



HAL
open science

Prise de décision sûre et robuste pour les véhicules autonomes en milieu urbain hautement dynamique et contraint

Kévin Bellingard

► **To cite this version:**

Kévin Bellingard. Prise de décision sûre et robuste pour les véhicules autonomes en milieu urbain hautement dynamique et contraint. Automatique / Robotique. Université de Technologie de Compiègne, 2023. Français. NNT : 2023COMP2797 . tel-04667393

HAL Id: tel-04667393

<https://theses.hal.science/tel-04667393v1>

Submitted on 4 Aug 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Par **Kévin BELLINGARD**

*Prise de décision sûre et robuste pour
les véhicules autonomes en milieu urbain
hautement dynamique et contraint*

Thèse présentée
pour l'obtention du grade
de Docteur de l'UTC



Soutenue le 19 décembre 2023

Spécialité : Automatique et Robotique : Unité de recherche
Heudyasic (UMR-7253)

D2797

Université de Technologie de Compiègne
École doctorale : Sciences Pour l'Ingénieur (SPI)

THÈSE

Présentée par

Kévin BELLINGARD

Ingénieur Polytech Clermont

Pour obtenir le grade de Docteur d'Université

Spécialité : **Automatique et Robotique**

Prise de décision sûre et robuste pour les véhicules autonomes en milieu urbain hautement dynamique et contraint

Soutenue publiquement le 19 décembre 2023 devant le jury composé de :

Lydie NOUVELIERE	Rapporteur	Maître de Conférences - HDR, Université d'Evry-Paris Saclay
Arnaud de LA FORTELLE	Rapporteur	Chercheur associé, HDR, Université Paris Sciences & Lettres, CTO Heex Technologies
Philippe BONNIFAIT	Examineur	Professeur, Université de technologie de Compiègne
Youcef MEZOUAR	Examineur	Professeur, SIGMA-Clermont
Jean-Christophe POPIEUL	Examineur et Président	Professeur, Université Polytechnique Hauts-de-France
Lounis ADOUANE	Directeur de thèse	Professeur, Université de technologie de Compiègne
Fabrice PEYRIN	Invité (co-encadrant côté entreprise (Thèse CIFRE))	Ingénieur, Chef de projet chez Sherpa Engineering



Remerciements

Entreprendre la réalisation de cette thèse a représenté une longue aventure exigeante mais m'a surtout permis de rencontrer des personnes incroyables qui ont eu un impact important et positif sur mon parcours professionnel.

Je voudrais commencer par exprimer ma sincère gratitude envers mon superviseur, le Professeur Lounis Adouane pour son soutien continu et ses encouragements dans les moments difficiles, pour sa motivation et son enthousiasme indéfectible. Ses précieux conseils et ses connaissances dans le domaine m'ont aidé tout au long de ce processus de recherche.

Cette thèse est le fruit d'une collaboration entre le laboratoire Heudiasyc et le département R&D de Sherpa Engineering. Je tiens à remercier plus largement ces deux entités de m'avoir donné cette opportunité, de m'avoir offert un cadre confortable pour mener à bien mes recherches et de les avoir soutenues financièrement. Je tiens à remercier plus particulièrement Fabrice Peyrin, Ingénieur et co-encadrant de cette thèse pour ses nombreux conseils et soutiens.

Je souhaite exprimer ma profonde gratitude envers les membres de mon jury, qui ont pris le temps de lire attentivement mon manuscrit. Leurs retours constructifs et l'intérêt sincère qu'ils ont manifesté envers mes travaux sont des éléments précieux que j'apprécie grandement. Je souhaite remercier Jean-Christophe Popieul d'avoir accepté d'être le président du comité de thèse ainsi que Lydie Nouveliere et Arnaud de La Fortelle pour avoir rapporté sur mon manuscrit de thèse. Mes remerciements vont également à Philippe Bonnifait et Youcef Mezouar.

Ce long parcours aurait été plus difficile sans les soutiens de ma famille et mes amis. Je tiens à remercier particulièrement mes collègues de bureau, Hugo Pousseur, Shan He, Armando Alatorre Sevilla et Emmanuel Alao. Je remercie également Augustin Point et Joachim Brisset de m'avoir épaulé dans mes travaux. Enfin, je tiens à remercier ma compagne Marie-Sophie Toussaint pour son soutien inconditionnel durant toutes ses années.

Résumé

Les véhicules autonomes (VAs) ouvrent de nouvelles perspectives passionnantes en matière de mobilité urbaine et de sécurité routière. La navigation autonome en milieu urbain est confrontée à un ensemble de défis complexes. Le premier de ces défis correspond au contrôle des VAs dans des infrastructures routières diverses, notamment, parce qu'elles sont composées de multiples types d'intersections, telles que les ronds-points et/ou les croisements en T. Un contrôle efficace de ces nœuds routiers est indispensable si l'on souhaite rendre le trafic routier plus fluide et sûr (réduction du nombre d'accidents). Ces potentiels goulots d'étranglement du trafic routier peuvent être soit, signalisées et indiquer clairement le droit de passage au VA, soit, non signalisées, laissant ainsi le soin au VA de décider du comportement le plus souhaitable à adopter. Parmi ces intersections, le rond-point non signalisé est réputé pour être parmi les nœuds les plus complexes, parce que son franchissement impose la maîtrise de la plupart des manœuvres qu'un VA doit effectuer lors d'une navigation en milieu urbain (e.g., insertion, maintien sur la voie, changement de voie), tout en ayant un déplacement courbe (non rectiligne) durant la succession des manœuvres. Le second défi concerne quant à lui le volet dynamique de ces environnements. En effet, ils peuvent être denses et hétérogènes (e.g., présence de véhicules et/ou de cyclistes), exigeant que le VA anticipe les intentions de ses usagers et réagisse aux situations imprévues. Cette thèse, réalisée dans le cadre d'un contrat CIFRE, doit répondre à un certain nombre de « cas d'usage », mis en exergue par Sherpa Engineering, dans le cadre d'une navigation sûre et flexible dans un milieu urbain dynamique et contraint. L'objectif principal est de proposer une architecture de contrôle/commande pouvant gérer des situations/environnements complexes, comme ceux caractérisant le franchissement d'un rond-point avec un trafic routier dense (qui correspond au cas d'usage principal investigué durant cette thèse). Cette thèse vise plus particulièrement à étudier la sûreté des décisions prises par les VAs lorsqu'ils naviguent de manière complètement autonome dans ces environnements complexes. Elle propose une stratégie spécifique pour le franchissement de ce type d'infrastructures non signalisées, reposant sur une architecture de contrôle/commande nommée MRAM-CS (*Multi-Risk Assessment and Management Control Strategy*), qui permet au

VA d'appliquer une trajectoire adaptative calculée en temps réel. Cette stratégie s'appuie principalement sur des modules de génération de trajectoires flexible et sûre (optimisée avec une fonction multi-critères) ainsi que sur de nouvelles métriques d'évaluation et de gestion des situations multi-risques rencontrées par le VA. Ces métriques garantissent une surveillance continue de l'environnement dynamique entourant le VA, lui permettant de circuler tout en maintenant constamment une distance de sûreté avec les éléments dynamiques autour. De plus, une architecture logicielle a également été mise en place afin de tester la stratégie proposée via des simulations et des tests sur véhicule réel.

Abstract

Autonomous Vehicles (AVs) bring exciting new perspectives in term of urban mobility and road safety. Autonomous navigation in urban environments faces a set of complex challenges. The first one involves controlling AVs in diverse road infrastructures, which include roundabouts and T-intersections. Effective control of these road nodes is crucial to improve the traffic flow and safety (reducing the number of accidents). These potential traffic bottlenecks can be either signalized, clearly indicating the right of way for the AV, or unsignalized, leaving the decision on the most desirable behavior to the AV. Among these intersections, the unsignalized roundabout is known to be one of the most complex nodes because crossing it requires mastering most of the maneuvers that an AV must perform during urban navigation (e.g., merging, lane-keeping, lane-changing), all while following a curved (non-straight) path during the sequence of maneuvers. The second challenge concerns the dynamic aspect of these environments. They can be dense and heterogeneous (e.g., the presence of vehicles and cyclists), requiring the AV to anticipate user intentions and respond to unforeseen situations. This PhD thesis, conducted under a CIFRE agreement, addresses several "use cases" highlighted by Sherpa Engineering for safe and flexible navigation in a dynamic and constrained urban environment. The main objective is to propose a control architecture that can handle complex situations/environments, such as those characterizing the crossing of a roundabout with dense traffic (which corresponds to the main use case investigated during this PhD thesis). This thesis specifically focuses on studying the safety of decisions made by AVs when navigating fully autonomously in these complex environments. It introduces a specific strategy for navigating such unsignalized infrastructures, based on a control architecture called MRAM-CS (Multi-Risk Assessment and Management Control Strategy), which enables the AV to apply an adaptive trajectory computed in real-time. This strategy relies mainly on flexible and safe trajectory generation modules (optimized with a multi-criteria function) and new metrics for evaluating and managing multi-risk situations encountered by the AV. These metrics ensure continuous monitoring of the dynamic environment surrounding the AV, allowing it to travel while always maintaining a safe distance margin from dynamic elements. In addition, a software

architecture has been implemented to test the proposed strategy through simulations and real vehicle tests.



Table des Matières

Table des Figures	11
Liste des Tableaux	17
Liste des acronymes	20
1 Introduction générale	22
1.1 Contexte et motivations	22
1.2 Approche proposée et contributions	24
1.3 Structure du manuscrit	27
2 État de l'art sur la navigation autonome	28
2.1 Différents types d'environnements et de navigations autonomes	28
2.2 Architecture de contrôle/commande	31
2.2.1 Architecture de contrôle/ commande basée modèle	34
2.2.1.1 Systèmes entièrement modélisés d'une manière formelle	34
2.2.1.2 Systèmes partiellement modélisés d'une manière formelle	38
2.2.2 Architecture de contrôle/ commande basée données	40
2.3 Planification et prise de décision en environnement dynamique	41
2.3.1 Planification de chemins	42
2.3.1.1 Méthode des champs de potentiel artificiels	42
2.3.1.2 Méthode d'exploration rapide d'arbres de décision	43

2.3.1.3 Méthodes de planification géométriques	45
2.3.1.4 Méthode de planification basée sur des points de passage	48
2.3.2 Les métriques d'évaluation des risques de navigation	50
2.3.2.1 <i>Time To Collision</i> (TTC) et <i>Extended TTC</i> (ETTC)	51
2.3.2.2 <i>Time Exposed TTC</i> (TET) et <i>Time Integrated TTC</i> (TIT)	52
2.3.2.3 <i>Predicted Inter-Distance Profile</i> (PIDP)	54
2.3.2.4 Autres métriques	54
2.4 Notions d'acceptabilité et de fiabilité dans le contexte des VAs	56
2.5 Conclusion	59
3 Évaluation et Gestion multi-risques	62
3.1 Généralités et objectifs	62
3.2 Vue globale de l'architecture MRAM-CS	63
3.2.1 Bloc de perception/localisation	63
3.2.2 Évaluation multi-risques	65
3.2.2.1 Planification des trajectoires	65
3.2.2.2 Profil Prédicatif de l'Inter-Distance (PIDP)	73
3.2.2.3 Distance de sûreté dynamique	74
3.2.2.4 Processus d'arbitrage : Définition des groupes d'obstacles	79
3.3 Management multi-risques	82
3.4 Conclusion	82
4 Gestion multi-risques de manœuvres complexes ...	84
4.1 Gestion multi-risques et planification dynamique	84
4.2 Sélection du chemin optimal	86
4.3 Contrôle adaptatif de la vitesse longitudinale en milieu dense	88
4.3.1 Contrôleur PD adaptatif basé sur une régression polynomiale empirique	90
4.3.2 Contrôleur PD adaptatif basé sur un apprentissage neuro-flou	96
4.3.3 Comparatif des stratégies proposées	101
4.4 Processus de fusion sûre basée sur la logique floue	102
4.5 Conclusion	103
5 Environnement de simulation et expérimentations .	104
5.1 Validation de l'architecture de contrôle/commande MRAM	104
5.2 État de l'environnement statique	105

5.3	Outils de simulation	107
5.3.1	État de l'art sur les outils de simulation	107
5.3.2	Architecture logicielle mise en place	109
5.3.3	Exemple de simulations réalisées	111
5.4	Analyse des comportements d'une conduite humaine	111
5.4.1	Base de données sur les flux de véhicules dans des ronds-points ..	116
5.4.2	Outil logiciel mis en place	117
5.5	Plate-forme expérimentale	119
5.5.1	Véhicule robotisé et plate-forme	119
5.5.2	Tests et implémentation de l'architecture MRAM	120
5.6	Conclusion	122
6	Conclusion générale et Perspectives	124
6.1	Résumé et conclusions	124
6.2	Perspectives	126
	Annexes	128

Table des figures

1.1	Échantillon de cas d'usages que l'architecture de contrôle/commande globale de navigation (prise de décision plus particulièrement), doit permettre de gérer, comprenant des intersections non signalisées comme le rond-point (a) et l'insertion sur une voie (b) mais également les rétrécissements de voies (c). Le VA, en bleu, souhaite à chaque fois s'insérer et naviguer dans des voies comportant des véhicules obstacles (orange)	25
2.1	Définition des différentes zones utilisées pour un rond-point	30
2.2	Le triptyque perception/décision/action représente les briques élémentaires que chaque architecture de contrôle/commande doit prendre en compte pour une navigation autonome	31
2.3	Exemples d'architectures logicielles globales pour les VAs	33
2.4	Architecture multi-contrôleurs pour la navigation autonome en milieu autoroutier [25]	34
2.5	Optimisation lexicographique basée MPC [33]	35
2.6	Architecture pour une prise de décision similaire à l'humain [34]	36
2.7	Génération de trajectoire sûre et stable à l'aide d'un MPC [35]	37
2.8	Architecture de contrôle basée sur une machine à état finis et un MPC [38] .	37
2.9	Architectures hybrides pour les VAs	39
2.10	Scénario afin de comparer les deux architectures. Le VA est en bleu. L'obstacle est en rouge et souhaite tourner à sa gauche [48]	40
2.11	La trajectoire de référence est représentée par la ligne noire. Les trajectoires de secours, en rouge. [53]	42
2.12	Représentation des champs de potentiel sur une carte [55]	42
2.13	Méthode d'exploration rapide d'arbres de décision (RRT)	44

2.14	(a) Méthode GDTP-RRT basée DTP. (b) Méthode GDTP-RRT basée GAN [59]	44
2.15	Illustration d'une clothoïde et de l'augmentation ou diminution de sa courbure constante sur la longueur [66]	45
2.16	Utilisation des APF et des clothoïdes pour les évitements d'obstacles [69] .	46
2.17	Graphe représentant les nœuds et les segments d'une architecture urbaine [66]	47
2.18	Exemple de trajectoire générée pour un rond-point à l'aide de courbes de Bézier (ligne en pointillée liant les points P_{init} à P_{end}) [72]	47
2.19	Navigation avec l'environnement découpé en cellule [75]	49
2.20	Illustration de la méthode pour obtenir une suite de points de passage [75] .	50
2.21	Illustration graphique de la métrique ETTC	52
2.22	Exemple de la détermination de TET et TIT [84]	53
2.23	(a) Manœuvre de dépassement en milieu autoroutier, (b) Illustration de la métrique PIDP pendant ce dépassement	53
2.24	Profil dynamique prédictif de l'inter-distance [88]	55
2.25	Prendre la décision de l'évitement sur la capacité du VO à ralentir [77] . . .	55
2.26	Représentation de la stabilité, robustesse, vulnérabilité et de la résilience [94]	57
2.27	(a) Représentation d'un système résilient dans [99] et (b) Représentation d'un système résilient dans [100]	58
2.28	ER : temps que met le système pour trouver au minimum 100% de ses fonctionnalités [102]	58
3.1	Architecture de contrôle/commande globale proposée pour l'évaluation et la gestion multi-risques (MRAM-CS)	64
3.2	Détail des blocs Évaluation multi-risques et de définition des trajectoires, éléments de l'architecture MRAM-CS	66
3.3	Décomposition des différents éléments qui permettent de construire les chemins préférentiels que peut suivre un VA	67
3.4	Possibilités de forme pour les cycles-limites elliptiques : (a) sens horaire, (b) sens anti-horaire [108]	68
3.5	L'emploi des ELC pour l'évitement d'obstacles dynamiques (3.5a) et pour le franchissement de ronds-points (3.5b)	69
3.6	Jonction entre le chemin d'insertion et le chemin de sortie dans un rond-point	70
3.7	Définition d'un changement de voie sur un rond-point basé sur les cycles-limites	73
3.8	Définition de la PIDP dans le cas d'un rond-point connaissant les trajectoires prédites des véhicules considérés	74
3.9	Représentation de l'incertitude de prédiction de la position et de la vitesse d'un VO sur la définition de la PIDP	75
3.10	Détermination du comportement à adopter	75

- 3.11 La figure 3.11a présente le profil prédictif de l'inter-distance (PIDP) pour toutes les combinaisons possibles entre deux véhicules, ainsi que le degré de dangerosité de la situation (SR : Sûreté Respectée, SNR : Sûreté Non Respectée et Collision) par rapport à la distance de sûreté définie (d_{safety}) sur la durée d'observation à l'horizon, $t_{horizon}$. La Figure 3.11b illustre cette même dangerosité mais représentée sous forme de mesure à l'échelle des distances le long du trajet défini pour chaque véhicule 78
- 3.12 (a) et (b) présentent deux scénarios avec le VA en bleu et le VO en rouge, avec leurs projections respectives. La première (a), les véhicules naviguent sur deux voies distinctes tandis que la seconde (b), présente une intention de rabattement du VA avec des trajectoires prédites qui s'entrecroisent 79
- 3.13 Scénario représentant un VA souhaitant changer de voies dans un rond-point avec un ensemble de trajectoires possibles accompagné de l'évolution des différentes métriques permettant de sélectionner la trajectoire la plus optimale 80
- 3.14 Exemple de progression du tracé des PIDPs que le VA peut rencontrer lors d'une insertion ou d'un changement de voie dans un rond-point où 3 VO sont détectés et où les PIDP correspondantes à ces 3 VO à risque sont calculées. Les deux obstacles à sa droite où l'orange et le bleu (obstacles 1 et 2) imposent une décélération au VA et peuvent être regroupés. Le troisième impose une accélération tout en tenant compte du tableau donné dans figure 3.10 81
- 4.1 Organigramme représentant la stratégie adoptée par le VA pour sélectionner à chaque instant la trajectoire à suivre (chemin et profil de vitesse) en fonction de l'état (statique et dynamique) de l'environnement 85
- 4.2 Détail du bloc "Management multi-risques" et de la planification dynamique, éléments de l'architecture MRAM-CS 86
- 4.3 Évolution de $mPIDP$ au cours d'un scénario. Les lignes en pointillés représentent les évolutions des distances de sûreté pour chaque scénario. En bleu clair, l'évolution du minimum sans appliquer de correction et en rouge foncé avec les paramètres optimaux (cf. équation 4.4) K_p et K_d , qui permettent de converger asymptotiquement vers la distance de sûreté souhaitée. Il est également à noter qu'aucun dépassement n'est relevé sur ce résultat de simulation et qu'il est par conséquent égal à zéro . 89
- 4.4 Nappes obtenues décrivant les valeurs des gains K_p et K_d , ici en fonction des vitesses du VO rencontré et du VA 91

4.5	Exemple d'un scénario utilisé pour montrer l'efficacité de la stratégie de contrôle PD-A proposée lors du passage d'un rond-point. Le VA (en bleu) est représenté à différents moments du scénario avec les VO détectés (en rouge) et leurs PIDPs associées ainsi que les VO non détectés (en blanc). La ligne noire continue (vue de dessus du scénario) représente la trajectoire prédite du VA pour les 5 prochaines secondes. L'évolution du profil de vitesse appliqué par le VA est également présentée.	95
4.6	Exemple de scénario utilisé pour montrer l'efficacité de la stratégie de contrôle PD-ANFIS proposée lors du passage d'un rond-point. Le VA (en bleu) est représenté à différents moments du scénario avec le VO détecté (en rouge) et leur PIDP associée. Les figures en bas à droite représentent (de haut en bas), l'évolution du minimum de PIDP (<i>mPIDP</i>), les vitesses des véhicules et les accélérations/décélérations des véhicules	99
4.7	Fonctions d'appartenance floues entraînées à partir d'ANFIS et les surfaces correspondantes obtenues pour les paramètres K_p et K_d	100
4.8	Les fonctions d'appartenance floues utilisées pour trouver le bon équilibre entre les profils de vitesse calculés pour les deux groupes avec 3 entrées et 1 sortie ω	102
5.1	Représentation multi-niveau de l'environnement urbain [129]	106
5.2	Évolution du nombre de contributions scientifiques dans le domaine du VA pour les différents outils logiciels envisagés	108
5.3	Architecture logicielle mise en place pour les tests et la validation de la stratégie de contrôle/commande proposée MRAM	110
5.4	Scénario du VA devant s'insérer dans un rond-point comportant des VO dynamiques (cf. section 4.3.1) . L'image principale (au centre) représente le VA. Sur la gauche sont présentées la vue de dessus du scénario ainsi qu'une vue d'un obstacle donnant un second point de vue sur l'insertion du VA. Les figures de droite représentent, de haut en bas, les évolutions de PIDP, la vitesse du VA et le temps de simulation ainsi que la distance Euclidienne avec l'obstacle le plus proche du VA (Figures extraites de cette vidéo : https://www.youtube.com/watch?v=J5RyYMkSg08&t=1s)	113
5.5	Scénario du VA devant s'insérer dans un rond-point comportant un VO dynamiques. L'image principale (au centre) représente le VA. Sur la gauche, est représentée, la vue depuis le VO. Sur la droite, de haut en bas, l'évolution de la PIDP, l'évolution du minimum de PIDP avec la distance de sûreté à respecter et enfin les vitesses des véhicules (Figures extraites de cette vidéo : https://www.youtube.com/watch?v=fe7JPjua4Ac)	115
5.6	Différentes zones du rond-point (e.g., zone circulaire, zones d'insertions, zones de sorties) afin de situer la phase de navigation des véhicules	117

5.7	Outil développé permettant la visualisation et analyser des bases de données. La Figure du haut représente la scène avec les véhicules modélisés par des rectangles de couleur. En bas à gauche, l'évolution des vitesses des véhicules parcourant la scène. En bas à droite, l'évolution des PIDPs par rapport à un véhicule sélectionné [132]	118
5.8	Création de la plate-forme Seville sur RoadRunner à partir d'un fond de carte Google Maps afin d'en générer la carte HD et de l'utiliser pour la navigation du VR	120
5.9	Environnement de simulation, représentant la plate-forme expérimentale Seville, et la génération de VOs (Vidéo disponible en suivant ce lien : https://www.youtube.com/watch?v=r9_QFN87Sno)	121
5.10	Vue du véhicule robotisé navigant sur la plate-forme Seville	122
5.11	Relevé de la vitesse réelle et de la consigne à partir d'une commande en couple moteur sur le VR	123
1	Véhicule et cible dans le plan global (X_G, Y_G) et local (X_m, Y_m)	130



Liste des tableaux

5.1	Tableau comparatif de 3 bases de données axées sur les comportements macroscopiques des véhicules	116
-----	--	-----



Liste des Acronymes

AIDP Actual Inter-Distance Profile
ANFIS Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
APF Artificial Potential Field
BDL Bayesian Deep Learning
BP-PID Back Propagation PID
CACC Cooperative Adaptive Cruise Control
d-CCP dynamic Continuous Curvature Path
DDPG Deep Deterministic Policy Gradient
DRAC Deceleration Rate to Avoid a Crash
DTP Direct Trajectory Planning
ELC Elliptic Limit-Cycles
ePIDP erreur sur la PIDP
ER Engineering Resilience
ESPP Emergency-Stopping Path Planning
ET Expanding Tree
ETTC Extended TTC
FIS Fuzzy Inference System
FSM Finite State Machine
GAN Generative Adversarial Network
GA-PID Genetic Algorithm PID
GDTP-RRT Generative Deep Trajectory Planning RRT
GM Grid Map
GMF Gaussian Membership Functions
GNSS Global Navigation Satellite System
HD Haute Définition
IDM Intelligent Driver Model
LCD Lane Change Duration

Lidar Light Detection and Ranging
LO-MPC Lexicographique Optimization MPC
LSB Lower Safety Boundary
MPC Model Predictive Control
MSD Minimum Safe Deceleration
MSM Minimal Safety Margin
MSS Minimal Safety Spacing
NIST National Institute of Standards and Technology
NN-PID Neural Network PID
OBB Optimized Blended Braking
ODD Operational Design Domain
pCCP Parameter-regulated Continuous Curvature Path
PD-A Contrôleur PD Adaptatif
PD-ANFIS Contrôleur PD basé ANFIS
PID Proportionnel Intégral Dérivé
PIDP Predictive Inter-Distance Profile
RRT Rapidly-Exploring Random Trees
ROS Robot Operating System
SAE Society of Automotive Engineers
SR Sûreté Respectée
SNR Sûreté Non Respectée
TET Time Exposed Time to collision
TIT Time Integrated Time to collision
TTC Time To Collision
USB Upper Safety Boundary
VA Véhicule Autonome
VO Véhicule Obstacle
VR Véhicule Robotisé
tSNR temps de Sûreté Non Respecté

1. Introduction générale

Ce chapitre présente brièvement les travaux de recherche réalisés dans le cadre de ma thèse de doctorat, en exposant le contexte et les motivations qui ont conduit à son développement. Un bref résumé des contributions proposées y est également présenté ainsi que le résumé des différents chapitres de ce manuscrit.

1.1 Contexte et motivations

Les Véhicules Autonomes (VAs) pourraient ouvrir un nouveau chapitre en matière de mobilité. Leurs atouts sont d'ailleurs souvent mis en avant afin de justifier leurs bénéfices sur nos infrastructures routières et sur le transport des personnes : ils sont plus confortables, permettent d'être moins énergivores qu'un véhicule classique, ils sont plus sûrs et permettent de réduire le nombre d'accidents sur les routes ... [1], [2] Ils peuvent donc représenter une réponse sérieuse à la question de la mortalité sur les routes. Bien que des véhicules autonomes de niveau 3 aient récemment été homologués sur certaines routes d'Europe [3], [4], il reste cependant nombre de verrous aussi bien sur le plan scientifique et technique que juridique mais également sociétal [5] pour parvenir à une autonomie complète (i.e., de niveau 5¹). Ces derniers devront faire face à des infrastructures routières non pensées pour leur utilisation et seront confrontés à un environnement dynamique dense. En plus de devoir maîtriser les règles en vigueur imposées par le code de la route [6], peu importe l'infrastructure routière rencontrée, le VA de demain devra composer avec les autres usagers de la route, aussi divers soient-ils,

1. Les niveaux d'autonomie des véhicules sont définis par la *Society of Automotive Engineers* (SAE) et varient du niveau 0, représentant une conduite entièrement manuelle (i.e., humaine), au niveau 5, représenté par une autonomie totale. En d'autres termes, ces niveaux servent à évaluer le degré d'autonomie d'un véhicule.

incluant tous les types de véhicules mais également les vulnérables [7] (e.g., les piétons, les cyclistes, les trottinettes...).

L'environnement urbain est par conséquent devenu un milieu incontournable pour la recherche autour du VA tant les enjeux y sont présents du fait de la densité et de la variété des éléments dynamiques qui y sont présents. Les défis à relever pour parvenir à l'autonomie complète ne sont pas seulement complexes dans ce type d'environnement, ils sont également pluridisciplinaires. Nous pouvons nous référer pour cela à un concept fondamental dans ce domaine qui est la triptyque perception/décision/action [8] qui représente les sous-systèmes élémentaires auquel tout VA doit répondre afin de pouvoir interagir avec son environnement et naviguer de manière sûre. La première brique représentée par la perception/localisation permet au VA de voir et de se situer dans son environnement. Cette brique est indispensable au VA afin de lui permettre de prendre des décisions mais elle est cependant souvent accompagnée d'incertitudes [9] (e.g., position du VA, position et vitesses des obstacles...) qui doivent être prises en compte dans le processus de décision. La brique d'action représente le contrôle/commande du VA et permet à ce dernier de suivre des consignes en accord avec la décision prise.

Il est possible de discerner divers styles de conduite chez le conducteur humain allant du très calme et naviguant de manière plutôt réactive jusqu'au conducteur assertif qui naviguera quant à lui de manière plutôt proactive². Ces styles de conduite, transposés aux VAs, changent radicalement la manière de voir le processus de prise de décision. Il est indispensable qu'un VA dispose d'un contrôle réactif bien que ce style de conduite, seul, basé sur la perception de son environnement et la prise en considération des incertitudes, conduit inévitablement à un VA très conservateur (i.e. qu'une conduite trop prudente est privilégiée, le rendant dans certaines situations, inopérant). Même si cela permet de minimiser drastiquement les risques de collisions, la fluidité de la conduite est fortement affectée. Ce type de conduite peut cependant permettre de réagir aux situations imprévues ou d'urgences [10]. A contrario, une navigation proactive pour un VA implique une initiative préventive, i.e. que le processus de décision nécessite la capacité de prédire les mouvements de l'environnement dynamique et anticiper les actions que doit faire le VA en fonction de ces prédictions (e.g., les actions des usagers de la route). Une prise de décision proactive permettra au VA d'être enclin à être plus sûr tout en anticipant et maîtrisant les risques intrinsèques à une navigation dans des environnements et des situations complexes. Dans ce contexte, notre travail de recherche a été initié dans le cadre d'une collaboration entre Sherpa Engineering et le laboratoire Heudiasyc (UMR CNRS/UTC 7253) dans le but d'étudier la sûreté des décisions prises par un VA dans un milieu urbain dynamique et complexe.

L'infrastructure de transport urbain est riche d'aménagements (e.g., ronds-points,

2. Par navigation proactive, il est entendu ici que le conducteur anticipe les attentes et prend l'initiative de l'action, autrement dit, qu'il ose s'imposer à son environnement dynamique de manière respectueuse (i.e., en respectant les droits des autres notamment ceux liés au code de la route). A l'inverse, une navigation dite réactive se caractérise par une navigation dénuée d'initiatives anticipatoires et répond aux stimuli de l'environnement dynamique au fur et à mesure qu'ils se présentent.

rétrécissement de voies, insertions...) où le VA doit prendre la décision de s'insérer ou non considérant à la fois la configuration de l'infrastructure avec les règles qu'elle impose mais également en tenant compte du trafic routier, parfois dense, où le VA doit judicieusement interagir afin d'éviter tout blocage. C'est dans cette perspective que Sherpa Engineering a imaginé des cas d'usages (cf. Figure 1.1) auxquels l'architecture de contrôle/commande, permettant de définir une architecture globale de navigation, qui sera proposée dans cette thèse, doit être en mesure de répondre.

1.2 Approche proposée et contributions

L'architecture de contrôle/commande globale à mettre en place doit satisfaire un certain nombre de critères afin de couvrir la diversité des cas d'usages identifiés, dont certains sont présentés sur la Figure 1.1. Cependant, plusieurs similitudes ressortent entre ces cas d'usages, comme le fait que la trajectoire du VA doit lui permettre de s'insérer sur une voie comportant déjà des véhicules et leurs trajectoires sont par conséquent toujours destinées à s'entrecroiser. De plus, le VA, dans ces situations, n'est pas prioritaire et doit donc céder le passage aux autres véhicules. Une seconde similitude peut être également mise en lumière et concerne le fait que toutes ces infrastructures routières soient non signalisées (i.e., qu'elles ne comportent aucun feu de signalisation autorisant le passage du VA ou non). Afin de franchir ce type d'intersections non signalisées, l'architecture de contrôle/commande doit donc répondre à un certain nombre de caractéristiques :

1. **Définir une trajectoire à suivre** permettant au VA de franchir une intersection tout en respectant le code et la structure de l'infrastructure à franchir. Cette trajectoire doit également être réalisable et répondre aux contraintes du véhicule (e.g., accélération/décélération maximales, angle de braquage maximum, non-holonomie du véhicule).
2. **Évaluer le risque** des éléments dynamiques environnant en utilisant des métriques d'évaluation du risque appropriées afin que le VA puisse naviguer en toute sûreté. Ces dernières doivent permettre au VA d'évaluer la dangerosité d'une situation en anticipant, à court-terme, le comportement des Véhicules Obstacles (VOs) environnants.
3. **Gérer le risque** en adaptant le comportement du VA à partir des métriques d'évaluation du risque afin de garantir une distance de sûreté nominale avec les éléments dynamiques de l'environnement.

