

Planification de trajectoire pour une voiture de course autonome : Application de la méthode des tentacules

Présenté par :
Guy MBOSSO MBOSSO

Rapport de projet
ING4 : Mineure Recherche

Sous la direction de :

Jae Yun JUN KIM
Julien MARZAT

2023/2024

Table des matières

Abstract	3
1. Introduction	4
2. Matériels et méthodes	5
2.1. Matériels	5
2.2. Acquisition des données	7
2.3. Algorithme de planification de trajectoire	8
3. Résultat et discussion	10
3.1. Résultat issu du simulateur	10
3.2. Tests sur la piste réelle	12
3.3. Performances effectuées lors de la course de voitures autonomes	13
4. Conclusion et perspectives	14
5. Bibliographie	15

Abstract

Les véhicules autonomes représentent une avancée technologique significative susceptible de révolutionner la mobilité et d'améliorer la sécurité routière. Cependant, assurer leur navigation sûre et efficace dans des environnements complexes et dynamiques nécessite des stratégies efficaces de planification de trajectoire. Dans le cadre de cette recherche, nous avons développé une stratégie de planification de trajectoire et d'évitement d'obstacles, en nous concentrant spécifiquement sur l'application de la méthode des tentacules dans le contexte d'une course automobile. Ces travaux ont également été motivés par notre participation à la Course de Voitures Autonomes Paris Saclay. Pour mener nos expériences, nous avons utilisé une voiture à l'échelle 1/10 équipée de capteurs et d'un système de contrôle personnalisé, fourni par les organisateurs de la course. L'acquisition de données s'est appuyée sur le RPLIDAR A2M12, permettant de capturer des données environnementales essentielles à la planification de trajectoire. Notre approche était principalement basée sur la méthode des tentacules, qui consiste à générer des trajectoires rectilignes dans différentes directions et à sélectionner le chemin optimal en fonction de la distance à parcourir. Nous avons aussi défini des distances de sécurité pour atténuer les risques de collision avec les bords de la piste et les obstacles, avec des plans d'urgence pour d'éventuelles erreurs de navigation. Après avoir réalisé des simulations et des tests réels, nous avons observé que notre véhicule parvenait efficacement à éviter les obstacles dans des conditions contrôlées. Cependant, des difficultés sont apparues avec l'augmentation de la vitesse. Malgré ces défis, le système final s'est révélé fonctionnel et a satisfait aux exigences de la course. Ces résultats démontrent la pertinence et l'applicabilité de notre approche dans un environnement dynamique et compétitif.

Autonomous vehicles represent a significant technological advance that could revolutionize mobility and improve road safety. However, ensuring their safe and efficient navigation in complex and dynamic environments requires effective trajectory planning strategies. As part of this research, we have developed a strategy for trajectory planning and obstacle avoidance, focusing specifically on the application of the tentacle method in the context of car racing. This work was also motivated by our participation in the Paris Saclay Autonomous Car Race. To conduct our experiments, we used a 1/10-scale car equipped with sensors and a customized control system provided by the race organizers. Data acquisition was based on the A2M12 RPLIDAR, enabling the capture of environmental data essential for trajectory planning. Our approach was mainly based on the tentacle method, which consists in generating straight trajectories in different directions and selecting the optimal path according to the distance to be covered. We also defined safety distances to mitigate the risk of collision with runway edges and obstacles, with contingency plans for possible navigation errors. After carrying out simulations and real-life tests, we observed that our vehicle was effective at avoiding obstacles under controlled conditions. However, difficulties arose as speed increased. Despite these challenges, the final system proved functional and met the requirements of the race. These results demonstrate the relevance and applicability of our approach in a dynamic and competitive environment.

1. Introduction

Les voitures autonomes représentent une avancée technologique majeure du XXI^e siècle, offrant un potentiel considérable pour révolutionner la mobilité, améliorer la sécurité routière et réduire l'empreinte carbone. Cependant, pour qu'elles puissent naviguer de manière autonome en toute sécurité, il est impératif qu'elles soient capables de planifier leur trajectoire de manière efficace et fiable dans des environnements complexes et dynamiques. La planification de trajectoire constitue donc un aspect crucial du développement des véhicules autonomes.

