

# Simulation 3D de stationnement automatique par Brandon Gauthier

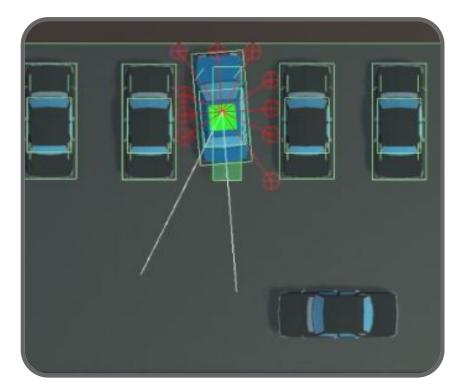
Présentés au FI3E par le Cégep de Matane



Simulation 3D de stationnement automatique

par Brandon Gauthier

Une voiture apprend à se stationner par elle-même grace à un algorithme de neural network et la PPO dans une simulation tridimensionnelle réalisée sur Unity.



# Pourquoi?

La navigation autonome dans des environnements complexes pose des défis majeurs, tant pour les véhicules terrestres que pour l'exploration spatiale.



Tester et perfectionner ces technologies dans le monde réel est coûteux et risqué.



## Pourquoi

Ce projet utilise des simulations avancées pour développer et affiner les algorithmes de prise de décision.

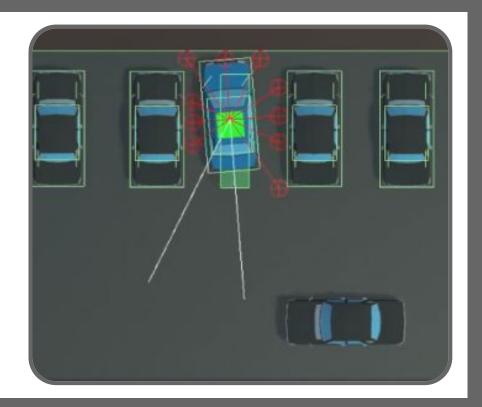
Cette méthode permet de préparer efficacement les systèmes de navigation autonome pour des applications réelles, réduisant ainsi les risques et les coûts associés aux tests physiques.



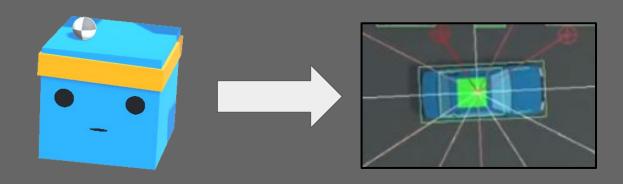
## **Objectifs**

Le but de ce projet est de développer un agent IA capable de se stationner de manière autonome dans un environnement de parking simulé.

Un objectif technique est de démontrer l'efficacité de l'algorithme PPO dans la prise de décision de navigation. Enfin, les hyperparamètres doivent être optimisés afin d'éviter le surapprentissage (overfitting) et le sous-apprentissage (underfitting).