Il est également possible de remarquer, particulièrement lors de l'insertion dans un rond-point, que le VA n'a pas une grande liberté de manœuvre. Il sera toujours plus ou moins contraint de suivre la trajectoire qui lui permet d'atteindre la voie visée le plus rapidement possible, comme imposé par le code de la route (cf. section 2.1). La marge de manœuvre, afin de maintenir une distance de sûreté avec les éléments dynamiques environnants, sera alors principalement liée au profil de vitesse souhaité par le VA ainsi

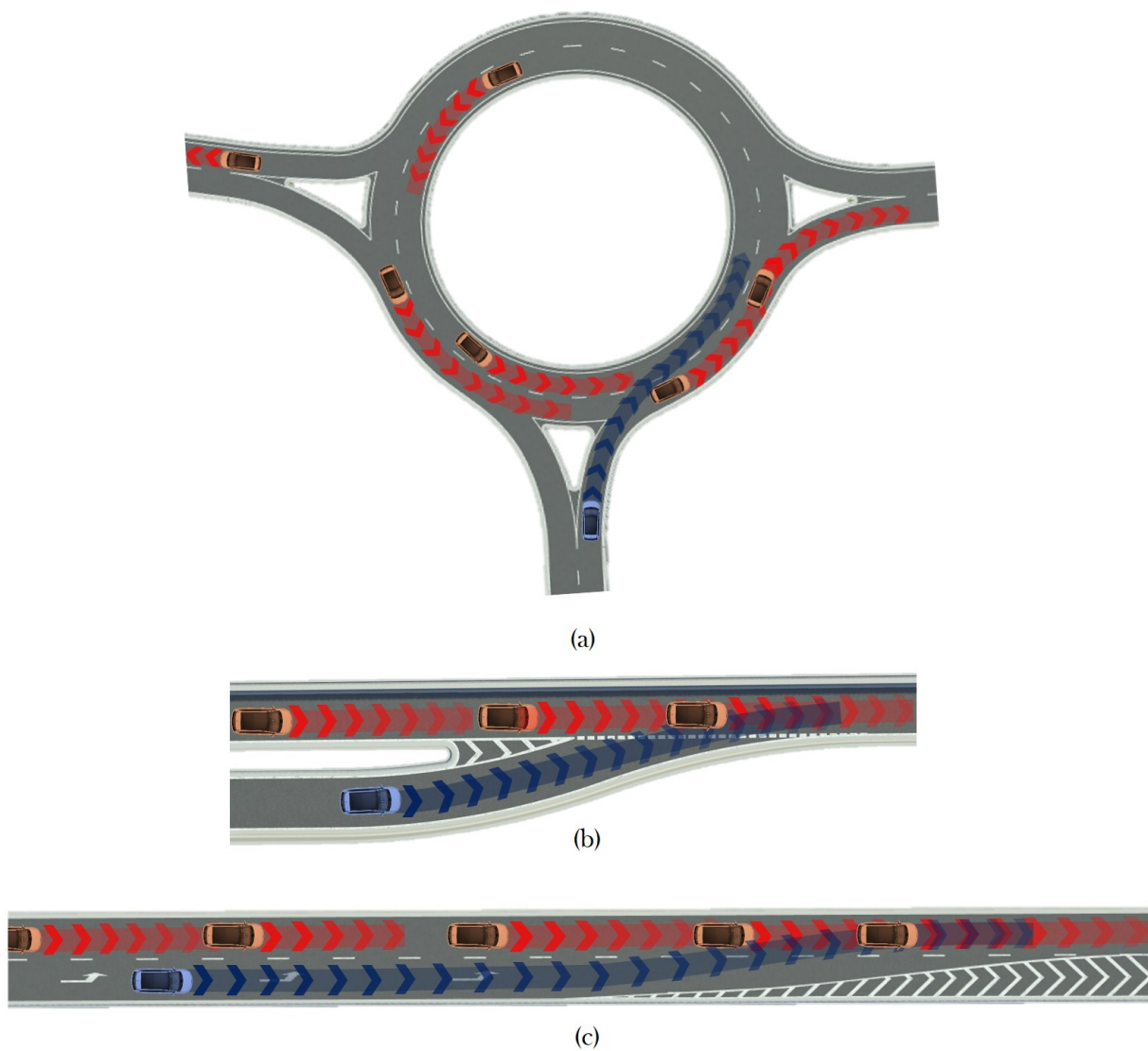


FIGURE 1.1 – Échantillon de cas d'usages que l'architecture de contrôle/commande globale de navigation (prise de décision plus particulièrement), doit permettre de gérer, comprenant des intersections non signalisées comme le rond-point (a) et l'insertion sur une voie (b) mais également les rétrécissements de voies (c). Le VA, en bleu, souhaite à chaque fois s'insérer et naviguer dans des voies comportant des véhicules obstacles (orange)

que les dynamiques des VO environnantes. Lors d'un rabattement en revanche (e.g., changement de voie dans un rond-point, rétrécissement de voie...), le VA peut manœuvrer de plusieurs façons, i.e. que le chemin lui permettant de se rabattre peut être plus ou moins long et peut commencer aussi bien prématurément que tardivement (toujours en accord avec le code de la route en vigueur). Il possède donc, dans ces situations, plus de latitudes pour respecter les distances de sûreté avec les VO environnantes.

L'architecture globale présentée dans cette thèse (cf. section 3.2), nommée stratégie de contrôle pour l'évaluation et la gestion multi-risques (*Multi-Risks Assessment and Management Control strategy* - MRAM-CS³), est construite de façon à répondre aux contraintes présentées précédemment. Elle permet à un VA de franchir une intersection non signalisée de manière proactive face aux éléments dynamiques environnants, i.e., en limitant les arrêts du VA. Parmi les contributions qu'elle apporte, on retrouve :

- **La définition de trajectoires sûres et flexibles pour les ronds-points** basée sur les cycles-limites (cf. section 3.2.2.1), permet, en connaissant l'entrée et la sortie (que le VA doit emprunter dans un rond-point) de définir une trajectoire globale répondant aux contraintes fixées par la structure et le code de la route.
- **Une nouvelle utilisation de la métrique PIDP (Predictive Inter-Distance Profile) adaptée au milieu urbain.** Cette dernière permet une surveillance continue de l'environnement dynamique (cf. section 3.2.2.2). L'ajout d'une distance de sûreté (cf. section 3.2.2.3) associée à cette métrique, en fait non seulement une métrique à l'échelle de géométrie/distance mais aussi d'ordre temporel.
- **La simplification de la catégorisation des obstacles dynamiques autour du VA** à l'aide d'une nouvelle utilisation de la métrique PIDP, permet de créer deux classes de VO, ceux exigeants une accélération et ceux imposants une décélération pour réaliser les manœuvres visées par le VA (cf. section 3.2.2.4).
- **La détermination d'un profil de vitesse à partir des métriques d'évaluations** incluant plusieurs risques de collisions simultanément, permet à un VA de toujours maintenir une distance de sûreté avec les éléments dynamiques environnants. Plusieurs approches sont proposées (cf. section 4.3).
- **L'insertion entre deux groupes de VO**, toujours à l'aide de la métrique PIDP et d'un processus de fusion flou (cf. section 4.4), permet au VA de déterminer la faisabilité d'une insertion entre deux obstacles dynamiques en appliquant le profil de vitesse le plus approprié.
- **Développement d'un environnement de simulation et d'expérimentations** (cf. chapitre 5) afin de pouvoir tester et valider la stratégie globale proposée.

3. Dans ce manuscrit de thèse, les acronymes sont maintenus en anglais afin de garder une certaine cohérence avec les publications scientifiques qui sont, elles, rédigées en anglais.

1.3 Structure du manuscrit

Le manuscrit est composé de six chapitres, comprenant l'introduction générale ainsi que la conclusion et les perspectives.

Le chapitre 2 présente un état de l'art autour des VAs et est divisé en quatre parties principales :

- La première section est une introduction qui aborde de manière générale les différents types d'environnements/situations auxquels les VAs sont amenés à faire face en milieu urbain.
- La seconde section présente ce qu'est une architecture de contrôle/commande pour un VA, avec ses composantes élémentaires, mais également les différents types d'architectures rencontrées dans la littérature au service de la navigation autonome.
- La troisième section se concentre, quant à elle, sur un état de l'art approfondi des composantes d'une architecture de contrôle/commande en lien, notamment, avec la génération de trajectoires et les métriques d'évaluation du risque pour l'aide à la prise de décision.
- La quatrième section ouvre sur une dimension sociale explorée à travers l'acceptabilité des VAs, fortement liée à l'aptitude de ces VAs à être beaucoup plus sûrs qu'un humain.

Le chapitre 3 met en lumière la stratégie de contrôle/commande globale proposée avec un accent mis sur la partie concernant l'évaluation multi-risques. Elle aborde en détail les différents sous-systèmes qui permettent cette évaluation, en passant par la génération de trajectoires qui tient compte du code et de la structure de la route, mais aussi des métriques de surveillance continue mises en place afin d'évaluer l'état des éléments dynamiques.

Le chapitre 4 expose les stratégies de contrôle mises en place pour appliquer un profil de vitesse adaptatif qui permet au VA de maintenir une distance de sûreté avec tous les éléments dynamiques environnants ainsi que la planification dynamique qui permet de sélectionner le chemin optimal pour effectuer une manœuvre au sein d'un trafic dense. Ce chapitre s'appuie sur plusieurs simulations et les différents tests effectués pour valider les approches proposées.

Le chapitre 5 présente l'architecture logicielle mise en place pour pouvoir réaliser des simulations réalistes et précises. Une étude sur les comportements de conducteurs humains navigants dans des ronds-points est également faite pour explorer des méthodes d'auto-apprentissage bio-inspirées pour l'architecture de contrôle/commande proposée

Le chapitre 6 clos ce manuscrit de thèse avec plusieurs conclusions et perspectives.

Différents types d'environnements et de navigations autonomes

Architecture de contrôle/commande

Architecture de contrôle/ commande basée modèle

Architecture de contrôle/ commande basée données

Planification et prise de décision en environnement dynamique

Planification de chemins

Les métriques d'évaluation des risques de navigation

Notions d'acceptabilité et de fiabilité dans le contexte des VAs

Conclusion

2. État de l'art sur la navigation autonome : focus sur le volet contrôle/commande

Dans ce chapitre, il est question d'étudier et d'évaluer la littérature concernant la navigation autonome, mais également de situer les contributions proposées dans le cadre de mes travaux de thèse. Parmi cet état de l'art, on retrouve les différents types d'architecture de contrôle/commande qui servent à la navigation autonome, sujet qui représente l'une des principales contributions de nos travaux. Ce chapitre couvre également les composantes de ces architectures, de la planification de trajectoires à la prise de décision, et ouvre sur une discussion concernant l'acceptabilité et la fiabilité de ces systèmes autonomes.

2.1 Différents types d'environnements et de navigations autonomes

Le milieu urbain se caractérise par la grande variété d'éléments dynamiques (e.g., véhicules, cyclistes, piétons...) qui le compose mais également par ses infrastructures routières qui peuvent être diverses et variées (e.g., intersections en X, en T, insertions, ronds-points...) [11]. C'est tout autant d'éléments que le VA doit prendre en compte dans son processus de prise de décision et de navigation avec un niveau de fiabilité minimale afin que ce dernier puisse se déplacer en toute sûreté, pour lui et son environnement immédiat. L'architecture globale de contrôle/commande doit donc être adaptée et pensée pour répondre à ce type d'environnement et à la variété d'éléments qui le compose. Plusieurs types d'architectures se distinguent dans la littérature et leur composition est étudiée dans la section 2.2. Parmi ces architectures, la plupart sont subdivisées afin de simplifier la définition des tâches que chaque brique doit réaliser. Au sein de ces sous-tâches on retrouve l'évaluation et la gestion du risque où l'environnement dynamique est continuellement évalué, voir prédit afin d'adapter le comportement du

VA à chaque situation rencontrée. On retrouve également la planification de trajectoire (cf. section 2.3) qui, en plus de respecter les distances de sûreté avec les éléments dynamiques, doit répondre aux contraintes de l'environnement statique et du code de la route. Ces briques font par ailleurs l'objet de contributions (proposées au Chapitre 3). Dans une perspective plus large, ces architectures comportent toute un degré de fiabilité impactant leur acceptabilité. Leurs capacités à répondre à des situations imprévues tout en maintenant un haut niveau de sûreté est un des critères primordiaux qui permettra de déterminer, par la suite, la viabilité d'une architecture (cf. section 2.4).

En milieu urbain, on peut rencontrer divers types d'intersections, dont certaines ne sont pas signalisées. Ces intersections non signalisées posent souvent un défi pour les VAs, car elles impliquent des règles de priorité spécifiques à chaque type d'intersection. Parmi ces intersections non signalisées, on retrouve notamment les intersections en T, les intersections en X et les ronds-points. Chaque type d'intersection a ses propres règles de priorité et exigences de navigation, ce qui nécessite une compréhension précise de la structure et du code de la route. Pour pallier à cette problématique, des cartes Haute Définition (HD) sont généralement embarquées dans le VA afin de permettre d'anticiper l'environnement statique (cf. Chapitre 5). Dans ces intersections non signalisées, il est essentiel pour un VA de pouvoir prendre des décisions sûres et efficaces. Cela implique de détecter et d'évaluer la dangerosité des autres véhicules et usagers de la route présents dans l'intersection, de prédire leur comportement et de planifier une trajectoire adaptée pour naviguer en toute sécurité.

Focus sur un nœud de navigation complexe : le rond-point

Le rond-point est une infrastructure routière très courante qui régule la circulation routière et permet de réduire considérablement le nombre d'accidents par rapport à une intersection classique. La France est le pays qui compte le plus grand nombre de ronds-points dans le monde, avec environ 30 000 ronds-points, et construit entre 500 et 800 ronds-points par an [12]. Ce type d'intersection est très répandu car, contrairement aux intersections classiques équipées de feux de signalisation, les ronds-points permettent un flux de circulation continu. Ce type d'intersection permet de réduire de 50 à 70% le nombre d'accidents en réduisant la vitesse des véhicules voulant franchir cette intersection [13]. De plus, le véhicule souhaitant franchir ce type d'intersection doit adapter sa vitesse en fonction des véhicules circulant déjà à l'intérieur, qui ont la priorité, afin de toujours respecter une distance de sûreté entre les véhicules. Par ailleurs, il est important de noter qu'il existe deux types de carrefours similaires : le rond-point et le carrefour à sens giratoire.

- **Le rond-point** : Le rond-point implique de céder le passage aux véhicules souhaitant entrer dans la zone circulaire (i.e., les véhicules navigants dans la zone circulaire doivent s'arrêter afin de laisser entrer tout véhicule, la priorité à droite s'applique).
- **Le carrefour à sens giratoire** : Le carrefour à sens giratoire, beaucoup plus courant, comporte des panneaux "Cédez le passage" à ses entrées, i.e. que les

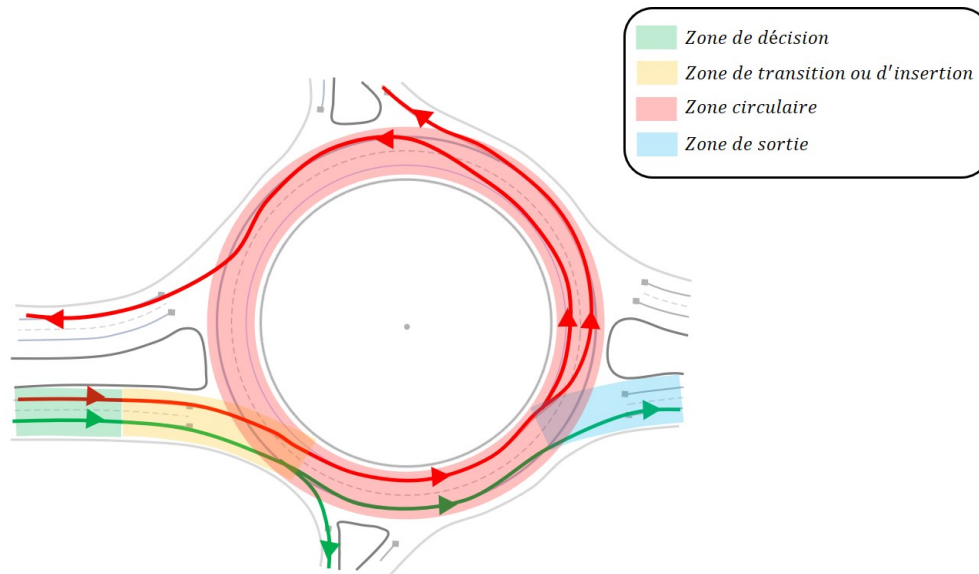


FIGURE 2.1 – Définition des différentes zones utilisées pour un rond-point

véhicules navigants dans la zone circulaire ont la priorité sur les véhicules qui souhaitent s'insérer.

Par abus de langage commun, l'emploi du terme "rond-point" pour désigner les carrefours à sens giratoire est souvent employé. Dans le contexte de cette thèse, nous maintiendrons cette terminologie pour mieux faire le lien avec les contributions scientifiques anglophones qui utilisent le terme *roundabout* mais désignent les carrefours où la priorité est donnée aux véhicules navigants dans la zone circulaire.

Dans la littérature, les ronds-points sont divisés en plusieurs parties, comprenant une zone de décision (cf. Figure 2.1) où le VA n'a pas la priorité et doit évaluer la possibilité d'une insertion sécurisée. Une zone de transition permet d'atteindre la zone circulaire, et la dernière partie qui est la zone de sortie pour quitter le rond-point [14] [15]. Le code de la route impose également un comportement que chaque usager doit mettre en pratique afin de signaler ses intentions et ainsi fluidifier le trafic. Dans le cas d'un rond-point comportant deux voies, si l'usager souhaite parcourir uniquement la moitié du rond-point pour tourner à droite ou aller tout droit (cf. chemins verts sur la Figure 2.1), il doit utiliser la voie la plus à droite afin de s'insérer pour atteindre la voie extérieure de la zone circulaire. S'il souhaite parcourir plus que la moitié de la zone circulaire avec pour objectif de tourner à gauche ou faire demi-tour (cf. chemins rouges sur la Figure 2.1), il doit utiliser la voie de gauche afin d'atteindre la voie intérieure de la zone circulaire et effectuer un changement de voie. Le changement de voie dans un rond-point ne s'effectue pas n'importe quand. Le code de la route impose pour un changement de voie dans un rond-point que le véhicule se soit rabattu sur la voie extérieure au niveau de la sortie précédant celle que l'on compte emprunter. Cette manœuvre est détaillée en section 3.2.2.1.

Contrairement aux intersections avec des feux de signalisation, le VA n'a pas de

voyant lumineux lui indiquant la permission de s'insérer dans le rond-point ou non. Il doit prendre la décision de s'insérer en tenant compte de sa capacité réelle à s'engager et à maintenir une distance de sûreté avec les autres véhicules déjà présents dans le rond-point. Souvent, le VA n'ayant pas la priorité, l'arrêt est privilégié afin de céder le passage mais cette pratique peut être très pénalisante avec des temps d'attente très longs [16].

Parmi tous les types d'intersections cités précédemment, le rond-point est réputé pour être parmi les nœuds les plus complexes, parce que son franchissement impose la maîtrise de la plupart des manœuvres qu'un VA doit effectuer lors d'une navigation en milieu urbain (e.g., insertion, maintien sur la voie, changement de voie), tout en ayant un déplacement courbe (non rectiligne) durant la succession des manœuvres. Le fait qu'il soit également non signalisé et laisse le soin au VA d'appréhender les éléments dynamiques de l'environnement (e.g., véhicules et/ou de cyclistes) exige du VA, qu'il anticipe les intentions de ses usagers et réagisse aux situations imprévues. Ces éléments font du rond-point un exemple représentatif des défis complexes auxquels les VAs doivent faire face en matière de navigation et de prise de décision.

2.2 Architecture de contrôle/commande

Une architecture de contrôle/commande, pour une navigation autonome, doit tenir compte du triptyque perception/décision/action (cf. section 1.1). La littérature sur ce sujet présente différentes configurations de ces briques élémentaires où perception et localisation sont souvent deux briques distinctes [17] [18]. Cette thèse, même si les aspects de perceptions et de localisations, indispensables à la prise de décision, sont évoqués, se concentre avant tout sur le volet contrôle/commande.

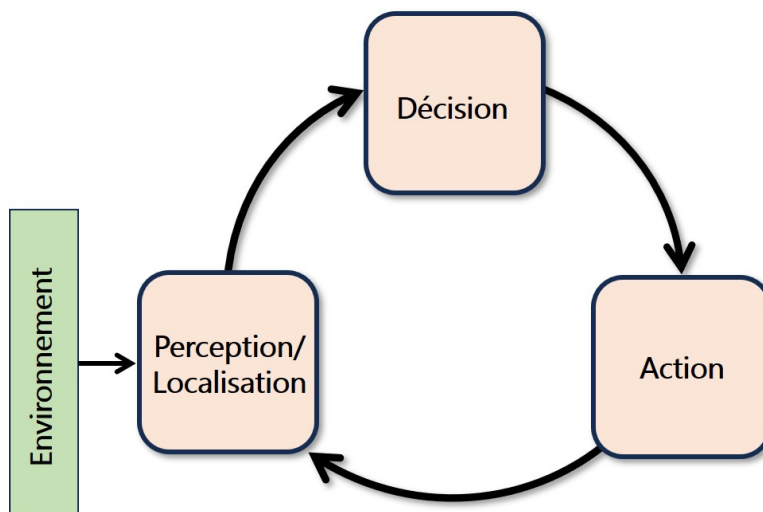


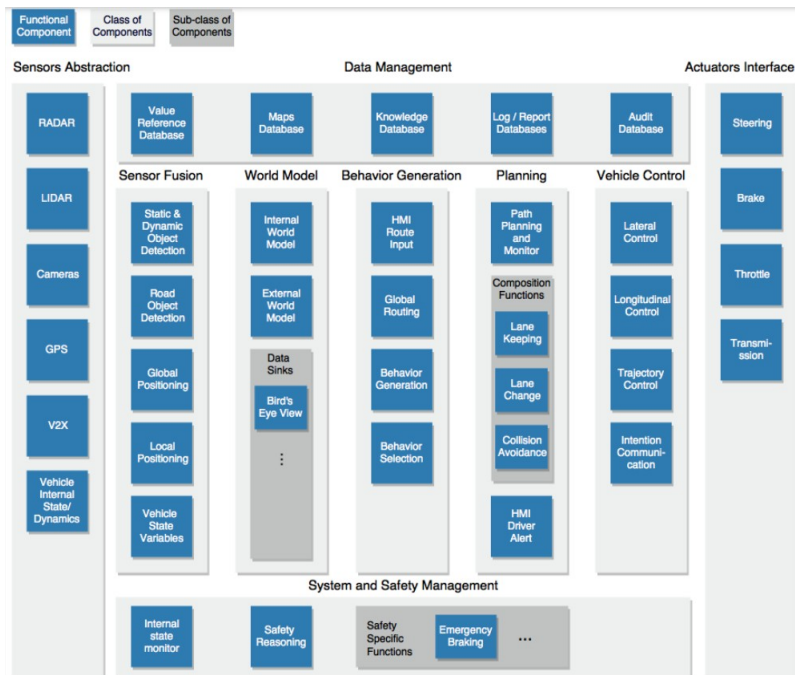
FIGURE 2.2 – Le triptyque perception/décision/action représente les briques élémentaires que chaque architecture de contrôle/commande doit prendre en compte pour une navigation autonome

L'architecture élémentaire (cf. Figure 2.2) pour un VA se compose donc de trois briques principales, détaillées comme suit :

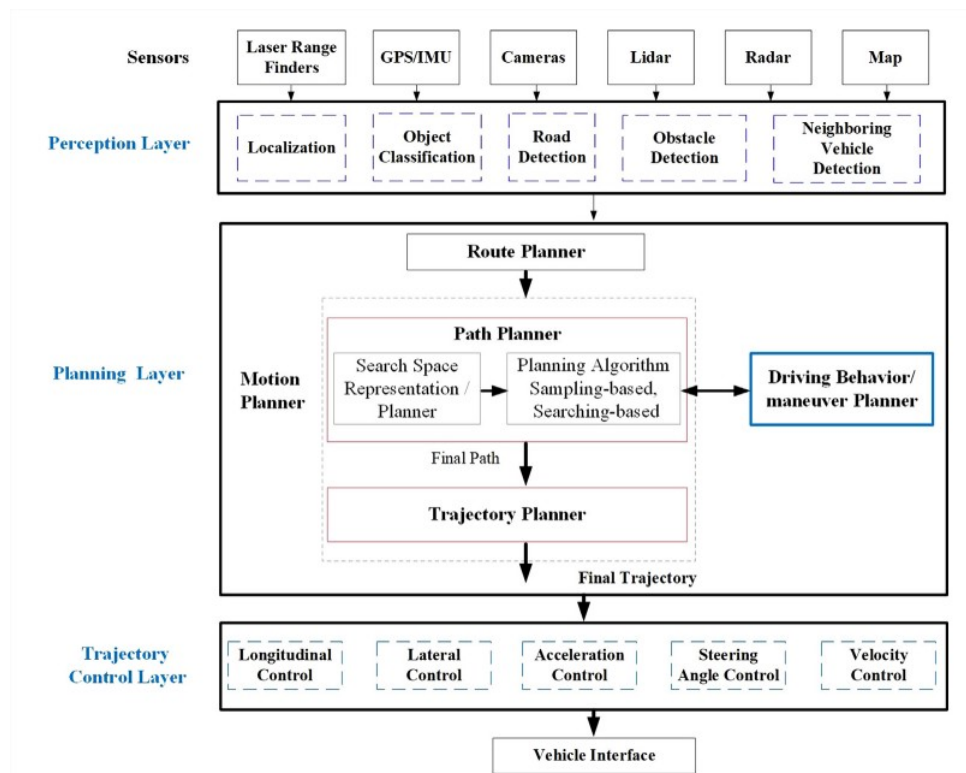
- **Perception/Localisation** : cette brique permet au VA de percevoir son environnement et de l'analyser afin de situer son positionnement géographique le plus précisément possible à l'aide de composants comme les systèmes GNSS (Global Navigation Satellite System). Parmi les capteurs qui permettent de percevoir l'environnement on retrouve le Lidar (Light Detection and Ranging) permettant de créer une carte 3D de l'environnement, les caméras qui permettent de capturer des images afin d'en identifier les éléments dynamiques (e.g., voitures, piétons...) ou bien statiques (e.g., panneaux de signalisation...). De plus en plus des cartes Haute Définition (HD) sont aussi utilisées pour déterminer avec précision l'environnement statique (cf. section 5.2).
- **Décision** : la décision dépend directement des sorties du bloc de perception. Les données acquises vont pouvoir être traitées de façon déterministes ou stochastiques suivant le degré de fiabilité accordé aux données perçues. Le processus de prise de décision permet entre autres de surveiller l'environnement dynamique, de générer des chemins répondant contraintes de l'environnement statique et du code de la route mais permet également d'appliquer un profil de vitesse sur le chemin sélectionné pour se déplacer en toute sûreté dans son environnement.
- **Action** : une fois la décision prise pour réagir à l'environnement, la brique action a pour rôle de transformer la décision en action concrète pour contrôler le VA. Celle-ci peut être traduite par une loi de commande qui permet de piloter directement les actionneurs du véhicule (e.g., moteur, angle des roues...).

Ces briques élémentaires se retrouvent également dans les architectures logicielles globales qui représentent tous les composants que peut contenir un VA. L'architecture présentée sur la figure 2.3a vise à gérer la complexité en montrant la correspondance entre les objectifs fonctionnels et les composants logiciels [19]. Cette dernière est basée sur l'architecture de référence NIST (*National Institute of Standards and Technology*) qui vise à établir une base commune d'architecture fonctionnelle pour tous les VAs. L'architecture proposée dans [20] présente une version simplifiée de l'architecture logicielle d'un VA en mettant en évidence les trois composants essentiels (en l'occurrence : la perception (*Perception Layer*), la décision (*Planning Layer*) ainsi que l'action (*Trajectory Control Layer*)).

Dans la littérature il existe deux principales architectures de contrôle/commande, *basées modèle* ou *modélisées* (cf. section 2.2.1) et *basées sur des données* (cf. section 2.2.2) [21] [22]. La première architecture, *basée modèle*, se caractérise par l'utilisation, a minima, d'une représentation mathématique dans la modélisation du système et intègre une compréhension physique du système. Dans ce type d'architecture, les mouvements des véhicules et l'évolution des incertitudes sont formalisées analytiquement. Le deuxième type d'architecture existant dans la littérature, *basé sur les données*, repose quant à lui sur des données empiriques ou expérimentales où le modèle du système n'est souvent pas disponible. Cette dernière architecture dépend donc d'un processus



(a) Architecture fonctionnelle basée sur l'architecture de référence NIST [19]



(b) Architecture logicielle comprenant les trois briques élémentaires communes à tout VA [20]

FIGURE 2.3 – Exemples d'architectures logicielles globales pour les VAs

d'acquisition de données collectées en amont afin d'être utilisées en ligne ou hors ligne pour, par exemple, évaluer le risque, prédire les trajectoires et/ou prendre des décisions.

2.2.1 Architecture de contrôle/commande basée modèle

Parmi les architectures basées sur un modèle du système, on retrouve principalement deux catégories. Dans le cas de la première (cf. section 2.2.1.1), les modèles inhérents au contrôle/commande du véhicule sont entièrement connus. Pour le second type (cf. section 2.2.1.2), les modèles sont partiellement connus et utilisent des algorithmes d'apprentissage afin de compléter les informations manquantes.

2.2.1.1 Systèmes entièrement modélisés d'une manière formelle

L'un des avantages de l'utilisation de cette sous-classe d'architecture est que le modèle du système de contrôle/commande soit entièrement défini et offre une garantie de précision et de fiabilité sur le comportement du VA. Parmi ce type de stratégie on retrouve les architectures multi-contrôleurs [23-25] qui permettent de sélectionner une tâche de navigation à appliquer à partir des éléments de perception et du processus de prise de décision. Dans [25], trois briques élémentaires permettent à un VA de naviguer en toute sûreté dans un environnement autoroutier (cf. Figure 2.4) avec la brique *Lane Keeping Assist* qui permet à un VA de se maintenir sur sa voie, la brique *Adaptive Cruise Control* qui permet de maintenir une distance de sûreté avec un éventuel Véhicule Obstacle (VO) se trouvant devant le VA et la brique *Auto Lane Change* qui permet de changer de voie, d'éviter ou dépasser des VO. Ce type d'architecture à l'avantage d'utiliser une unique loi de commande pour tous les comportements préalablement définis [8].

Dans les architectures de contrôle basées modèles, le *Model Predictive Control* (MPC) est couramment utilisé [26]. Ce type d'approche repose sur la création d'un modèle mathématique du système que l'on souhaite contrôler et permet de résoudre des

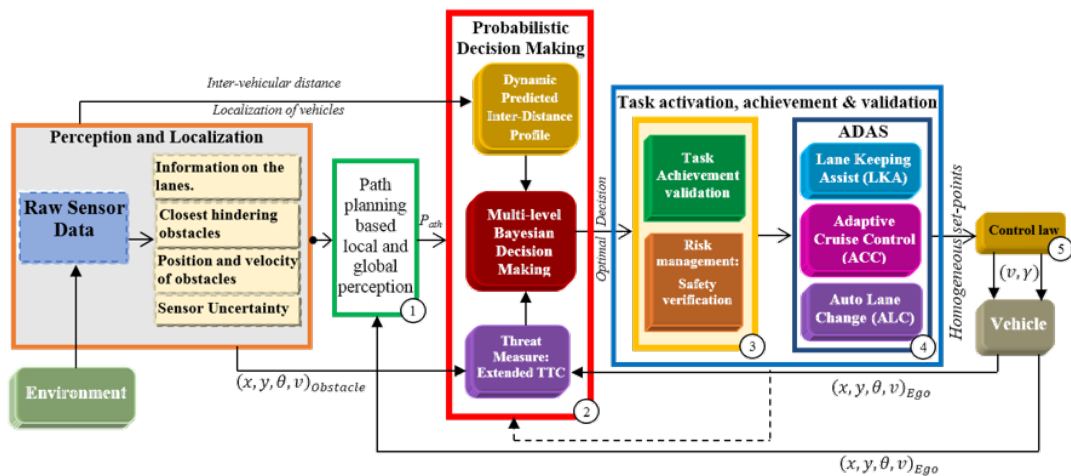


FIGURE 2.4 – Architecture multi-contrôleurs pour la navigation autonome en milieu autoroutier [25]

problèmes comportant plusieurs variables et contraintes. Le modèle est utilisé pour optimiser le mouvement prédit d'un VA sur un horizon de temps donné. Les algorithmes MPC peuvent être impliqués à différentes étapes d'une architecture de contrôle comme la génération de chemin ou de trajectoire [27-31] ou la prise de décision [32-34]. L'architecture présentée sur la Figure 2.5 [33] propose l'utilisation d'un MPC basé sur une optimisation lexicographique (LO-MPC) qui utilise des règles éthiques afin de pouvoir prendre des décisions lors d'une collision inévitable. Les informations sur les obstacles et l'environnement ainsi que l'état du véhicule sont combinés pour générer un champ de potentiel artificiel (cf. section 2.3). Les obstacles sont alors hiérarchisés en fonction de leur dangerosité avec une protection maximale par rapport à l'obstacle le plus dangereux.

