

Perspectives en IA en robotique

Vincent Bonnet & Martin Mujica

06 Juin 2024

Context

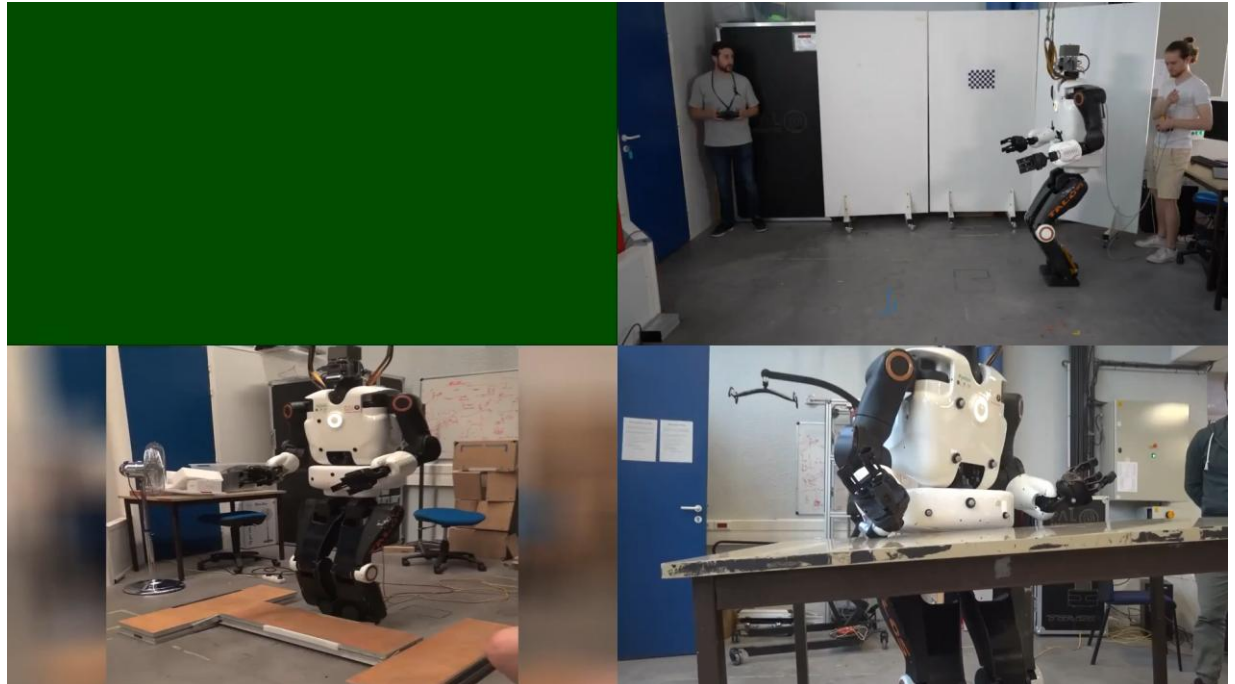
- La robotique industrielle est quasi-purement basée sur des schémas de contrôle réactifs
 - PID, ...
- La planification de tâches (intelligence) et la génération de trajectoire est habituellement découplée de la commande bas niveau et très souvent pré-programmée et/ou effectuée hors ligne
- Jusqu'en 2022 la recherche en robotique (à l'exception de la vision par ordinateur) était essentiellement basée sur des modèles et de l'optimisation
 - Modèles mécaniques: cinématique et dynamique, chaîne d'actionnement,...
 - Model Predictive Control (MPC)
- Un MPC peut gérer un certain niveau de génération de trajectoires en ligne
 - Par exemple gérer la longueur des pas d'un robot humanoïde
 - éviter des collisions avec l'environnement

Approche basée modèle

- Un contrôleur MPC peut s'adapter à des changements dans l'environnement et replanifier son comportement
 - Très lourd en temps de calcul
 - Assez peu robuste aux changements de tâches

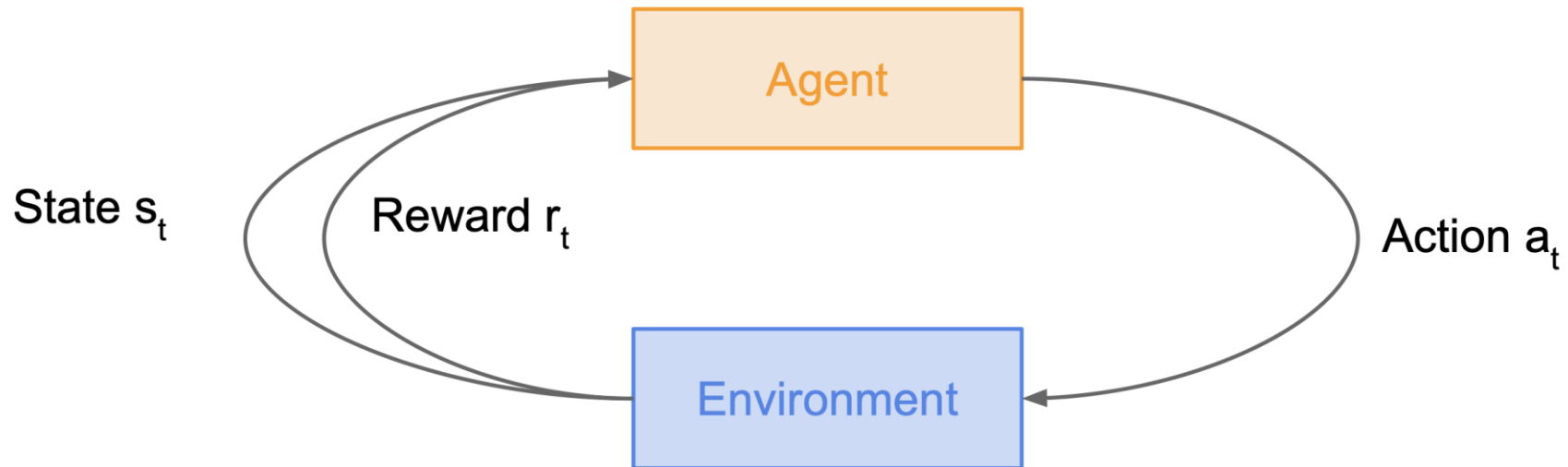


Force feedback MPC [Kleff, 2025]



Torque controlled whole body MPC [Dantec, 2023]

- Une “politique/policy” (loi de commande) est apprise en simulation en minimisant une fonction de recompense/reward sur des GPU



Approche basée données

- Exemple Deep Mind (Deep Q-learning) jeux ATARI - Il y a déjà 10ans
- Aucune connaissance de la physique du jeux



10 min d'entraînement
débutant



120 min d'entraînement
expert



240 min d'entraînement
Découverte d'une
stratégie optimale !