# MÉTHODOLOGIE

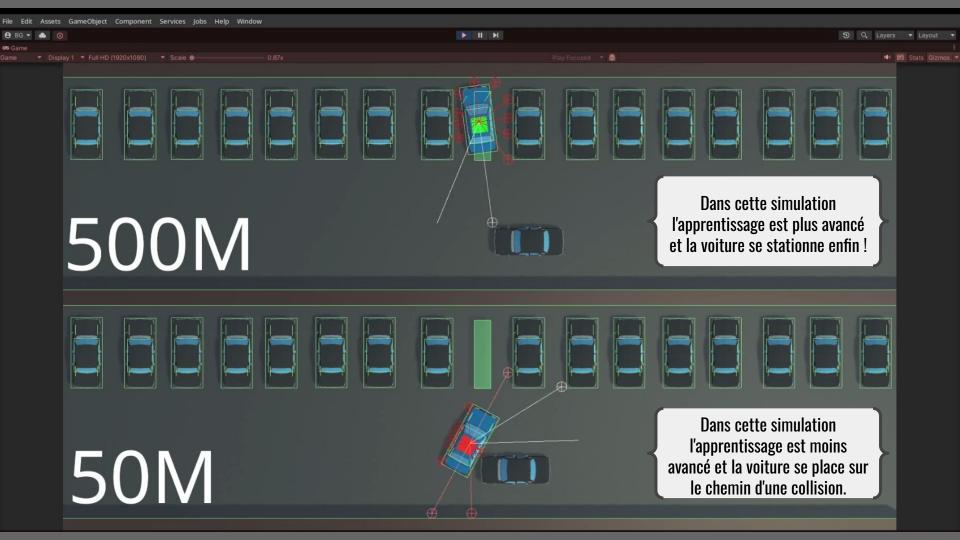


#### Méthodologie

- Création d'un environnement virtuel interactif pour entraîner l'intelligence artificielle
- Élaboration d'une démo pour que l'intelligence artificielle puisse avoir un point de référence
- Sélection de paramètres de départ : 3 layers, 264 neurones, learning\_rate de 0.00035, reward gail de 0.3
- Entrainement de l'intelligence de l'agent.
- Ajustement des hyperparamètres en fonction des résultats Répéter les 2 dernières étapes.

## Méthodologie

Avec ML-Agent une seule simulation peut être roulée en parallèle plusieurs fois. Multiplication des simulation



#### **TensorBoard**

L'utilisation de TensorFlow et TensorBoard est essentielle pour affiner les paramètres d'un modèle d'apprentissage par renforcement qui est entraîné à effectuer des tâches complexes telles que stationner une voiture dans un environnement de simulation Unity.

En observant les graphiques générés par TensorBoard, on peut ajuster les paramètres de l'IA pour améliorer ses performances.

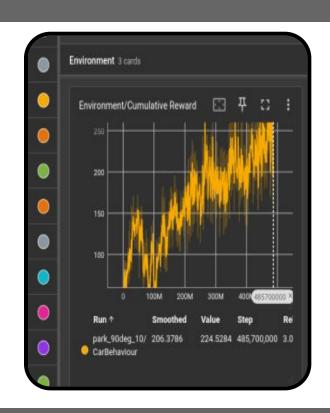


# Le graphique de récompense (reward)

Le graphique de récompense cumulative montre comment l'IA apprend au fil du temps.

Si les valeurs augmentent de façon stable, cela suggère que l'IA est en train de s'améliorer.

Une stagnation ou une baisse indiquerait qu'il faut peut-être ajuster le taux d'apprentissage ou explorer des politiques d'exploration plus efficaces.

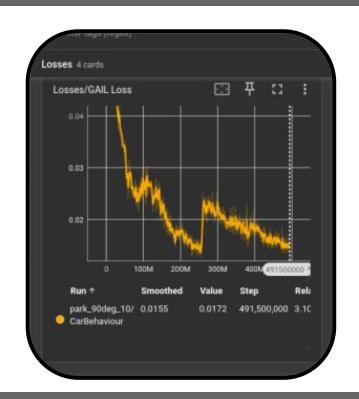


# Le graphique de pertes (loss)

Les graphiques de perte, tels que GAIL Loss, Policy Loss et Value Loss, sont des indicateurs de la façon dont l'IA optimise son apprentissage.

Une perte qui diminue indique un apprentissage efficace.

Si une perte cesse de décroître ou augmente, cela peut signifier que l'IA a atteint un minimum local ou que les hyperparamètres nécessitent des ajustements, comme le taux d'apprentissage ou les poids de régularisation.