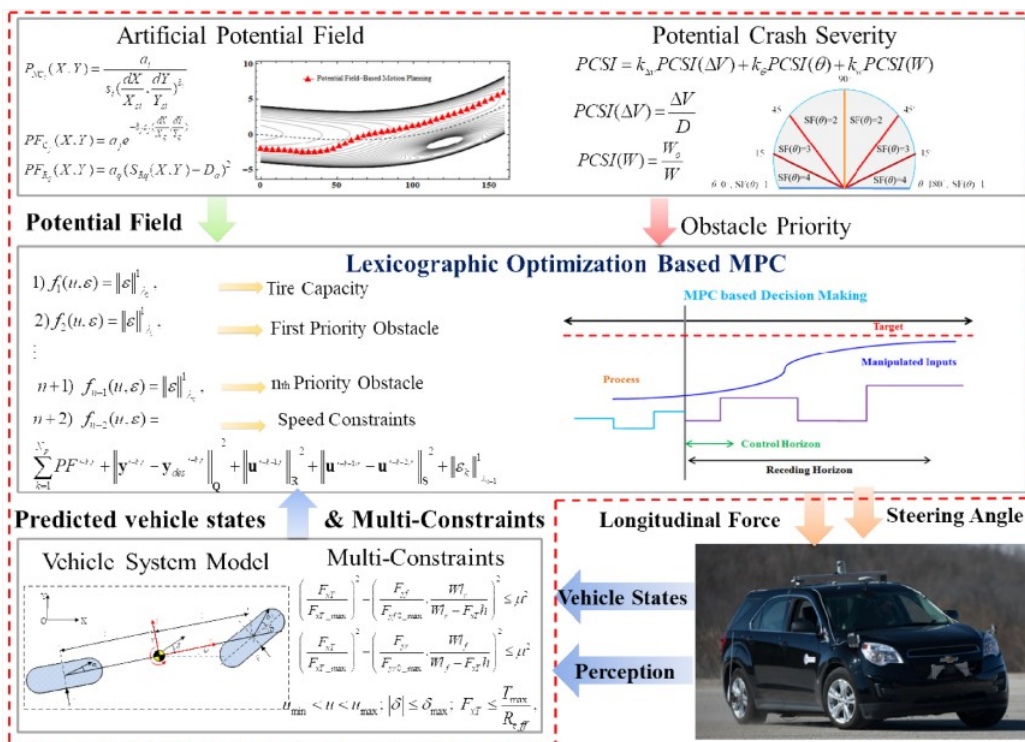


FIGURE 2.5 – Optimisation lexicographique basée MPC [33]

Une approche à l'aide d'un MPC possède également l'avantage de générer des trajectoires sans collision en s'appuyant sur une prédiction du mouvement du système et sa remise à jour régulière. L'architecture présentée sur la figure 2.6 intègre les 3 briques élémentaires définies précédemment. Cette architecture propose d'avoir trois niveaux de comportements possibles, semblables aux comportements humains, pour le VA qui sont : agressif, normal et conservateur. Une fonction coût oriente la prise de décision et tient compte de la sûreté et du confort mais également de l'efficacité des déplacements. Une fois la décision prise, le module de planification de mouvement intégrant un MPC avec la méthode des champs de potentiels pour la génération de chemin permet de prédire le comportement du VA et de vérifier, avant application, si la collision avec le VA est bien évitée.

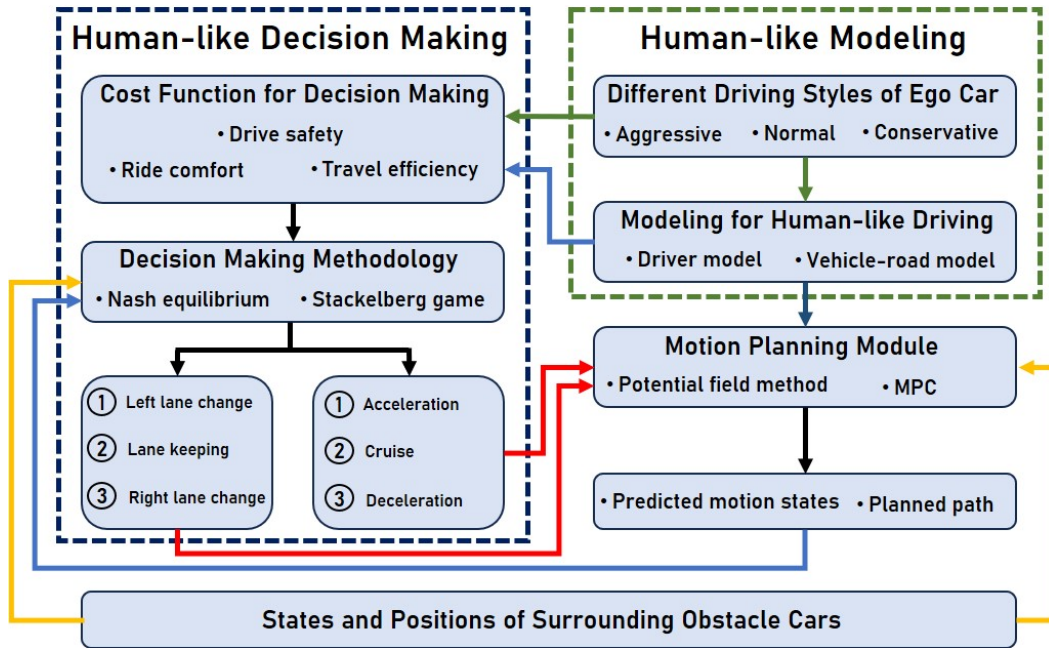


FIGURE 2.6 – Architecture pour une prise de décision similaire à l'humain [34]

L'architecture de contrôle proposée dans [35] comporte 3 niveaux qui sont la navigation, le guidage et la stabilisation (cf. Figure 2.7). A partir des données de perceptions et de localisations, le niveau de navigation permet de générer un point cible à l'aide d'algorithmes comme Dijkstra¹ ou A*². Un chemin de référence est ensuite généré en prenant en considération les éléments statiques et dynamiques de l'environnement du VA (cf. Figure 2.7, bloc *Guidance*). Le niveau de stabilisation permet de générer une trajectoire sûre et stable au moyen d'un MPC prenant en compte les contraintes du VA. Un rebouclage sur la faisabilité de la manœuvre est également effectué afin de générer un nouveau chemin de référence si la solution n'est pas suffisante en matière de sûreté et de stabilité.

Dans [38], les auteurs proposent une combinaison d'un processus de prise de décision avec une approche de planification de trajectoire prédictive. L'architecture se décompose en deux couches principales (cf. Figure 2.8). La première concerne la sélection de la tâche de conduite appropriée qui dépend de l'état de la route et de la distance avec les éléments dynamiques de l'environnement. Cette architecture se base sur un algorithme de machine à état finis (*Finite State Machine*) (FSM) qui permet d'activer/désactiver les contraintes (e.g., évaluation de l'état de la voie cible). Une fois les contraintes définies, la seconde couche permet de prédire une trajectoire appropriée et répondant à des contraintes comme la délimitation de la zone navigable. Le MPC génère les actions de contrôle afin de réaliser la trajectoire planifiée. D'autres approches peuvent également être citées comme l'*Optimized Blended Braking* (OBB) [39] qui mettent l'accent sur la gestion du freinage et de la vitesse du VA en optimisant leur utilisation afin d'en assurer

1. Algorithme de recherche du chemin le plus court dans un graphe pondéré [36].

2. Algorithme efficace de recherche de chemin optimal guidé par une heuristique [37].

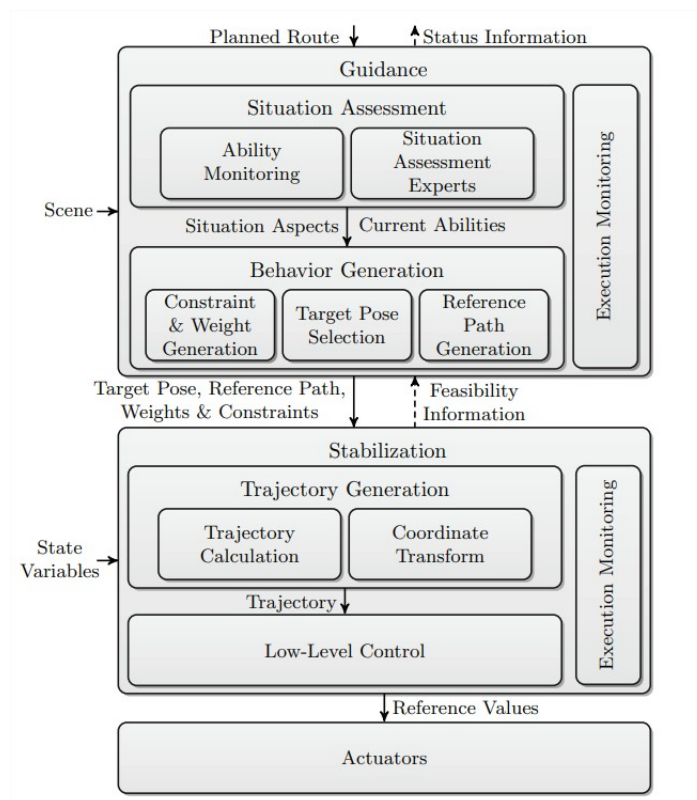


FIGURE 2.7 – Génération de trajectoire sûre et stable à l'aide d'un MPC [35]

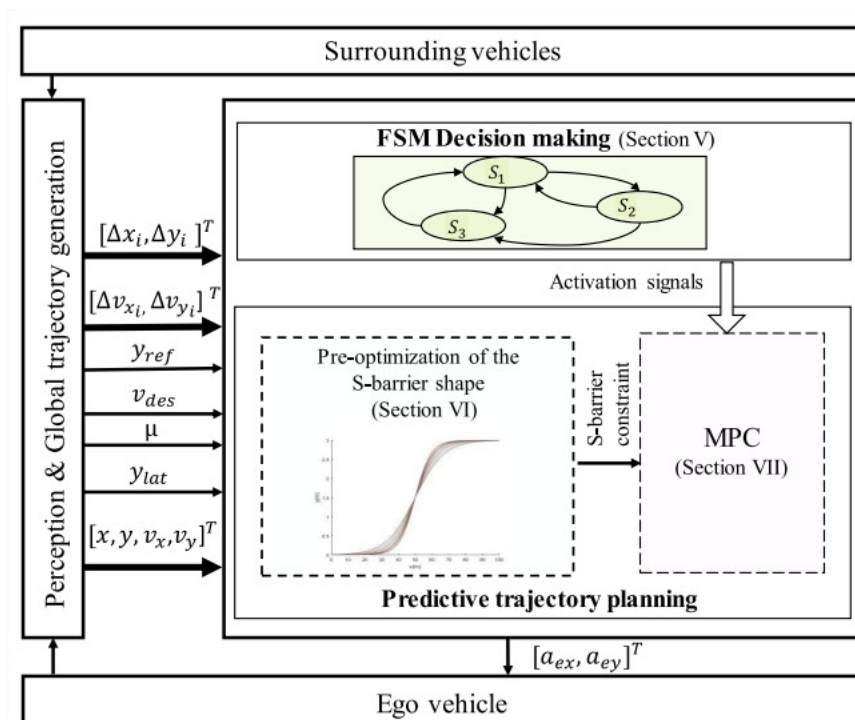


FIGURE 2.8 – Architecture de contrôle basée sur une machine à état finis et un MPC [38]

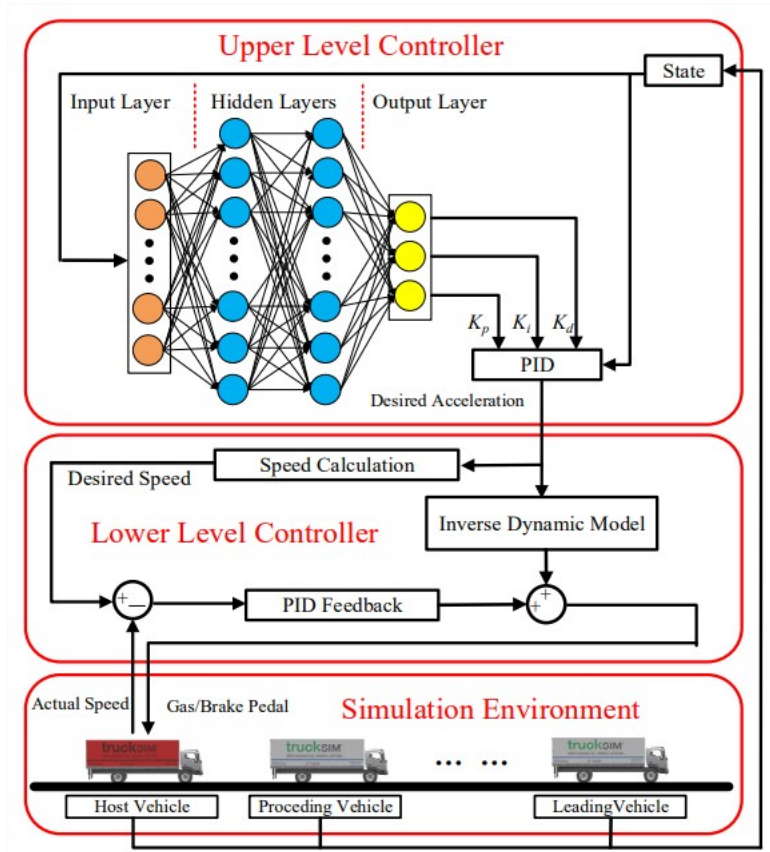
la sécurité et l'efficacité énergétique.

2.2.1.2 Systèmes partiellement modélisés d'une manière formelle

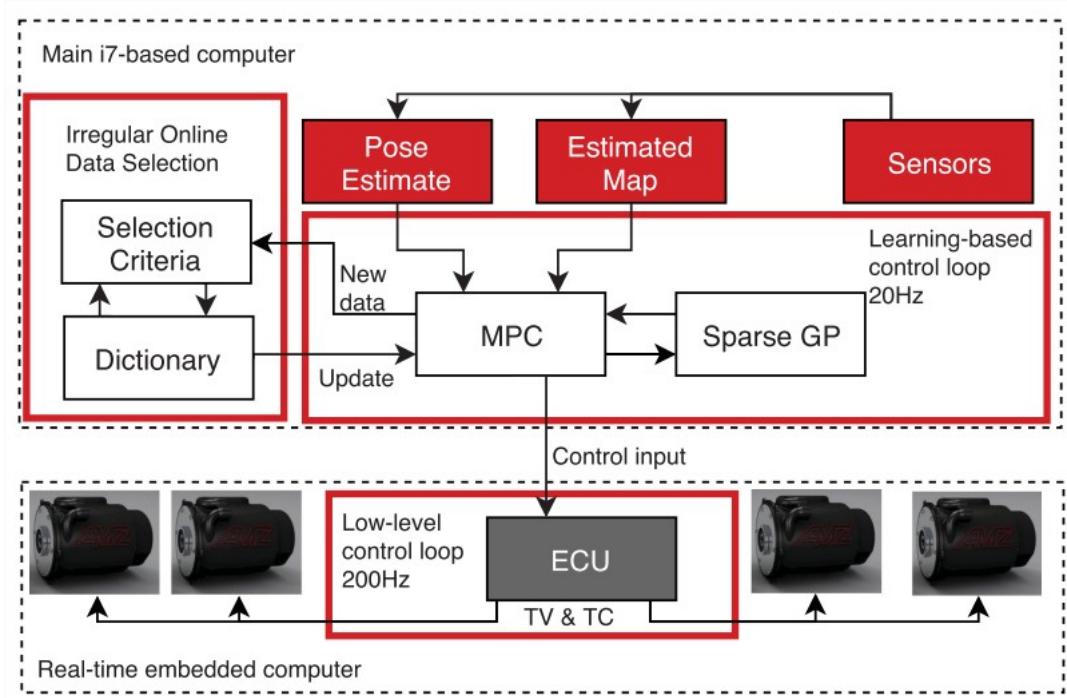
À la différence d'une approche où le système de contrôle est entièrement modélisé avec des modèles mathématiques, un système partiellement défini utilise des techniques d'apprentissage automatique à partir de données collectées pour améliorer le contrôle/commande [21]. Cette approche, que l'on peut qualifier d'hybride [22], répond à la nécessité d'adapter le modèle du système afin de réagir au mieux aux changements de dynamiques environnementaux, souvent incertains [41]. Parmi les méthodes de contrôle par apprentissage, les auteurs dans [40] proposent l'approche *Deep Deterministic Policy Gradient* (DDPG) basée sur un PID (Proportionnel Intégral Dérivé) où l'objectif est d'automatiser le processus de réglage des poids des paramètres d'un PID. L'architecture proposée permet de contrôler l'espacement entre les véhicules naviguant en peloton en déterminant l'accélération/décélération longitudinale que chaque VA doit appliquer. La brique de niveau supérieur (cf. Figure 2.9a, bloc *Upper Level Controller*) est responsable de la gestion des informations d'état du VA afin de déterminer le comportement optimal à adopter en utilisant une approche d'apprentissage par renforcement, maximisant une récompense. Ces commandes sont ensuite transmises au contrôleur de niveau inférieur qui a une action sur l'accélération/décélération (cf. Figure 2.9a, bloc *Lower Level Controller*).

Il est proposé dans [42] une stratégie dite BP-PID (*Back Propagation PID*) afin d'ajuster les paramètres d'un PID, d'une manière supervisée. Dans une autre étude, les auteurs dans [43] comparent deux approches, la GA-PID (*Genetic Algorithm*) et la NN-PID (*Neural Network*), dans le but d'optimiser les gains d'un PID. La première solution offre des résultats plus lisses (*smooth*) et plus rapides en l'absence de perturbations, tandis que la seconde permet d'être plus réactive aux variations des éléments dynamiques. Cette approche est également utilisée dans les contrôleurs CACC (*Cooperative Adaptive Cruise Control*) pour améliorer la sécurité et les performances du déplacement du véhicule [44] [45]. L'utilisation de modèles prédictifs (MPC) montrent leur efficacité dans une architecture hybride pour renforcer un apprentissage par renforcement où l'importance de la prise en compte de l'incertitude est mise en avant [46]. Dans [41], une architecture hybride (cf. Figure 2.9b) pour VA de course (*Gotthard*) utilise des techniques d'apprentissage combinées à un MPC pour améliorer les performances du VA. Tant dis que le MPC permet une prédiction du mouvement du VA, une régression par processus gaussien améliore le modèle du VA en adaptant son modèle, en temps réel, aux variations rencontrées. Ceci permet d'augmenter significativement l'adaptabilité du VA dans un environnement dynamique.

Ce type d'architecture hybride offre la capacité à améliorer la précision de mouvement et permet de répondre plus efficacement aux variations des comportements des éléments dynamiques de l'environnement. La stratégie de contrôle/commande MRAM (*Multi-Risk Assessment and Management*) proposée dans nos travaux de thèse (cf. chapitres 3 et 4) s'inscrit dans la continuité des architectures dites hybrides proposées dans



(a) Architecture basée sur DDPG composée de 3 niveaux [40]



(b) Architecture de contrôle pour VA de course *Gotthard* [41]

FIGURE 2.9 – Architectures hybrides pour les VAs

la littérature où plusieurs approches ont été mise en place afin d'adapter en ligne les paramètres des contrôleurs utilisés.

2.2.2 Architecture de contrôle/commande basée données

Dans les architectures basées données, on retrouve les méthodes *end-to-end* qui permettent d'entraîner un réseau de neurones à, par exemple, lier des images brutes à partir d'une caméra frontale directement aux commandes, provoquant le mouvement du véhicule [47]. L'un des problèmes associés à ce type d'architecture réside sur la propagation des incertitudes, hors, la sécurité peut être améliorée en quantifiant les incertitudes et en intégrant cette information dans le système de prise de décision [48]. Ces méthodes nécessitent aussi un grand nombre de données en amont et du temps d'apprentissage et leur généralisation dépend également des données utilisées pour l'apprentissage. La robustesse est aussi difficile à démontrer, ainsi que les méthodes pour la démontrer [49] ce qui est, par ailleurs, l'un des principaux verrous à lever pour démontrer la fiabilité/stabilité de ce type d'architecture [50]. La comparaison entre les architectures *end-to-end* et les architectures hybrides associant un réseau bayésien et une technique d'apprentissage est faite dans [48] (cf. Figure 2.10). Une architecture employant une approche basée sur les données engage des décisions bivalentes alors que les sorties de l'architecture (*Bayesian Deep Learning* (BDL)) sont probabilistes. Dans le scénario présenté (cf. Figure 2.10), le VO (en rouge) souhaite tourner à sa gauche. La méthode classique ne permet pas de propager les incertitudes et échoue à prédire le comportement du VO. Le BDL fait lui aussi une erreur sur l'intention du véhicule mais permet de propager une incertitude qui permet d'adapter le comportement du VA en conséquence. Afin de réduire les risques associés à la conduite autonome, l'apprentissage par imitation permet d'inclure l'expertise humaine dans le comportement du VA. Ce type d'apprentissage permet de reproduire des comportements sûrs afin d'éviter les situations dangereuses mais peut manquer de réactivité aux situations inattendues en raison de certaines limitations [51]. L'ensemble des données qui servent à l'entraînement du

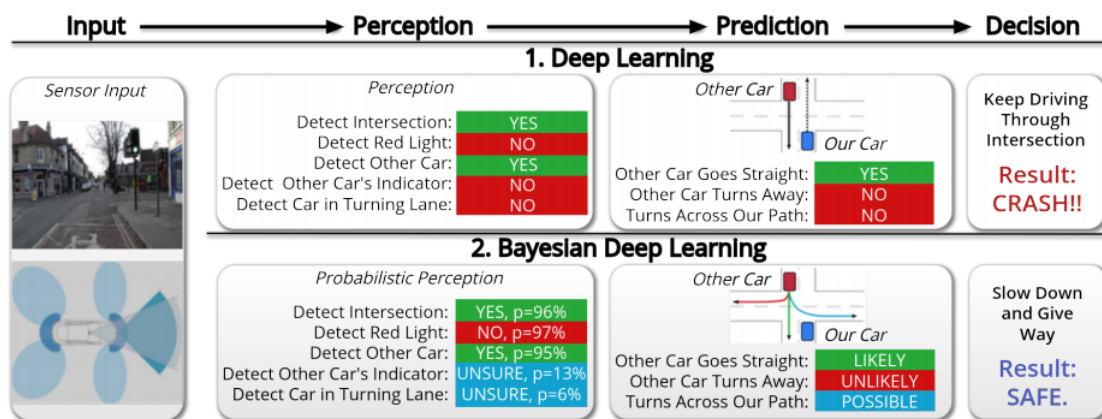


FIGURE 2.10 – Scénario afin de comparer les deux architectures. Le VA est en bleu. L'obstacle est en rouge et souhaite tourner à sa gauche [48]

modèle ne peuvent pas toujours être généralisées efficacement ce qui fait que le VA aura du mal à prendre des décisions appropriées en cas d'imprévu. À l'inverse, l'apprentissage par renforcement offre une capacité d'adaptation plus efficace aux situations imprévues permettant au VA d'apprendre à prendre des décisions en explorant différents scénarios [52]. Ce type d'apprentissage comporte cependant l'inconvénient d'avoir un temps d'entraînement plus long que l'apprentissage par imitation et nécessite également plus de données pour obtenir un résultat comparable.

2.3 Planification et prise de décision en environnement dynamique

Une architecture de contrôle/commande basée modèle est composée de différents blocs dédiés à la réalisation de tâches assignées. Parmi ces tâches, on retrouve la génération de chemin à long-, moyen- et court-terme. La planification à long-terme représente une navigation de type GPS par exemple, et se fait à l'aide de points de passage et d'algorithmes tels que Dijkstra ou A* (cf. section 2.2.1). Ce premier niveau de planification permet au VA de déterminer le chemin à parcourir pour atteindre une position cible finale et de prendre connaissance des intersections à franchir durant ce parcours. Le second niveau de planification, à moyen-terme permet de planifier une trajectoire qui tient compte de code et de la structure de la route. Elle représente une trajectoire préférentielle que le VA doit suivre pour respecter ces contraintes et ce, jusqu'à la prochaine position cible. Le troisième et dernier niveau, la planification court-terme, permet de gérer les aléas les plus immédiats comme les évitements d'obstacles mais tient cependant compte des objectifs définis par les deux niveaux de planifications précédents. Cette section se concentre sur les outils qui permettent la génération de planification court et moyen-terme (cf. section 2.3.1). Ces dernières doivent être conformes à la structure et au code de la route mais doivent également tenir compte des contraintes du VA afin d'être réalisables. Une technique de surveillance formelle de la sûreté d'une trajectoire est proposée dans [53] et illustre le principe des niveaux de planifications court- et moyen-terme. Elle évalue en temps réel si la trajectoire planifiée à moyen-terme ne cause pas d'accidents et permet de fournir des trajectoires de secours en anticipant les mouvements des éléments dynamiques et en garantissant que le VA s'arrête ou évite l'obstacle en cas de situation critique (cf. Figure 2.11).

La surveillance des éléments dynamiques est un facteur essentiel quand il est question d'évaluer la dangerosité d'une situation. Des métriques d'évaluation des risques adaptées doivent être utilisées en temps réel afin de surveiller les éléments dynamiques environnants (cf. section 2.3.2), prédire les évolutions futures de l'état du trafic, et doivent être robustes face aux situations imprévues ou aux incertitudes de perception, de localisation et/ou de prédiction.

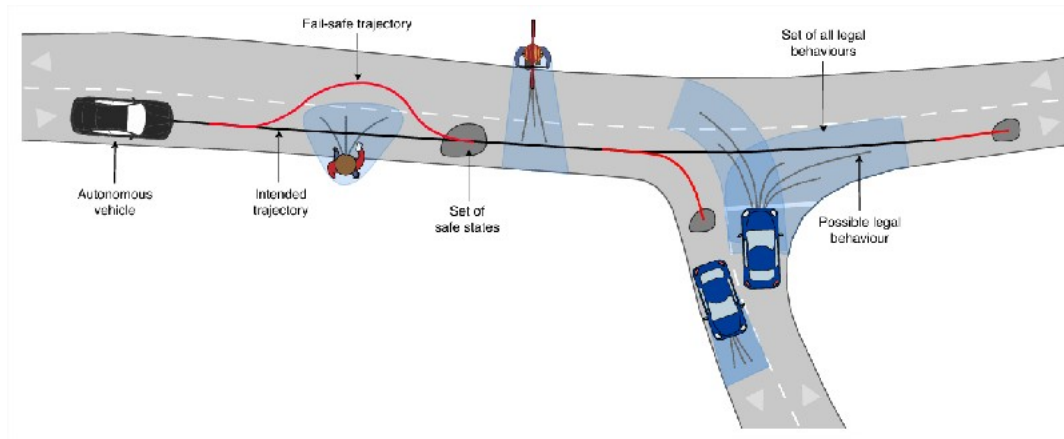


FIGURE 2.11 – La trajectoire de référence est représentée par la ligne noire. Les trajectoires de secours, en rouge. [53]

2.3.1 Planification de chemins

La navigation autonome nécessite la création d'un chemin à suivre qui respecte les contraintes liées à l'environnement statique comme la structure de la route (e.g., intersection, rond-point) mais aussi l'environnement dynamique comme les autres véhicules ou les piétons. Cette section résume plusieurs approches couramment utilisées dans la littérature permettant au VA de planifier une trajectoire en accord avec son environnement.

2.3.1.1 Méthode des champs de potentiel artificiels

La méthode *Artificial Potential Field* (APF) [54] attribue des potentiels à chaque emplacement d'une carte à partir des données de perception (cf. Figure 2.12). C'est une représentation mathématique de l'environnement de navigation, composée de forces attractives vers lesquels le VA sera attiré et de forces répulsives caractérisées par des zones à éviter comme les VOs. L'énergie potentielle totale U est déterminée par la somme de ces forces :

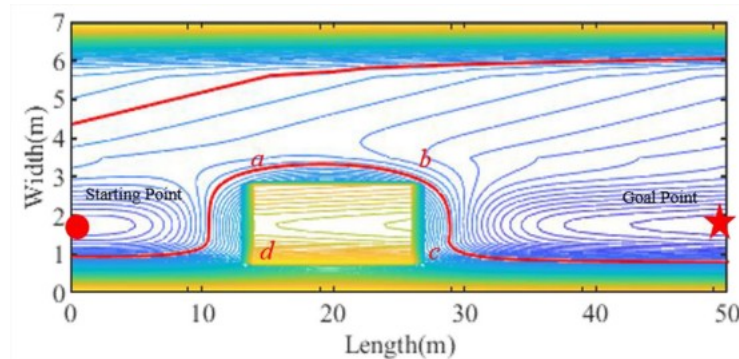


FIGURE 2.12 – Représentation des champs de potentiel sur une carte [55]

$$U_{total} = U_{attraction} + U_{repulsion} \quad (2.1)$$

Cette somme des forces est souvent décomposée en un ensemble de plusieurs forces concernant les éléments de l'environnement qui sont considérés comme la cible à atteindre ou la bordure des voies mais peut également intégrer la dynamique des éléments en tenant compte de leurs vitesses [56]. La force résultante du gradient de l'énergie potentielle U_{total} est calculée comme suit :

$$F = -\nabla U_{total} \quad (2.2)$$

La force F pointe dans la direction de la plus grande diminution d'énergie potentielle ce qui permet au VA de suivre le chemin qui minimise cette énergie. Cependant, cette méthode peut rencontrer des problèmes de minimum local avec pour résultat une trajectoire non optimale, voir qui oscille [55]. Des approches combinant APF et MPC permettent de tenir compte de la dynamique du véhicule mais également des champs de potentiel des différents types d'obstacles, ce qui permet d'obtenir une trajectoire optimale respectant les contraintes du véhicule [57].

2.3.1.2 Méthode d'exploration rapide d'arbres de décision

La méthode *Rapidly-Exploring Random Trees* (RRT) [58] est une technique de génération de trajectoires qui ne repose pas sur une connaissance préalable de l'environnement mais repose sur une exploration aléatoire de cet environnement. A partir d'un nœud initial représentant la position de départ du VA, un premier arbre est généré à partir de points aléatoires positionnés dans l'espace d'état que le VA peut emprunter (cf. figure 2.13). Pour chaque nœud, un processus de validation est nécessaire (e.g., non collision avec des éléments de l'environnement à éviter) et un nouvel arbre est généré pour les nœuds validés. Ce processus est réitéré jusqu'à l'atteinte d'une condition d'arrêt. Le chemin à suivre pour le VA sera la succession de nœuds qui permettent d'atteindre la destination finale ou le nœud qui a permis de déclencher l'arrêt de l'exploration de l'environnement.

Dans [60] il est proposé l'utilisation d'un algorithme RRT pour les VAs navigants dans un espace hautement urbanisé où ce dernier doit circuler au milieu d'éléments statiques. Une amélioration de l'algorithme RRT est proposée afin de lisser le chemin à parcourir en réduisant le nombre de points de passage à l'aide de courbes de Bézier (cf. section 2.3.1.3). Dans [61], les auteurs proposent d'utiliser des notions de l'algorithme RRT* qui permettent de rechercher la meilleure trajectoire possible en optimisant la distance parcourue pour atteindre la destination finale. Une comparaison est faite dans [59] entre l'algorithme GDTP (*Generative Deep Trajectory Planning*) -RRT basé sur un modèle de référence DTP (*Direct Trajectory Planning*) [62] et un second basé sur un processus d'apprentissage profond GAN (*Generative Adversarial Network*). L'utilisation d'un tel processus permet d'apprendre la relation entre les états initiaux et la séquence



FIGURE 2.13 – Méthode d'exploration rapide d'arbres de décision (RRT)

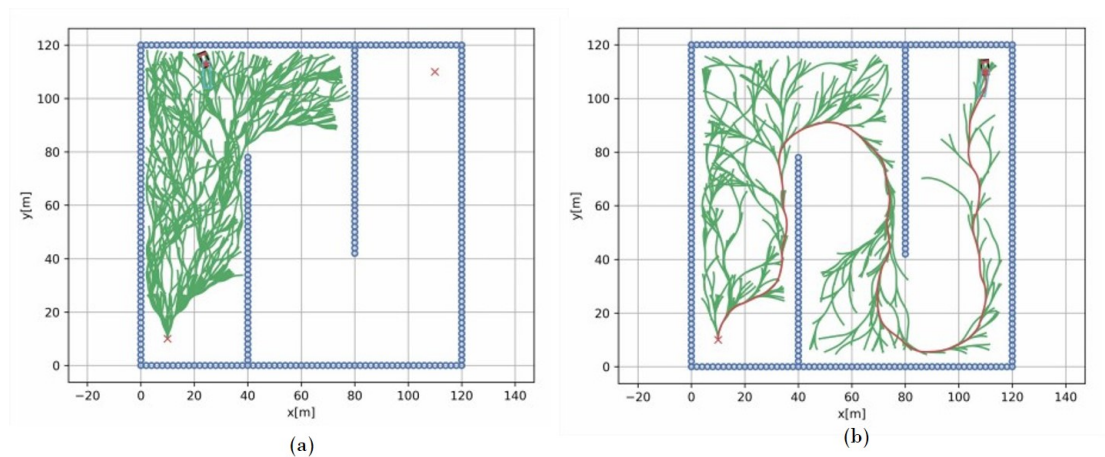


FIGURE 2.14 – (a) Méthode GDTP-RRT basée DTP. (b) Méthode GDTP-RRT basée GAN [59]

d'action de contrôle et permet de générer des trajectoires plus souhaitables, en fonction des objectifs visés. Sur la Figure 2.14, une comparaison des deux approches est présentée où l'on remarque qu'une approche basée GAN permet de limiter la recherche aléatoire et de diminuer le temps de calcul nécessaire pour atteindre le point cible.

