d'état
- Suivi de chemin **précis**
- Commande **adaptative**

Principaux travaux

- Accostage d'un camion porte-conteneur (Indus. Tecsup)
- Navigation d'un bus en centre de remisage (H2020 EBSF)
- Adaptation de la commande d'un véhicule (PhD A. Hill)

Commande précise et sûre



Commande Précise

MPC sous contraintes

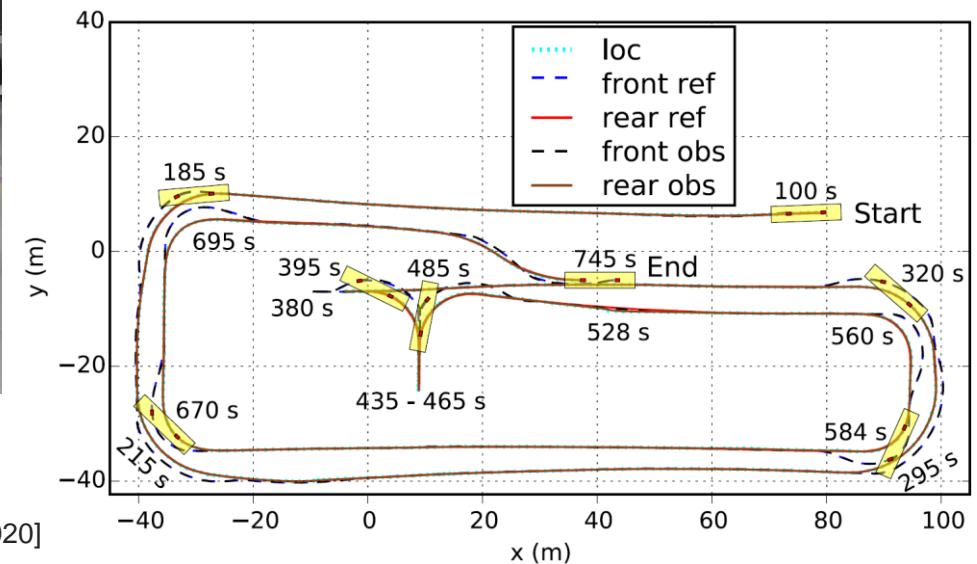


Projet H2020 EBSF2

- Trajectoire à courbure non nulle et changeante (clothoïde)
- Commande prédictive sous contraintes

Essais en dépôt bus de Lagny

- Remisage complet d'un bus à 8km/h (vitesse max autorisée)
- Précision globale: +/- 5 à 20 cm
- Erreur commande < 10 cm
- répétabilité: +/- 1 à 5 cm



Commande Adaptative

Hybridation Automatique IA



Plateforme d'essais robuFAST A de l'INRAE

Thèse Ashley Hill (INRAE, CEA)

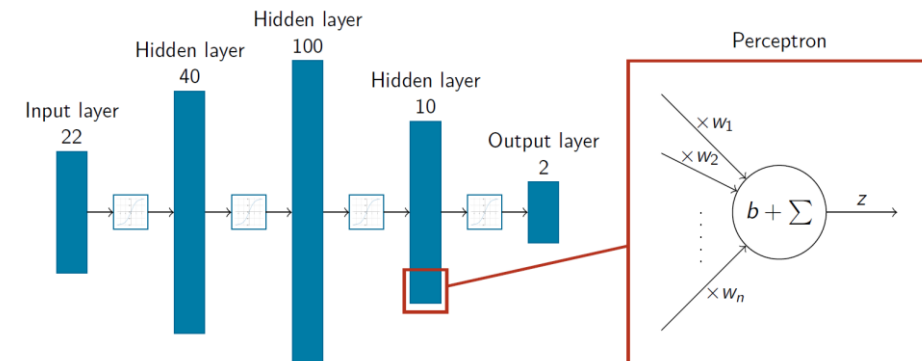
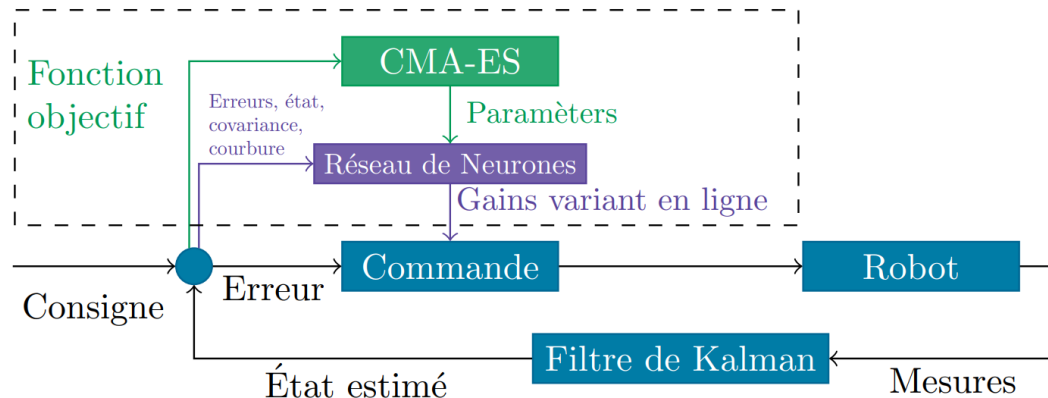
Problématique

Loi de commande précédente établie en considérant une **qualité de perception constante et déterminée a priori** pour **un seul type d'environnement** donné, sans considération des **fluctuations**, dues à :

- Qualité de perception : la configuration de la constellation GPS disponible ; le nombre d'amers reconnus par une caméra
- Différents types de sols rencontrés
- Consignes : courbure du chemin désiré, vitesse, etc.