Il existe plusieurs approches pour la planification de trajectoire. Certaines reposent sur des règles préprogrammées pour guider le véhicule dans son environnement. Par exemple, la méthode des tentacules [1] utilise un ensemble d'antennes virtuelles, appelées « tentacules », représentant des trajectoires potentielles du véhicule sous forme d'arc de cercle. Parmi ces trajectoires générées localement, la meilleure est sélectionnée. D'autres méthodes exploitent l'apprentissage par renforcement profond [2], permettant au véhicule d'apprendre à se diriger de manière autonome grâce à des entraînements en simulation et dans la réalité.

Dans le cadre de cette recherche, nous avons abordé le défi suivant : comment planifier la trajectoire d'un véhicule autonome et éviter les obstacles, qu'ils soient statiques ou dynamiques ? Ces travaux ont été menés en vue de notre participation à la course de voitures autonomes Paris Saclay. Notre approche s'est concentrée sur l'application de la méthode des tentacules dans le contexte d'une course, apportant ainsi une contribution technique aux recherches antérieures. Ce rapport présente les méthodes et le matériel utilisé pour effectuer ces travaux ainsi que les résultats que nous avons obtenus.

2. Matériels et méthodes

2.1. Matériels

Pour mener nos recherches sur la planification de trajectoire, nous avons utilisé une voiture au format 1/10, équipé de capteurs et d'un système de contrôle spécifiquement adaptés à cette tâche. La voiture utilisée nous a été fournie par les organisateurs de la Course de Voitures Autonomes Paris Saclay. C'était une **Tamiya TT-02R Race** qui a été modifiée afin d'y intégrer un nano-ordinateur Raspberry pi 4, un microcontrôleur STM32L4KC, un Lidar RPLIDAR A2M12, un capteur à ultrason et d'autres composants pour assurer son autonomie. Nous pouvons voir sur les images 2.1 et 2.2 la voiture utilisée et les composant qui y ont été intégrés.



Image 2.1 : Voiture Tamiya TT-02 R Race

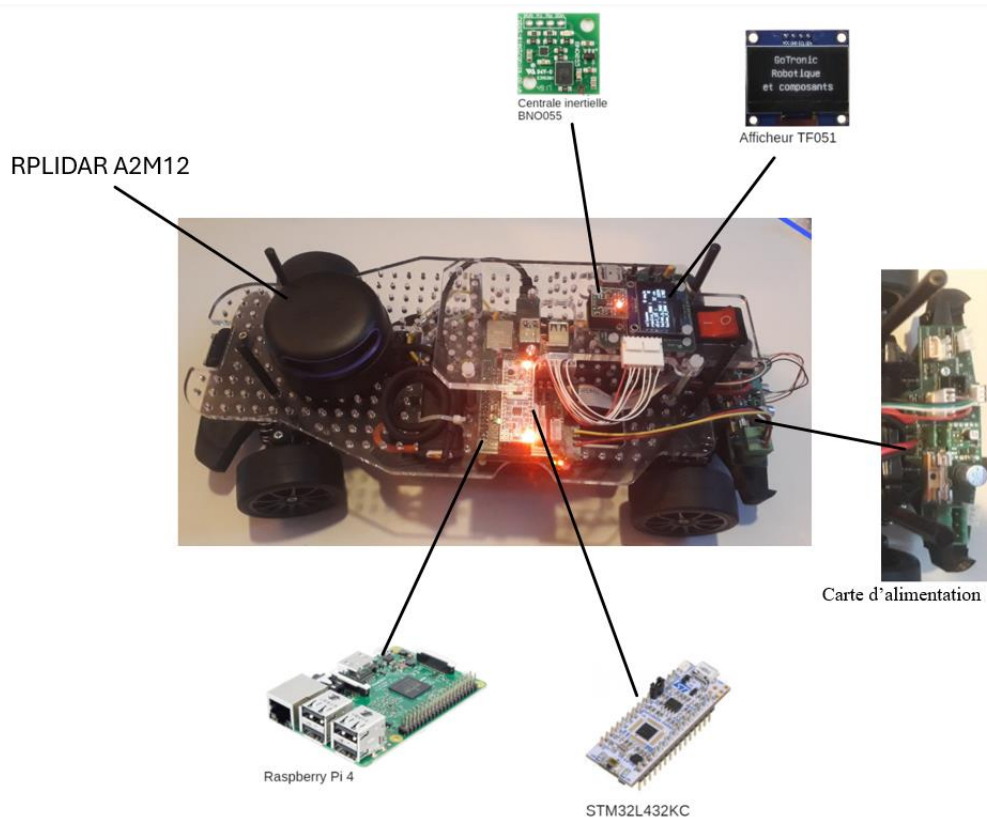


Image 2.2 : Voiture Tamiya TT-02 R Race équipé de capteurs et du nano-ordinateur Raspberry pi 4

Nous avons également utilisé une piste dont la forme était modulable afin de tester les capacités d'adaptation du véhicule.