2.3.1.3 Méthodes de planification géométriques

Dans la littérature, de multiples méthodes existent pour planifier le chemin d'un robot mobile, en s'appuyant sur des fonctions géométriques, parmi elles, nous pouvons citer les B-Splines [63] ou encore les méthodes d'interpolation polynomiales [64] [65]. Nous focaliserons ci-dessous sur deux méthodes couramment utilisés dans le cadre de la planification de chemin pour les véhicules autonomes.

Clothoïdes

Les clothoïdes sont utilisées pour obtenir une trajectoire dont l'évolution de la courbure est continue sur la longueur curviligne (s) (cf. Figure 2.15)[66]. Leur utilisation permet de limiter les variations de vitesse d'angle de braquage du VA, ce qui est proche du comportement d'un conducteur humain [67]. La courbure d'une clothoïde $\kappa(s)$ est généralement définie sous la forme d'un polynôme de premier ordre. Le tracé est calculé au moyen de procédures d'intégration qui utilisent la variable de longueur s comme suit :

$$\kappa(s) = \alpha s \quad (2.3)$$

$$\theta(s) = \int_0^s \kappa(u) du \quad (2.4)$$

$$x(s) = \int_0^s \cos \theta(u) du \quad (2.5)$$

$$y(s) = \int_0^s \sin \theta(u) du \quad (2.6)$$

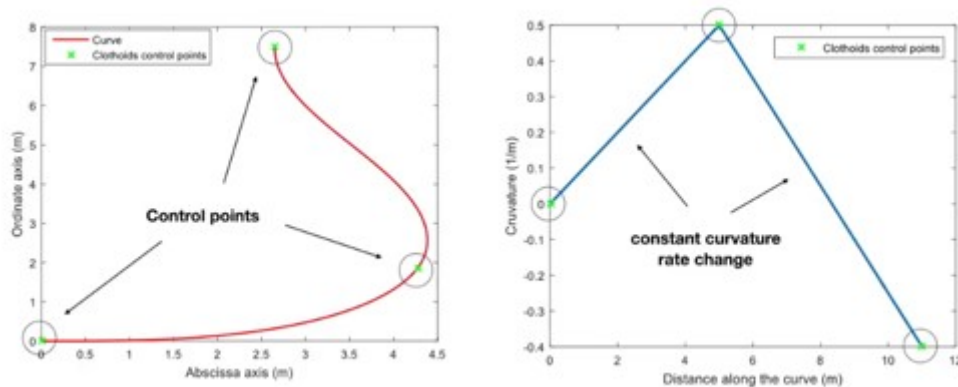


FIGURE 2.15 – Illustration d'une clothoïde et de l'augmentation ou diminution de sa courbure constante sur la longueur [66]

avec : α correspondant au taux de changement de l'angle de braquage sur un point de la courbe. L'équation (2.3) permet d'affirmer si la courbure augmente ou diminue avec un α constant. L'orientation θ dans (2.4) change avec l'intégration de la courbure en fonction de s (cf. équation 2.3). De cette façon il est possible de respecter les contraintes du véhicule sur l'angle de braquage maximal κ_{max} en gardant toujours $|\kappa| < \kappa_{max}$.

Dans la littérature, les clothoïdes sont utilisées pour définir une trajectoire répondant aux contraintes de l'environnement statique comme dans [66] et [15] où l'utilisation de clothoïdes est proposée pour définir une trajectoire préférentielle pour le franchissement d'un rond-point. Dans [68] est également abordé l'évitement d'obstacles avec pCCP *Parameter-regulated Continuous Curvature Path* pour générer des chemins autour de cibles statiques mais aussi dynamiques avec son extension *dynamic* -CCP (d-CCP) permettant une replanification en cas d'obstacle dynamique qui viendrait croiser une première planification, tout en garantissant une trajectoire lisse. Les auteurs dans [69] proposent une méthode de planification d'urgence appelée *Emergency-Stopping Path Planning* (ESPP) combinant la méthode APF (cf. section 2.3.1.1) ainsi que des clothoïdes pour des manœuvres d'évitement d'urgence (cf. Figure 2.16).

Les clothoïdes sont également utilisées dans [66] pour définir une trajectoire globale permettant de se déplacer d'un point P_s à un point P_g dans un environnement urbain (cf. Figure 2.17). Le meilleur itinéraire est déterminé en considérant les intersections comme des nœuds et sont placés sous forme d'un graphe. Chaque nœud ou segment est associé à un coût rapporté à sa longueur. Le meilleur itinéraire sera celui le moins long et est déterminé en utilisant l'algorithme Dijkstra. Utiliser des clothoïdes pour planifier un chemin permet ici de garantir la continuité de courbure sur l'ensemble de l'itinéraire. Comme pour l'évitement d'obstacles, les clothoïdes sont aussi utilisés pour effectuer des manœuvres de changement de voie [70]. Les auteurs dans [71] comparent l'utilisation des clothoïdes avec les courbes de Bézier où ces dernières sont moins coûteuses en termes de temps de calcul.

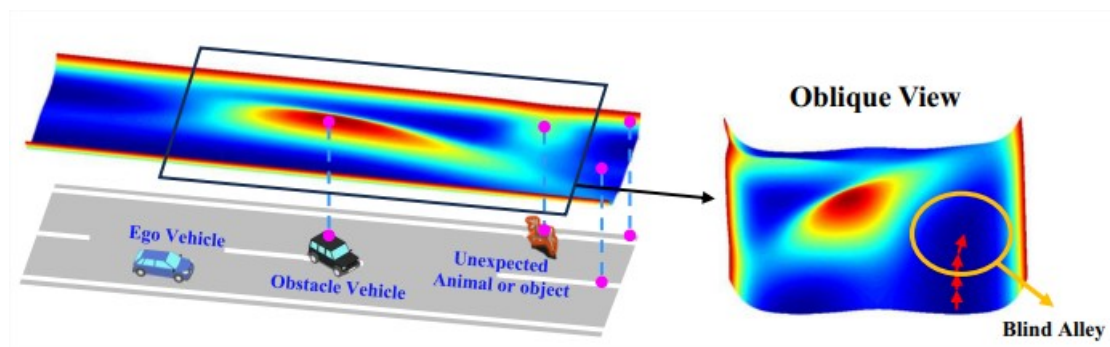


FIGURE 2.16 – Utilisation des APF et des clothoïdes pour les évitements d'obstacles [69]

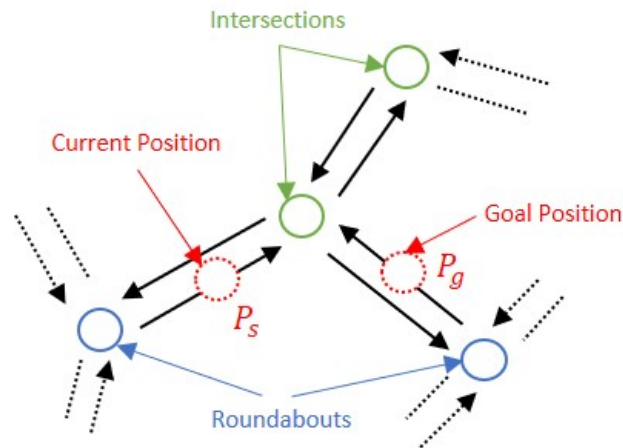


FIGURE 2.17 – Graphe représentant les nœuds et les segments d’une architecture urbaine [66]

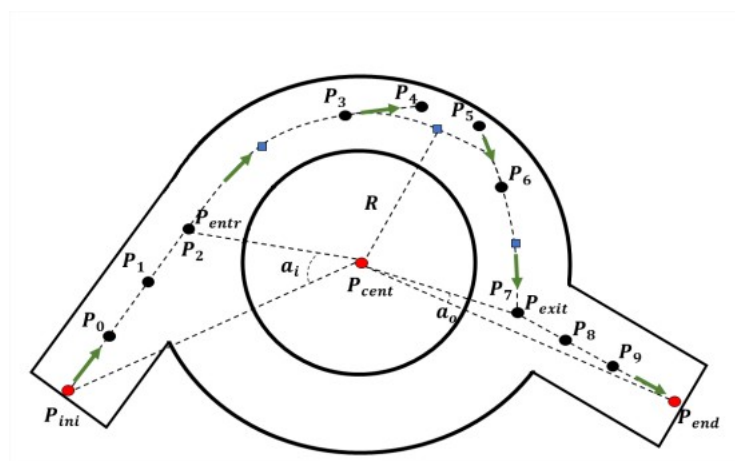


FIGURE 2.18 – Exemple de trajectoire générée pour un rond-point à l’aide de courbes de Bézier (ligne en pointillée liant les points P_{init} à P_{end}) [72]

Les courbes de Bézier

Les courbes de Bézier sont utilisées dans le domaine du VA pour générer des trajectoires fluides et contrôlables. Elles ont l'avantage d'être continues et régulières entre des points de référence garantissant une fluidité de conduite [73]. Dans [74] et [72] l'utilisation de courbes de Bézier est proposée pour la génération d'une trajectoire permettant le franchissement d'un rond-point (cf. Figure 2.18). Une première étape permet de définir une trajectoire à l'aide de courbes de Bézier répondant aux contraintes de l'environnement statique. Un MPC est utilisé pour prédire les états futurs des éléments dynamiques de l'environnement et une fusion est nécessaire afin d'ajuster la trajectoire initialement définie pour éviter les obstacles.

Cette méthode fait partie des méthodes dites polynomiales et se caractérise par la définition de points de contrôle qui déterminent la forme de la courbe dont la plus courante est la forme cubique définies par trois points de contrôle : P_0 , P_1 et P_2 où P_0 et P_2 représentent respectivement le point de départ et le point d'arrivée et P_1 agit quant à lui comme le point d'inflexion de la courbe. La formule mathématique qui décrit la courbe de Bézier cubique est la suivante :

$$B(t) = (1-t)^3 P_0 + 3(1-t)^2 t P_1 + 3(1-t)t^2 P_2 \quad (2.7)$$

avec $B(t)$ la position sur la courbe à un point donné le long de la trajectoire et $t \in [0, 1]$ pour parcourir la courbe.

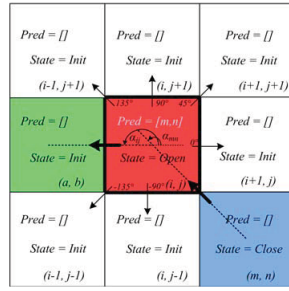
2.3.1.4 Méthode de planification basée sur des points de passage

L'intérêt de cette approche réside dans le fait qu'il n'est pas nécessaire de générer une trajectoire prédéterminée pour le VA et que la complexité et le temps de calcul, comparée à la génération d'une trajectoire complète, s'en retrouve réduit. Elle permet de guider un VA dans un environnement où une séquence de points cibles, par lesquels le VA doit passer, est définie. Cette stratégie est utilisée si le chemin global que le véhicule doit emprunter n'est pas connu et est faite au travers d'une optimisation multi-critères basée soit sur la méthode *Grid Map* (GM), soit sur une méthode basée *Expanding Tree* (ET) [75] [76].

Grid Map (GM)

Cette première méthode correspond à une zone limitée de l'environnement décomposée en cellules. Chaque cellule peut être un obstacle $C - space_{obst}$ ou une zone libre $C - space_{free}$. Les limites extérieures $C - space_{ext}$ sont définies par l'utilisateur (cf. Figure 2.19b). Les dimensions des cellules sont en accord avec les dimensions du VA pour qu'il soit contenu dans une cellule à chaque pas de temps.

Chaque cellule peut prendre trois états qui sont *Init* pour les cellules représentant les futures positions du véhicule, *Open* représentant la cellule occupée par le véhicule et *Close* correspondant à la cellule précédente où se situait le véhicule (cf. Figure 2.19a). Connaissant la position du VA et connaissant le point final à atteindre, il est possible de déterminer (suivant le nombre de cases voisines considérées, ce qui permet d'avoir un



(a) Groupe de cellules représentant la cellule occupée par le véhicule en rouge, la cellule précédemment occupée en bleu et la possible future cellule en vert



(b) Représentation de l'environnement en cellules. Les plus blanches représentent les cellules les plus sûres

FIGURE 2.19 – Navigation avec l'environnement découpé en cellule [75]

chemin plus ou moins lisse) le chemin optimal en fonction du coût relatif à la sécurité du chemin emprunté et à la fluidité de la trajectoire. Le but étant de minimiser le coût $C(x_K)$ (cf. équation 2.8) qui permet d'atteindre la future cellule $x_k \in X$ où X est un espace d'état non vide et fini :

$$C(x_K) = \sum_{k=1}^K g(Pred_{x_k} \rightarrow x_k) + h(x_K) \quad (2.8)$$

avec : $Pred_x$ le prédécesseur de l'état x_k , g représente le coût immédiat pour aller de $Pred_x$ à x_k . h représente la futur coût pour atteindre le point final x_K . Quand l'état final est atteint, $h(x_K)$ est égal zéro.

Expanding Tree (ET)

La méthode *Expanding Tree* (ET), est composée de nœud s q_j définis par $(x_{q_j}, y_{q_j}, \theta_{q_j})^T$, d'un nœud prédécesseur q_i (sauf pour le nœud initial) et d'un coût de déplacement (cf. équation 2.8). Chaque flèche ξ_{ij} correspond au lien entre les nœud s q_j et q_i avec $g(q_i \rightarrow q_j) = g(\xi_{ij})$ le coût de déplacement et $h(q_j)$ le coût entre le nœud actuel q_j et le nœud final à atteindre. Le coût ici est un équilibre entre sécurité, fluidité, faisabilité de la trajectoire et la trajectoire la plus rapide, où l'on peut donner plus ou moins de poids à l'un ou l'autre des critères (comme privilégier la sécurité de la trajectoire à la fluidité). Le coût de déplacement $g(\xi_{ij}) \in [0, 1]$ est défini à l'aide de la formule suivante :

$$g(\xi_{ij}) = k_1 \bar{w}_j + k_2 \Delta \bar{v}_{ij} + k_3 \Delta \bar{\gamma}_{ij} + k_4 \Delta \bar{e}_{l_{ij}} \quad (2.9)$$

où k_1, k_2, k_3 et $k_4 \in \mathbb{R}^+$ sont des paramètres définis par l'utilisateur correspondant aux critères à mettre en priorité et où la somme est égale à 1. \bar{w}_j correspond à la distance entre le nœud q_j et le plus proche espace occupé, $\Delta \bar{v}_{ij}$ correspond à la vitesse relative

v_{ij} de q_i à q_j , $\Delta\bar{\gamma}_{ij}$ représente la variation de l'angle des roues le long de la trajectoire du véhicule entre les deux nœuds et $\Delta\bar{e}_{l_{ij}}$ est l'écart maximal normalisé de la trajectoire du véhicule en accord avec la ligne droite qui lie les positions entre q_i et q_j .

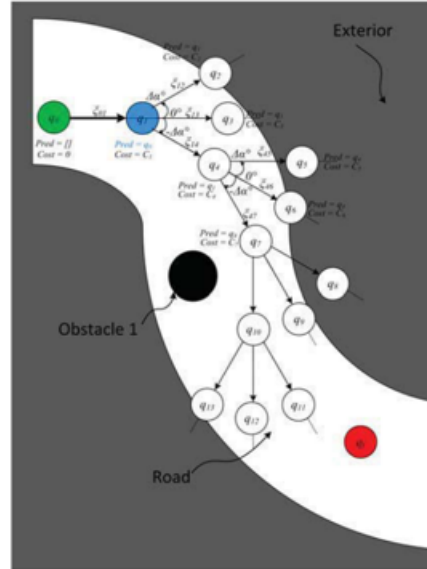


FIGURE 2.20 – Illustration de la méthode pour obtenir une suite de points de passage [75]

A partir de chaque nœud l'utilisateur peut définir un nombre de nœud possible n_t (cf. Figure 2.20). Chacune des branches en accord avec l'orientation actuelle du véhicule est donnée par :

$$\alpha = \pm i\Delta\alpha, i = \begin{cases} 0, 1, \dots, (n_t - 1)/2; & \text{si } n_t \text{ est impaire} \\ 1, 2, \dots, n_t/2; & \text{si } n_t \text{ est paire} \end{cases} \quad (2.10)$$

Avec $\Delta\alpha$ un angle prédéfini qui respecte les caractéristiques du véhicule. La distance entre chaque nœud ξ est également prédéfinie.

L'avantage de ces deux méthodes (GM et ET) est qu'elles permettent à un robot mobile de naviguer dans un espace où l'environnement n'est pas connu initialement. Cette navigation se fait en définissant un chemin qui respecte au mieux les contraintes données, en minimisant un coût de la manœuvre. Cependant, il est important de noter que la méthode ET peut engendrer un temps de calcul significatif en raison du grand nombre de nœuds possibles.

2.3.2 Les métriques d'évaluation des risques de navigation

Les métriques d'évaluation du risque servent la prise de décision afin d'assurer la sécurité et la fluidité de la navigation d'un VA. Ces métriques permettent l'évaluation de la situation de conduite, et la vérification de la sécurité de la manœuvre en cours. Dans la littérature, beaucoup de métriques ont été développées pour réaliser une navigation

sûre d'un VA, en anticipant notamment les manœuvres des véhicules environnants [77]. Différents types de classification peuvent être trouvés dans la littérature avec les métriques d'ordre temporelle comme *Time To Collision* (TTC) ou son extension ETTC (*Extended TTC*) mais aussi à l'échelle des distances aux obstacles [78] ou encore des prédictions de collision binaires [79]. Cette section présente les métriques d'évaluation du risque qui peuvent servir la prise de décision d'un VA naviguant en milieu urbain.

2.3.2.1 *Time To Collision* (TTC) et *Extended TTC* (ETTC)

La TTC et son extension ETTC font partie des métriques d'ordre temporelle et servent à évaluer la proximité temporelle d'une collision potentielle entre deux véhicules. La TTC représente donc le temps avant qu'il y ait collision entre le VA et le VO si les deux véhicules, colinéaires, gardent la même vitesse. Cette évaluation de la dangerosité instantanée d'une situation est calculée par ratio de l'inter-distance par rapport à la vitesse relative :

$$TTC = \frac{\sqrt{(x_{Ego} - x_{Obs})^2 + (y_{Ego} - y_{Obs})^2}}{|v_{Ego} - v_{Obs}| + \xi} \quad (2.11)$$

avec (x_{Ego}, y_{Ego}) la position du VA, (x_{Obs}, y_{Obs}) la position du VO, v_{Ego} et v_{Obs} sont respectivement la vitesse du VA et la vitesse du VO et $\xi \ll 1$ est une constante positive qui permet d'éviter la division par zéro si les deux véhicules ont la même vitesse (ou que le résultat du différentiel de vitesse tend vers zéro). En revanche, la TTC tient compte uniquement des vitesses et de la position des véhicules à un instant donné, sans faire intervenir leurs dynamiques futures ou leurs orientations (cf. Figure 2.21). Son extension, ETTC, tient compte, quant à elle, de ces paramètres [80] [81] et est décrite par l'équation quartique suivante :

$$\begin{aligned} & [x_k + v_{xk} \cdot ETTC_{kj} + \frac{1}{2} a_{xk} \cdot ETTC_{kj}^2 - (x_j + v_{xj} \cdot ETTC_{kj} + \frac{1}{2} a_{xj} \cdot ETTC_{kj}^2)]^2 \\ & + [y_k + v_{yk} \cdot ETTC_{kj} + \frac{1}{2} a_{yk} \cdot ETTC_{kj}^2 - (y_j + v_{yj} \cdot ETTC_{kj} + \frac{1}{2} a_{yj} \cdot ETTC_{kj}^2)]^2 \quad (2.12) \\ & = (R_k + R_j)^2 \end{aligned}$$

avec : $ETTC_{kj}$ l'inconnue qui est le temps avant collision entre les véhicules j et k , (x_k, y_k) les coordonnées du véhicule, (v_{xj}, v_{yj}) et (v_{xk}, v_{yk}) sont les vitesses des véhicules sur les composantes X et Y , (a_{xj}, a_{yj}) et (a_{xk}, a_{yk}) sont les accélérations des deux véhicules sur les composantes X et Y et R_j et R_k sont les rayons des cercles entourant chaque véhicule. Cependant, les résultats de l'équation qui sont les racines du polynôme (cf. équation 2.12) ne sont pas toujours exploitables. Si aucune collision n'est détectée, la résolution de cette équation retournera des valeurs imaginaires qui ne sont exploitables que dans le sens où cette métrique assure qu'il n'y aura pas de collision en considérant les dynamiques et orientations actuelles des véhicules. Si elles sont réelles et positives, la plus petite valeur sera la distance temporelle entre les deux véhicules avant collision.

Dans [25], lorsque ETTC n'est pas exploitable, la TTC est calculée pour toujours avoir une information sur la décision à prendre et se fait à l'aide d'une projection du VA

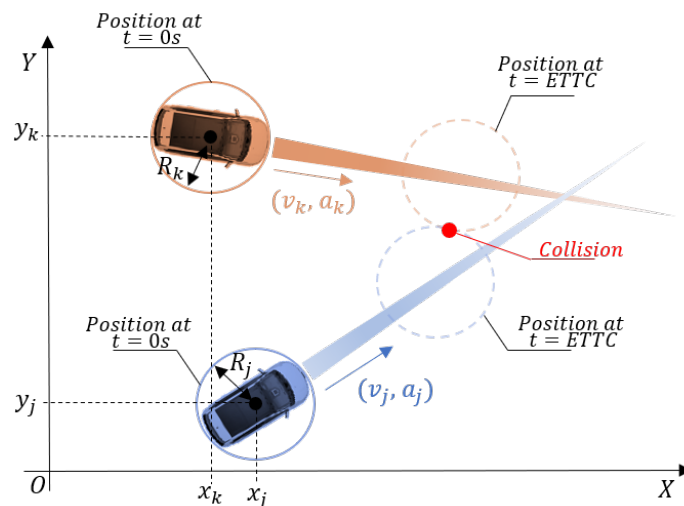


FIGURE 2.21 – Illustration graphique de la métrique ETTC

sur la voie du VO pour permettre son calcul. Mais même cette dernière peut s'avérer insuffisante pour prendre une décision si la vitesse relative des véhicules est proche de zéro. Dans [82] est proposé de garder l'information de l'inter-distance *Minimal Safety Margin* (MSM)³ si cette situation est rencontrée. Une autre limitation de la métrique ETTC est qu'elle tient compte uniquement des trajectoires rectilignes sans tenir compte des trajectoires estimées des deux véhicules, qui peuvent être curvilignes. Dans [83], une méthode est proposée pour déterminer TTC à l'arrivée de deux véhicules à un carrefour. Mais si ce carrefour est un rond-point, il faut pouvoir tenir compte de la distance curviligne des trajectoires et définir le point de collision, s'il existe, correspondant à l'intersection des trajectoires, et cela en tenant compte des dynamiques des véhicules sur leurs chemins respectifs.

2.3.2.2 Time Exposed TTC (TET) et Time Integrated TTC (TIT)

Ces métriques, qui sont également des extensions de la métrique TTC, permettent d'avoir des informations supplémentaires sur cette dernière. La métrique TET représente le temps pendant lequel le véhicule est exposé à une distance de sécurité en dessous du seuil fixé TTC^* et la TIT représente l'intégrale du profil de TTC en dessous du seuil (cf. Figure 2.22). Ces extensions permettent essentiellement le suivi du véhicule comme dans un peloton [85] [86], mais peuvent également être couplées à d'autres métriques comme DRAC (*Deceleration Rate to Avoid a Crash*) [87] qui est la décélération minimale requise pour éviter une collision. Dans [84], TET et TIT sont fusionnées pour former une seule indication de probabilité de collision. Ces métriques peuvent servir à l'évaluation d'une manœuvre a posteriori en vue d'un apprentissage.

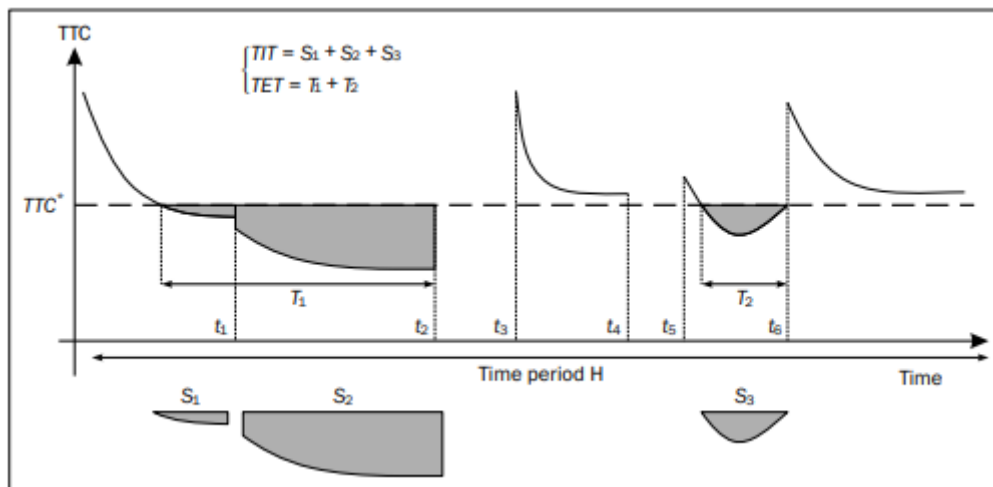


FIGURE 2.22 – Exemple de la détermination de TET et TIT [84]

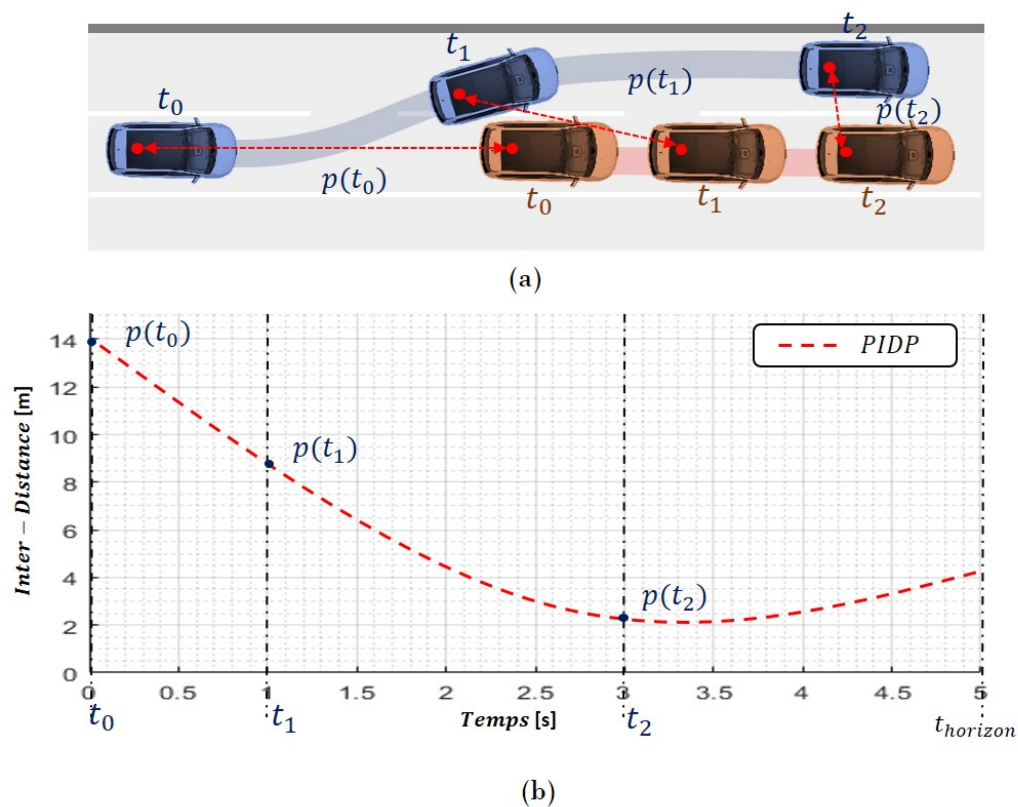


FIGURE 2.23 – (a) Manœuvre de dépassement en milieu autoroutier, (b) Illustration de la métrique PIDP pendant ce dépassement

2.3.2.3 Predicted Inter-Distance Profile (PIDP)

Le profil prédictif de l'inter-distance (*Predictive Inter-Distance Profile* (PIDP)) est une métrique de surveillance continue initialement développée pour surveiller l'évolution de l'inter-distance entre deux véhicules [88] [89]. Cette métrique, catégorisée dans les métriques à l'échelle des distances, est utilisée initialement pour évaluer et réaliser des manœuvres de dépassement sur autoroutes (cf. Figure 2.23). Elle représente l'évolution de la distance entre deux véhicules (le VA et l'obstacle considéré). En connaissant la trajectoire de ces véhicules, et si celles-ci restent inchangées, il est possible de prédire l'évolution de l'inter-distance sur un horizon de temps $t_{horizon}$ en calculant la distance Euclidienne entre les prédictions des véhicules considérés (cf. Figure 2.23). Une version dynamique (*Dynamic PIDP*) est également proposée et introduit les limites supérieures et inférieures (*Upper* et *Lower Safety Boundary* - USB et LSB respectivement). Ces limites, et spécialement LSB ne doivent pas être franchies par l'inter-distance actuelle (AIDP). Un franchissement de LSB signifie que la dynamique obstacle a changé durant le temps d'horizon t_{ch} et que l'inter-distance entre les deux véhicules diminue plus vite que la prédiction faite initialement avec un risque important de collision. Dans le cas contraire, un franchissement de USB signifie que l'inter-distance entre les deux véhicules est plus grande de ce qui a été prédit précédemment et qu'il n'y a pas de risque de collision. Dans le cas d'un LSB, un temps critique $t_{critical}$ est alors introduit pour déterminer le degré de dangerosité de ce changement de dynamique afin d'appliquer une manœuvre d'urgence (cf. Figure 2.24).

Cette métrique sera par ailleurs abordée plus en détail au chapitre 3 (cf. section 3.2.2.2) parce qu'elle représente la métrique principale d'évaluation des risques dans l'architecture de contrôle/commande proposée. Plusieurs améliorations sont mises en place pour, notamment, avoir une meilleure appréhension de l'aspect temporelle ou encore gérer les incertitudes.

2.3.2.4 Autres métriques

Les changements de voies font partie des manœuvres de conduite les plus dangereuses et beaucoup de métriques ont été développées pour assurer la sûreté de sa réalisation [77]. La *Minimum Safe Deceleration* (MSD), proposée dans [77], est une métrique qui tient compte de la décélération du véhicule arrière R (cf. Figure 2.25). Le VA S garde une vitesse constante pendant le changement de voie et la faisabilité de la manœuvre est déterminée sur ce critère qui représente la décélération acceptable de l'obstacle (ici, la décélération acceptable est de $-4m/s^2$). Ces changements de voies sont alors ressentis de façon plus ou moins agressive suivant un critère subjectif, basé sur des tests expérimentaux. On retrouve également la métrique *Minimal Safety Spacing* (MSS) [90] qui permet d'évaluer la distance longitudinale requise entre deux obstacles sur la voie cible pour effectuer le changement de voie. Ceci introduit la notion de *gap acceptance* [91]. Un autre critère important utilisé dans ces manœuvres à risque est le

3. La marge de sécurité minimale (MSM) est la distance requise pour maintenir un niveau de sûreté minimal autour du VA.

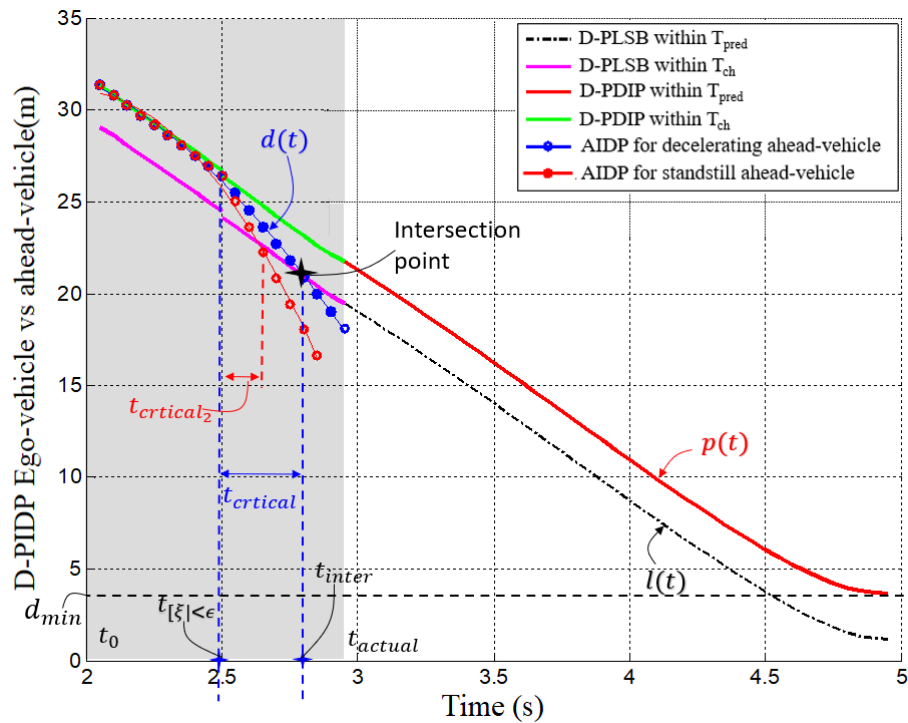


FIGURE 2.24 – Profil dynamique prédictif de l'inter-distance [88]

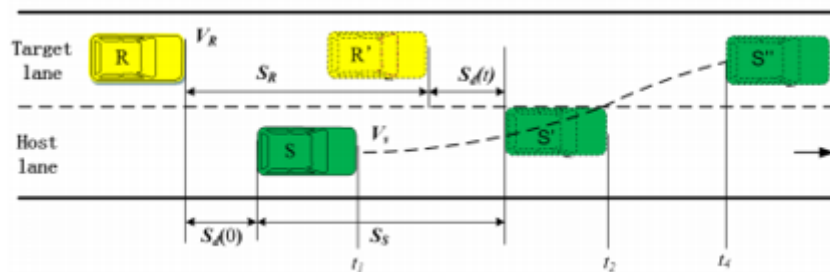


FIGURE 2.25 – Prendre la décision de l'évitement sur la capacité du VO à ralentir [77]

critère *Lane Change Duration* (LCD). Un changement de voie se fait entre 1s et 16s [91] et c'est une métrique qui peut permettre d'imposer au VA le temps maximum que doit durer une manœuvre.