Méthode

- **Apprentissage d'une fonction** qui prédit **a priori** les meilleurs **paramètres** d'une loi de commande à partir d'**informations sur le robot et son environnement** : **précision estimée** des mesures, la **courbure** du chemin, **rigidités de dérive des roues**.
- L'estimation de fonction s'effectue grâce à un **réseau de neurones** configuré par un apprentissage évolutif de type **CMA-ES**.



Réseau de neurones
(fonction d'activation tangente hyperbolique)

Commande Adaptative

Hybridation Automatique IA

Le réglage des paramètres et de la vitesse

- Critère de la commande prédictive à minimiser :

$$crit = \frac{1}{2} \mathbf{Y}^t \mathbf{Q} \mathbf{Y} + \frac{1}{2} \mathbf{U}^t \mathbf{R} \mathbf{U}$$

Matrices de gains à régler

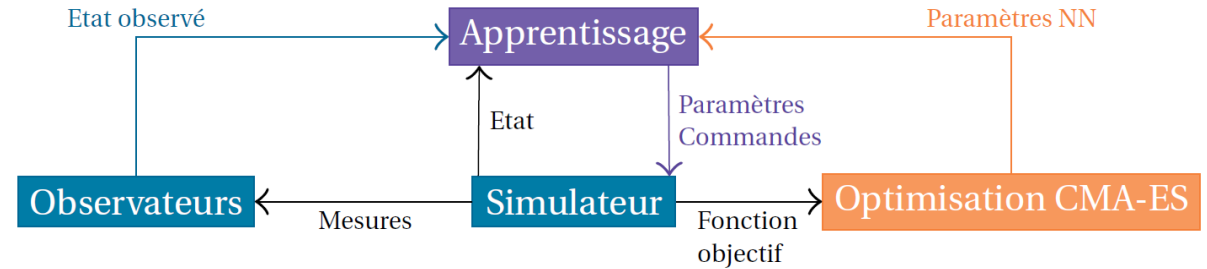
- Horizon de prédiction : nS
- Vitesse longitudinale
- Variations impactant ce réglage : **qualité de perception**, types de sols, consignes de chemins et de vitesses

Méthodologie

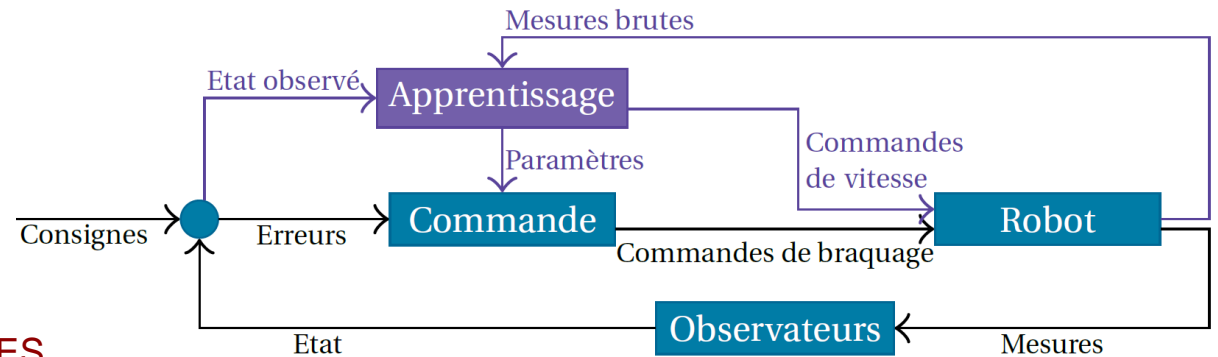
- NN configuré par un **apprentissage évolutif de type CMA-ES**
[Hansen, The CMA evolution strategy: A tutorial, CoRR 2016]
- **Prédiction a priori** les meilleurs paramètres d'une loi de commande à partir d'informations relatives à l'état du robot (précision estimée des mesures, courbure du chemin, glissement des roues, etc.)

Thèse Ashley Hill

- Contrôleur :
 - paramétrage temps-réel



*Entraînement du bloc de paramétrage de la vitesse et des gains
Bonne transférabilité sur système réel*



Système de navigation autonome

Commande Adaptative

Hybridation Automatique IA

Le réglage des paramètres et de la vitesse

- Critère de la commande prédictive à minimiser :

$$crit = \frac{1}{2} \mathbf{Y}^t \mathbf{Q} \mathbf{Y} + \frac{1}{2} \mathbf{U}^t \mathbf{R} \mathbf{U}$$

Matrices de gains à régler

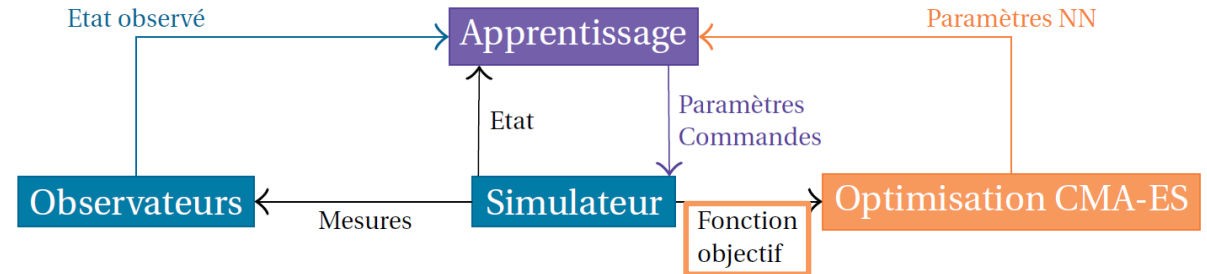
- Horizon de prédiction : nS
- Vitesse longitudinale
- Variations impactant ce réglage : **qualité de perception**, types de sols, consignes de chemins et de vitesses