Objective: Complete the game with the highest score

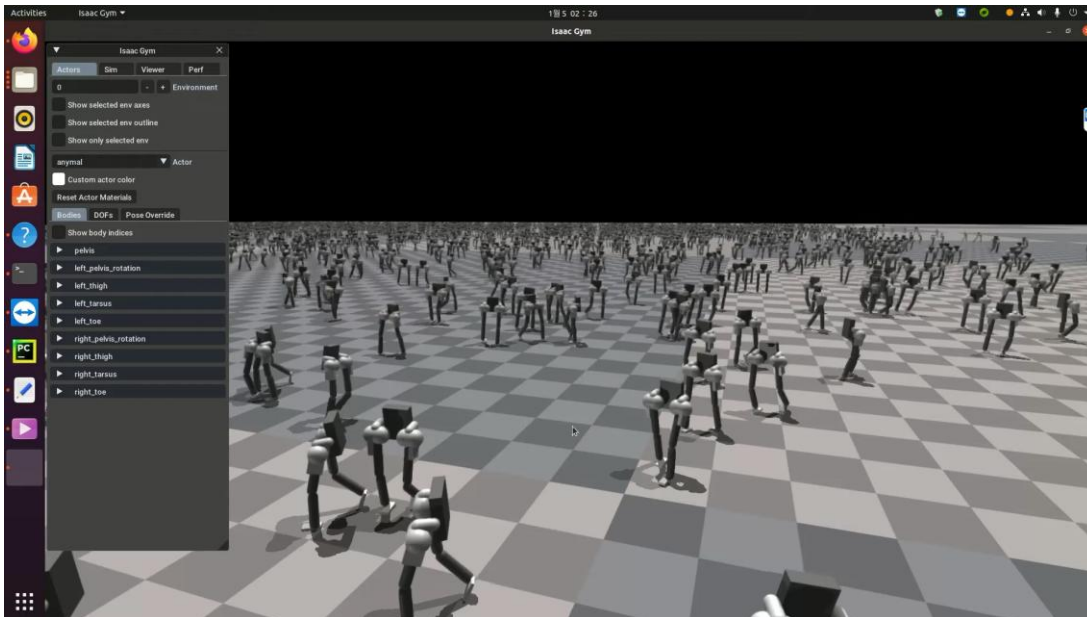
State: Raw pixel inputs of the game state

Action: Game controls e.g. Left, Right, Up, Down

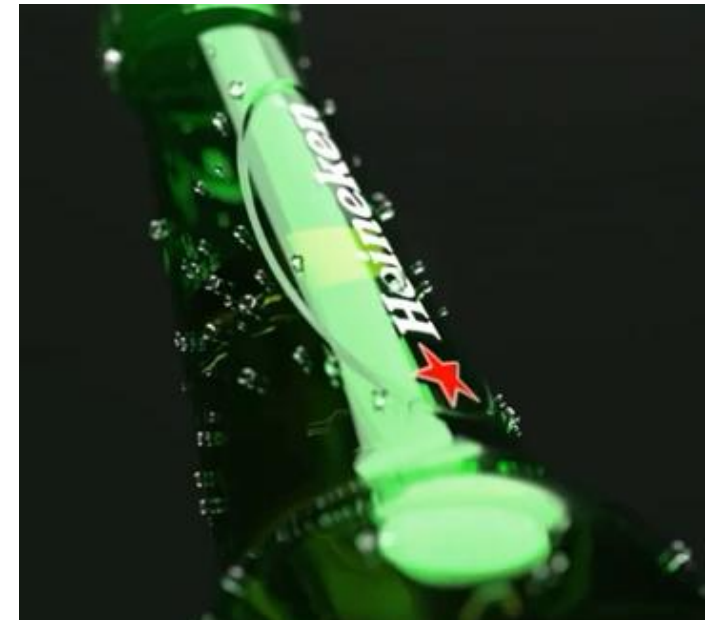
Reward: Score increase/decrease at each time step

Approche basée données

- Depuis 2019~2020: basée donnée mais avec des simulateurs physiques
 - Simulateurs gratuits et souvent OpenSource
 - Simulation 10 000x plus rapide que le temps réel