Image 2.3 : Piste d'essai fourni par l'ENS Paris Saclay

Enfin, afin de pouvoir tester l'efficacité de l'algorithmes de contrôle du véhicule, nous avons utilisé le logiciel de simulation webot qui est un logiciel open source développé par

Cyberbotics permettant d'effectuer des simulations en robotique dans divers contextes. Nous pouvons voir dans l'Image 2.4 l'interface de ce simulateur.

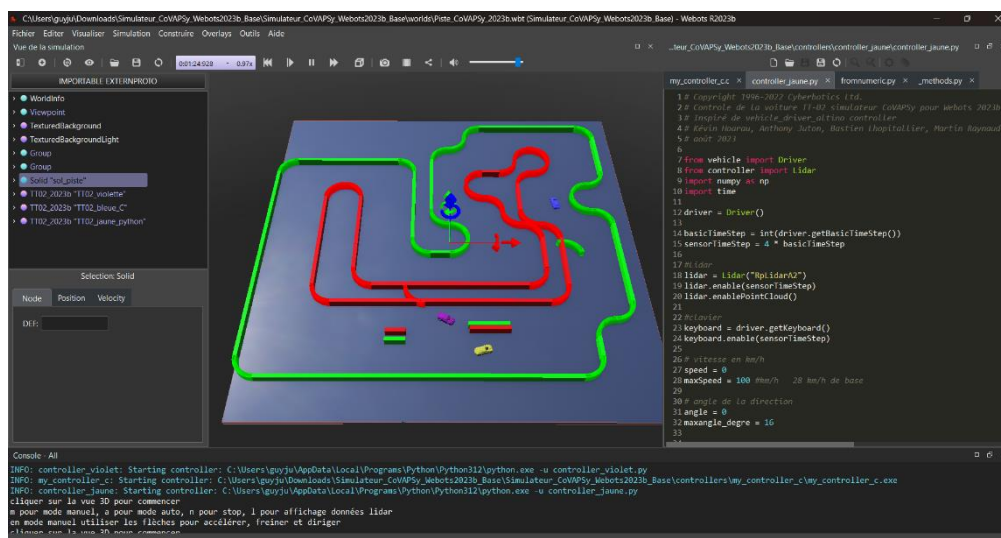


Image 2.4: interface du simulateur webot

Le comportement du véhicule a été programmé en langage python sur le simulateur et dans la réalité.

2.2. Acquisition des données

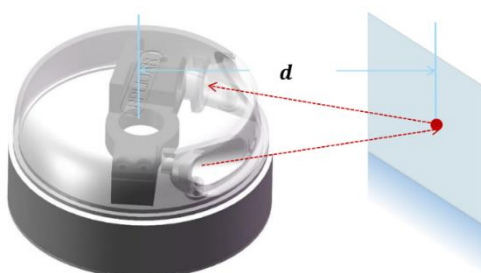


Figure 2.5: acquisition des données de l'environnement à l'aide d'un lidar [3]

Pour planifier la trajectoire de notre véhicule, nous devons collecter les données sur l'environnement du véhicule. Pour résoudre ce problème, nous avons utilisé le RPLIDAR A2M12. C'est un télémètre tournant qui permet de mesurer la distance entre le véhicule et les

objets autour de celui-ci. Sa fréquence est de 10 tours par seconde et effectue 200 mesures par tour [3].

Nous avons stocké les données collectées par le lidar dans un tableau de 360 valeurs afin de faire correspondre à chaque indice du tableau à une valeur d'angles en degré. Cela nous a permis de représenter les différents points de l'environnement dans un repère polaire dont le centre est l'avant du véhicule.