Méthodologie

- NN configuré par un **apprentissage évolutif de type CMA-ES**
[Hansen, The CMA evolution strategy: A tutorial, CoRR 2016]
- **Prédiction a priori** les meilleurs paramètres d'une loi de commande à partir d'informations relatives à l'état du robot (précision estimée des mesures, courbure du chemin, glissement des roues, etc.)

Thèse Ashley Hill

- Contrôleur :
 - paramétrage temps-réel



Entraînement du bloc de paramétrage de la vitesse et des gains

$$obj_{err} = \frac{1}{s_N} \sum_{i=0}^N |k_{yi} y_i| \Delta s$$

$$obj_{steer} = \frac{1}{s_N} \sum_{i=0}^N |Lc(s) - \tan(\delta_{Fi})| \Delta s$$

$$obj_1 = obj_{err} + k_{steer} obj_{steer}$$

$$obj_{speed} = \frac{T}{s_N}$$

$$obj_2 = \max(obj_1, k_v obj_{speed})$$

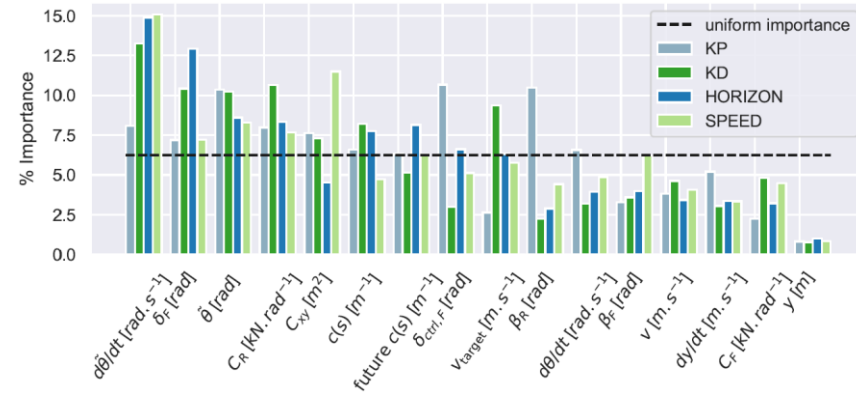
$$obj_3 = obj_2 + \gamma (obj_1 + k_v obj_{speed})$$

Encore des gains à régler...

Commande Adaptative

Hybridation Automatique IA

Evaluation de l'impact relatif des entrées du NN sur ses sorties
(expression déterministe : calculs de dérivées partielles à partir de l'équation de sortie d'un NN)



Equation d'un NN

(a fonction d'activation tangente hyperbolique) :

$$y = a(b^{(n)} + w^{(n,n-1)} a(\dots b^{(1)} + w^{(1,0)} X))$$

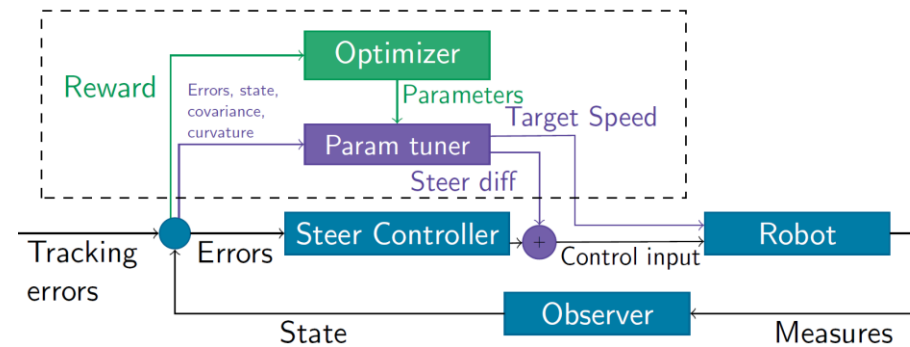
Dérivée de y par rapport à X :

$$\frac{\partial y}{\partial X} = \frac{\partial y}{\partial a} \frac{\partial a}{\partial z^{(n)}} \frac{\partial z^{(n)}}{\partial s^{(n-1)}} \dots \frac{\partial s^{(1)}}{\partial a} \frac{\partial a}{\partial z^{(1)}} \frac{\partial z^{(1)}}{\partial X}$$

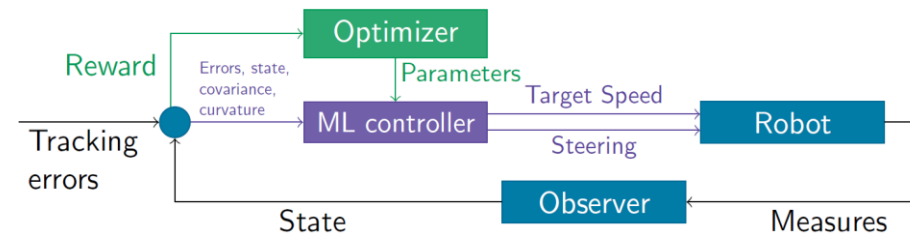
$$\frac{\partial y}{\partial X} = a'(z^{(n)}) w^{(n,n-1)} \dots a'(z^{(1)}) w^{(1,0)}$$