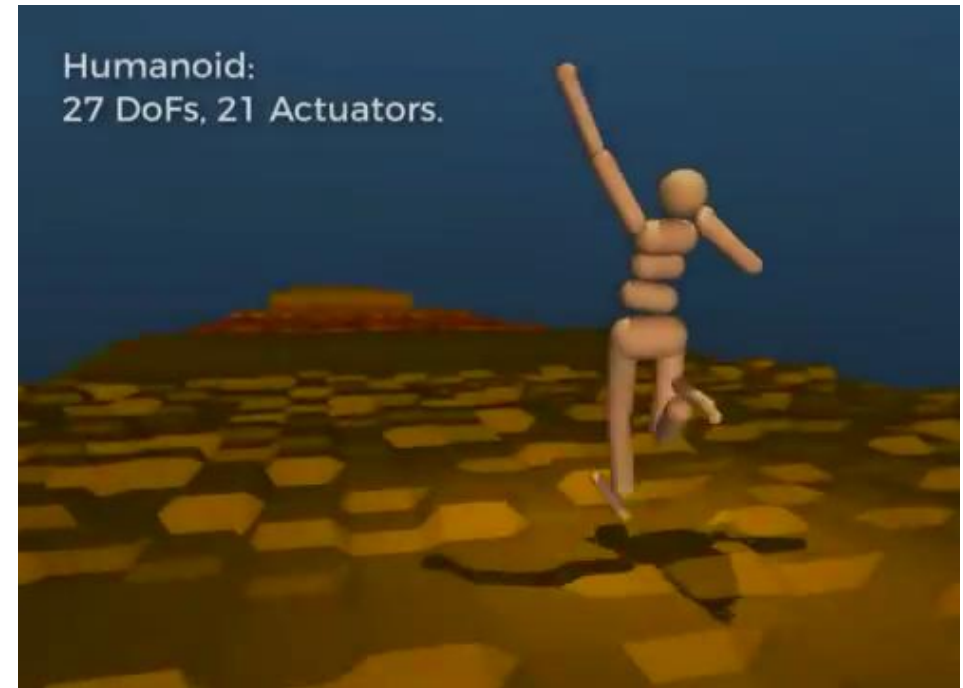
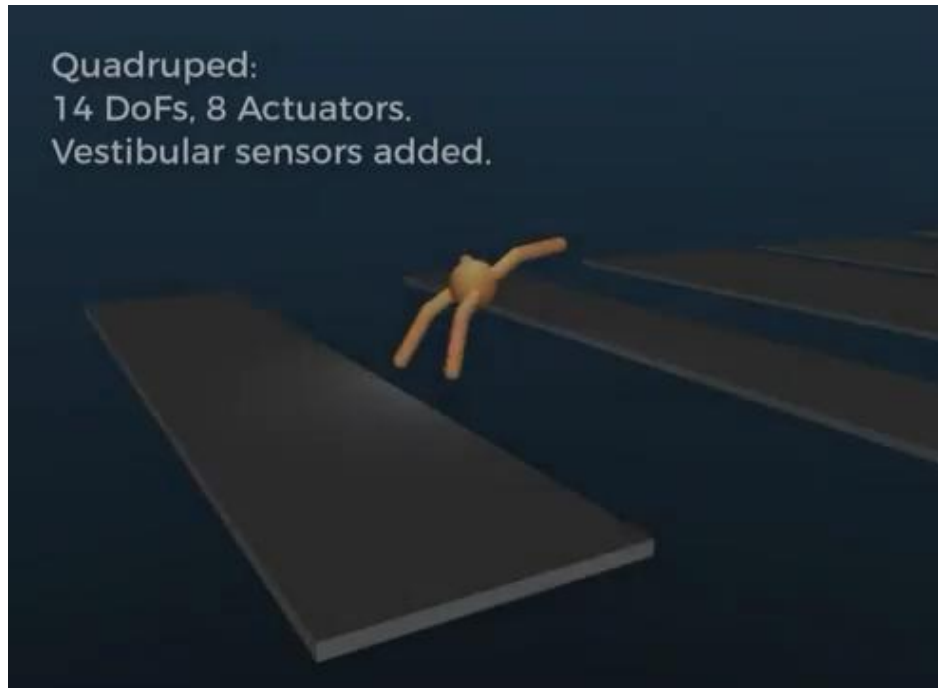
IssacGym
(Nvidia)



Genesis
(Stanford/Nvidia)

- Apprentissage de politique de locomotion

- GoogleDeep Mind [2017]