2.4 Notions d'acceptabilité et de fiabilité dans le contexte des VAs

Les VAs peuvent être vus comme des systèmes complexes composés de sous-systèmes en interaction. Une analyse fonctionnelle (méthode dite interne) implique de prendre en compte tous ses éléments interdépendants, et leurs interactions avec l'environnement extérieur (e.g., l'environnement statique et dynamique) et peuvent être difficiles à appréhender [92]. L'autre méthode, dite externe, est basée sur des statistiques ou sur l'expertise humaine si le système est trop complexe à modéliser.

Dans ce qui suit, les notions de fiabilité et de robustesse d'un VA sont abordées en se focalisant sur le volet contrôle/commande. Avant de pouvoir parler d'un système ou sous-système fiable, il faut tout d'abord définir ce que l'on entend par fiabilité et robustesse car ces définitions peuvent être parfois confondues. La fiabilité, telle qu'on l'utilise dans la suite de ce manuscrit correspond à la capacité d'un VA à réaliser une tâche assignée même en présence de différentes conditions non surveillées (mesurées, ou à minima prise en compte dans les processus de contrôle/commande) telles que les incertitudes de perception [93]. Le contrôle d'un VA est dit robuste si les perturbations n'impactent pas les performances du système étudié (cf. Figure 2.26(b)) [94], c'est-à-dire qu'elles ont été anticipées (prises en compte) dans la construction ou le développement du système. En effet, le système est généralement conçu pour réduire le risque de navigation au strict minimum, en tenant compte du pire scénario admissible qu'il peut rencontrer dans l'ODD (Operational Design Domain) considéré [95]. La stabilité d'un système se définit quant à elle par la capacité du système à maintenir un état sans oscillations excessives ou des oscillations maintenues dans la zone de fonctionnement optimale du système (cf. Figure 2.26(a)). La vulnérabilité d'un système (cf. Figure 2.26(c)) montre sa disposition à être affecté par des perturbations.

Les représentations de la résilience

Dans la littérature le terme de résilience pour un système autonome commence à apparaître et prendre plus d'importance dans la définition des systèmes autonomes [96]. Il est encore difficile de trouver une définition précise de ce qu'est la résilience dans le domaine d'application en lien avec les VAs. Chaque domaine d'application utilise sa propre définition. Dans [97], il est proposé une revue de littérature sur les définitions des termes de robustesse et de résilience employées depuis 1975 jusqu'en 2017. La résilience, selon la définition employée, peut avoir une signification proche de la robustesse où la résistance aux perturbations et le taux de recouvrement⁴ sont

4. Le taux de recouvrement d'un système mesure sa capacité à retrouver son état normal après une perturbation ou une défaillance.

considérés comme les points clés de la résilience [98].

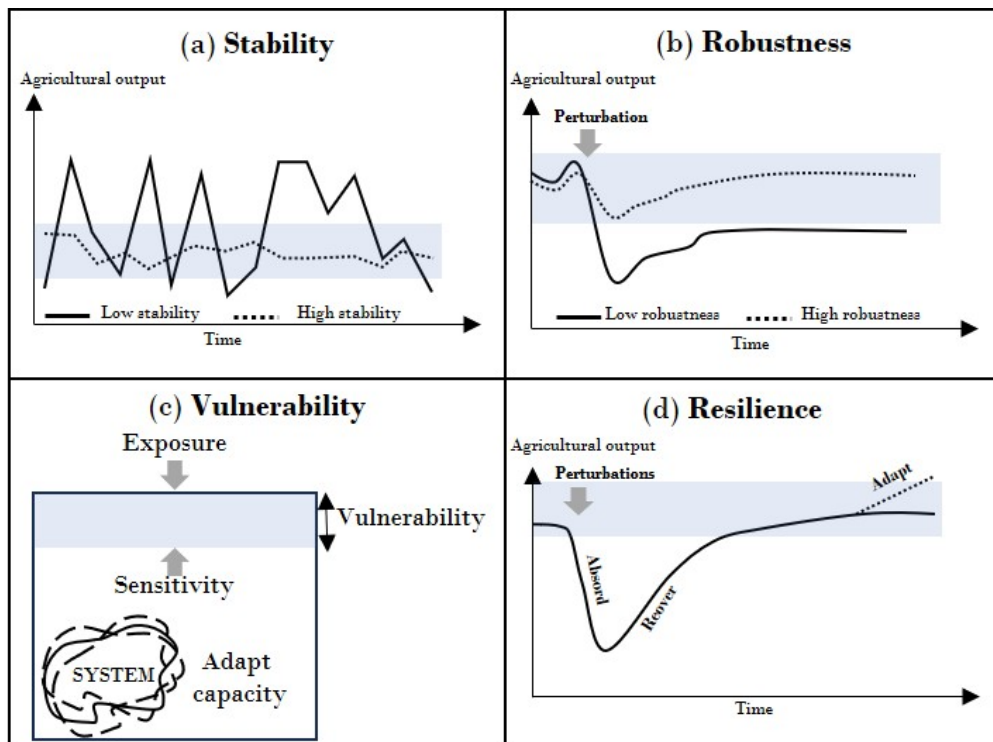


FIGURE 2.26 – Représentation de la stabilité, robustesse, vulnérabilité et de la résilience [94]

Dans [99] et [100] la métaphore *Ball in the basin* (cf. Figure 2.27) est utilisée pour représenter un système résilient. La gestion de la résilience sur ces représentations, c'est comprendre comment la balle bouge et connaître les formes du bassin. Pour [99], la résilience est la capacité d'un système à absorber les perturbations, de subir des changements et de conserver essentiellement la même fonction, la même structure et les mêmes rétroactions. Cette définition peut être discutée car la notion de robustesse n'est pas abordée dans cette représentation. La résilience écologique, telle qu'elle est décrite dans [99], ne cherche pas à retrouver le plus rapidement possible un point d'équilibre après une perturbation. Par contre la notion de seuil est introduite et représente la limite à partir de laquelle un système change d'état sans avoir la possibilité (ou très difficilement) de revenir dans son état précédent (un choc violent a fait que le système a changé d'état (de bassin)). Le système retrouve à nouveau un bassin d'attraction (un point d'équilibre) mais différent de son état initial (avant le choc). Autrement dit, la résilience écologique représente la capacité d'un système à survivre, même s'il change d'état.

Le terme *Engineering Resilience* (ER), d'après [99] décrit la rapidité avec laquelle un système retrouve son point d'équilibre après une perturbation en explicitant qu'il s'agit plus d'une mesure de stabilité d'un système. Or dans [94], les auteurs proposent une visualisation de la différence entre un système stable et la résilience. Un système instable aura tendance à osciller autour de sa zone de fonctionnement (voire diverger complètement de ce point), tandis qu'un système stable, même oscillant, restera dans

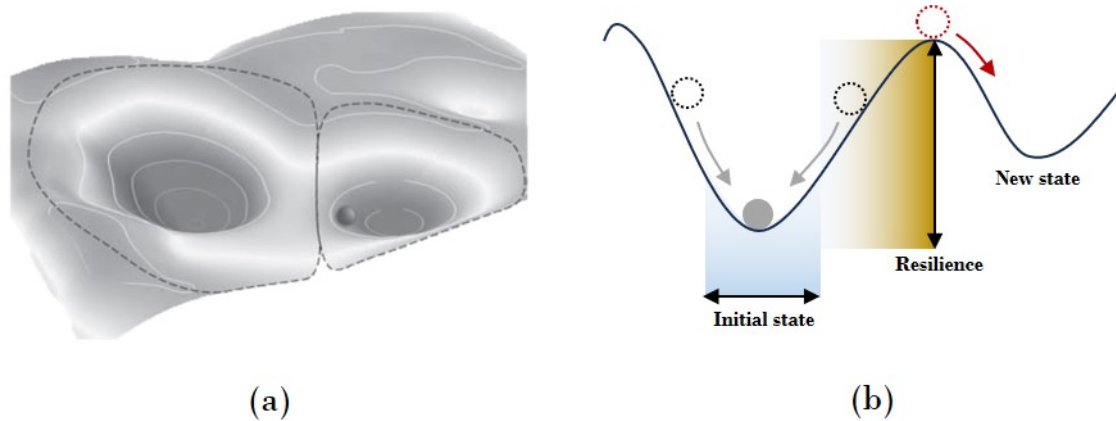


FIGURE 2.27 – (a) Représentation d'un système résilient dans [99] et (b) Représentation d'un système résilient dans [100]

sa zone de fonctionnement optimale. Dans [101] l'auteur va plus loin en précisant que l'ER est la capacité du système à demeurer dans sa zone de fonctionnement optimal. Dans [102], l'auteur schématise la représentation de la résilience décrite dans [99] en explicitant et en associant la résilience à un temps de réponse que mettrait un système pour retrouver l'intégralité de ses fonctionnalités après avoir subi une perturbation (cf. Figure 2.28).

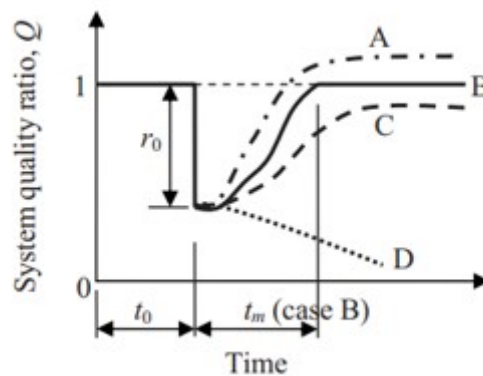


FIGURE 2.28 – ER : temps que met le système pour trouver au minimum 100% de ses fonctionnalités [102]

La résilience dans le cadre des VAs

La notion qui s'approche le plus de ce qui pourrait être appliqué dans le cas d'un VA est l'ER parce qu'un changement d'état n'est pas permis (un VA doit demeurer dans sa zone de fonctionnement optimale pour laquelle son système a été construit). Un système serait considéré comme résilient s'il parvient à résister à une perturbation non anticipée ou déjà imaginée au préalable et que le système soit en mesure d'en faire face. Si une perturbation est anticipée, elle est automatiquement comprise dans la plage de

robustesse du système. La résilience serait alors la capacité d'un système à revenir dans sa zone de fonctionnement optimal ou normal après une perturbation. C'est-à-dire que le système permet une analyse rétroactive sur l'évènement qui a causé la défaillance et peut apprendre et s'adapter pour augmenter sa plage de robustesse. La résilience représente donc la capacité d'un système revenir dans sa zone de fonctionnement optimale après une perturbation. À la différence de la robustesse qui est proactive parce qu'elle permet au système de rester dans sa plage de fonctionnement optimale, la résilience est réactive en réagissant aux perturbations qui font sortir le système de sa plage de fonctionnement optimale et peut se mesurer en termes de temps que met le système à retrouver sa performance initiale.

Un système complexe est composé de sous-systèmes, ce qu'on peut retrouver dans le cas d'un VA où l'on pourrait discuter de la résilience pour chaque brique qui le compose (Perception, Localisation, Décision et Commande). Il faut également comprendre les interactions entre les différents sous-systèmes pour comprendre le système dans sa globalité. Dans [103], les auteurs proposent une structure permettant à un système d'être résilient où le système nécessite 4 points clés : *System Attributes*, *Methods*, *Disruptions* et *Metrics*.

La résilience autour des VAs est également discutée dans [104]. Les auteurs expliquent ce qui fait la résilience d'un véhicule non autonome. Pour eux, le fait que les utilisateurs continuent de conduire tout en sachant qu'il y a des accidents et des morts tous les jours sur les routes rend le système véhicule non autonome résilient car persistant dans son utilisation. Tout dépend dans quel référentiel est placée la résilience du système. Les auteurs considèrent comme système, l'utilisation des véhicules non autonomes plutôt que le véhicule lui-même d'où sa description qui fait qu'un système est résilient si les personnes continuent de l'utiliser. Dans le référentiel défini, la confiance a également une importance. C'est parce qu'un utilisateur a confiance dans son système qu'il va continuer de l'utiliser. Pour rendre un véhicule autonome résilient, il faut donc que les utilisateurs aient confiance dans ce système et l'utilisent. La résilience est alors intrinsèquement liée à la sûreté d'un VA [105] et à la capacité d'un tel système à ce maintenir dans un espace sûr même dans le cas de situations imprévues. Les auteurs dans [106], font également référence à la résilience parce que le VA est capable de redémarrer et de naviguer de manière sûre après un arrêt complet du système ou à la suite d'une perturbation imprévue (e.g., freinage brusque d'un véhicule prioritaire à une intersection). La résilience se retrouve également dans le fait de maintenir un flux de circulation fluide même en présence d'évènements imprévus dans le référentiel de l'intersection.

2.5 Conclusion

Il est impératif, pour un VA souhaitant naviguer en milieu urbain, de maîtriser non seulement les règles imposées par le code de la route sur les différents segments ou intersections (cf. section 2.1) qu'il sera amené à rencontrer, mais également de tenir

compte des éléments dynamiques qui partagent son environnement de manière à assurer une sûreté de navigation pour lui est les autres utilisateurs de cet espace. Il a été mis en lumière dans ce chapitre que le rond-point, un aménagement routier très utilisé, est un élément représentatif de l'environnement urbain nécessitant la maîtrise de la plupart des manœuvres inhérentes à ce milieu et en fait donc un exercice incontournable pour la validation d'architectures de contrôle/commande destinées à la navigation autonome.

Plusieurs types d'architectures ont été présentés et scindés en deux catégories principales (cf. section 2.2). Dans la première, basée modèle, se distinguent deux types d'architectures. L'une, où le modèle du système est entièrement défini et une seconde où le modèle est partiellement défini où il est proposé l'utilisation de techniques d'apprentissages pour améliorer localement le fonctionnement de l'architecture. La seconde catégorie principale est basée quant à elle sur des données préalablement acquises. Données pour lesquelles un temps d'acquisition et de pré-traitement, parfois conséquent, est nécessaire et où la garantie de fonctionnement n'est pas toujours assurée en raison de la dépendance à ces données. Ce chapitre présente également les différentes techniques de planification ainsi que les métriques pour l'aide à la prise de décision (cf. section 2.3), présentent dans la littérature et qu'on retrouve dans les architectures basées modèle.

Enfin, la section 2.4 propose une ouverture sur l'acceptabilité des VAs et de ce qui les composent en définissant ce qu'est la résilience pour un système autonome. Ce concept est fortement corrélé à la capacité d'un VA à pouvoir réagir pour garder un certain degré de sûreté, ce qui implique que toute nouvelle architecture destinée à une navigation autonome sûre doit intégrer ce concept de façon à rendre un véhicule résilient aux aléas d'une navigation en milieu dynamique et incertain.

Généralités et objectifs

Vue globale de l'architecture MRAM-CS

Bloc de perception/localisation

Évaluation multi-risques

Management multi-risques

Conclusion

3. Architecture de contrôle pour l'évaluation et la gestion multi-risques

La stratégie de contrôle/commande pour l'évaluation et la gestion multi-risques représente l'une des principales contributions de nos travaux. Ce chapitre présente cette stratégie dans sa globalité avec un focus particulier sur la partie évaluation des risques de collisions encourues par le véhicule autonome. La stratégie de génération de chemin à suivre y est également présentée.

3.1 Généralités et objectifs

L'environnement urbain peut être décomposé en une partie statique comprenant la structure de la route (e.g., largeur des voies, nombre de voies,...) ainsi que les différents nœuds qui le composent (e.g., intersection en T, rond-point...) et une partie dynamique représentée par les VOs, les piétons ou encore les cyclistes (cf. section 2.1). La première difficulté à laquelle un Véhicule Autonome (VA) peut être confronté concerne l'environnement statique, où chaque type de nœud impose des règles que le VA doit connaître afin de pouvoir les franchir. C'est parce que le VA doit faire face à cette multitude de nœuds spécifiques au milieu urbain qu'il est nécessaire de trouver une architecture générique permettant au VA de les franchir tout en respectant les contraintes qu'impose le code et la structure de la route. L'architecture proposée vise à répondre à tous les types d'intersections non signalisées, permettant à un VA de tenir compte à la fois de l'environnement statique et d'un environnement dynamique dense. Elle a été définie et structurée afin que le VA puisse prendre des décisions sûres et robustes en analysant en temps réel les informations provenant de son environnement, ainsi que leurs prédictions sur un horizon de temps qu'on peut qualifier de court-moyen termes. Cette architecture permet de faire adopter au VA des trajectoires adaptatives sûres et flexibles, grâce à l'aide notamment de processus spécifiques d'évaluation et de gestion multi-risques des

situations complexes que peut rencontrer le VA dans son environnement hautement dynamique.

Ce chapitre se concentre sur une présentation détaillée de la partie "évaluation multi-risques" de l'architecture globale proposée, nommée MRAM-CS (*Multi-Risks Assessment and Management Control strategy*) (cf. section 3.2). La partie "gestion multi-risques" sera traitée au sein du chapitre 4. L'objectif est de mettre en évidence les différents éléments qui la compose à commencer par la perception et la localisation du VA (cf. section 3.2.1), basée sur une carte Haute Définition (HD) (cf. section 5.2) qui doit non seulement permettre à ce dernier de générer des chemins répondants aux contraintes de l'environnement statique mais aussi permettre d'assurer une gestion efficace d'un flux dense de VOs. Nous examinons dans ce chapitre comment l'architecture proposée intègre les différentes composantes nécessaires à la prise de décision, notamment la planification de trajectoire adaptative (cf. section 3.2.2.1), l'évaluation des risques et la gestion des situations complexes (cf. section 3.2.2.2). Cette section présente également les spécificités de cette architecture pour faire face à un flux dense de VOs. Les hypothèses utilisées pour détecter et prédire le comportement des VOs sont mises en évidence, ainsi que les stratégies mises en place pour une navigation sûre et fluide au sein de ce contexte hautement dynamique.

3.2 Vue globale de l'architecture MRAM-CS

La stratégie de contrôle/commande MRAM-CS (*Multi-Risks Assessment and Management Control strategy*) (cf. Figure 3.1) se veut être générique en permettant à un VA de franchir toute intersection non signalisée où sa trajectoire croise celle d'un ou plusieurs VOs. Cette architecture est composée de trois éléments principaux. Tout d'abord, le bloc de perception et de localisation (cf. section 3.2.1 et Figure 3.1) permet au véhicule d'identifier l'environnement statique et de s'y localiser. Ce bloc doit également permettre au VA de percevoir et de prédire, sur un horizon de temps donné, le comportement des éléments dynamiques dans son environnement. L'évaluation multi-risques (cf. section 3.2.2) constitue le second élément de l'architecture. Ce dernier permet de définir un chemin à suivre mais aussi de surveiller continuellement l'environnement dynamique autour du VA. Le troisième et dernier élément concerne la gestion multi-risques (cf. section 3.3 et chapitre 4) et permet au VA de maîtriser avec précision les distances de sûretés avec l'environnement dynamique.

3.2.1 Bloc de perception/localisation

Le bloc de perception et de localisation n'est pas l'aspect principal sur lequel se concentre nos travaux de thèse, mais il joue un rôle essentiel en fournissant les principales entrées nécessaires au bon fonctionnement de la stratégie globale proposée. Une carte HD est intégrée au VA, décrivant avec précision l'environnement statique (cf. section 5.2). Cette carte HD permet de sélectionner le chemin global que le véhicule doit emprunter pour respecter le code et la structure de la route, en prenant en compte

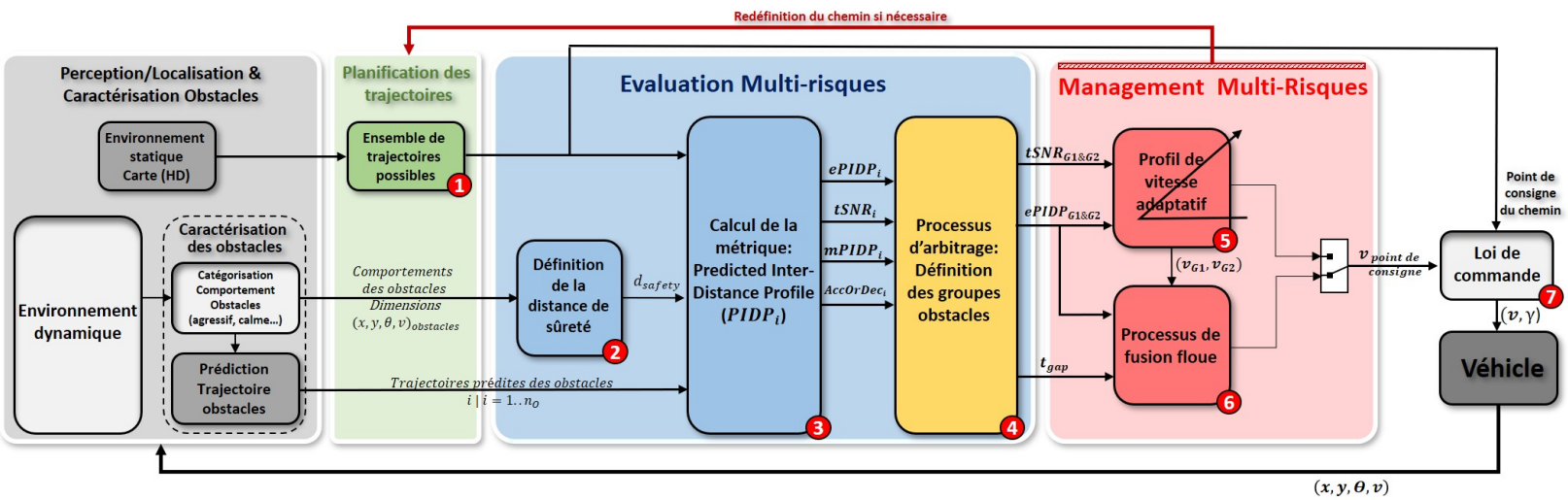


FIGURE 3.1 – Architecture de contrôle/commande globale proposée pour l'évaluation et la gestion multi-risques (MRAM-CS)

uniquement les éléments statiques dans un premier temps, sans considérer les éléments dynamiques. Les capteurs intégrés au véhicule permettent d'observer l'environnement dynamique avec la capacité de caractériser et de prédire les futurs comportements des autres véhicules rencontrés en les catégorisant par exemple de calme ou d'agressif (cf. section 3.2.2.3) [107] et de définir ainsi leurs trajectoires sur une durée prédéfinie, correspondant aux entrées de la métrique de surveillance proposée (cf. section 3.2.2.2). Faire des hypothèses de travail est également nécessaire car le VA est amené à circuler au milieu d'un environnement hautement dynamique. L'un des objectifs de l'architecture de contrôle/commande proposée est de permettre au VA de s'insérer même entre plusieurs véhicules. Cette situation spécifique ne laisse que très peu de place aux hésitations des trajectoires à prendre, car la fenêtre d'insertion peut être restreinte. Afin de vérifier et valider, dans un premier temps, l'approche proposée, des hypothèses de travail sont émises sur la position et la dynamique des obstacles. Ces dernières sont parfaitement connues sur un horizon de temps donné. Dans un deuxième temps, la gestion des incertitudes de perceptions et d'intentions ainsi que leurs impacts des autres usagers de la routes, sur les métriques de risque employées est abordée.

3.2.2 Évaluation multi-risques

L'évaluation multi-risques repose principalement sur une métrique de surveillance continue qui est le Profil Prédicatif de l'Inter-Distance (*Predicted Inter-Distance Profile* (PIDP)) (cf. section 2.3.2.3). Ce bloc clé (cf. Figure 3.2, ③) permet au VA d'évaluer en temps réel la dangerosité de l'environnement dynamique sur un horizon de temps donné (cf. section 3.2.2.2). Ce bloc est associé à la définition de chemin préférentiel que le VA doit emprunter afin de respecter le code et la structure de la route (cf. section 3.2.2.1 et Figure 3.2, ①) défini à partir de la carte HD du bloc de perception et de localisation (cf. section 3.2.1). Afin de pouvoir relever la dangerosité d'une situation à partir de la métrique PIDP, la distance de sûreté doit également être définie (cf. Figure 3.2, ②) et tenir compte de la dangerosité des obstacles rencontrés. Afin de faire face à un flux dense de VOs, le VA doit pouvoir identifier et regrouper les VOs qui imposent un même comportement (soit une accélération ou une décélération, cf. section 3.2.2.4 et Figure 3.2, ④) et ainsi simplifier la prise décision dans ce flux dynamique.

3.2.2.1 Planification des trajectoires

Le processus de planification de trajectoire proposé est décomposé en trois niveaux de planification qui sont le court-, moyen- et long-terme (cf. section 2.3). Cette section présente la démarche utilisée et intégrée au VA afin de planifier des chemins ou trajectoires pour ces trois niveaux de navigation.

Planification des chemins globaux (long-terme)

Déterminer le chemin préférentiel que doit emprunter le VA sur un nœud routier et rendre générique sa définition, nécessite la prise en compte de l'environnement statique (e.g., la structure de la route) mais aussi du code de la route qui sont deux éléments invariables (en fonction du pays de circulation). Le premier élément se retrouve dans la

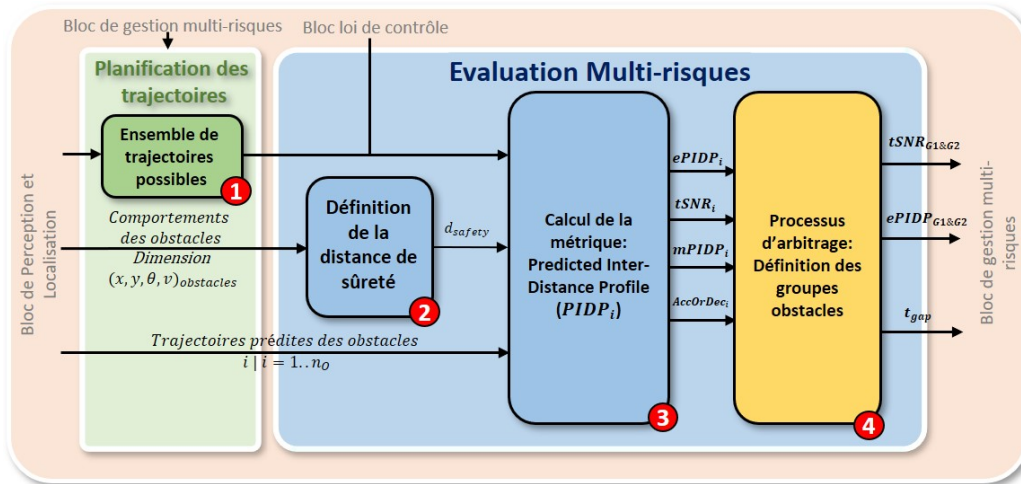


FIGURE 3.2 – Détail des blocs Évaluation multi-risques et de définition des trajectoires, éléments de l'architecture MRAM-CS

description de la carte HD (cf. section 5.2). Le second, pour ce qui est du positionnement que doit adopter le VA pour franchir un rond-point en respectant les règles de conduite, est décrit Figure 2.1. A partir des éléments fournis par la génération d'une description de carte HD, un premier niveau de planification peut être réalisé (cf. Figure 3.3 (2)) en tenant compte uniquement des points globaux (définis sur la carte HD). Ces points globaux, qui sont à la jonction entre les différents nœuds (e.g., intersections) et segments (e.g., route entre deux nœuds) forment un maillage de l'environnement qui permettent à un véhicule de définir la succession de points à emprunter pour se rendre d'un point A à un point B. Ce premier niveau de planification n'est traité que localement dans nos travaux, c'est à dire qu'il est utilisé à l'échelle d'un rond-point. La génération et le traitement sur la carte HD qui a été mis en place permet de l'employer à plus grande échelle dans un environnement urbain complet comprenant des successions de nœuds et de segments. Dans cette situation des algorithmes comme Dijkstra ou A* sont nécessaires afin de déterminer un premier niveau de planification globale permettant à un VA d'aller d'un point A à un point B en milieu urbain. Localement, dans le cas d'un rond-point, cela signifie de connaître l'entrée et la sortie que doit emprunter le VA. Une fois connue, tous les éléments nécessaires à la génération d'un chemin global pour franchir le rond-point sont extraits de la carte HD (cf. Figure 3.3 (4)).

Trajectoire optimale basée sur les cycles-limites (court- et moyen-terme)

Après avoir envisagé différentes méthodes permettant de générer des chemins navigables pour le franchissement des ronds-points (cf. section 2.3.1), la méthode retenue est basée sur les cycles-limites elliptiques (*Elliptic Limit-Cycles* (ELC)). Cette approche initialement dédiée à l'évitement d'obstacles aussi bien statiques que dynamiques [23] [108] (cf. Figure 3.5a), est adaptée et appliquée dans le cas d'un rond-point afin de naviguer de manière flexible et fluide dans les différentes phases, i.e., insertion, changement de voie et sortie (cf. Figure 3.5b). Les ELC sont définis en fonction d'orbites

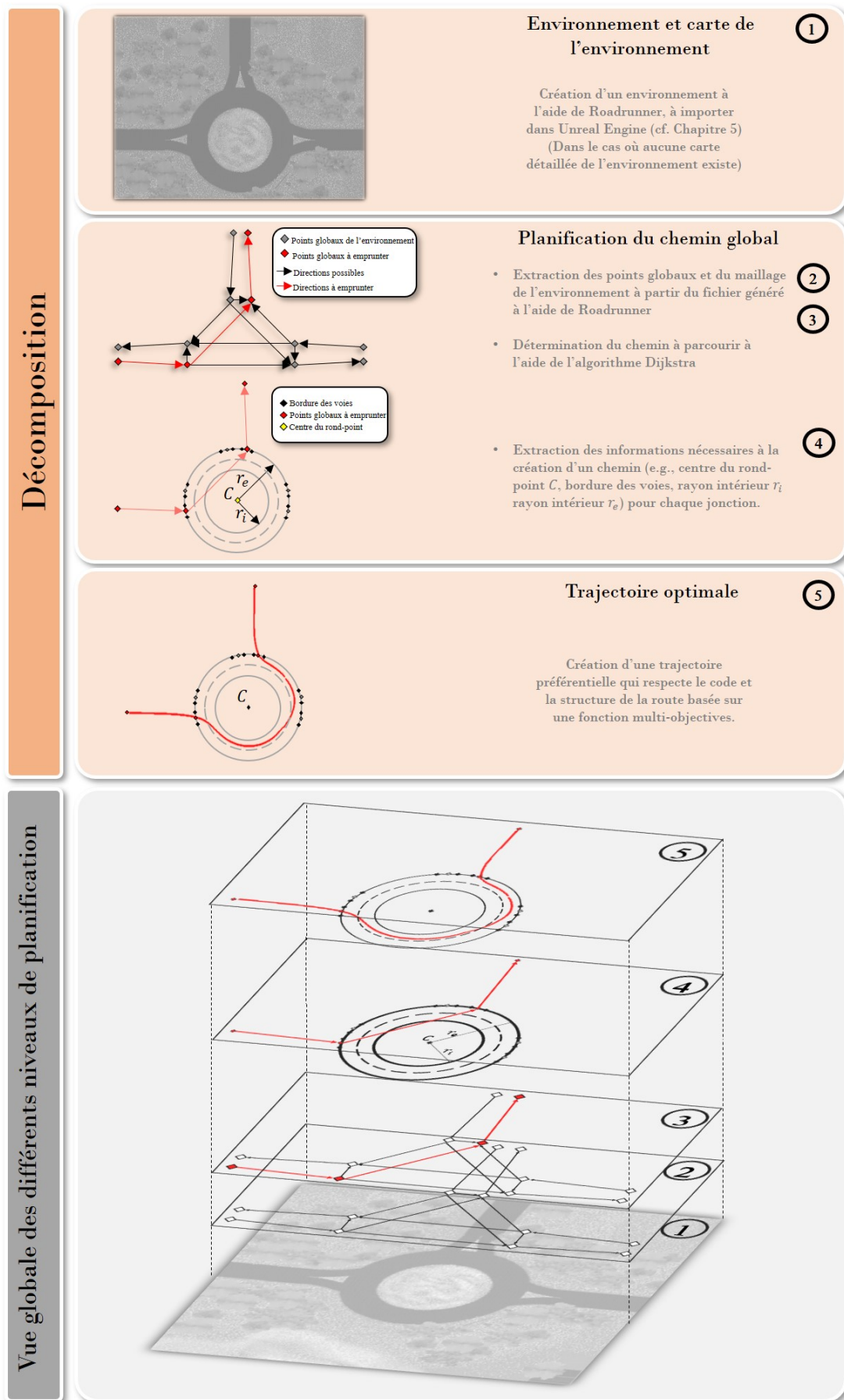


FIGURE 3.3 – Décomposition des différents éléments qui permettent de construire les chemins préférentiels que peut suivre un VA

périodiques elliptiques, correspondant à des ellipses d'influence. Une ellipse d'influence est générée autour de l'obstacle et permet de contourner celui-ci. Dans [89] et [109] la génération d'une ellipse d'influence autour de du VO permet au VA d'effectuer des dépassements adaptatifs de véhicules (obstacles dynamiques) sur autoroute. Les équations correspondantes pour créer les ellipses d'influence sont définies comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}_s = r(By_s + 0.5Cx_s) + \mu x_s(1 - Ax_s^2 - By_s^2 - Cx_s y_s) \\ \dot{y}_s = -r(Ax_s + 0.5Cy_s) + \mu y_s(1 - Ax_s^2 - By_s^2 - Cx_s y_s) \end{cases} \quad (3.1)$$

avec $r = \pm 1$ en accord avec la direction de l'évitement (sens horaire ou sens antihoraire), (x_s, y_s) correspond à la position de l'obstacle par rapport au centre de l'ellipse et $\mu \in \mathbb{R}^+$ est une constante qui permet de moduler la vitesse de convergence de la trajectoire ELC vers l'ellipse d'influence. Les constantes A , B et C sont définies comme suit (cf. Figure 3.4) :

$$\begin{cases} A = (\sin(\Omega)/b_{lc})^2 + (\cos(\Omega)/a_{lc})^2 \\ B = (\cos(\Omega)/b_{lc})^2 + (\sin(\Omega)/a_{lc})^2 \\ C = (1/a_{lc}^2 - 1/b_{lc}^2) \sin(2\Omega) \end{cases} \quad (3.2)$$

où a_{lc} et b_{lc} caractérisent respectivement le grand axe et le petit axe de l'ellipse qui entoure l'obstacle à éviter et Ω donne l'orientation de l'ellipse d'influence.