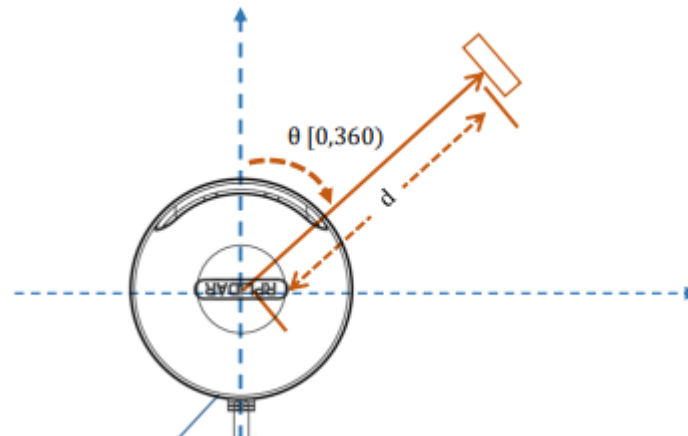


Figure 2.6 : Repérage des points de l'environnement [3]

À chaque rotation, le tableau contenant les mesures du lidar est mis à jour.

2.3. Algorithme de planification de trajectoire

Nous avons principalement utilisé la méthode des tentacules pour la planification de trajectoire de notre véhicule autonome. Cet algorithme a été simplifié afin d'obtenir des résultats le plus rapidement possible.

Comme expliqué dans l'introduction, la méthode des tentacules consiste à générer plusieurs trajectoires dites « tentacule » et de choisir la meilleure à suivre. Nous avons généré différentes trajectoires en forme droite dans différentes directions.

Chaque trajectoire est associée à un angle de direction, et permet ainsi le contrôle du véhicule sans utiliser de contrôleur sophistiqué. Le choix de la trajectoire à suivre est faite de sorte à choisir la trajectoire qui présente la plus longue distance de parcours. Nous pouvons voir une illustration dans la figure 2.7. Ce processus est effectué itérativement avec une vitesse constante.

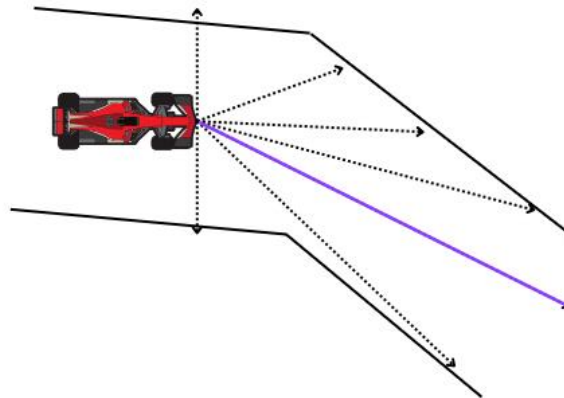


Figure 2.7 : Choix de la meilleure trajectoire parmi celles générées

Ensuite, afin d'éviter toute collision avec les bords de la piste ou avec d'éventuels obstacles, nous avons défini des distances de sécurité qui, lorsqu'elles sont franchies, alertes le véhicule de la présence d'un obstacle, le véhicule réduit alors sa vitesse et modifie l'angle de direction pour éviter l'obstacle.

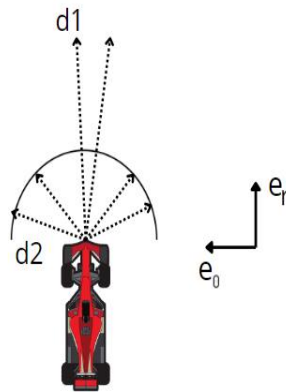


Figure 2.8 : Définition des distances de sécurité pour l'évitement d'obstacle.

Lors de l'implémentation de cette méthode, les valeurs choisies ont été **d1=80 mm** et **d2=30 mm**. Enfin, nous avons également prévu d'éventuels blocages contre des murs qui peuvent être dus à une mauvaise perception de l'environnement. Dans cette situation, le comportement du véhicule sera de reculer et se repositionner correctement sur la piste de course. La figure 2.9 présente l'algorithme du programme de conduite autonome proposé.