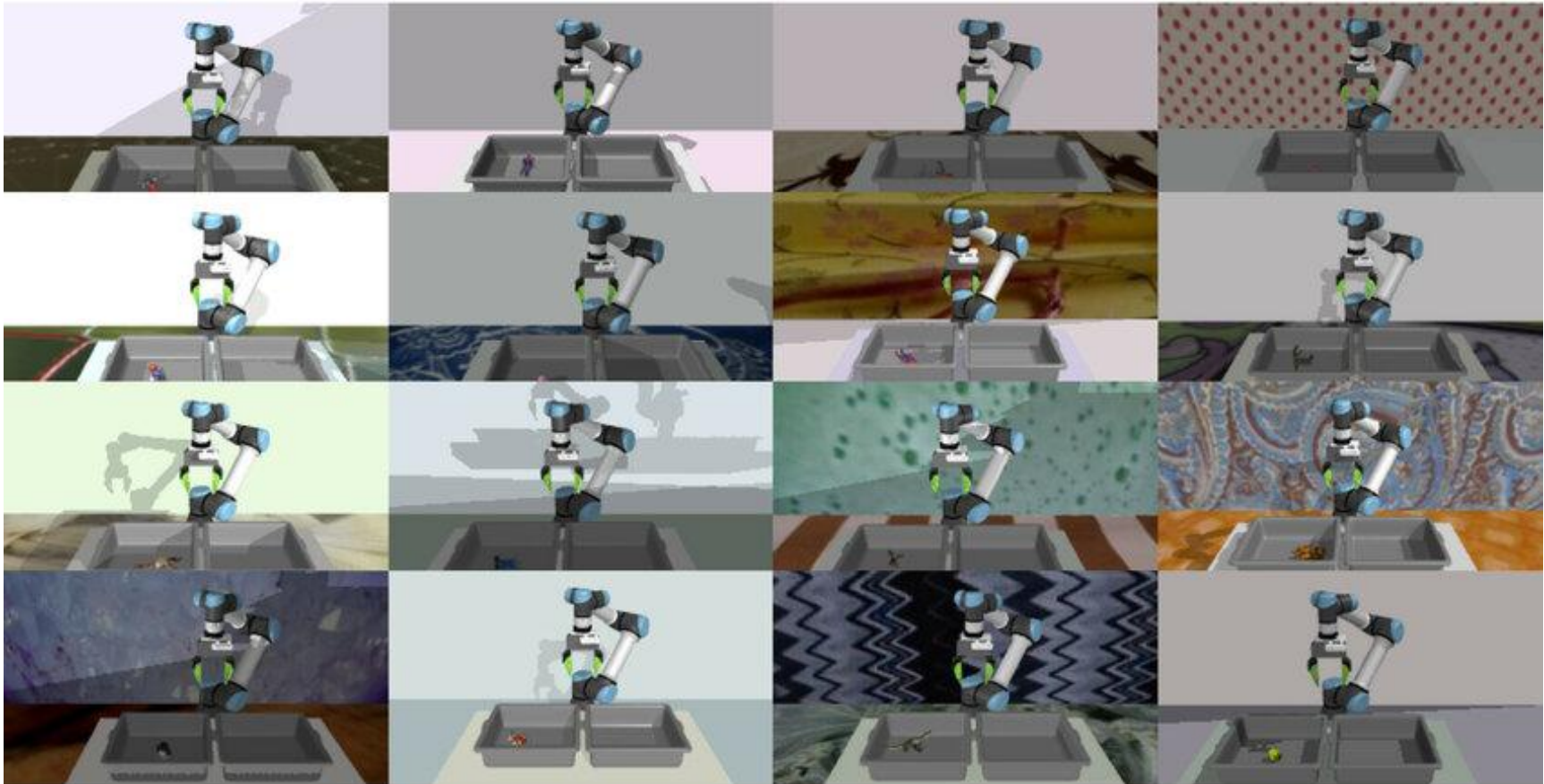
Objective: Make the robot move forward

State: Angle and position of the joints

Action: Torques applied on joints

Reward: 1 at each time step upright +
forward movement

- SIM 2 Real: il est difficile d'utiliser directement une politique apprise dans un simulateur sur un vrai robot
 - Randomisation des "paramètres" du modèle digital rendue possibles avec des GPU



- Locomotion de quadrupèdes: Un problème résolu

CoRL 2024

SoloParkour: Constrained Reinforcement Learning for Visual Locomotion from Privileged Experience

Elliot Chane-Sane*, Joseph Amigo*, Thomas Flayols, Ludovic Righetti, Nicolas Mansard



Robot Solo (laas-cnrs)



Qaudruped deeprobotics

Locomotion de robots

- Locomotion de robot humanoids: Un problème résolu
 - “Ca ne passera jamais à l’échelle sur un humanoïde !” [Oliver Stasse, LAAS-CNRS, 2020]
 - Exemple: temps d’apprentissage d’une politique de marche pour un robot humanoïde environ 2h sur une NVIDIA RTX3090



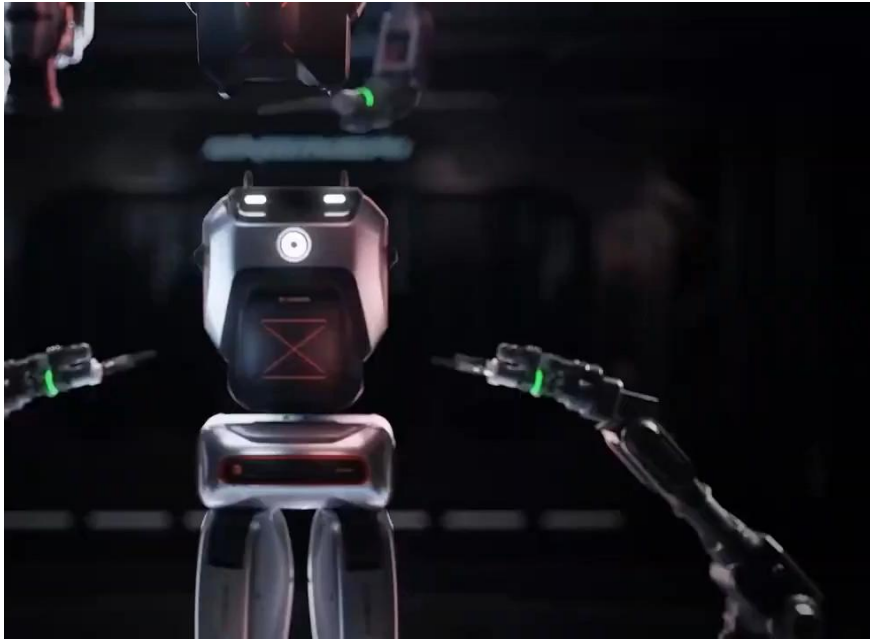
RL controlled G1 humanoid robot [Unitree, 2024]



RL controlled humanoid robot [EngineAI, 2025]