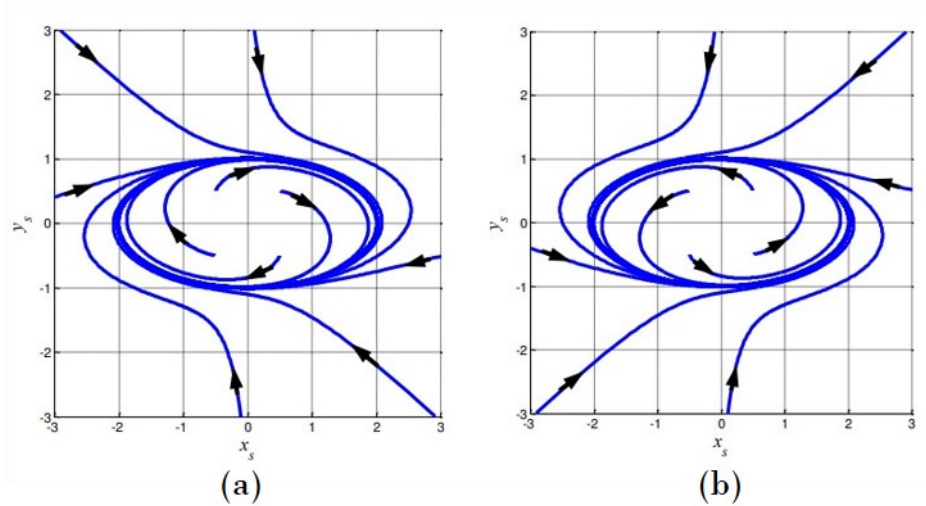
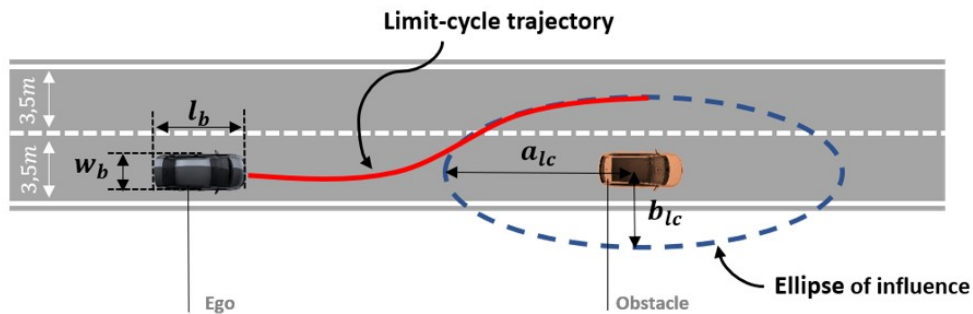
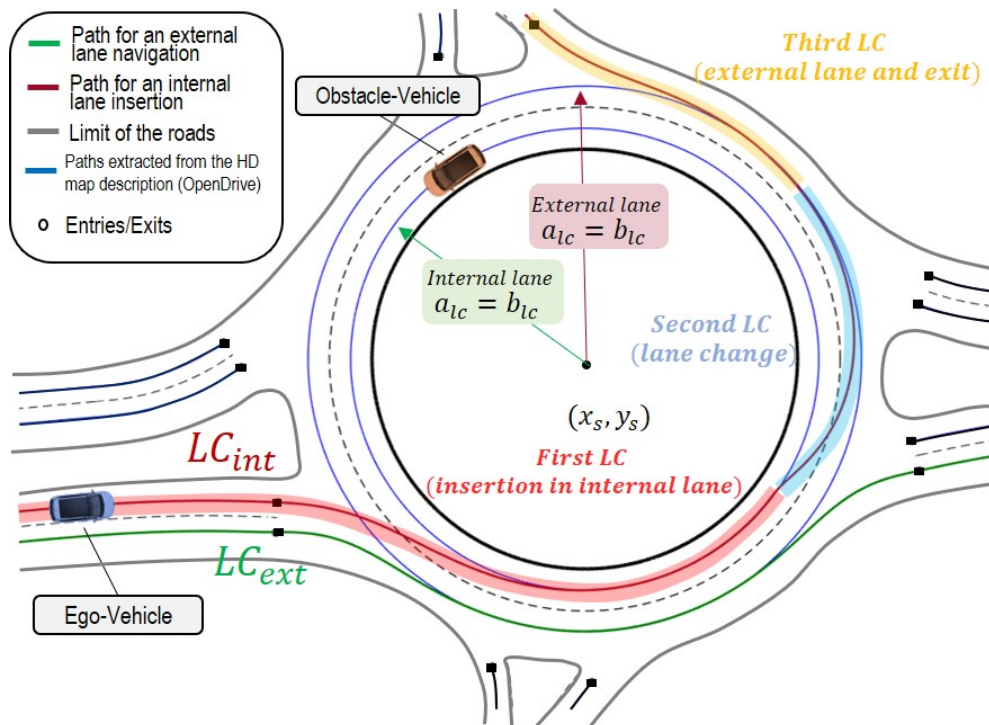


FIGURE 3.4 – Possibilités de forme pour les cycles-limites elliptiques : (a) sens horaire, (b) sens anti-horaire [108]

Dans le cas d'un rond-point ces équations peuvent être simplifiées parce que ce dernier est un obstacle statique et circulaire avec $a_{lc} = b_{lc}$ et l'orientation Ω n'est par conséquent pas importante (cf. Figure 3.5b). Comme dit précédemment, au maximum trois ELC sont nécessaires pour les différentes phases afin de permettre à un VA de franchir un rond-point (cf. Figure 3.5b).



(a) Le VA, en noir, dépasse le véhicule obstacle orange en utilisant une trajectoire basée sur une ELC [109]



(b) Des trajectoires Cycles-Limites sont définies afin de générer une navigation complète dans un rond-point en fonction des entrées et sorties que le VA doit emprunter, avec un maximum de 3 ELC (entrée, zone circulaire avec changement de voie si nécessaire, et sortie) [110]

FIGURE 3.5 – L'emploi des ELC pour l'évitement d'obstacles dynamiques (3.5a) et pour le franchissement de ronds-points (3.5b)

Phase d'insertion dans un rond-point

Pour définir un chemin d'insertion dans un rond-point, il faut connaître le point de passage par lequel le VA doit passer (représenté par la fin du chemin de référence du segment précédant le rond-point ainsi que le premier point de l'ELC) et la voie sur laquelle il souhaite s'insérer (i.e., intérieur ou extérieur afin de connaître le rayon de l'obstacle $a_{lc} = b_{lc}$). Le seul paramètre qu'il est important de fixer est μ , déterminé dans nos travaux par dichotomie, afin de limiter l'angle entre la tangente à la courbe au dernier point du segment de trajectoire précédant le rond-point et la tangente au premier point du cycle-limite mais aussi limiter la courbure du chemin (cf. Figure 3.6). Ce chemin restera fixe car le VA doit maintenir un cap cohérent lors de son insertion. Si une correction de trajectoire doit être effectuée dans cette phase, le VA préférera adapter sa vitesse plutôt que son chemin. La modification du chemin peut être envisagée dans des situations d'urgences [89] [69], qui ne sont pas traitées dans nos travaux.

Phase de sortie de rond-point

La sortie est générée de la même façon que l'entrée, c'est à dire depuis le point de passage de sortie que le VA doit emprunter jusqu'à la voie extérieure du rond-point à la différence que le paramètre μ est réglé de façon à minimiser l'écart qu'il peut y avoir entre le cycle-limite de sortie et celui généré pour un éventuel changement de voie ou celui de l'insertion (cf. Figure 3.6).

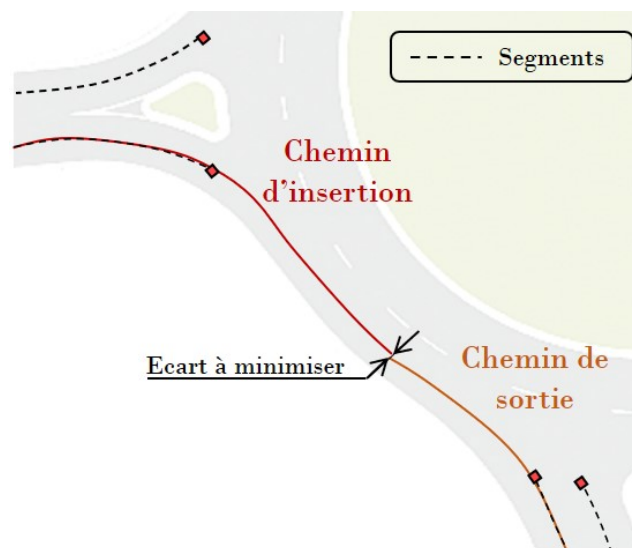


FIGURE 3.6 – Jonction entre le chemin d'insertion et le chemin de sortie dans un rond-point

Phase de changement de voie

Considérations liées au code de la route

Le code de la route recommande pour un changement de voie dans un rond-point que le véhicule se soit rabattu sur la voie extérieure au niveau de la sortie précédent celle que l'on compte emprunter (i.e., Figure 3.7, E_{g-1}). Le début du changement de voie n'est pas explicitement défini mais pour respecter les recommandations du code de la route liées à ce genre de structure et ne pas obstruer la voie extérieure afin de permettre à des véhicules de s'insérer en E_{g-2} , la manœuvre doit commencer à partir de l'entrée précédente celle de rabattement (i.e., E_{g-2}). Autrement dit, pour sortir en E_g , le véhicule doit se rabattre au plus tard au niveau de l_1 (droite passant par le centre du rond-point O et le point de passage de l'entrée de E_{g-1} défini par la carte HD) et peut commencer la manœuvre de changement de voie au niveau de l_3 (droite passante par le centre du rond-point O et le point de passage de l'entrée de E_{g-2}) (cf. Figure 3.7). La définition exacte de l'emplacement de l_1 à l_3 est assez générique et peut être changée aisément pour s'adapter aux différents codes de la routes appliqués (en fonction des pays par exemple).

Considérations liées aux effets dynamiques de la trajectoire à suivre

Une autre contrainte doit être considérée, la capacité du véhicule à effectuer ce changement de voie. Si ce dernier est engagé trop tardivement, les contraintes du véhicule feront que celui-ci ne pourra pas atteindre la voie extérieur au niveau de l_1 et par conséquent ne respectera pas le code de la route. De plus, un rabattement trop brusque dégradera le confort des passagers avec une accélération latérale trop importante.

Pour savoir si le chemin défini par l'ELC répond aux contraintes véhicule, un véhicule virtuel est utilisé et emprunte ce chemin à v_{max} (défini d'après le diamètre du l'îlot central du rond-point [111]). La trajectoire à suivre par le véhicule virtuel est définie au travers d'une optimisation multi-critères sous contrainte (cf. équation 3.3), garantissant que les contraintes liées à la structure du VA soient respectées (e.g., angle de braquage maximum, accélération latérale maximale).

Chaque changement de voie est défini par un angle $\alpha \in [\alpha_{min}, \alpha_{max}]$ et un $\mu \in]0,1[$. α est découpé en n intervalles de $\Delta\alpha$ et chaque α donné, le μ optimal est recherché et sera celui qui permet de minimiser la fonction J :

$$J = \omega_1 \cdot J_{OS} + \omega_2 \cdot J_{ST} + \omega_3 \cdot J_C \quad (3.3)$$

Avec :

- J_{OS} correspond au sous-critère qui minimise le dépassement de la trajectoire obtenue par rapport à la voie extérieure (*OverShooting*).
- J_{ST} sert à minimiser la distance à la voie extérieure au point de rabattement (*SettlingTime*).
- J_C permet de minimiser le rayon de courbure de la trajectoire obtenue.

De cette façon, l'angle α_{min} à partir duquel peut commencer le changement de voie en respectant la contrainte sur l'accélération latérale peut être déterminé. Ce qui signifie que le changement de voie doit obligatoirement débuter dans la zone comprise entre l_2 et l_3 (cf. Figure 3.7). Cette fonction est normalisée à l'aide de la méthode des sommes pondérées [112] [23], souvent utilisée dans la prise de décision multi-critères. Elle nécessite la normalisation de chaque critère pour les rendre adimensionnel. Pour ce faire, la valeur maximale que chaque critère peut prendre doit être définie. Les valeurs maximales des critères J_{OS} et J_{ST} sont fixées comme suit :

$$\max(J_{OS/ST}) = l_{voie} - l_{vehicule} \quad (3.4)$$

avec l_{voie} la largeur de la voie et $l_{vehicule}$, la largeur du véhicule. J_C est quant à lui limité par une contrainte véhicule liée à l'angle maximal de braquage des roues et l'accélération latérale comprise dans la pénalité est limitée à $5m/s^2$. $\omega_i | i = 1..3 \in \mathbb{R}^+$ sont des constantes positives permettant d'obtenir le bon équilibre entre les différents critères.

Dans nos simulations, nous avons fixé les valeurs des poids comme suit : $\omega_1 = 0.25$ $\omega_2 = 0.25$ $\omega_3 = 0.5$.

Cette optimisation est réalisée avec le passage d'un robot virtuel navigant à v_{max} pour mettre le système au maximum de ses possibilités et voir si la trajectoire obtenue reste viable. Dans les cas où $\widehat{l_1 O l_2} > \widehat{l_2 O l_3}$ et qu'il n'y a pas de solution envisageable de changement de voie entre deux jonctions, la vitesse v_{max} employée doit être réduite. Il est à noter que dans le cadre des vitesses effectives que le VA va sélectionner, celles-ci seront obtenues autour d'une vitesse nominale $v_{nominal} < v_{max}$.

L'utilisation du robot virtuel pour le changement de voie est appliquée sur l'ensemble du chemin généré pour le rond-point. Cette approche permet de vérifier la faisabilité du parcours par le VA. De plus, le chemin suivi en utilisant la même loi de commande que le VA est sauvegardé et représente le chemin que le VA doit suivre. Ce chemin correspond également au trajet préférentiel que le VA devrait prendre dans un environnement sans obstacles, tout en respectant les contraintes du code de la route et de l'infrastructure, ainsi que les contraintes géométriques, cinématiques et dynamiques du VA.

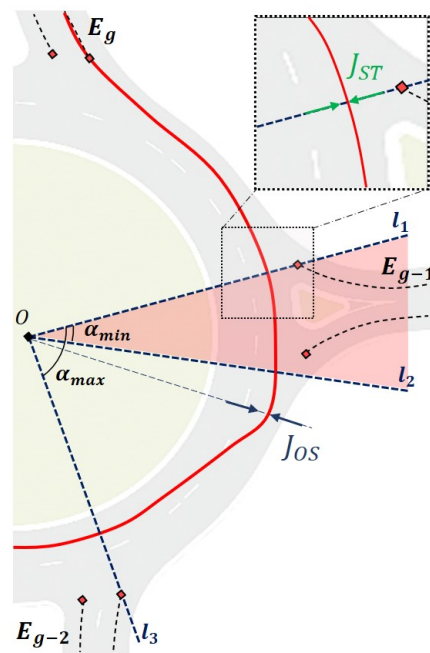


FIGURE 3.7 – Définition d'un changement de voie sur un rond-point basé sur les cycles-limites

3.2.2.2 Profil Prédicatif de l'Inter-Distance (PIDP)

Une fois le chemin répondant aux contraintes de l'environnement statique défini, il faut permettre au VA d'évaluer l'environnement dynamique en estimant la faisabilité et la dangerosité d'une manœuvre (e.g., insertion, dépassement) ou tout simplement en surveillant un état de navigation. La métrique détaillée dans la section 3.2.2.2 est appliquée dans le cadre de nos travaux de thèse, sur des manœuvres dans des ronds-points et s'appuie sur des prédictions, en ligne, des trajectoires des VO (cf. Figure 3.8). Parmi, les hypothèses de travail, on considère que les VO suivent des dynamiques d'évolution qu'on peut percevoir et même prédire, soit en considérant que la dynamique est maintenue constante sur $t_{horizon}$ soit variable si on intègre la caractéristique du VO en face (e.g., soit calme, soit agressif..., cf. section 3.2.2.3). Comme indiqué dans la section 3.2.1, ces éléments perceptifs et en lien avec les prédictions des comportements des VAs sont en dehors du spectre des travaux de recherche menés, néanmoins, nous avons veillé dans nos travaux à utiliser des hypothèses réalistes en adéquation avec la littérature dans le domaine. Évidemment, afin d'avoir l'évaluation des risques la plus précise, la PIDP peut être recalculée à chaque pas de temps ou à chaque détection de changement de dynamique afin de pouvoir réagir.

Le calcul initial de la PIDP suppose que les véhicules considérés gardent une même dynamique et restent sur un chemin prédéfini sur l'horizon de temps défini $t_{horizon}$, or, chaque obstacle détecté peut être amené à se déplacer dans tout l'espace navigable et accélérer ou décélérer dans cet espace. Tenir compte de ces incertitudes de localisation et de perception dans l'objectif de robustifier davantage l'approche mise en place, revient à calculer des PIDP pour des chemins représentant les limites de l'espace navigable

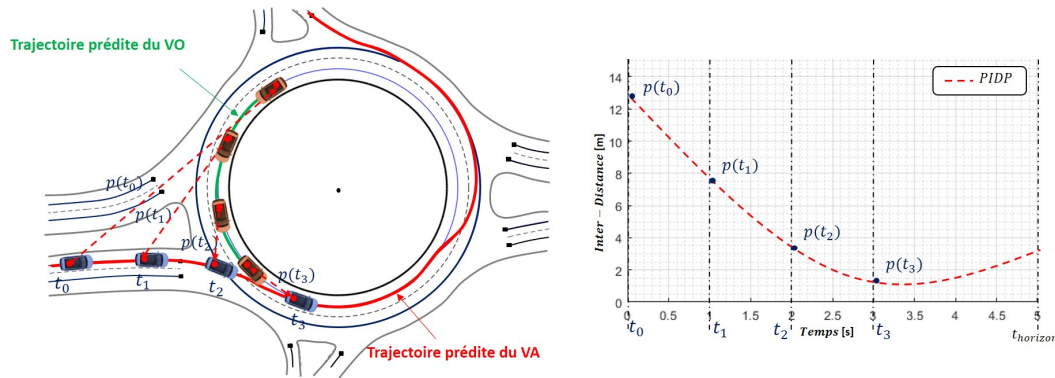


FIGURE 3.8 – Définition de la PIDP dans le cas d'un rond-point connaissant les trajectoires prédites des véhicules considérés

(cf. Figure 3.9). À cela peut être ajouté l'incertitude sur la vitesse et l'accélération ce qui augmentera encore la zone d'incertitude de la PIDP. Dans cette situation, la PIDP la plus contraignante, i.e., celle avec la borne minimale le plus faible ($\min(tSNR)$) est considérée ce qui fait que le VA aura un comportement très conservateur et qui privilégiera davantage des comportements limites d'accélération / décélération (voire d'arrêt plus fréquent) pour réaliser la manœuvre en cours. Cependant notre objectif est de concevoir une architecture pour un VA au comportement plus "dynamique", qui saisira toutes les opportunités (dans la mesure où les distances de sûreté soient respectées) pour s'insérer dans une voie ou entre des véhicules, minimisant ainsi fortement le nombre d'arrêts ou d'une manière générale des comportements trop conservatifs, rendant le VA inopérant. L'adjonction explicite de ces incertitudes dans les travaux présentés dans ce qui suit n'est pas mise en exergue. Cette partie fera l'objet de travaux futurs en intégrant des notions d'analyse par intervalle et de domaines d'atteignabilité [113] [114].

Pour déterminer le macro-comportement que doit adopter le VA (i.e., accélérer ou décélérer) face à un VO à partir de cette métrique, il est important de déterminer si la collision, ou le non-respect des distances de sûreté, prend place à l'avant ou à l'arrière du VA (il est entendu ici que si aucune collision n'est détectée sur $t_{horizon}$, le VA peut maintenir sa dynamique actuelle). Pour ce faire, des zones tampons en forme de cercles sont attribuées aux véhicules (cf. Figure 3.10a) et caractérisent les différentes collisions possibles entre le VA et le VO. Quatre PIDP doivent être calculées (une pour chaque paire de cercles) afin de déterminer le macro-comportement (accélération ou décélération) que le VA doit adopter en fonction de la situation projetée (cf. Tableau 3.10b). Par exemple, dans la ligne 5 du tableau, lorsque la distance "Ef" (avant du VA) = 1 et "Or" (arrière de l'obstacle) = 1, le macro-comportement prévu pour le VA est de décélérer

3.2.2.3 Distance de sûreté dynamique

Un autre élément important à déterminer et qui est l'une des améliorations de l'utilisation apportée à la PIDP est la définition d'une distance de sûreté dynamique

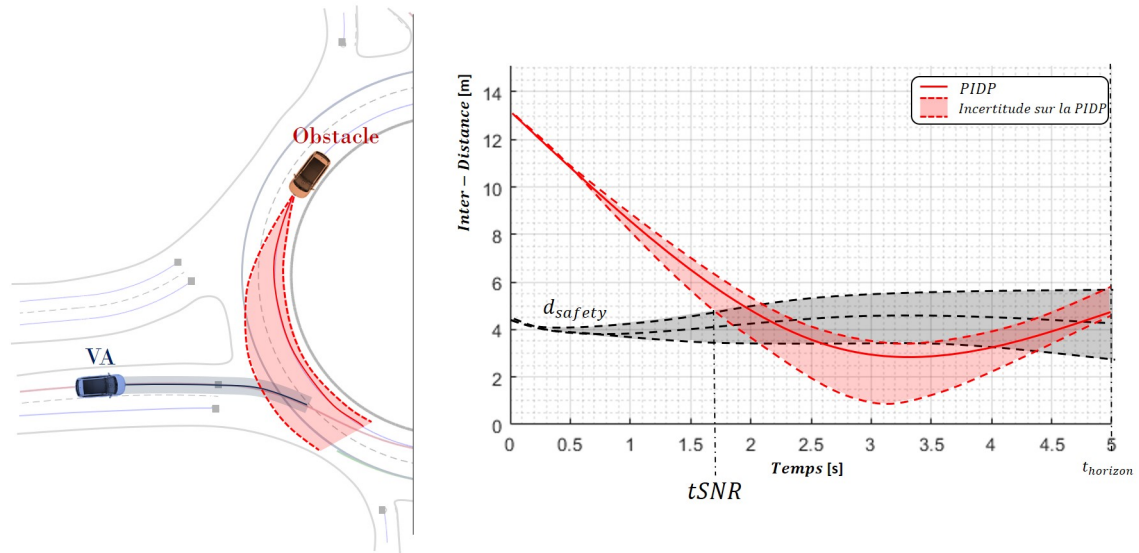


FIGURE 3.9 – Représentation de l'incertitude de prédiction de la position et de la vitesse d'un VO sur la définition de la PIDP

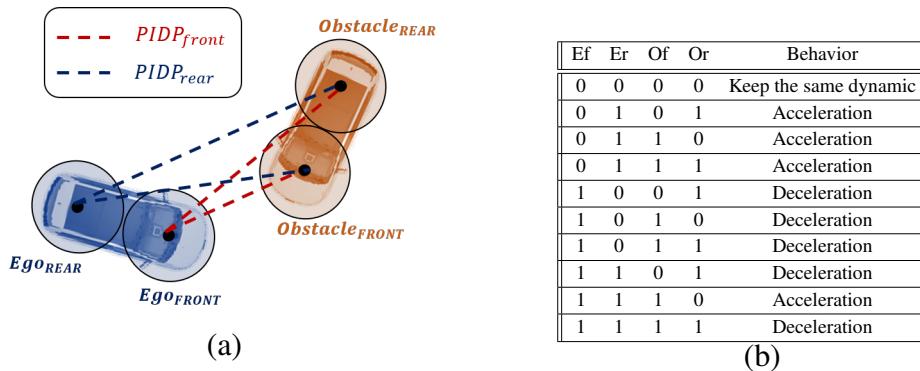


FIGURE 3.10 – Détermination du comportement à adopter

d_{safety} (cf. Figure 3.1, ③). Cette dernière permet de renforcer le fait que la PIDP soit une métrique temporelle, en plus d'être une métrique géométrique, interprétable uniquement à l'échelle des distances inter-véhicules. En effet d_{safety} à tout d'abord été considérée comme constante [110] où la distance de sûreté à maintenir était la même pour tous les obstacles rencontrés. Dans [115], la d_{safety} tient compte du comportement dynamique de l'obstacle identifié (une plus grande distance de sûreté est à maintenir pour un obstacle identifié comme dangereux qu'un obstacle identifié comme calme, cependant d_{safety} est toujours constante sur l'horizon de temps donné). La définition de d_{safety} [116] est à présent formulée en fonction de la vitesse relative des véhicules ce qui permet de tenir compte de la dynamique des véhicules sur l'horizon de temps et se définit comme suit :

$$d_{safety} = d_{min} + t_{safety} \cdot v_r \quad (3.5)$$

Avec v_r la vitesse relative entre les deux véhicules (le VA et l'autre VO par exemple) et t_{safety} une constante (en général, nous prenons $t_{safety} = 2s$, comme couramment utilisé dans la littérature [117]). La distance de collision d_{min} , définie comme suit :

$$d_{min} = R_{VA} + R_{VO} + Marge \quad (3.6)$$

Avec R_{VA} et R_{VO} les rayons des cercles entourant le VA et le VO respectivement (cf. Figure 3.10a). La terme *Marge* permet, entre autres, de tenir compte d'une incertitude sur les variations de la dynamique d'un VO, liées à son comportement [115].

Cette *Marge* doit permettre à un VA de maintenir une distance de sûreté déterminée à partir du comportement obstacle prédit. Une revue sur les différents styles de conduite est réalisé dans [107]. Les auteurs considèrent trois comportements possibles : «Calme», «Agressif» et «Dangereux». Un obstacle «Calme», dans la stratégie proposée, navigue à une vitesse constante ou à une vitesse normale/lente (conformément aux règles de circulation). Un obstacle «Agressif» navigue à grande vitesse ou accélère/décélère brusquement. Contrairement à un obstacle «Calme», un obstacle «Agressif» augmente intentionnellement le risque de collision en raison de la compétitivité ou de l'hostilité de ses actions avec les autres véhicules. Le troisième comportement, le plus compliqué pour un VA, est un obstacle «Dangereux» défini par un comportement chaotique caractérisé par des profils de vitesse irréguliers avec des accélérations et/ou des décélérations excessives. L'identification du comportement du VO n'est pas l'objectif de nos travaux de thèse. Plusieurs travaux existent dans la littérature autour de ce sujet hautement important [107]. Dans nos travaux, on considère que les comportements types des conducteurs sont des entrées de notre contrôleur et que l'obstacle a un comportement prédéterminé. En d'autres termes, son profil de vitesse correspond au comportement décrit ci-dessus et il conserve son comportement pendant tout le scénario.

Il est courant de représenter le comportement d'un véhicule par un Système d'Inférence Floue (FIS), car cela permet de représenter la situation comme un degré de vérité, plutôt qu'une information purement binaire (vrai ou faux) [118]. Il est suggéré

ici de représenter le degré des risques pouvant être engendrés par le comportement du VO sur l'intervalle $[0, 1]$ et caractérisé par des fonctions d'appartenance gaussiennes (GMF) représentant les 3 comportements identifiés (Calme, Agressif et Dangereux). Ces GMF permettent de définir la distance de sûreté appropriée d_{safety} en fonction du comportement des VOs dynamiques détectés. Pour un VO calme, la distance de sûreté à maintenir est plus faible que pour un VO agressif. Ceci permet d'anticiper les potentielles accélérations ou décélérations de ce dernier. La marge de sûreté pour un obstacle dangereux est considérée comme ayant les valeurs les plus importantes et permet au VA d'être plus conservateur par rapport à ce type de véhicule hautement dangereux. Cette anticipation aide à réduire l'impact de la variation de vitesse du VO sur le profil de vitesse du VA. En effet, si un changement de dynamique est détecté, le fait que le VA ait initialement anticipé ce type de comportement, demandera moins d'effort (une accélération/décélération moins importante).

Si l'une des PIDP calculées franchit la distance de sûreté d_{safety} (cf. Figure 3.11), le véhicule est considéré comme dangereux et le profil de vitesse du VA, voire le chemin à adopter par le VA (cf. section 4.2), doivent être adaptés.

Tenir compte d'une distance de sûreté permet d'extraire plusieurs informations importantes de la PIDP afin de saisir le macro-comportement que doit adopter le VA (cf. Figure 3.11). Ces informations sont détaillées comme suit :

avec

- $tSNR$ représente le temps de sûreté non respecté déterminé par le croisement entre la PIDP et d_{safety} . Il existe autant de $tSNR$ que de PIDP qui franchissent la distance de sûreté, cependant, uniquement le minimum de tous les $tSNR$ ainsi que la PIDP correspondante sont considérées (cf. Figure 3.11, PIDP rouge). Ceci permet dans un premier temps de déterminer le macro-comportement du VA (i.e., accélérer ou décélérer) suivant la PIDP considérée (cf. Figure 3.10).
- $mPIDP$ représente le minimum de la PIDP et est une information nécessaire afin d'appliquer le bon profil de vitesse qui permet de maintenir une distance de sûreté avec le VO.
- $ePIDP$ représente l'erreur entre d_{safety} et le minimum de la PIDP, $mPIDP$ ($ePIDP = d_{safety} - mPIDP$)

Il est important de noter que suivant l'état de la navigation, tenir compte de la métrique d'évaluation PIDP peut être contraignante pour le VA. Quand les deux véhicules naviguent sur des voies différentes, l'application de la stratégie ferait qu'ils maintiendraient une distance de sûreté associée à d_{safety} (cf. équation 3.6) alors que si ces derniers se maintiennent et se projettent sur leurs voies respectives (cf. Figure 3.12(a)), il n'y a aucune raison d'anticiper afin de respecter une distance de sûreté. Elle doit cependant être continuellement surveillée en cas de dérive de l'un des véhicules. La stratégie d'application d'un profil de vitesse adaptatif redevient nécessaire quand les prédictions des deux véhicules s'entrecroisent (cf. Figure 3.12(b)). Dans cette situation, le VA doit anticiper sa manœuvre de rabattement afin de respecter les distances de sûreté avec les VOs.