Thèse Ashley Hill

- Contrôleur :
 - paramétrage temps-réel
 - Variante : correction de paramètres de référence (Δ max)
 - correction des sorties de commande
 - remplacement complet par un NN



Correction de la sortie de commande de braquage



Remplacement complet de la commande de braquage par un NN

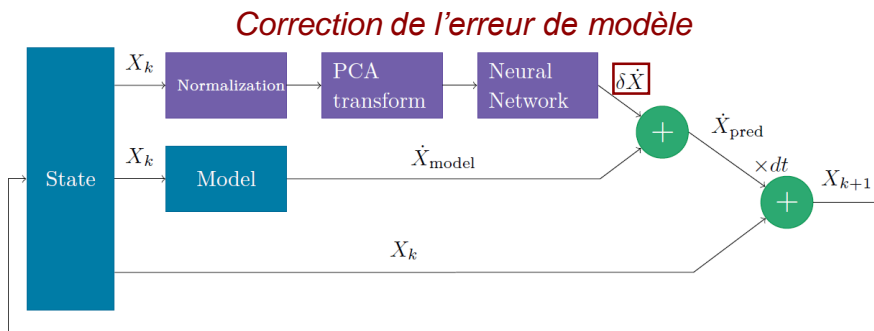
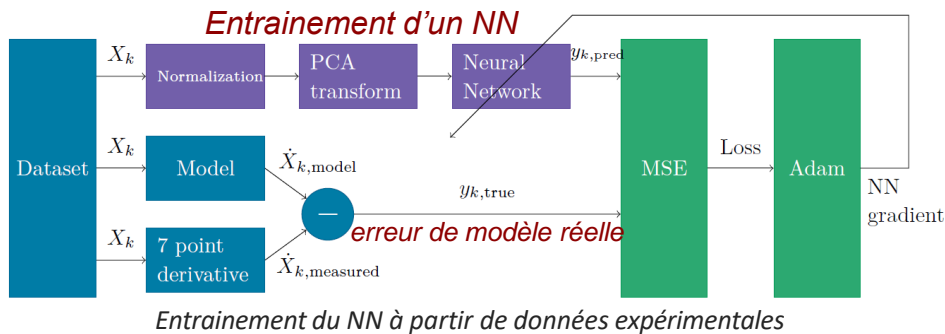
Modèle Adaptatif

Hybridation Automatique IA

- Correction de la variation d'état prédite par un modèle théorique avec un réseau de neurones entraîné [brevet A. Hill]
- NN entraîné par calcul d'erreur quadratique moyenne d'une estimation par rapport à un jeu de données réelles préenregistrées