- Plateformes humanoides chinoises de moins en moins chères

- Engine AI 5k€
- Unitree G1 20k€



**RL controlled humanoid robot
[EngineAI, 2025]**

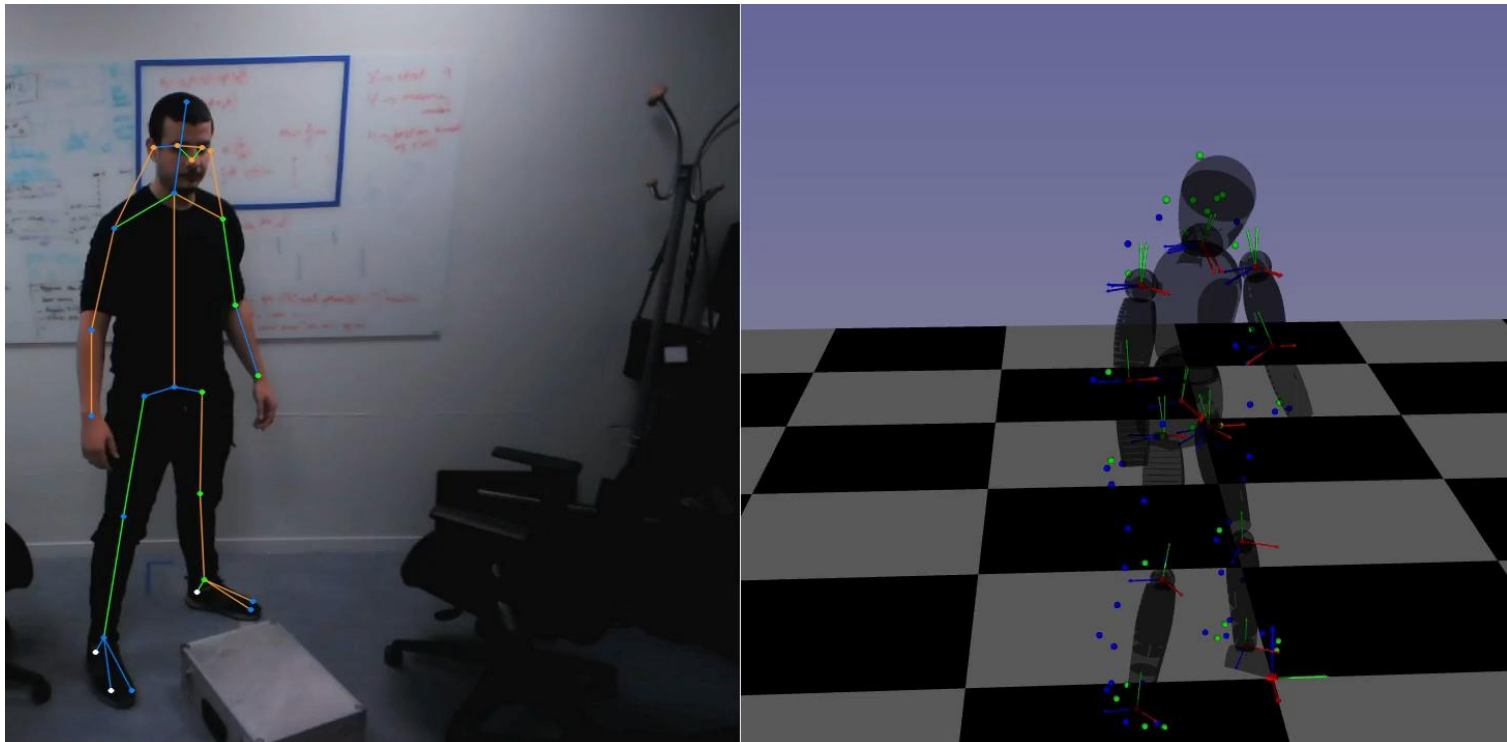


- Apprentissage par imitation (modèle de diffusion, ...)
- Téléopération: très lourd à récupérer la masse de données nécessaire
 - Délocalisation dans des pays à bas coût



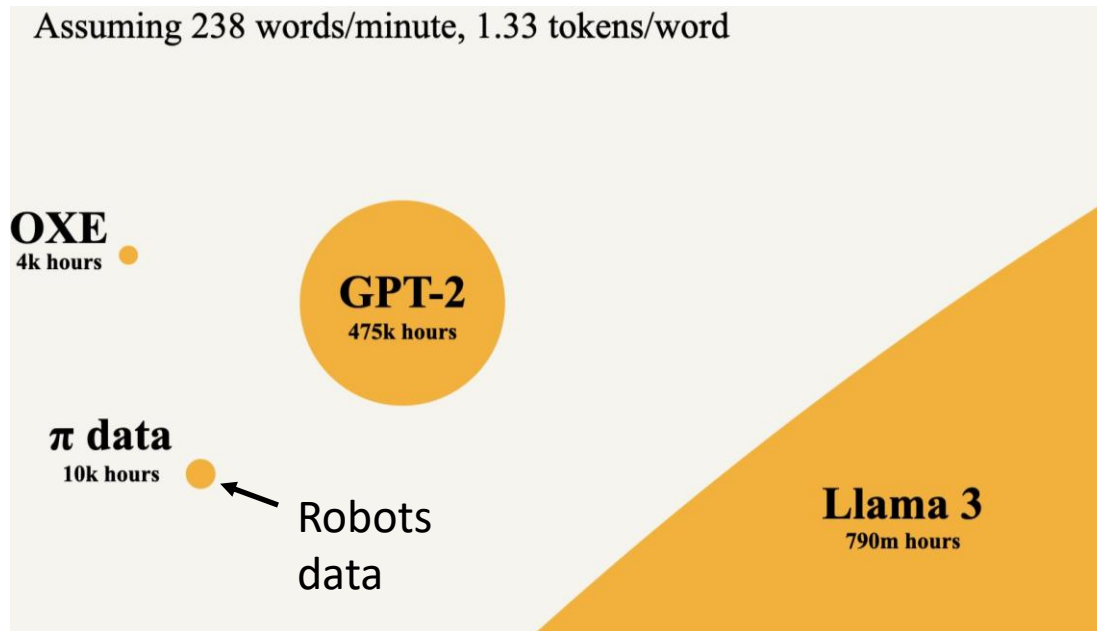
Exemple de système de téléopération Agile X

- Plateformes disponibles pour la téléopération
 - Délocalisation dans des pays à bas coût



COSMIK [LAAS-CNRS, 2025]

- Vision Language Action (VLA) model
 - Modèle de raisonnement → capteur → action
 - LLM (transformers)



Kevin Black's Talk at CoRL 2024

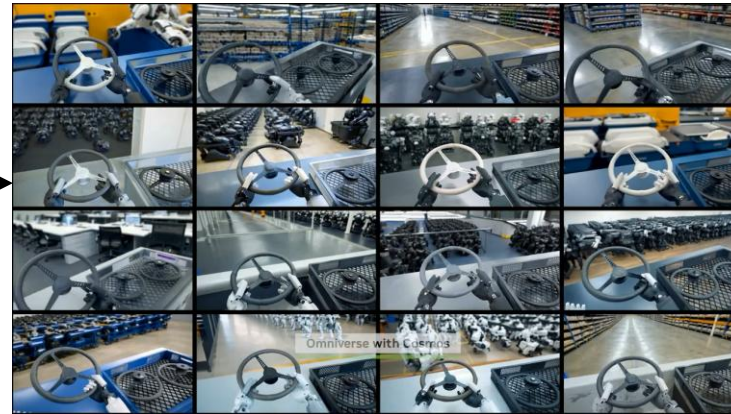
Data is hard to collect for Vision-Language-Action (VLA) Models, compared to Language Models, we only have 0.001% data for robotics!