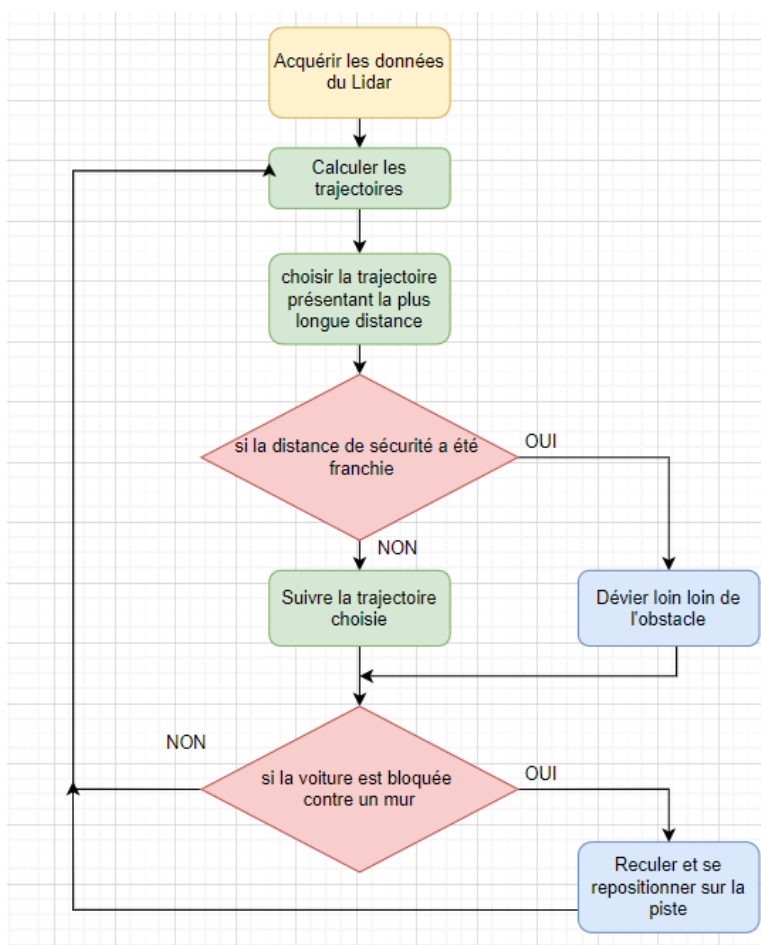


Figure 2.9 : algorithme du programme de conduite autonome

3. Résultat et discussion

Pour évaluer les performances de notre méthode, nous avons réalisé des simulations ainsi que des tests sur la piste réelle. Dans cette partie, nous présenterons également les performances réalisées lors de la course de voitures autonomes Paris Saclay.

3.1. Résultat issu du simulateur

Les simulations ont été effectuées avec une piste dont la configuration est présentée dans la figure 3.1. La voiture représentant notre voiture réelle est celle en jaune. Nous avons évalué les performances de conduite et d'évitement d'obstacles en fonction de sa vitesse et de son environnement.



Figure 3.1 : Piste de course en simulation

Lorsque le véhicule évolue sur la piste, il parvient à détecter les limites de celle-ci et à élaborer sa trajectoire de manière locale. Toutefois, ses performances de conduite sont également dépendantes de sa vitesse : à mesure qu'elle augmente, des collisions avec les bords de la piste commencent à être observées, comme présenté sur la figure 3.2.