$$\dot{X}_{model} = Model(X_k)$$

avec les entrées de commande U_k intégrées au modèle



Méthode de correction du modèle théorique par un NN

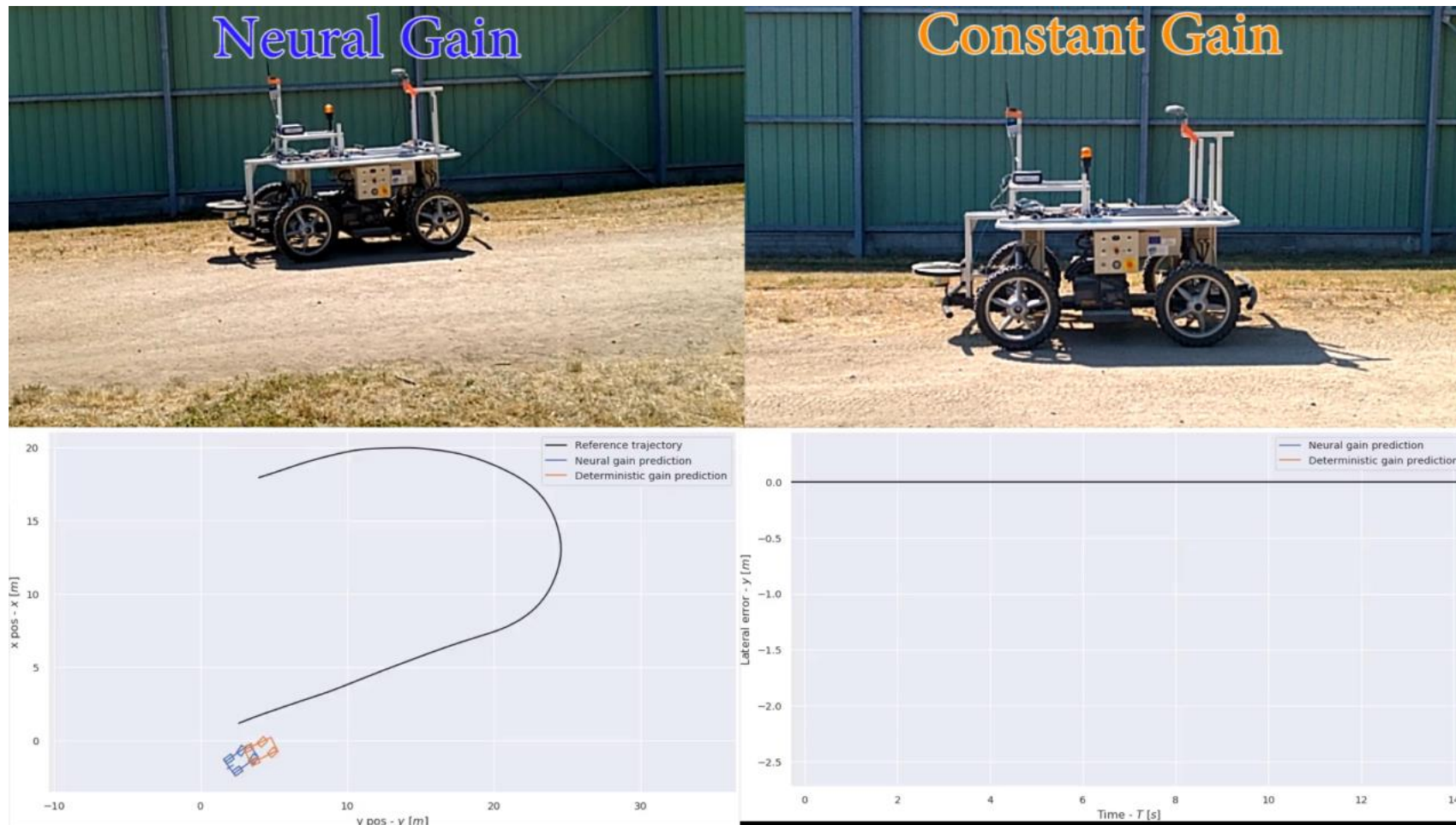
	Europäisches Patentamt	European Patent Office	Office européen des brevets
Acknowledgement of receipt			
We hereby acknowledge receipt of your request for grant of a European patent as follows:			
Submission number	1000501797		
Application number	EP21305408.3		
File No. to be used for priority declarations	EP21305408		
Date of receipt	31 March 2021		
Your reference	B20783 EP		
Applicant	COMMISSARIAT A L'ENERGIE ATOMIQUE ET AUX ENERGIES ALTERNATIVES		
Country	FR		
Title	Method and device for simulating a robotic system		
Documents submitted	package-data.xml application-body.xml SPECEPO-1.pdf(B20783EP DEP TXT.pdf (33 p.)) f1002-1.pdf (1 p.)	ep-request.xml ep-request.pdf (5 p.) SPECEPO-2.pdf(B20783EP DEP FIG.pdf (6 p.))	
Submitted by	EMAIL=laurent.thibon@cab-beaumont.eu,CN=Laurent THIBON,O=CABINET BEAUMONT,C=FR		
Method of submission	Online		
Date and time receipt generated	31 March 2021, 13:51:21 (CEST)		
Official Digest of Submission	C3:A4:CE:70:C8:FB:51:3D:A6:3A:08:20:C1:32:32:C3:38:27:DE:4A		