Modèles fondationels

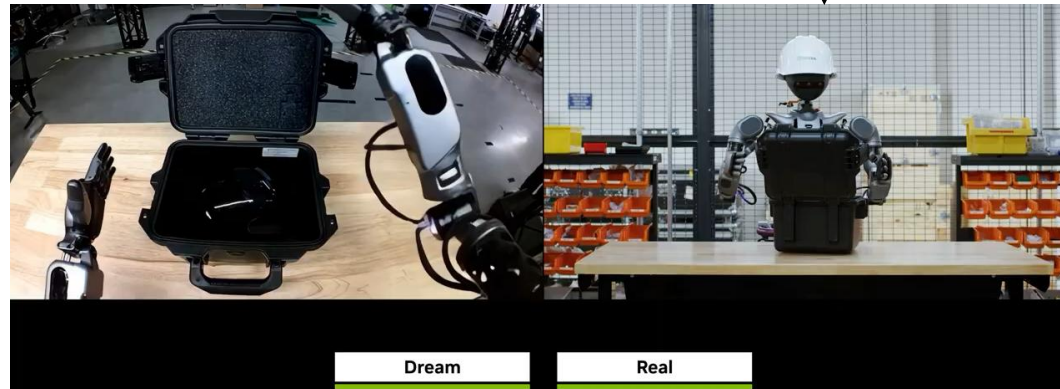
- Nvidia GRROT N1
- RT2- (Google)



Collection de demonstrations
téléopérées



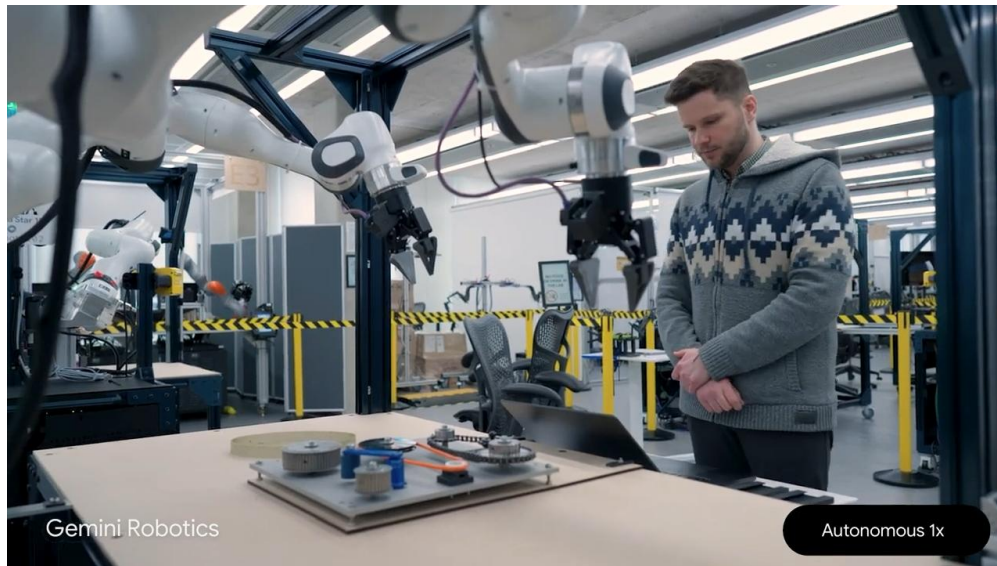
Génération de
"rêves"
en 2D grâce un
prompt
opérateur



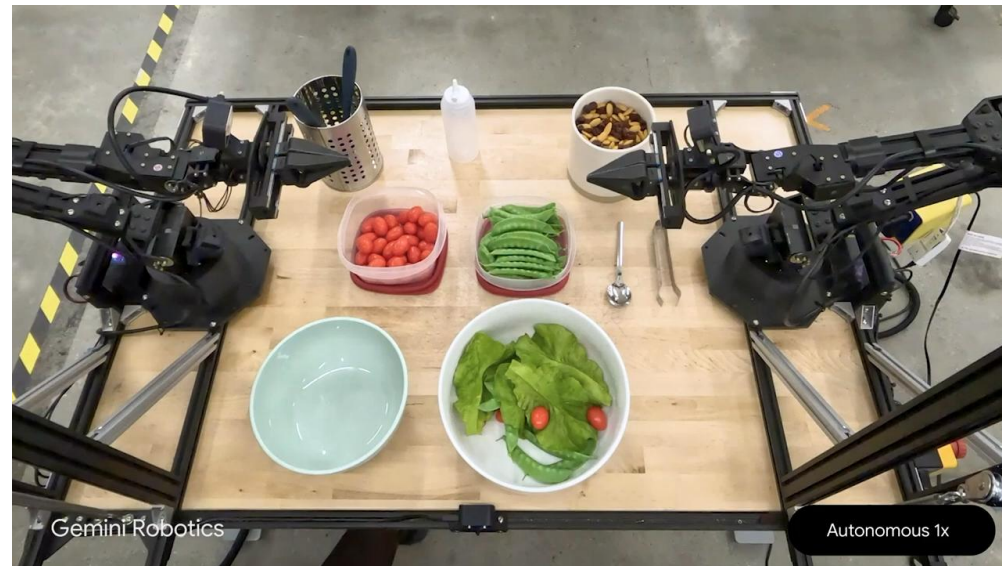
Génération de
movement 3D
et execution sur
le robot

Vision Language Action (VLA) Model

- Gemini robot @ Google



“Attaches la courroie en la tendant avec le tendeur bleue”



“Prépare une salade”

Vision Language Action (VLA) Model

- Physical Intelligence: start-up @Stanford
 - Politique généraliste opensource Π_0



“Plis le linge”