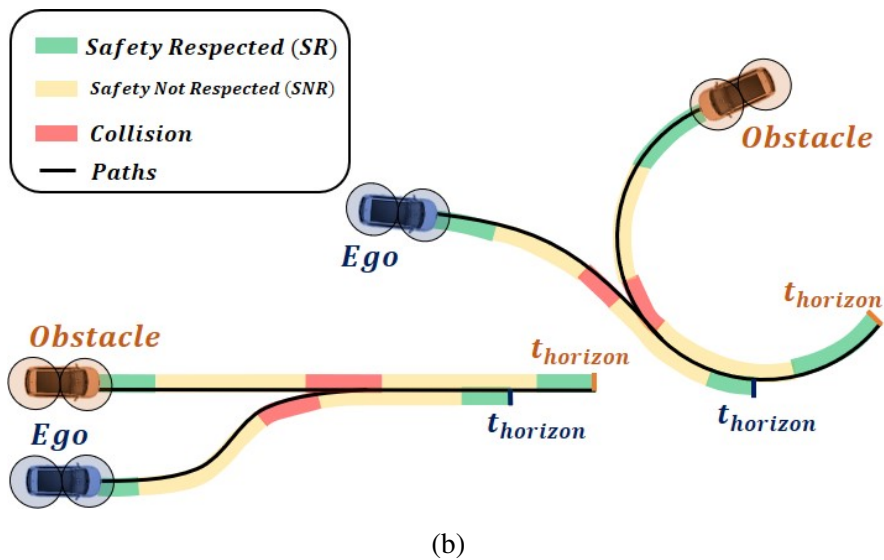
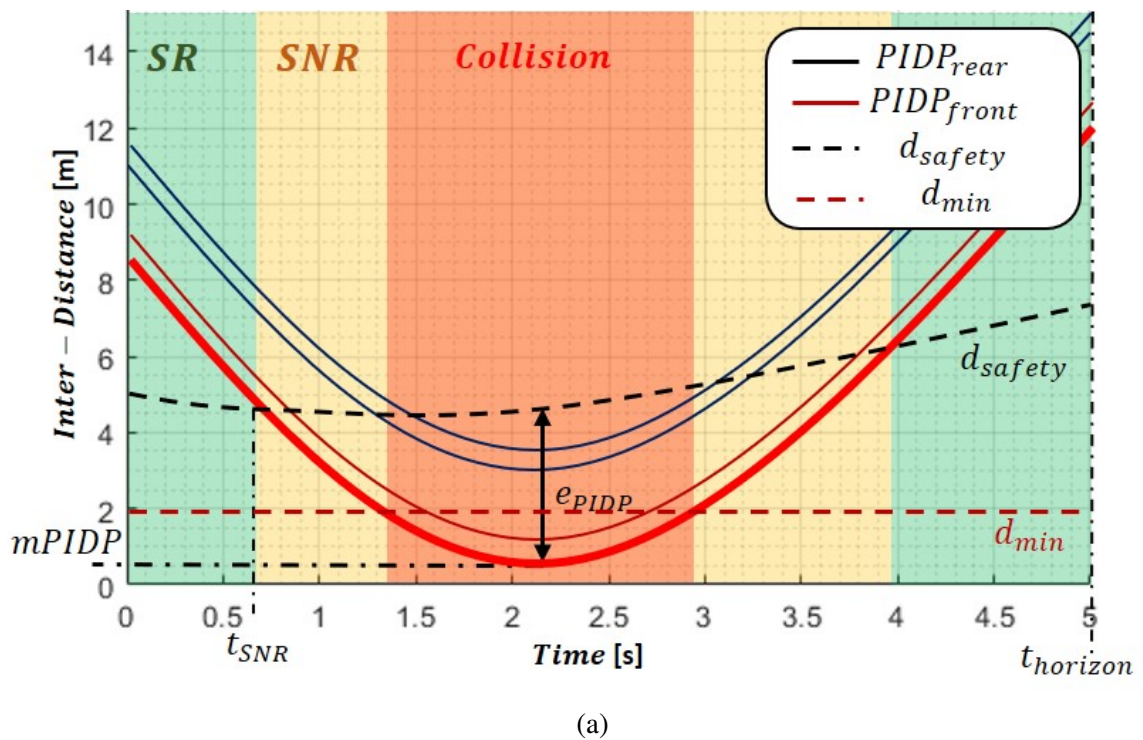


FIGURE 3.11 – La figure 3.11a présente le profil prédictif de l'inter-distance (PIDP) pour toutes les combinaisons possibles entre deux véhicules, ainsi que le degré de dangerosité de la situation (SR : Sûreté Respectée, SNR : Sûreté Non Respectée et Collision) par rapport à la distance de sûreté définie (d_{safety}) sur la durée d'observation à l'horizon, $t_{horizon}$. La Figure 3.11b illustre cette même dangerosité mais représentée sous forme de mesure à l'échelle des distances le long du trajet défini pour chaque véhicule

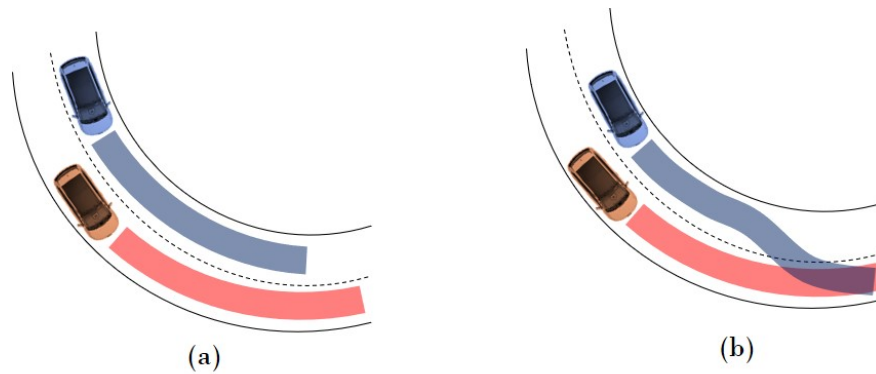


FIGURE 3.12 – (a) et (b) présentent deux scénarios avec le VA en bleu et le VO en rouge, avec leurs projections respectives. La première (a), les véhicules naviguent sur deux voies distinctes tandis que la seconde (b), présente une intention de rabattement du VA avec des trajectoires prédites qui s'entrecroisent

La Figure 3.13(c) présente une manœuvre de rabattement dans un rond-point en présence d'un VO sur la voie extérieure. Au début du scénario, la distance de sûreté calculée à l'aide de (3.6) indique qu'elle n'est pas respectée l'évolution $mPIDP$ inférieure à d_{safety} . Les deux véhicules sont sur des voies différentes et leurs projections ne s'entrecroisent pas. Au moment où les projections s'entrecroisent, la stratégie est appliquée afin de maintenir une distance de sûreté et respecter d_{safety} . Le VA décélère pour laisser passer le VO et accélère ensuite pour finir la manœuvre de rabattement. Sans cette distinction, le VA aurait maintenu une distance de sûreté avec le VO même s'ils circulaient sur deux voies distinctes. Cela aurait empêché le VA de naviguer à la vitesse souhaitée sur sa propre voie.

3.2.2.4 Processus d'arbitrage : Définition des groupes d'obstacles

Lors du franchissement d'un rond-point, le VA peut être amené à rencontrer un trafic dense de VO et doit appliquer un profil de vitesse permettant de maintenir une distance d_{safety} spécifique à chaque VO_i dangereux. Une fois que l'ensemble des PIDP est calculé pour chaque VO, à travers l'horizon de temps, $t_{horizon}$ et que le comportement que chaque obstacle impose au VA est connu (cf. section 3.2.2.3), la stratégie de contrôle proposée suggère de regrouper tous les obstacles qui imposent le même macro-comportement (cf. 3.1, bloc 4), soit une accélération ou une décélération.

Comme l'exemple montré sur la figure 3.14, trois obstacles sont pris en compte avec leurs PIDP respectives. Si la collision se produit à l'avant du VA (PIDP avec lignes en plein pour les VOs 1 et 2), le VA doit décélérer en tenant compte de l'obstacle le plus dangereux, c'est-à-dire celui avec le $tSNR$ le plus faible, sinon il doit accélérer (PIDP avec ligne en pointillés pour l'obstacle 3). Pour un nombre n_{co} d'obstacles avec des collisions consécutives à l'arrière (ou à l'avant respectivement), l'obstacle considéré pour chaque groupe est défini comme suit :

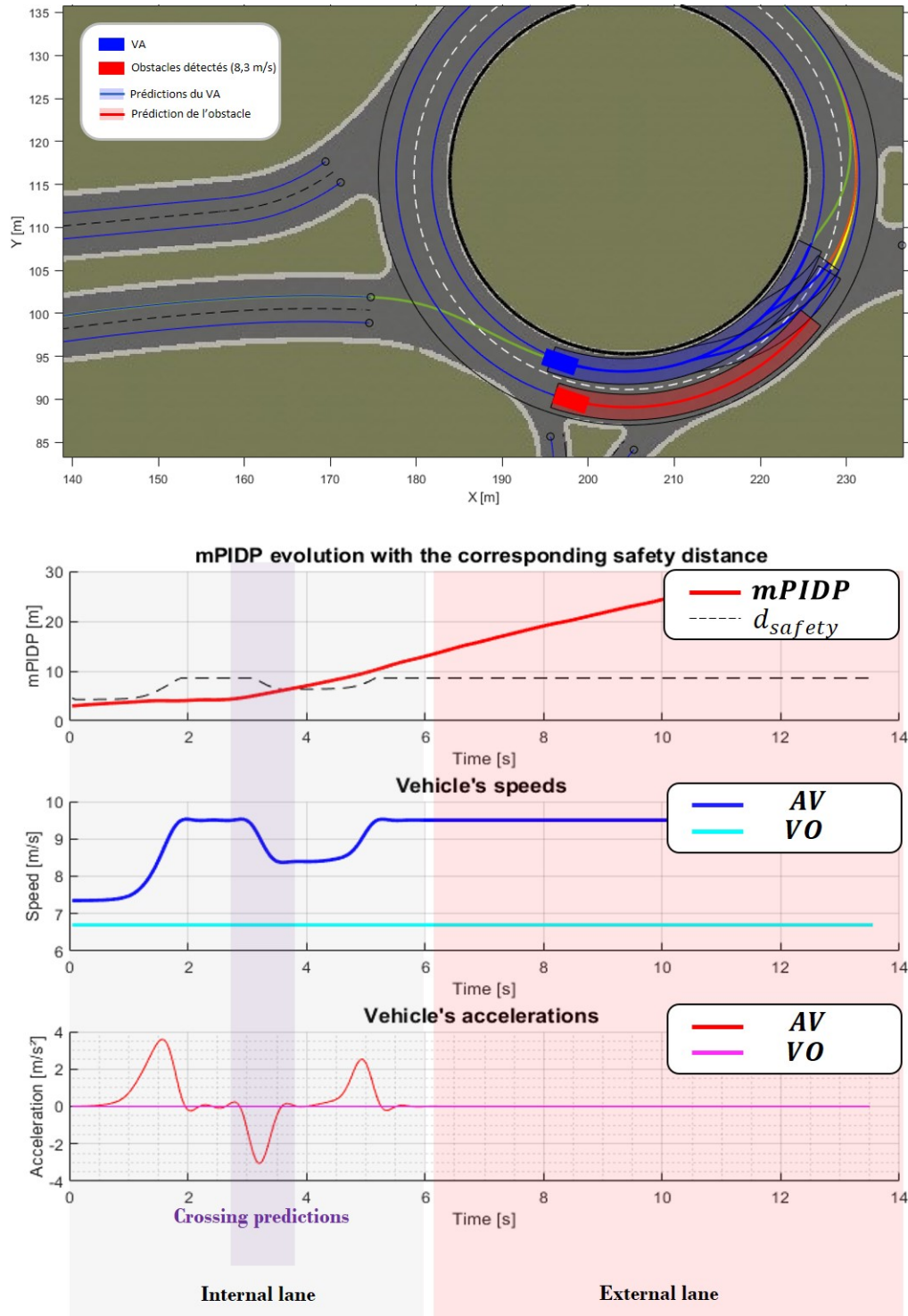


FIGURE 3.13 – Scénario représentant un VA souhaitant changer de voies dans un rond-point avec un ensemble de trajectoires possibles accompagné de l'évolution des différentes métriques permettant de sélectionner la trajectoire la plus optimale

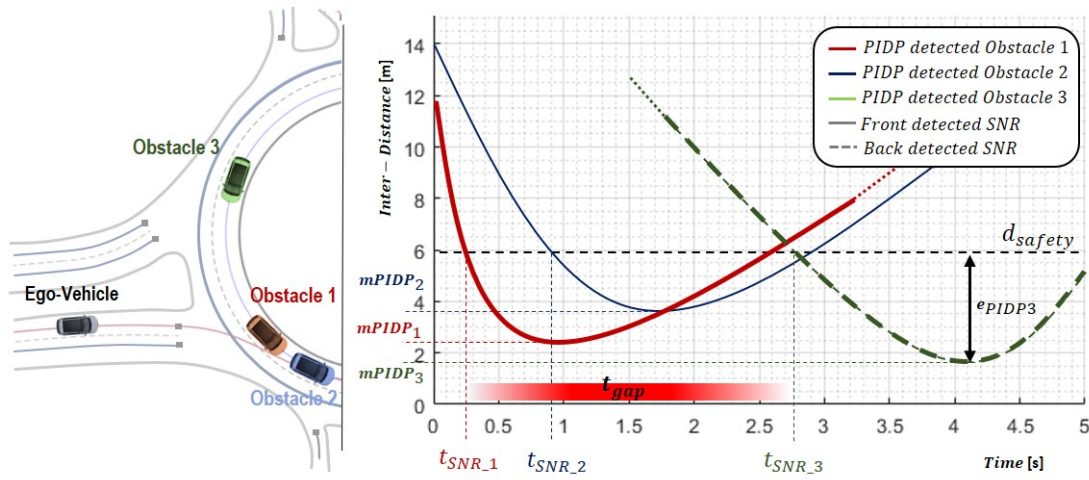


FIGURE 3.14 – Exemple de progression du tracé des PIDPs que le VA peut rencontrer lors d’une insertion ou d’un changement de voie dans un rond-point où 3 VO sont détectés et où les PIDP correspondantes à ces 3 VO à risque sont calculées. Les deux obstacles à sa droite où l’orange et le bleu (obstacles 1 et 2) imposent une décélération au VA et peuvent être regroupés. Le troisième impose une accélération tout en tenant compte du tableau donné dans figure 3.10

$$t_{Gi} = \min(t_{SNR_1}, \dots, t_{SNR_{n_{co}}}) \quad (3.7)$$

avec $i \in \mathbb{N} | i = 1, 2$ pour chaque obstacle.

Pour chaque groupe possible de macro-comportement induit (accélération/décélération) existant, le minimum est sélectionné car c’est le temps de non-respect des distances de sûreté le plus critique, en tenant compte du groupe d’obstacles défini. En raison de la stratégie de contrôle proposée et des règles de circulation, il n’y a pas d’alternance de plus de deux groupes dans l’horizon de temps donné. Il y aura au maximum 2 groupes, l’un nécessitant une décélération avec un non-respect des distances de sûreté prenant part à l’avant du VA et l’autre à l’arrière avec une demande d’accélération. Cette situation, lorsqu’on identifie deux groupes dans l’horizon de temps donné $t_{horizon}$, signifie une insertion entre les deux véhicules les plus critiques (un véhicule sélectionne pour chaque groupe), l’un demandant une décélération appropriée (pendant tout l’horizon temporel considéré) et l’autre une accélération appropriée pour éviter la collision et maintenir les distances de sûreté. Tout le défi consiste donc à définir le profil de vitesse le plus approprié pour garantir l’insertion du VA entre ces deux VO, car c’est dans cette situation que les véhicules peuvent être arrêtés pendant une période indéfinie, en fonction de la densité de la circulation [119].

Le temps t_{gap} (cf. Figure 3.14) représente le temps entre les t_{SNR} des groupes identifiés :

$$t_{gap} = |t_{G1} - t_{G2}| \quad (3.8)$$

Si ce paramètre, $t_{gap} > t_{lim}$, où t_{lim} est une constante fixée, l'insertion est autorisée pour garantir une insertion en toute sécurité (en maintenant des distances de sûreté entre les deux obstacles conçus), alors l'insertion peut être effectuée. Sinon, les deux groupes identifiés sont regroupés pour former un seul groupe qui imposera une seule dynamique (accélération ou décélération) au VA, tout en tenant compte des obstacles les plus dangereux.

3.3 Management multi-risques

La stratégie de management multi-risques, a pour objectif de maintenir en temps réel une distance de sûreté d_{safety} avec tous les obstacles dynamiques environnants. A partir de la métrique d'évaluation du risque PIDP et des critères extraits de cette dernière (cf. Figure 3.11), le VA doit être capable d'appliquer un profil de vitesse dynamique qui lui permet de toujours maintenir le minimum de PIDP supérieur à la distance de sûreté souhaitée.

Plusieurs approches ont été testées et comparées afin de définir la meilleure façon d'exploiter la métrique de surveillance PIDP pour appliquer un profil de vitesse adaptatif (cf. section 4.3). Dans ce chapitre, a été présenté la stratégie mis en place pour distinguer des groupes d'obstacles (cf. section 3.2.2.4). Dans le bloc management-multi-risques a été mis en place un processus de fusion floue (cf. section 4.4) afin d'appliquer un profil de vitesse répondant à l'ensemble des groupes VOs déterminés. L'ensemble de ces démarches avec leurs principaux avantages/ inconvénients sont détaillées dans le chapitre 4.

3.4 Conclusion

La stratégie de contrôle proposée pour l'évaluation et la gestion multi-risques, nommée *Multi-Risks Assessment and Management Control Strategy* (MRAM-CS) est une architecture générique, appliquée dans nos travaux au franchissement d'intersections non signalisées, où le VA est amené à s'insérer dans des voies comportant une multitude de VOs dynamiques. Ce chapitre s'est concentré principalement sur la partie évaluation multi-risques (cf. section 3.2.2). Une nouvelle approche adaptant les cycles-limites pour définir un chemin dans ce type d'intersection a été présentée. Elle permet à un VA de définir un chemin qui respecte à la fois les contraintes de la structure et le code de la route connaissant l'entrée et la sortie que le VA doit emprunter. L'évaluation du risque se fait à l'aide du profil prédictif de l'inter-distance (*Predictive Inter-Distance Profile* (PIDP)). Cette métrique de surveillance continue, considérée comme une métrique à l'échelle de distance, devient également une métrique d'ordre temporelle avec l'ajout d'une distance de sûreté tenant compte de la vitesse relative des véhicules. Plusieurs

critères d'évaluations ont émergé de cette combinaison comme le temps de sûreté non respecté $tSNR$, l'erreur $ePIDP$ ou encore le minimum de PIDP ($mPIDP$) qui sont indispensables pour l'évaluation d'une situation de conduite. Le fait que le VA puisse naviguer dans un environnement dynamique dense est également traité dans ce chapitre avec un processus d'arbitrage, mis en place toujours à l'aide de la métrique PIDP. Ce processus permet l'appréhension de la visualisation de l'environnement dynamique en définissant deux groupes distinct d'obstacles dynamiques (respectivement, ceux exigeants une accélération et ceux exigeants une décélération pour éviter la collision). Toute la stratégie d'évaluation multi-risques mise en place dans ce chapitre sert pour le bloc management multi-risques (cf. section 3.3) qui permet d'appliquer un profil de vitesse adaptatif afin d'assurer le maintien d'une distance de sûreté avec les éléments dynamiques environnants (cf. Chapitre 4).

Gestion multi-risques et planification dynamique

Sélection du chemin optimal

Contrôle adaptatif de la vitesse longitudinale en milieu dense

Contrôleur PD adaptatif basé sur une régression polynomiale empirique

Contrôleur PD adaptatif basé sur un apprentissage neuro-flou

Comparatif des stratégies proposées

Processus de fusion sûre basée sur la logique floue

Conclusion

4. Gestion multi-risques de manœuvres complexes

La gestion du risque est un des éléments clés de la stratégie de contrôle MRAM-CS (Multi-Risks Assessment and Management Control strategy). Ce chapitre expose les stratégies de contrôle mises en place ainsi que la planification dynamique qui permet de sélectionner la trajectoire optimale pour effectuer une manœuvre au sein d'un trafic dense. Ces stratégies ont pour objectif d'appliquer un profil de vitesse adaptatif afin de toujours maintenir une distance de sûreté avec les obstacles dynamiques environnants. Une composante importante de cette gestion multi-risques est la proposition d'un processus de fusion floue qui permet une insertion entre deux groupes d'obstacles identifiés. Ce chapitre inclut également plusieurs résultats de simulations.

4.1 Gestion multi-risques et planification dynamique

La gestion multi-risques est l'élément de l'architecture de contrôle/commande MRAM qui permet d'appliquer un profil de vitesse afin de maintenir une distance de sûreté avec les VOs dynamiques dans l'environnement direct du VA. Ces profils de vitesse sont calculés une fois que les PIDPs pour les différents groupes de VOs sont déterminés (cf. section 3.2.2.4) et après que les macro-comportements à adopter (accélération/ décélération) soient définis (cf. section 3.2.2.2). Cette stratégie est également accompagnée d'une planification dynamique qui permet de générer plusieurs chemins réalisables pour le VA et de sélectionner le chemin optimal en tenant compte des éléments dynamiques de l'environnement (cf. section 4.2). En effet, lors d'une phase de changement de voie ou d'insertion, le VA possède un degré de liberté sur la façon d'effectuer cette manœuvre. Elle peut être plus ou moins rapide et commencer aussi bien tardivement que prématurément dans l'objectif de maximiser la sûreté en considérant les VOs dynamiques environnants. L'organigramme présenté sur la Figure 4.1 détaille

la stratégie mise en place en cas de changement de dynamique critique imposant une redéfinition de trajectoire (chemin et vitesse) à suivre. Si la stratégie d'adaptation du profil de vitesse ne permet pas de maintenir une distance de sûreté (à l'aide d'une vérification élémentaire en appliquant l'accélération/décélération maximale que peut fournir le VA) une redéfinition d'un ensemble de trajectoires est nécessaire à partir de l'état actuelle du VA. Si, à terme, aucune nouvelle trajectoire permet au VA d'effectuer convenablement cette manœuvre (en maintenant une distance de sûreté avec l'ensemble des éléments dynamiques et en respectant les contraintes liées au code et à la structure de la route), le VA doit choisir un nouvel itinéraire pour cause d'encombrement de l'itinéraire cible initial.

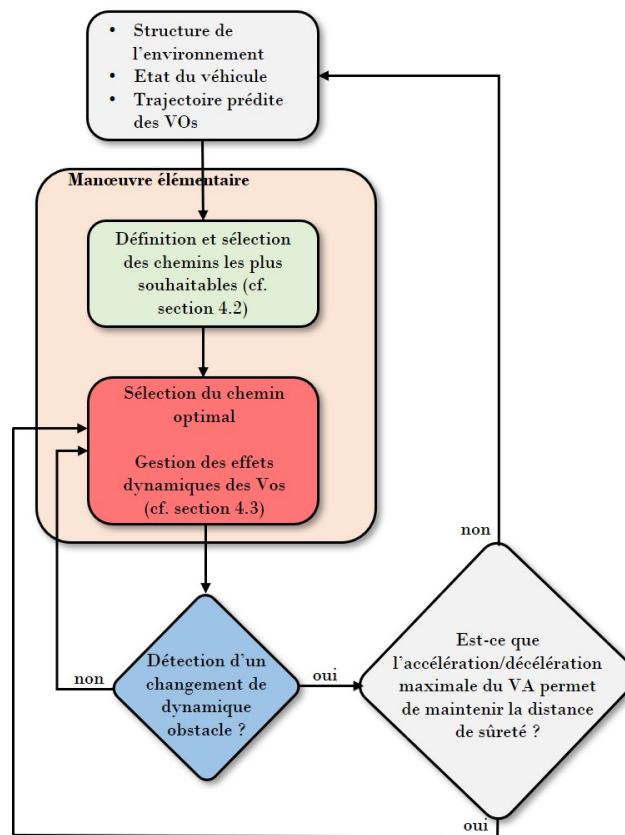


FIGURE 4.1 – Organigramme représentant la stratégie adoptée par le VA pour sélectionner à chaque instant la trajectoire à suivre (chemin et profil de vitesse) en fonction de l'état (statique et dynamique) de l'environnement

Cette stratégie permet de sélectionner le chemin optimal pour effectuer une manœuvre quelconque, mais le changement de voie correspond à la phase de navigation la plus critique dans les scénarios abordés dans nos travaux de thèse. Cette manœuvre se faisant dans un rond-point en présence d'obstacles dynamiques, il faut pouvoir prévenir les changements de dynamiques et réadapter le chemin en conséquence si la stratégie d'adaptation du profil de vitesse pour maintenir une distance de sûreté n'est plus suffisante.

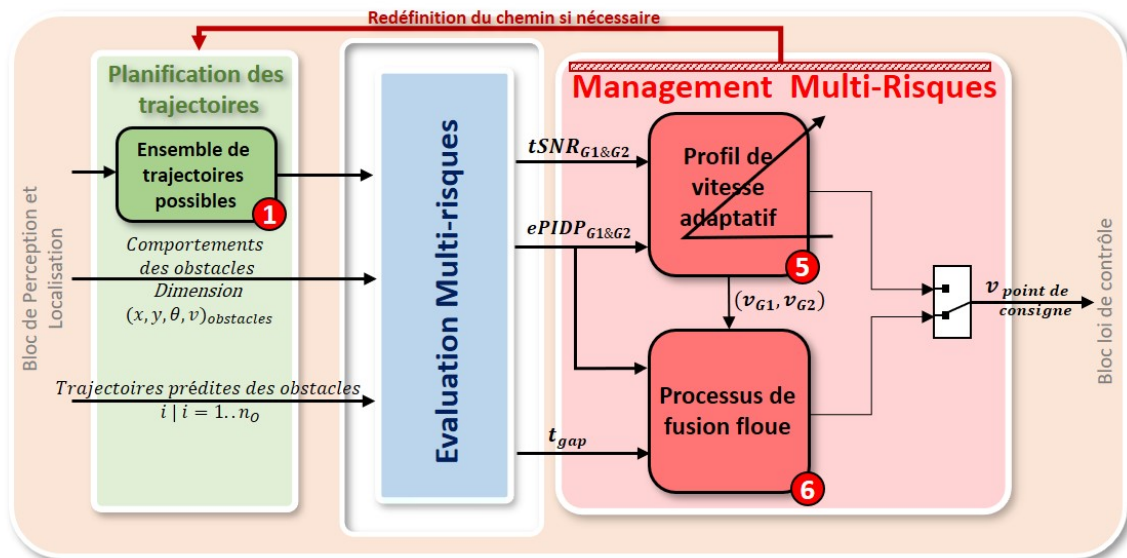


FIGURE 4.2 – Détail du bloc "Management multi-risques" et de la planification dynamique, éléments de l'architecture MRAM-CS

La stratégie permettant de définir un profil de vitesse adaptatif à partir des métriques d'évaluation du risque repose sur deux blocs. Le premier traite du contrôleur qui détermine le profil de vitesse adaptée à la situation rencontrée afin de maintenir une distance de sûreté (cf. Figure 4.2 et section 4.3). Le second bloc repose quant à lui, sur un processus de fusion floue afin de gérer les groupes de VOs identifiés (cf. Figure 4.2, bloc 6 et section 4.4).

L'enjeu principal de cette stratégie est donc de déterminer les paramètres d'un contrôleur adaptatif afin que ce dernier puisse permettre au VA de toujours maintenir une distance de sûreté définie.

Ce chapitre présente plusieurs approches pour déterminer ces paramètres. La première s'appuie sur une régression polynomiale (cf. section 4.3.1). La seconde approche est basée sur un Système d'Inférence Floue Neuro-Adaptatif (ANFIS) et propose une solution plus générique et applicable à tout type d'insertions non-signalisées (cf. section 4.3.2). Une fois que la Stratégie d'Évaluation et de Gestion Multi-Risques proposée obtient les points de consigne les plus adaptés pour le VA, elle utilise une loi de commande non-linéaire, utilisant une synthèse basée Lyapunov [24]. Elle est utilisée pour garantir la convergence asymptotique du VA vers les consignes définies (sous forme de cibles statiques et/ou dynamiques) (cf. Figure 3.1).

4.2 Sélection du chemin optimal

Une manœuvre tel qu'un changement de voie ou une insertion sur autoroute, peut s'effectuer de plusieurs façons (cf. section 4.1). Dans le cas d'un rond-point, pour ce qui est de l'insertion, nous nous accordons à dire que la manœuvre d'insertion pour

introduire le VA dans la zone circulaire du rond-point, impose de maintenir un cap pour atteindre la voie visée le plus rapidement possible, comme le recommande le code de la route. En revanche, la manœuvre de changement de voie dans ces intersections, représente la manœuvre la plus critique. Même si cette stratégie de planification et de sélection de chemin peut être étendue à d'autres types de manœuvres, c'est le cas du changement de voie sur un rond-point qui est traité dans cette section.

La VA ayant plusieurs façons de se rabattre, plusieurs chemins sont définis à l'aide de la fonction coût présentée équation (4.1). La sélection préalable de la meilleure trajectoire basée sur le couple $[\alpha, \mu]$ (cf. section 3.2.2.1) permet de choisir le chemin le plus optimal en tenant compte des contraintes de l'environnement statique, du véhicule mais aussi de sous-critères en lien avec le confort des passagers. Il est question ici de sélectionner à chaque instant le chemin le plus souhaitable (sûre et confortable). Plusieurs chemins avec des débuts de changement de voie, désigné par α (cf. Figure 3.7), différents et associés au μ optimal (cf. équation 3.3), sont déterminés. Le processus de sélection permet au VA de sélectionner le chemin qui permet de maximiser la sûreté avec les VOs environnants au moyen d'une fonction multi-critères :

$$J = v_1 \int_{d_0}^{d_f} ePIDP dt + v_2 \max(ePIDP) + v_3 \min(tSNR) + v_4 \max(a_{lat}) + v_5 t_m \quad (4.1)$$

- $\int_{d_0}^{d_f} ePIDP dt$ correspond au sous-critère qui minimise l'intégrale de l'erreur $ePIDP$ définie à partir de la différence entre l'évolution du minimum de PIDP sur le temps de la manœuvre (i.e., de d_0 à d_f représentées par les positions l_3 et l_1 respectivement) (cf. Figure 3.7 et 3.11).
- $\max(ePIDP)$ correspond au sous-critère qui minimise l'erreur maximale relevée durant la manœuvre (cf. Figure 3.11).
- $\min(tSNR)$ correspond au sous-critère qui minimise le temps minimum auquel la sûreté n'est pas respectée. Cette information est importante car elle donne une indication sur le temps de réaction laissé au VA en cas de changement de dynamique de la part des VOs.
- $\max(a_{lat})$ correspond au sous-critère qui minimise l'accélération latérale maximale relevée pendant la manœuvre (cf. Figure 3.11).
- t_m correspond au sous-critère qui minimise le temps nécessaire pour effectuer la manœuvre.

J est à minimiser sous contraintes que les limites structurelles du VA ne soient pas dépassées (accélération maximale, braquage maximum, accélération latérale maximale acceptée ...). Cette fonction multi-critères est normalisée au moyen de la méthode des sommes pondérées [112], [23]. Comme pour l'équation (3.3), le maximum de chaque critère doit être défini afin de les normaliser dans la plage [0 1].

Le maximum de l'intégrale $\int_{d_0}^{d_f} ePIDP dt$ est déterminée à l'aide d'un scénario critique, qui n'est pas réalisable dans la pratique. Dans ce scénario, la distance de sûreté,

qui dépend de la vitesse relative des véhicules, est maximale sur la durée maximale de la manœuvre. En découle le maximum de l'erreur qui peut être rencontré au cours du scénario.

La variable $tSNR \in [0\ 5]s$, car $t_{horizon} = 5s$ dans nos travaux, le maximum de l'accélération latérale est une contrainte soumise à une pénalité P s'il y a dépassement de la valeur fixée. Elle a une valeur de $5m/s^2$ d'après un constat révélé sur des bases de données (cf. section 5.4.1) [120]. Le temps de la manœuvre t_m , également soumis à une pénalité, est fixé par la réalisation de la manœuvre la plus longue (i.e., avec α le plus grand) avec une vitesse très inférieure à la vitesse recommandée pour franchir ce type d'intersection [111]. Une pénalité P , très supérieure aux autres critères, permet d'éliminer les trajectoires qui ne respectent pas les contraintes critiques. Pour chaque chemin de changement de voie générée, un VA virtuel applique la stratégie d'adaptation du profil de vitesse basée sur la PIDP en considérant que la dynamique des VOs détectés sont gardées constantes.

$v_i | i = 1..5 \in \mathbb{N}$ sont des constantes positives permettant d'obtenir le bon équilibre entre les différents critères. Dans les simulations réalisées (cf. Figures 4.5 ou 4.6), nous avons fixé ces paramètres comme suit : $v_5 = 0.5$ et $v_i | i = 1..4 = 1..4 = 0.125$ afin de minimiser en priorité le temps que met le VA pour effectuer la manœuvre de changement de voie.

4.3 Contrôle adaptatif de la vitesse longitudinale en milieu dense

L'objectif de la stratégie de contrôle proposée est d'assurer la sécurité du VA tout en navigant lors d'une intersection non signalisée (e.g., rond-point, insertion sur autoroute). Si la distance de sûreté n'est pas respectée (i.e., que le minimum de PIDP ($mPIDP$) est inférieur à la distance de sûreté souhaitée) (cf. section 3.2.2.3), un profil de vitesse, basé sur un régulateur adaptatif PD (Proportionnel Dérivée), est appliqué pour contrôler l'erreur $ePIDP$ (cf. Figure 4.3).