//INPI, section dépôt

Method and device for simulating a robotic system

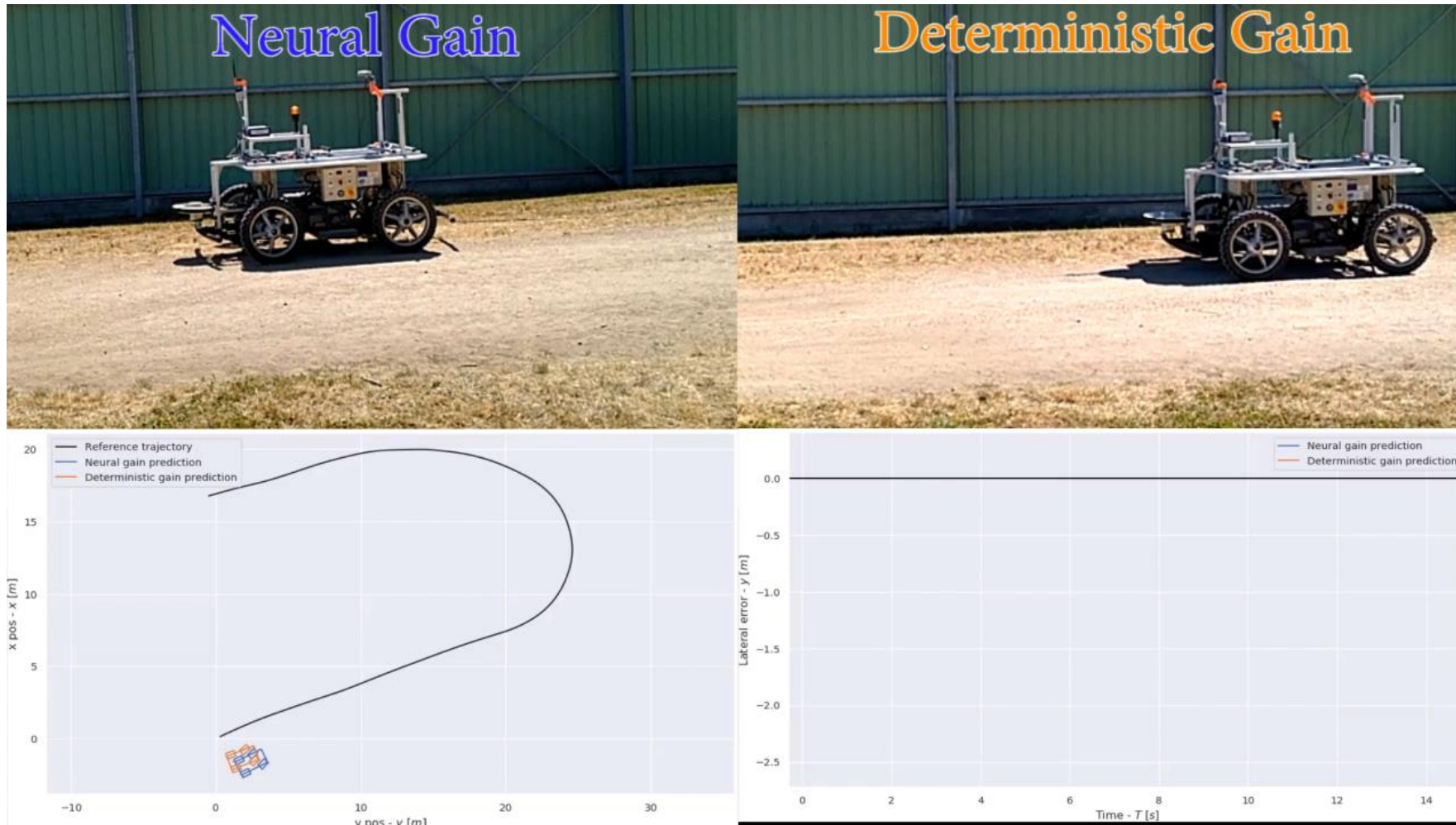
Essais à 4 m/s

Trajectory 1 at 4m.s⁻¹ – NN steer gain tuning VS constant steer gain



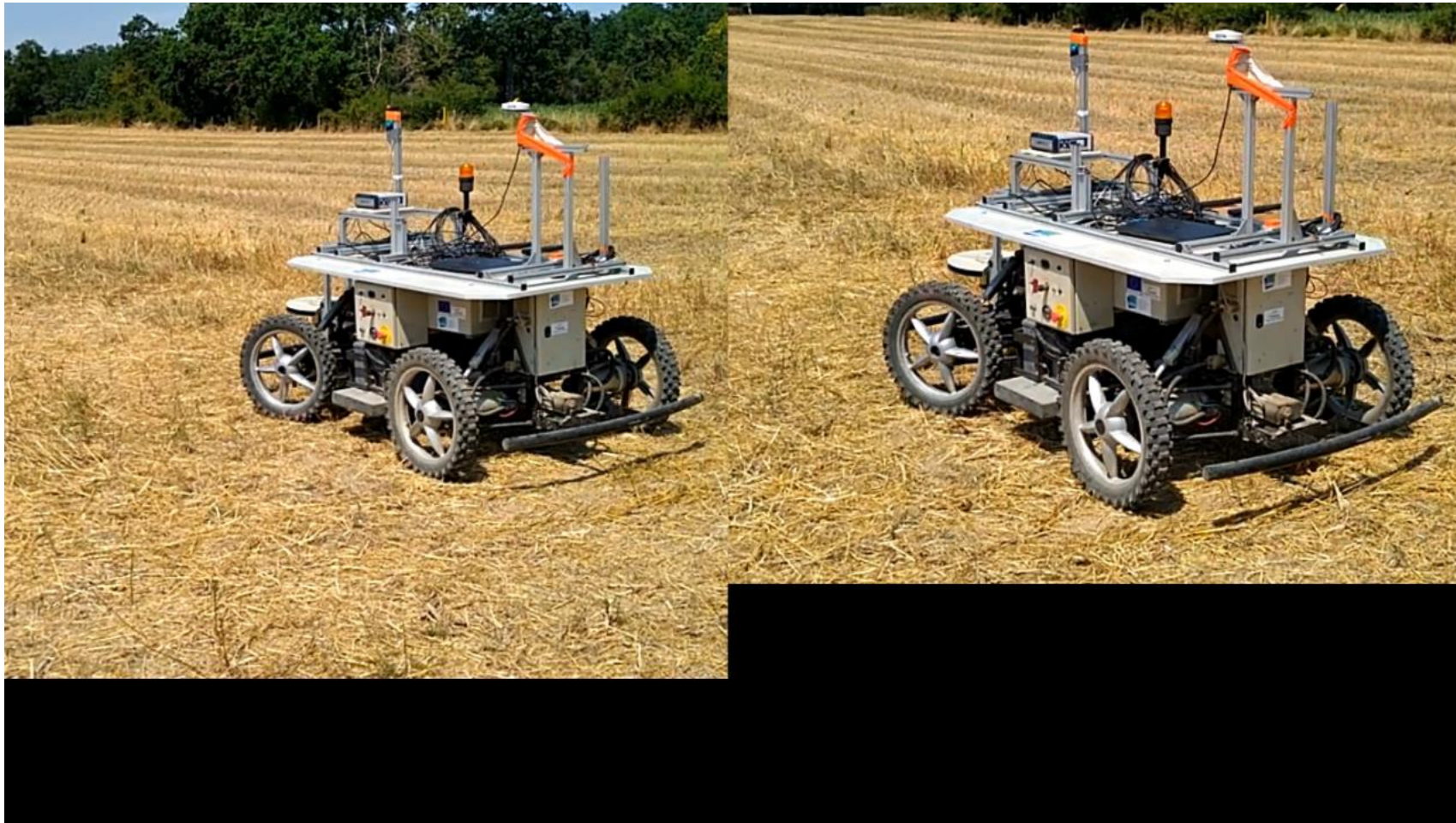
Essais à 4 m/s

Trajectory 1 at $4\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ – NN steer gain tuning VS deterministic steer gain



Essais à 4 m/s

Trajectory 2 at $4\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ – NN VS deterministic steer gain tuning



Essais jusqu'à 6 m/s

Méthodologie

Les méthodes de réglage de gain suivantes sont testées :