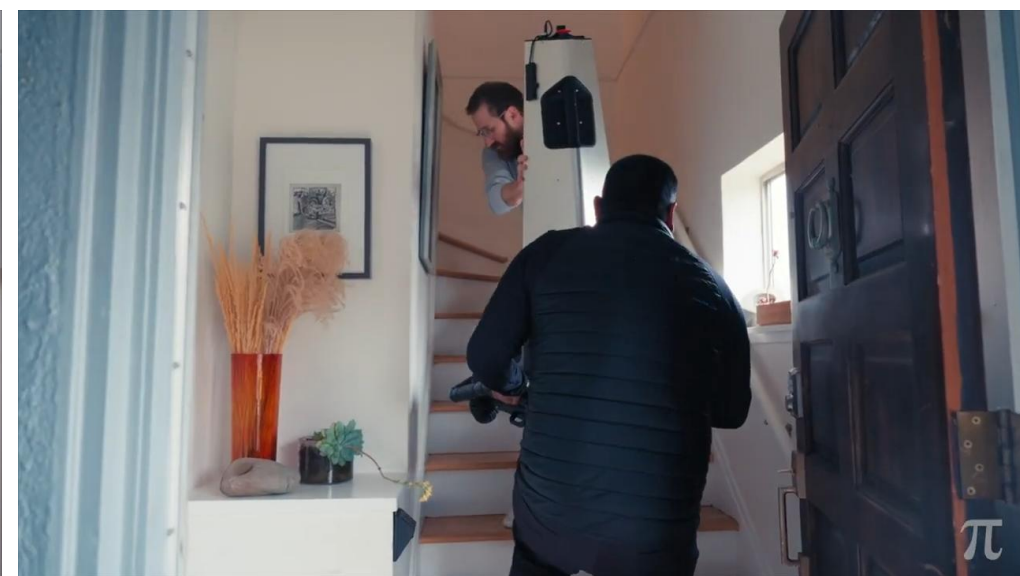
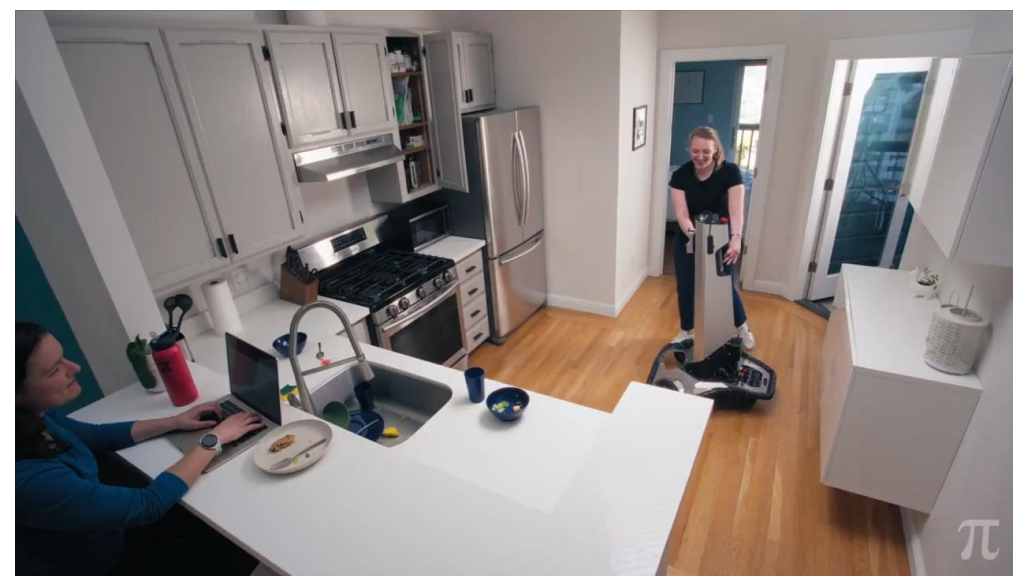


“Vides la machine à laver”

Vision Language Action (VLA) Model

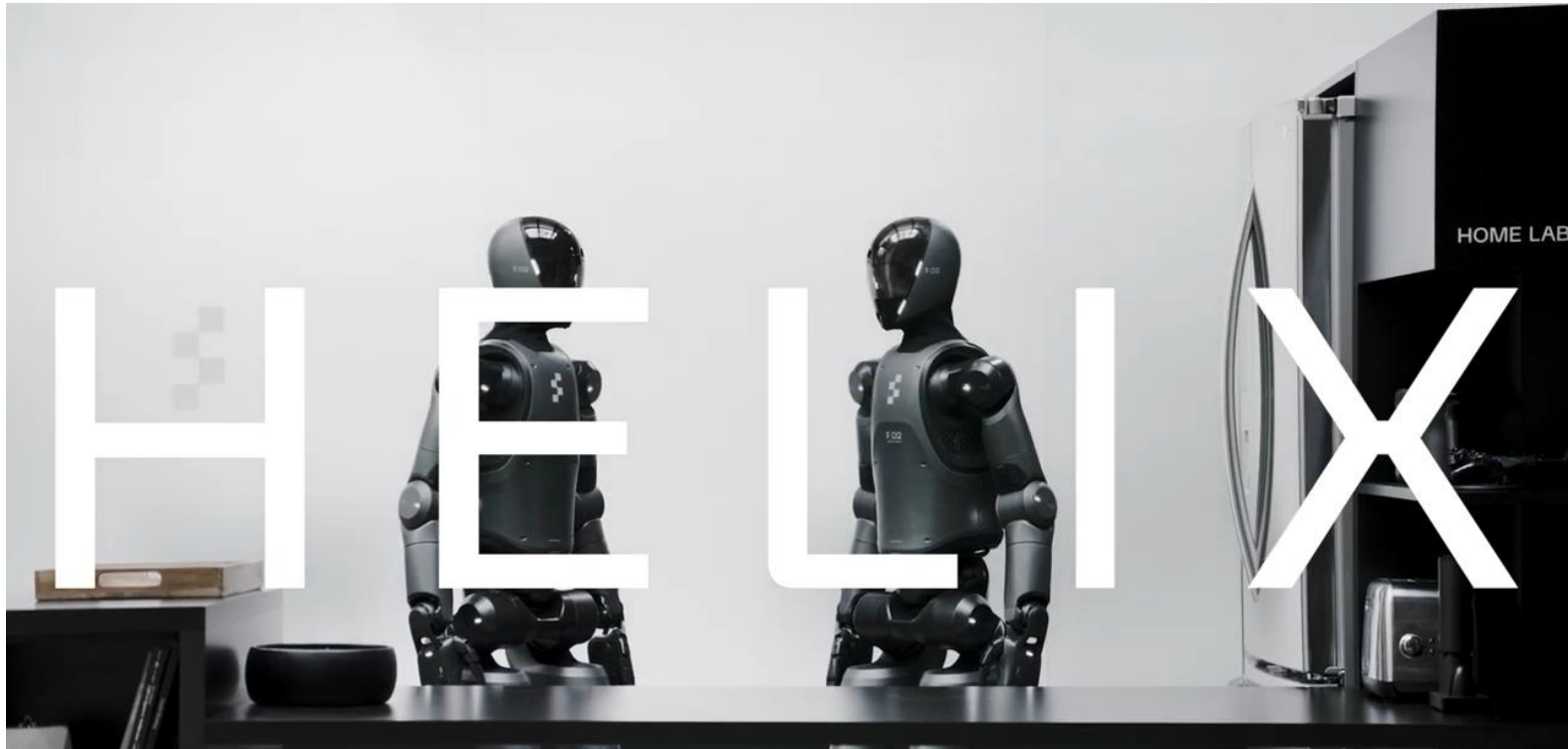
- Physical Intelligence: start-up @Stanford