#### Configuration de départ

```
behaviors:
 CarBehaviour:
  trainer_type: ppo
  hyperparameters:
   batch_size: 1024
   buffer_size: 5120
   learning rate: 0.00035
   heta: 0.0025
   epsilon: 0.3
   lambd: 0.95
   num_epoch: 5
  learning_rate_schedule: linear
network_settings:
   normalize: true
   hidden units: 264
   num layers: 3
  reward signals:
   extrinsic:
     gamma: 0.95
    strength: 0.99
     strength: 0.3
     demo_path: ./Demos/90dgRS3s.demo
     use actions: false
```

```
keep_checkpoints: 15 checkpoint_interval: 1_000_000
   time horizon: 264
  max_steps: 500_000_000
summary_freq: 100_000
   threaded: true
env settings:
 env path: ./build 90deg 50x 1/build 90deg 50x 1.x86 64
 env args: null
 base port: 5005
 num envs: 5
 num areas: 1
engine_settings:
 no_graphics: true
checkpoint_settings:
 run_id: park_90deg_10
 force: false
 results dir: results
torch_settings:
 device: cuda
```

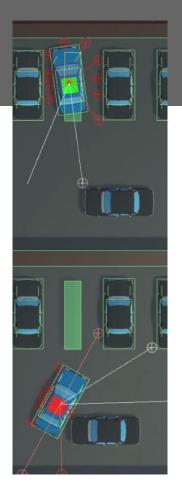
# RÉSULTATS

#### Résultats

L'intelligence artificielle est capable de se stationner automatiquement dans certaines positions de départ.

Dans ces situations, le projet a permis de démontrer l'efficacité du modèle PPO dans un scénario de navigation complexe, où l'agent a réussi à apprendre et s'adapter à des conditions dynamiques & imprévisibles.

Les graphiques de TensorBoard ont illustré une progression généralement constante dans l'apprentissage de l'agent, validant ainsi l'approche utilisée pour l'entraînement. En superposant les vidéos de 50 essais versus 500 essais, on voit à l'oeil nu que l'intelligence la plus entraînée est celle qui réussi à se stationner contrairement à l'autre.



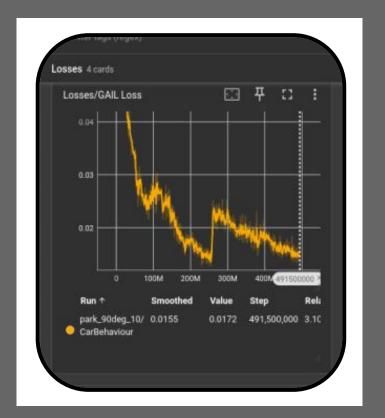
#### Résultats - Graphiques de TensorFlow



Dans le graphique de récompense cumulative montre que les valeurs augmentent de façon stable, cela suggère que l'IA apprend bien au fil du temps.

Dans le graphique de PERTES Gail Loss, on voit que les pertes (l'erreur) diminue au fil du temps. Ceci indique un apprentissage.

Cependant on voit une augmentation soudaine, ce qui indique qu'il est ressortit d'un minimum local et a reconvergé.



#### Références

**Vanlseghem Thomas - AI-Parking-Unity** 

https://github.com/VanIseghemThomas/AI-Parking-Unity

VanIseghem Thomas - Automated Parking Using RL, a Unity ML-Agents Tutorial <a href="https://www.youtube.com/watch?v=\_Bzw2B-9QkM">https://www.youtube.com/watch?v=\_Bzw2B-9QkM</a>

Joy Zang - Proximal Policy Optimization (PPO) with Unity ML-Agents <a href="https://www.gocoder.one/blog/training-agents-using-ppo-with-unity-ml-agents/">https://www.gocoder.one/blog/training-agents-using-ppo-with-unity-ml-agents/</a>

Thomas Simonini - Proximal Policy Optimization (PPO)

https://huggingface.co/blog/deep-rl-ppo

#### **Unity ML-Agent Toolkit**

https://unity-technologies.github.io/ml-agents/Getting-Started/https://unity.com/products/machine-learning-agents