- Gains de braquage constants et vitesse constante (optimal pour 3m/s)
- Gains de braquage basés modèle et vitesse constante
- Réglage des gains de braquage et de la vitesse avec CMA-ES NN
- Réglage du braquage et de la vitesse avec CMA-ES NN (Pure NN)

CMA-ES NN & Pure NN entraînés en utilisant la fonction objectif suivante :

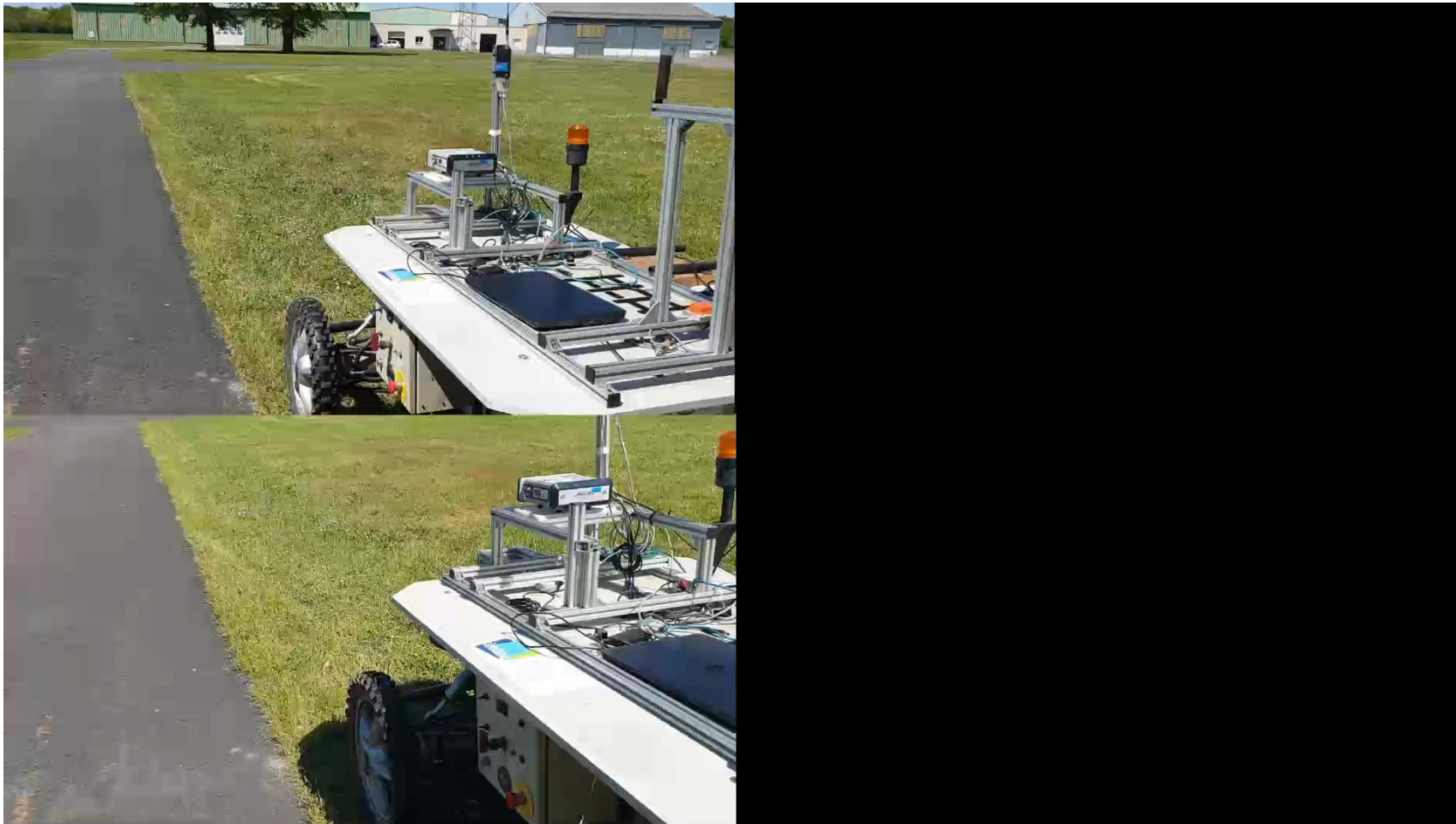
$$ob_8 = \frac{1}{s_N} \sum_{i=0}^N \left[|y_i k_y ds| + k_{steer} L \left| \left(c(s) - \frac{\tan(\delta_{Fi})}{L} \right) ds \right| \right] + k_v \frac{T}{s_N}$$

avec :

$$k_y = \begin{cases} 1 & \text{if } |y| \leq y_{lim} \\ 10 & \text{else} \end{cases}$$