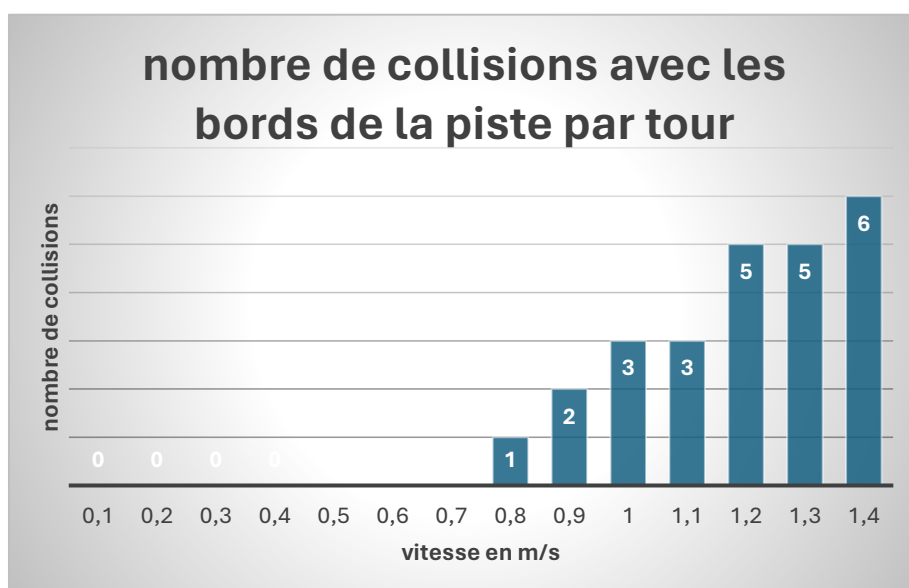


Figure 3.2 : Nombre de collision avec les bords de la piste sur chaque tour en fonction de la vitesse du véhicule.

Des obstacles ont été positionnés à divers endroits sur la piste. Nous avons constaté que le véhicule parvient à éviter les obstacles statiques avec aisance, mais éprouve des difficultés à esquiver les obstacles dynamiques. Cependant, nous avons également observé une diminution de l'efficacité de l'évitement d'obstacles dans la situation présentée dans la figure 3.3. Le véhicule se retrouve au milieu de la piste lors d'une phase de ligne droite, avec un obstacle de grande taille situé au centre, laissant de petits espaces sur les côtés. Dans cette configuration, le véhicule évalue et suit d'abord la trajectoire la plus longue à gauche (voir figure 3.3 (a)), puis, à l'itération suivante, évalue la trajectoire la plus longue à droite (voir figure 3.3 (b)), et corrige son angle de direction pour tenter de suivre cette nouvelle trajectoire. Cette "hésitation" du véhicule se répète à plusieurs reprises, rendant ainsi la collision avec l'obstacle inévitable.

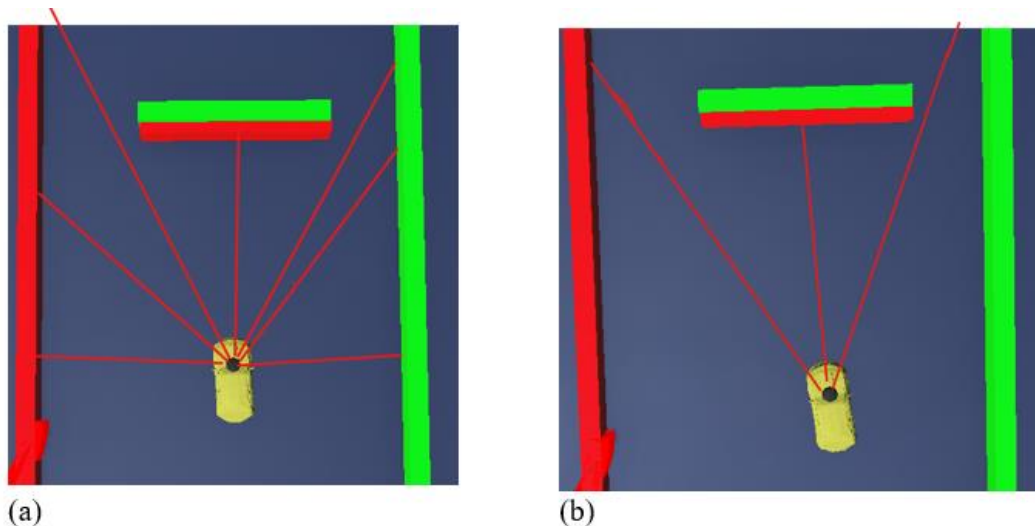


Figure 3.3 : Situation d'impossibilité d'évitement d'obstacle.

Ces performances de conduite autonome, ainsi que la vitesse maximale sans collision, peuvent varier selon la configuration de la piste.

3.2. Tests sur la piste réelle

Nous avons utilisé la piste présentée dans l'image 2.3. Pour effectuer les tests de conduite de notre véhicule. Les résultats étaient très proches de ceux obtenus en simulation. Nous avons remarqué que la vitesse maximale atteinte sans collision était de 0,7 m/s. Lorsque nous avons augmenté la vitesse, la première collision avec les bords était observée au niveau de la zone en « S » de la piste.

Cette méthode de planification de trajectoire est totalement locale et ne prend pas en compte la configuration générale de la piste. Elle consomme donc moins de ressources de calcul que les méthodes de planification de trajectoire globale.