- Politique généraliste opensource Π_0
- Créée en Février 2024
- Levée de fonds de 470M\$ (valorisation 2.7G\$)



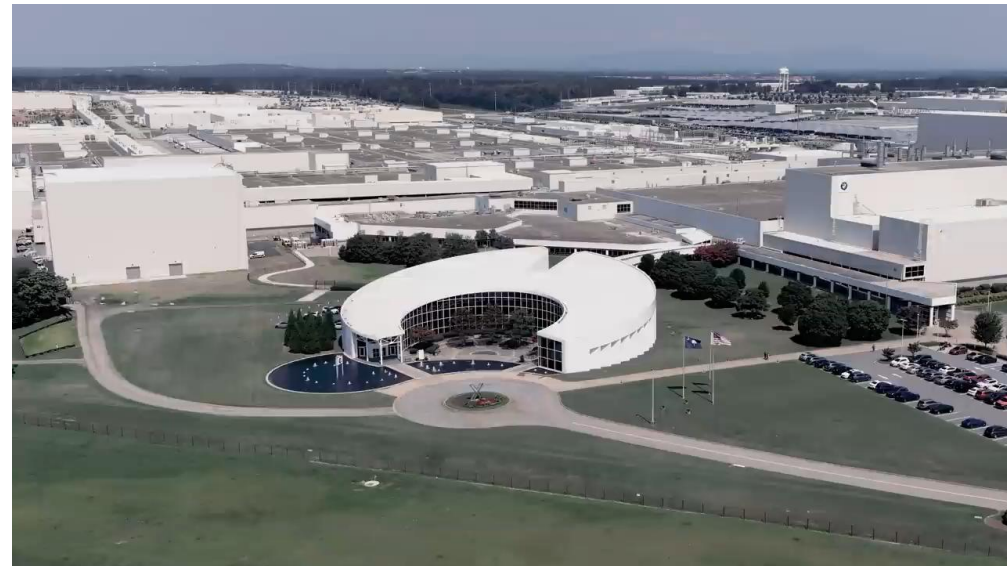
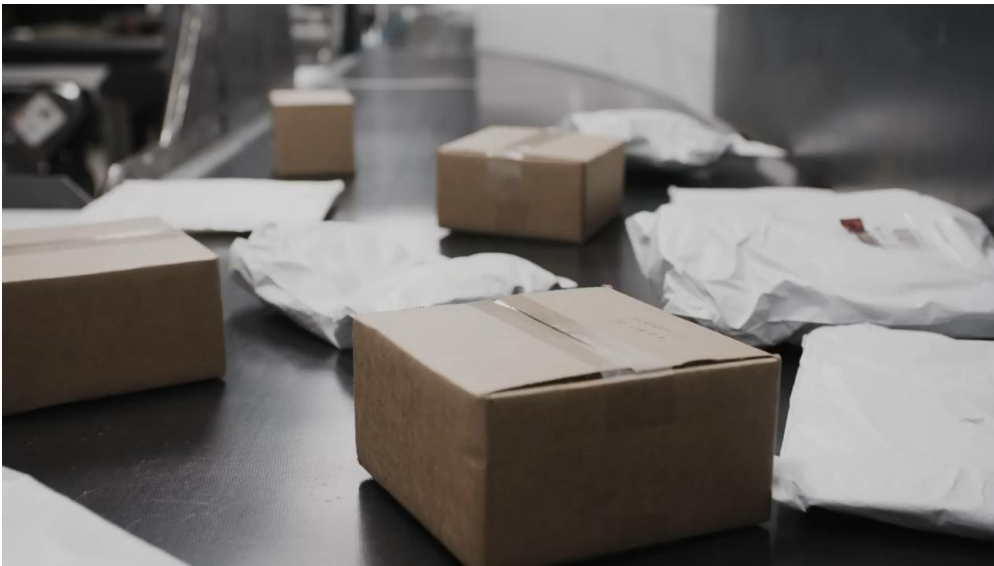
Vision Language Action (VLA) Model

- Helix VLA Figure AI= Hierarchical S1/S2 Architecture.
 - 500h d 'entraînement pour cette tâche
- S1 Transformer haut niveau (10hz) pour le raisonnement à partir d'image RGB et de commandes orales
- S2 Transformer bas niveau (200hz) pour le controle



Vision Language Action (VLA) Model

- Applications industrielles



- Développement de modèles fondationnels pour la robotique
 - De manipulation
 - Industrielle
 - Médicale
 - Agricole
 - De rehabilitation
 - ...

- Besoin d'améliorer la téléopération
 - Besoin de mesure d'efforts/tactile

- Besoin de creation de jumeaux numériques
 - La simulation des efforts est encore problématique !

- Savoir installer des paquets, maitriser Git, Hugging Face, savoir coder en Python