Essais jusqu'à 6 m/s

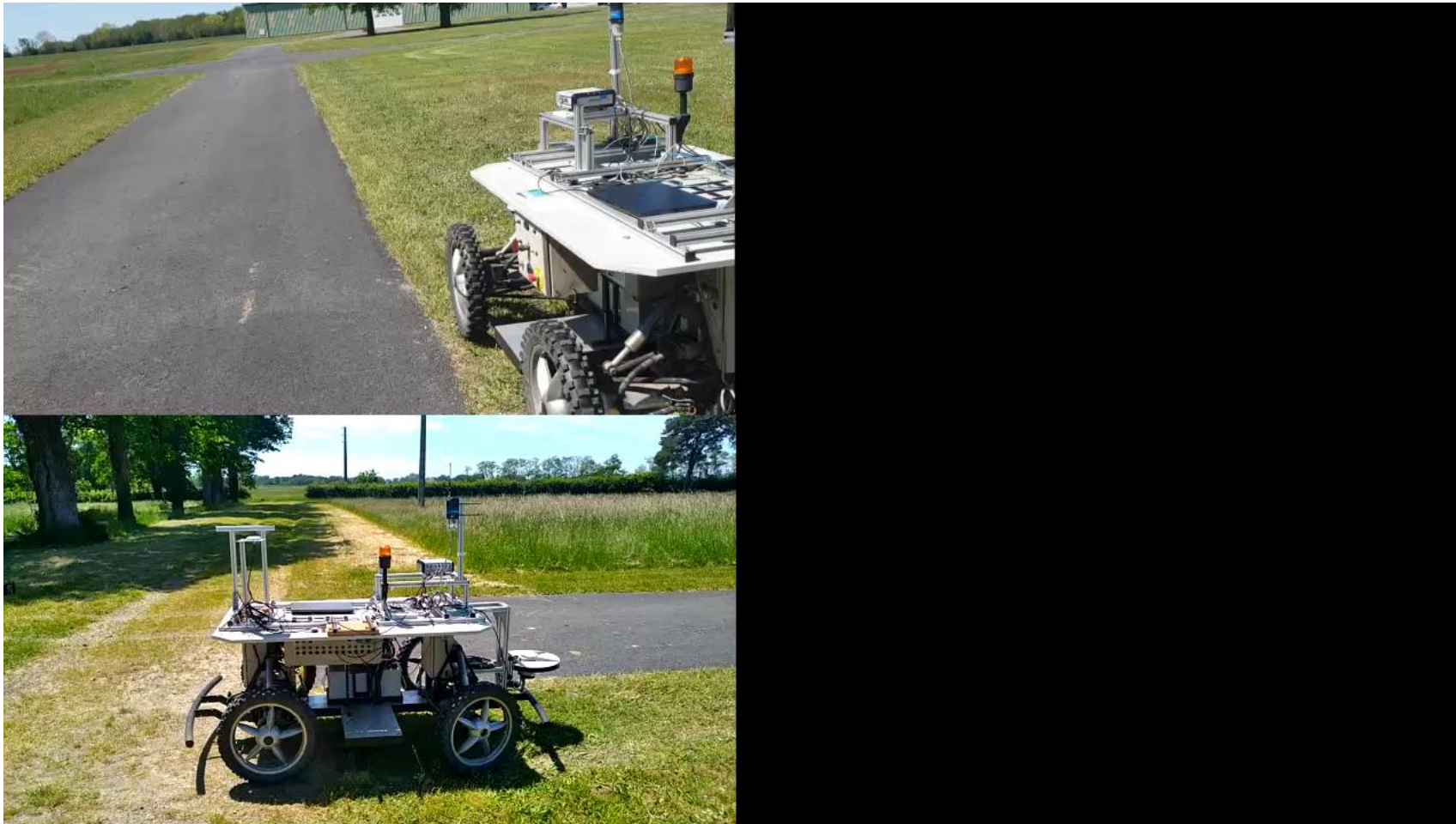
Trajectory 1 - NN steer gain & speed tuning VS deterministic steer gain tuning



NN de réglage des gains de braquage et vitesse Versus méthode déterministe de réglage des gains de braquage
Validation expérimentale jusqu'à 6 m/s : ralentissement avant les virages ou en cas de forts glissements, accélération en ligne droite

Essais jusqu'à 6 m/s

Trajectory 1 - NN steer gain tuning VS NN steer & speed controller



Vitesses faibles avec Pure NN en raison des difficultés à apprendre le modèle dynamique

Conclusions

Avantages de ces méthodes hybrides IA

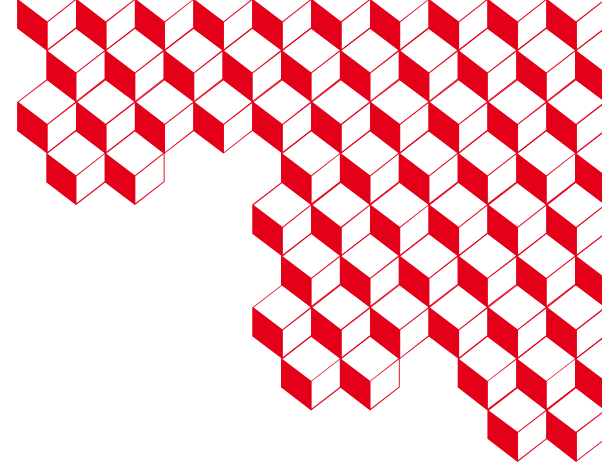
- Indépendantes du robot
- Indépendantes du contrôleur
- Connaissance préalable minimale (modèle de système)
- Optimisable pour une tâche donnée
- Adaptation continue aux données d'entrée
- Améliorations significatives dans les exemples montrés

Limitations

- Fonction objective spécifique à une tâche
- Difficile d'éviter les optima locaux dans la fonction objective (reward shaping)
- NN boîtes noires, pas de preuve de convergence
- Pas de preuve de la stabilité du contrôleur
- Temps d'apprentissage important (utilisation d'un cluster sur 2-3 jours)
- Simulateur réaliste pour l'apprentissage (dynamique du robot et retours capteurs)



list



Merci

CEA LIST/DIASI/SRI/LCSR

eric.lucet@cea.fr