3.3. Performances effectuées lors de la course de voitures autonomes

La course de voitures autonomes Paris Saclay est une compétition de voitures autonomes au format 1/10 organisée par l'ENS Paris Saclay, se déroulant en trois épreuves distinctes : une qualification sans obstacle, une qualification avec obstacles, et une course impliquant d'autres véhicules. Pour chacune de ces épreuves, les voitures étaient tenues de respecter certaines règles strictes : elles ne devaient pas parcourir plus de 1,5 mètre en sens inverse, rester immobiles pendant plus de 10 secondes et ne pas être pilotées à distance. Le non-respect de ces règles entraînait une disqualification de l'épreuve correspondante.

La qualification sans obstacles impliquait de réaliser deux tours de piste. Un chronomètre était lancé pour mesurer le temps de parcours du véhicule sur la piste. Étant donné que la piste de la compétition était plus grande que celle d'entraînement, nous avons décidé de régler la vitesse de notre véhicule à 1,1 m/s. Cette stratégie nous a permis de compléter les deux tours en 30,4 secondes.

L'épreuve de qualification avec obstacles impliquait de réaliser deux tours de piste tout en évitant des obstacles statiques placés à divers endroits. Pour cette phase, nous avons ajusté la vitesse de notre véhicule à 0,7 m/s, ce qui nous a permis de compléter la course en 40,7 secondes.

La finale s'est déroulée en deux courses, chacune comprenant huit voitures positionnées sur la grille de départ en fonction de leurs performances lors des qualifications. Pour remporter une course, une voiture devait parcourir cinq tours de piste avant ses concurrentes. Lors de la première course, nous avons décroché la 2^e place, tandis que dans la seconde, nous avons été éliminés à la suite d'une collision avec d'autre véhicule qui a contraint notre voiture à parcourir en sens inverse.



Image 3.3 : Photo souvenir prise après la compétition

Le résultat combiné de toutes les épreuves nous a permis de remporter la troisième place dans la compétition (image 3.3). Ces performances sont satisfaisantes compte tenu de la problématique initiale, bien que quelques défauts de cette méthode subsistent.

4. Conclusion et perspectives

En résumé, notre étude a présenté une approche simplifiée de la méthode des tentacules, en utilisant des trajectoires rectilignes, et l'a appliquée dans le contexte exigeant d'une course de voitures autonomes. Nous avons mené une série d'expériences et de tests pour évaluer l'efficacité de cette approche dans des environnements réels et simulés. En utilisant une voiture équipée de capteurs spécifiques et en exploitant des logiciels de simulation avancés, nous avons pu analyser les performances de notre algorithme de planification de trajectoire dans diverses situations.

Nous avons développé un algorithme de planification de trajectoire fonctionnel qui a permis à notre véhicule de naviguer sur une piste de course tout en évitant les obstacles statiques. Nos résultats ont mis en évidence certains défauts de cette méthode, tels que la réduction des performances à des vitesses plus élevées et les difficultés rencontrées pour éviter les obstacles dynamiques.

Pour l'avenir, il serait judicieux d'envisager une combinaison de cette méthode avec des algorithmes de planification globale, afin d'obtenir des trajectoires plus fiables et d'améliorer les capacités d'évitement d'obstacles. De plus, l'intégration de contrôleurs plus sophistiqués, comme le MPC (Model Predictive Control), pourrait permettre d'améliorer le contrôle du véhicule et d'optimiser sa réactivité dans des situations complexes.

5. Bibliographie

[1] Felix von Hundelshausen et al., “Driving with tentacles: Integral structures for sensing and motion”, Journal of Field Robotics, 2008.

<https://doi.org/10.1002/rob.20256>

[2] Szilárd Aradi, “Survey of Deep Reinforcement Learning for Motion Planning of Autonomous Vehicles”, IEEE Transactions on intelligent transportation systems, 2020.

<https://ieeexplore.ieee.org/document/9210154>

[3] SLAMTEC, “RPLIDAR A2 Low Cost 360 Degree Laser Range Scanner Introduction and Datasheet, Model: A2M12”, rev1.0, 2022.

[LD310_SLAMTEC_rplidar_datasheet_A2M12_v1.0_en.pdf](#)