Lorsqu'un des VOs détecté ne respecte pas la distance de sûreté (i.e., $mPIDP < d_{safety}$ avec $mPIDP$ le minimum de PIDP (cf. Figure 3.11a)), le VA doit mettre à jour son profil de vitesse afin de respecter la distance de sûreté définie, d_{safety} (cf. section 3.2.2.3). On définit dans ce qui suit $ePIDP_{Gi}$ (cf. équation 4.2).

$$ePIDP_{Gi} = d_{safety} - mPIDP_{Gi} \quad (4.2)$$

avec $i \in \mathbb{N} | i = 1, 2$ pour chaque groupe obstacle identifié (un premier groupe rencontré peut imposer une décélération au VA tandis qu'un second va, lui, imposer une accélération) (cf. section 3.2.2.4). Le signe de $ePIDP_{Gi}$, est en accord avec le macro-comportement imposé (positif ou négatif selon s'il y a une demande d'accélération ou de décélération, respectivement). Cette nouvelle utilisation de la PIDP nous permet d'appliquer une correction appropriée de la vitesse du VA, basée sur la valeur de cette erreur et sa dérivée selon l'équation suivante (4.3) :

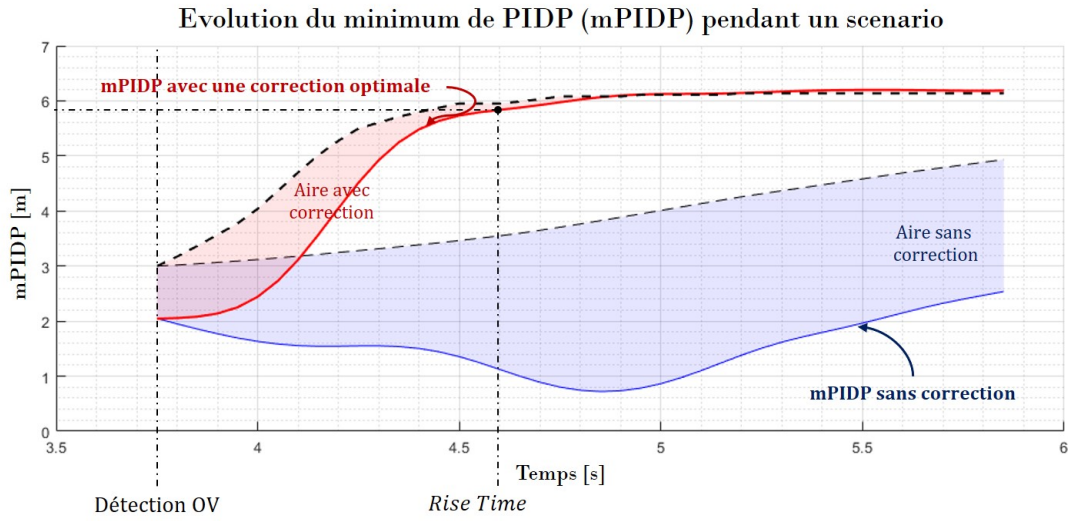


FIGURE 4.3 – Évolution de $mPIDP$ au cours d'un scénario. Les lignes en pointillés représentent les évolutions des distances de sûreté pour chaque scénario. En bleu clair, l'évolution du minimum sans appliquer de correction et en rouge foncé avec les paramètres optimaux (cf. équation 4.4) K_p et K_d , qui permettent de converger asymptotiquement vers la distance de sûreté souhaitée. Il est également à noter qu'aucun dépassement n'est relevé sur ce résultat de simulation et qu'il est par conséquent égal à zéro

$$u_t = u_{t-1} + K_p e_{PIDP} t + K_d \frac{e_{PIDP} t - e_{PIDP} t-1}{\Delta t} \quad (4.3)$$

où la commande u_t est la vitesse que le VA doit appliquer afin de faire converger le $mPIDP$ vers la limite d_{safety} (cf. Figure 3.11 a). Δt représente le pas d'échantillonnage et K_p et K_d sont les coefficients proportionnels et dérivés, respectivement. Cela signifie que le VA met à jour sa vitesse en temps réel afin de toujours maintenir la distance minimale de sûreté d_{safety} (ici correspondant à la consigne à suivre).

Afin d'atteindre la distance de sûreté pour chaque situation rencontrée (e.g., distance à laquelle le VO est détecté, la vitesse relative des véhicules ...), il est proposé de mettre à jour les paramètres de K_p et K_d selon l'optimisation d'une fonction multi-critères sous contraintes, dont la forme générale, servant aux deux stratégies proposées dans ce chapitre (cf. section 4.3.1 et section 4.3.2), est donnée par l'équation suivante :

$$J = \omega_1 J_{RiseTime} + \omega_2 J_{Overshoot} + \omega_3 \max(J_{AccOrDec}) + \omega_4 J_{Area} \quad (4.4)$$

Avec :

- $J_{RiseTime}$ représente le temps nécessaire au VA pour atteindre 95% de la valeur cible d_{safety} (cf. Figure 4.3).
- $J_{Overshoot}$ correspond à l'amplitude du premier dépassement au-dessus de la distance de sûreté. Le minimiser permet de réduire les oscillations de la réponse.

- $\max(J_{AccOrDec})$ permet de minimiser l'accélération ou la décélération appliquée par le VA. L'objectif est de toujours respecter la capacité réelle du VA.
 - J_{Area} est l'aire entre la courbe définie par la distance de sûreté à respecter d_{safety} et l'évolution du mPIDP (cf. Figure 4.3), avec $Area = \int_0^{t_{horizon}} |(d_{safety} - mPIDP)| dt$.
- et $\omega_i | i = 1..4 \in \mathbb{R}^+$ sont des constantes positives permettant de définir la pondération souhaitée entre les différents sous-critères. Tous les sous-critères sont normalisés en utilisant la méthode des sommes pondérées (cf. section 3.2.2). Les paramètres K_p et K_d sont exclus s'il y a eu une collision pendant le scénario ou si l'accélération/décélération ou la limite de vitesse du VA est dépassée.

4.3.1 Contrôleur PD adaptatif basé sur une régression polynomiale empirique

Afin de déterminer les paramètres du contrôleur PD adaptatif (PD-A), des scénarios comprenant plusieurs vitesses initiales du VO ainsi que du VA sont joués. La fonction coût J (cf. équation 4.4) (dont les poids sont définis comme suit : $\omega_1 = 0.3$ $\omega_2 = 0.4$ $\omega_3 = 0.3$ et $\omega_4 = 0$ parce que ce dernier est utilisé dans la section 4.3.2) qui doit être minimisée, est utilisée dans le but de déterminer les valeurs adéquates de ces gains pour chaque dynamique observée de l'environnement. Ces valeurs doivent permettre une insertion en douceur, évitant les oscillations de vitesse, tout en garantissant le respect des distances de sûreté. De plus, les valeurs sélectionnées doivent permettre de respecter un temps de réponse compatible avec l'accélération/décélération maximale que peut fournir le VA. Si la valeur de ces paramètres engendre un dépassement des capacités du véhicule, ces dernières sont exclues.

Pour chaque scénario comprenant des vitesses initiales spécifiques afin de couvrir l'ensemble des situations que peut rencontrer le VA (les vitesses sont limitées par la vitesse maximale recommandée par le code de la route sur ce type de rond-point), un large intervalle de paramètres est testé. Une fois que le bon gain proportionnel K_p est trouvé pour chaque scénario, ce gain est fixé et on procède exactement par le même processus d'optimisation pour trouver le gain dérivé K_d (correspondant à chaque K_p). Lorsque les gains K_p et K_d optimaux sont trouvés pour chaque scénario, une régression polynomiale est effectuée pour interpoler les valeurs des gains K_p et K_d en fonction des états (vitesses et configurations initiales) non préalablement traités en simulation afin d'obtenir des nappes 3D indiquant les valeurs à prendre en fonction des situations rencontrées (cf. Figure 4.4).

Simulations réalisées

Dans le but de démontrer l'efficacité de la stratégie de contrôle PD-A, un environnement inspiré d'un rond-point réel comportant 2 voies et de 40m de diamètre a été créé sur RoadRunner (cf. section 5.3.2) afin de pouvoir générer la description de la carte HD au format OpenDrive. Ce fichier, traité afin de servir la navigation du VA, est également utilisé pour visualiser l'environnement statique de chaque simulation. Concernant les éléments dynamiques, plusieurs autres véhicules peuvent être générés avec des positions et des comportements aléatoires dans l'environnement, tout en se

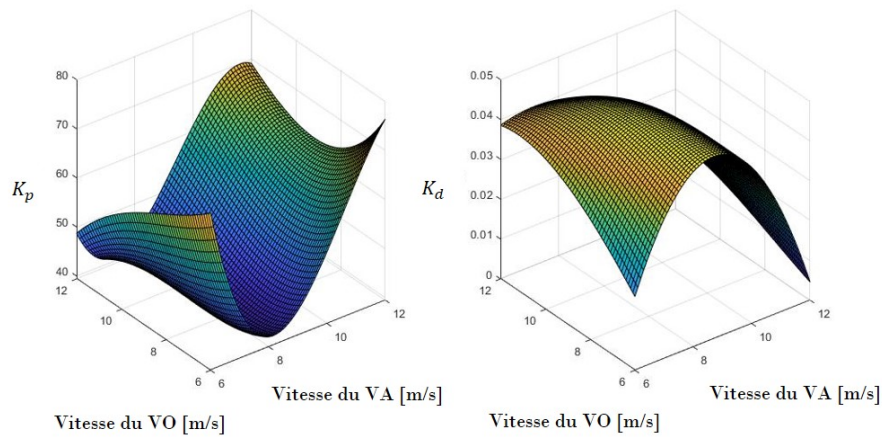


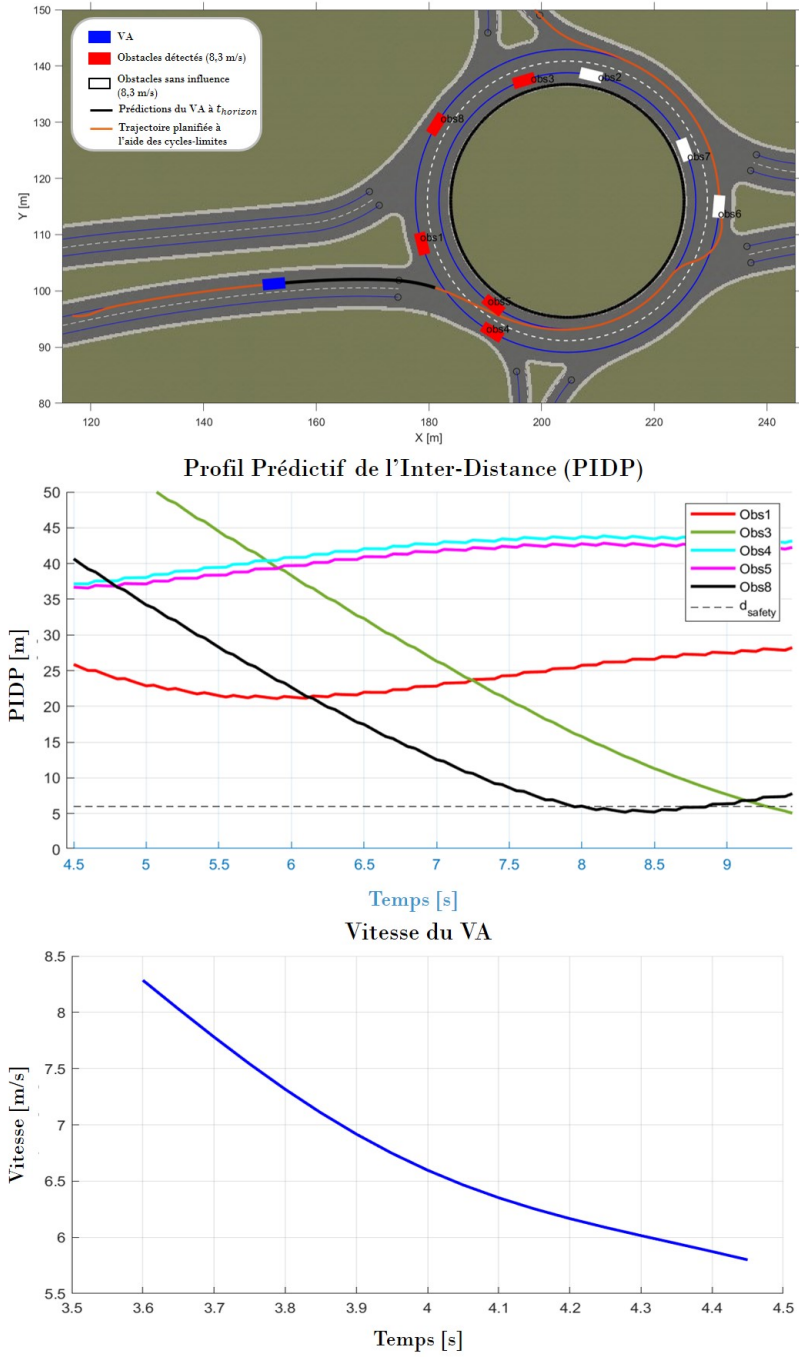
FIGURE 4.4 – Nappes obtenues décrivant les valeurs des gains K_p et K_d , ici en fonction des vitesses du VO rencontré et du VA

maintenant sur leur voie définie initialement. Par comportement aléatoire, il est entendu que les VOs peuvent naviguer à vitesse constante comme dans le scénario présenté (cf. Figure 4.5) mais peuvent également être dotés d’une intelligence minimale. Celle-ci est traduite par l’intégration d’un *Intelligent Driver Model* (IDM).

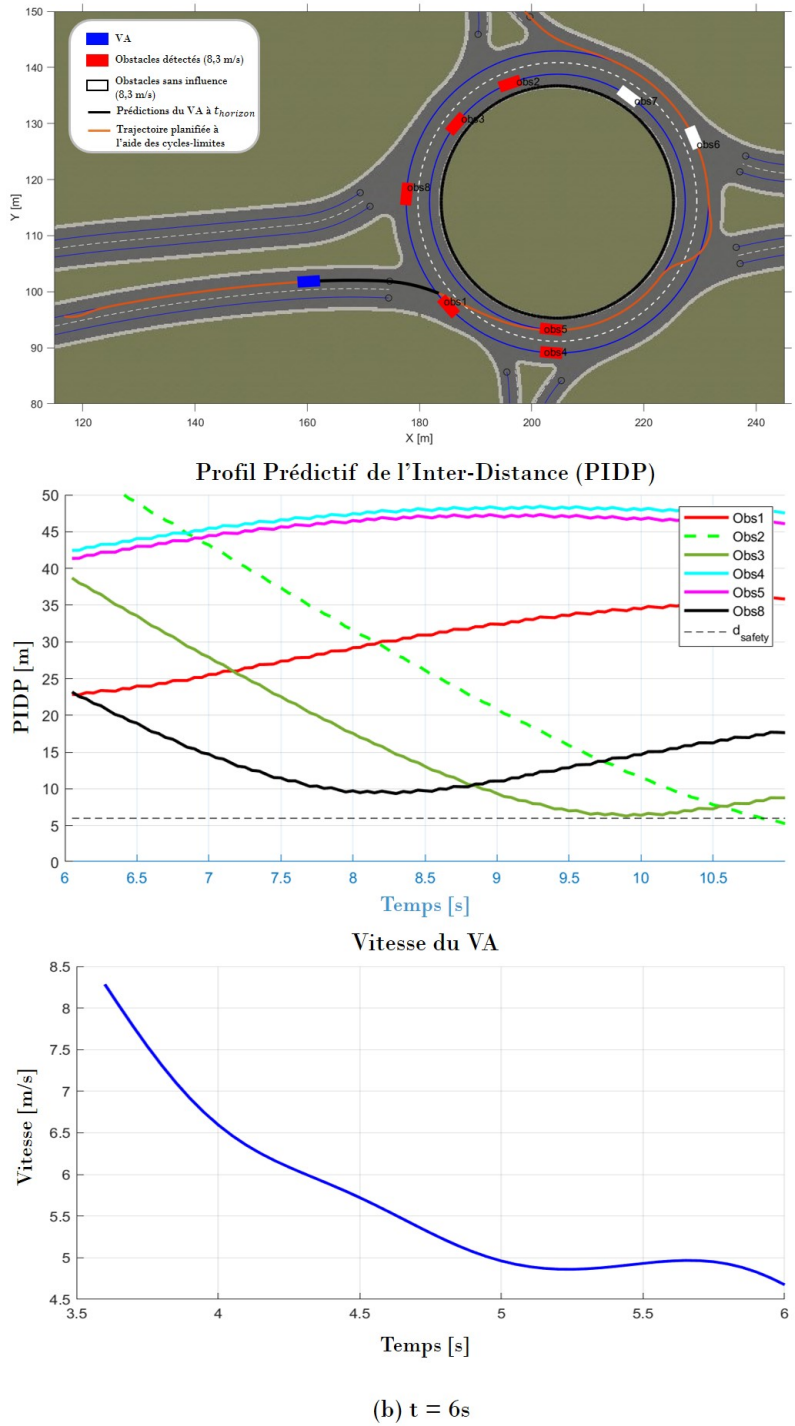
La validation de la stratégie de contrôle PD-A s’est déroulée en plusieurs phases. Il était avant tout nécessaire de valider la stratégie dans sa globalité avant d’en augmenter la complexité, i.e., en considérant tout d’abord des VOs naviguant à vitesse constante avant d’introduire les différents comportements que peuvent adopter ces véhicules avec les changements de dynamiques que cela implique. Le scénario présenté sur la Figure 4.5 présente les résultats de simulation de la stratégie de contrôle/commande MRAM utilisée dans son intégralité comprenant la gestion de plusieurs groupes d’obstacles (cf. section 3.2.2.4 et 4.4) [110]. Pour ce scénario, les vitesses des VOs sont gardées constantes tout au long de la simulation (i.e., jusqu’au franchissement complet du rond-point par le VA). Il est également nécessaire de définir ici le temps t_{gap} (cf. section 3.2.2.4) qui est fixé à $2s$ et la distance de sûreté d_{safety} , ici, gardée constante et égale à $6m$ pour tous les VOs. Au début de la zone de décision (cf. Figure 2.1), une zone de détection autour du VA est définie ce qui lui permet de détecter uniquement les VOs présents dans son environnement direct et qui ont potentiellement un impact sur le comportement que doit adopter le VA (VOs en rouge sur la figure 4.5. Les VOs blancs, quant à eux, sont non détectés par le VA et ne sont, par conséquent, pas considérés (e.g., VOs à l’opposé du VA dans le rond-point). Pour les scénarios présentés, des contraintes sont aussi considérés pour le VA :

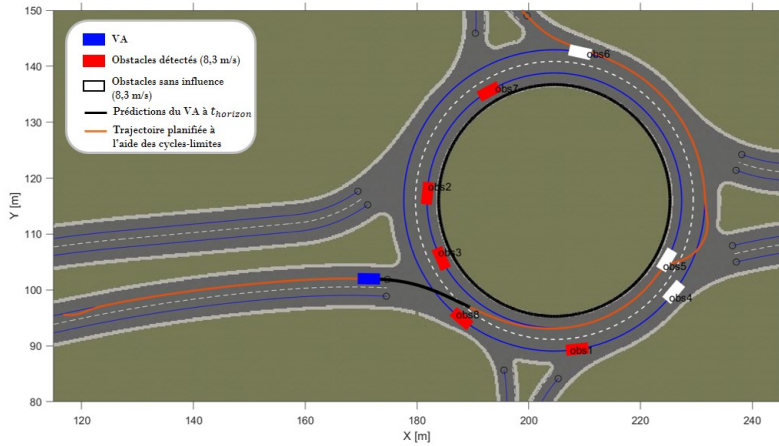
- L’accélération maximale permise par le VA est de $a_{max} = 3m/s^2$
- La décélération maximale permise par le VA est de $d_{max} = -3,5m/s^2$
- L’accélération latérale maximale permise par le VA est de $a_{latmax} = 2m/s^2$

L’objectif de ces simulations sont de démontrer que la stratégie de contrôle PD-A permet à un VA de franchir un rond-point tout en maintenant une distance de sûreté avec

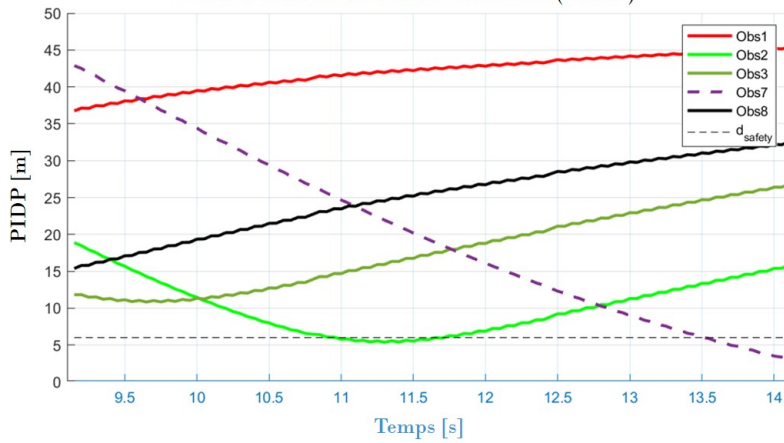


(a) $t = 4,5s$

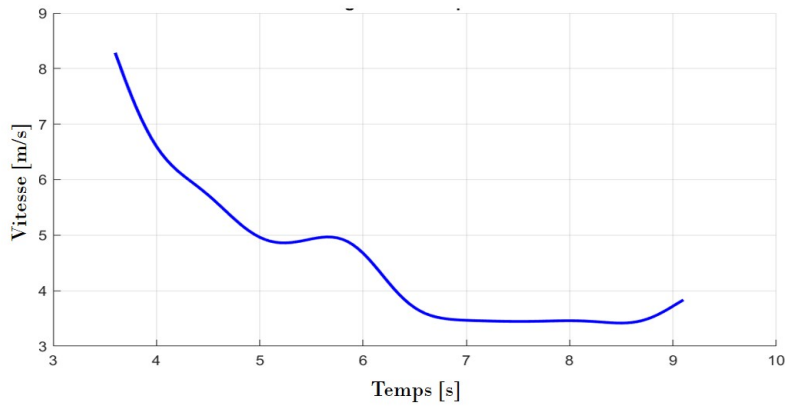




Profil Prédictif de l'Inter-Distance (PIDP)



Vitesse du VA



(c) t = 9,1s

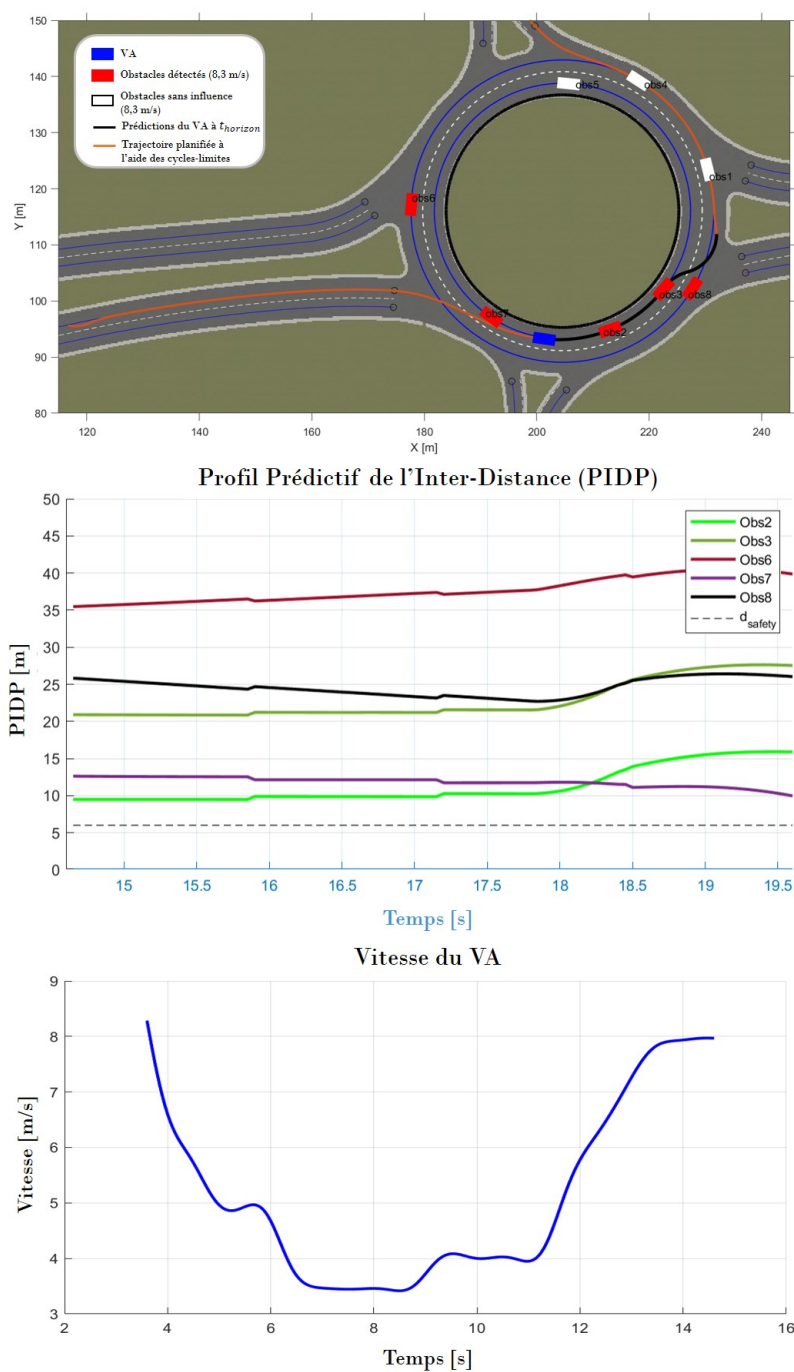
(d) $t = 14,6s$

FIGURE 4.5 – Exemple d'un scénario utilisé pour montrer l'efficacité de la stratégie de contrôle PD-A proposée lors du passage d'un rond-point. Le VA (en bleu) est représenté à différents moments du scénario avec les VO détectés (en rouge) et leurs PIDPs associées ainsi que les VO non détectés (en blanc). La ligne noire continue (vue de dessus du scénario) représente la trajectoire prédite du VA pour les 5 prochaines secondes. L'évolution du profil de vitesse appliqué par le VA est également présentée.

tous les VOs dynamiques environnants à chaque instant de son franchissement. Dans [110], 50 simulations avec des vitesses et des positions initiales différentes démontrent que la stratégie proposée satisfait l'ensemble des contraintes imposées sur le système tout en garantissant sa sûreté. La Figure 4.5 représente les étapes clés d'un franchissement avec un scénario qui fait intervenir toutes les briques de l'architecture MRAM-CS (cf. Figure 3.1) dont les étapes sont détaillées ci-dessous :

- **Figure 4.5a**, A $t = 4,5s$, le VA a détecté plusieurs VOs navigant dans le rond-point dont deux obstacles (les VOs 8 et 3 avec les PIDP respectives noire et verte foncée) consécutifs avec un non-respect des distances de sûreté à l'avant du VA, ce qui implique une première phase de décélération. Le VO 8 implique une plus grande décélération et c'est ce dernier qui doit être considéré.
- **Figure 4.5b**, A $t = 6s$, le VA détecte un nouveau VO (VO 2, PIDP verte claire en pointillé). Celui-ci implique une collision à l'arrière du VA en considérant les dynamiques actuelles des véhicules. Cependant, le temps t_{gap} est inférieur à la limite fixée pour permettre une insertion sûre entre le premier groupe identifié et ce nouvel obstacle détecté. Ce dernier obstacle, identifié comme un nouveau groupe parce qu'il impose une accélération, est changé de groupe pour imposer au VA une décélération plus importante et ainsi le laisser passer. Sur le profil de vitesse de cette Figure, presque 1 seconde s'est écoulée avant que le VA n'applique une nouvelle décélération. Ceci est dû au fait que le VA n'avait pas encore détecté ce nouvel obstacle et a continué d'appliquer un profil de vitesse en ne tenant compte que du premier groupe détecté, présenté dans la Figure précédente.
- **Figure 4.5c**, A $t = 9,1s$, un nouveau VO rentre dans la zone de détection du VA (VO 7, PIDP violette en pointillée) et impose une accélération avec un non-respect des distances de sûreté anticipé à l'arrière du VA. Cette fois-ci, le temps t_{gap} est supérieur à la limite minimale imposée et le VA peut s'insérer entre les deux groupes de véhicules identifiés, en appliquant un profil de vitesse répondant au processus de fusion flou (cf. section 4.4).
- **Figure 4.5d**, A $t = 14,6s$, le VA s'est inséré entre les deux groupes de véhicules en maintenant les distances de sûreté. Il finira de franchir le rond-point sans détection d'un nouveau non-respect ou d'une éventuelle collision. La vidéo accessible via <https://www.youtube.com/watch?v=J5RyYmkSg08> donne de plus amples exemples dont celui détaillé ci-dessus.

4.3.2 Contrôleur PD adaptatif basé sur un apprentissage neuro-flou

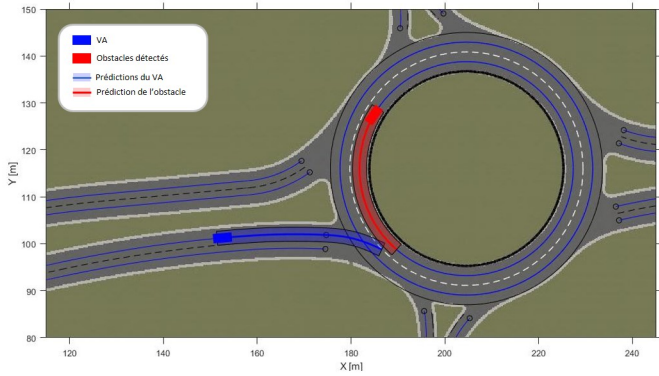
L'objectif de la stratégie proposée dans cette section est toujours d'identifier la paire optimale de paramètres (K_p et K_d) qui garantit que le VA maintient la distance de sûreté requise, et cela de la manière la plus fluide possible, tout en prenant en compte l'état de l'environnement dynamique, la capacité du véhicule et les risques possibles de collision. Étant donné que la relation entre les paramètres à appliquer et la dangerosité de la situation n'est pas connue au préalable, l'utilisation d'un Système d'Inférence Floue basé sur un Réseau Adaptatif (ANFIS - *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*) [121]

est proposée pour résoudre cette optimisation non linéaire [116].

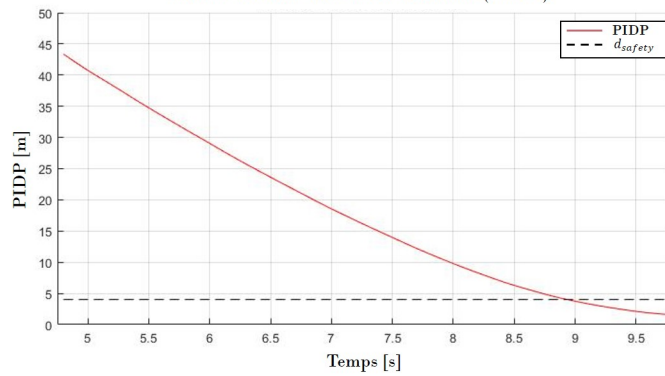
Afin de pouvoir apprendre et adapter les paramètres du contrôleur PD basé ANFIS (PD-ANFIS), il est d'abord nécessaire de déterminer les métriques d'entrée permettant d'évaluer la dangerosité de la situation rencontrée, mais aussi de fournir un ensemble de données représentatives, couvrant l'ensemble des valeurs que ces métriques d'entrée peuvent prendre et que le véhicule peut rencontrer.

L'approche PD-ANFIS consiste à se baser sur l'utilisation de la métrique PIDP afin d'évaluer quantitativement la dangerosité de la situation rencontrée. Le PIDP permet d'évaluer la dangerosité d'une situation en tenant compte des trajectoires curvilignes des véhicules considérés, mais aussi de leurs dynamiques. En d'autres termes, définir la dangerosité d'une manœuvre telle qu'une insertion à l'aide de la PIDP permet à l'approche PD-ANFIS d'être générique, car quelle que soit la courbure des trajectoires ou le type d'insertion (e.g., rond-point ou entrée d'autoroute (cf. Figure 3.11)), ces informations sont incluses dans la forme du profil. Afin de créer une base de données pour trouver les paramètres optimaux (K_p et K_d), les entrées utilisées sont basées sur la métrique PIDP (cf. section 2.3.2.3). Les variables les plus évidentes, indiquant la nécessité d'une réponse plus ou moins rapide du VA sont le moment où la sûreté ne serait plus respectée t_{SNR} et la valeur de l'erreur $ePIDP$ (cf. Figure 3.11a). Si t_{SNR} est très court ($\ll 2s$), cela nécessitera une réponse plus importante de la part du VA que si t_{SNR} est éloigné dans le temps ($> 4s$). Il en va de même pour l'erreur, qui nécessitera une vitesse plus importante si l'erreur $ePIDP$ est grande.

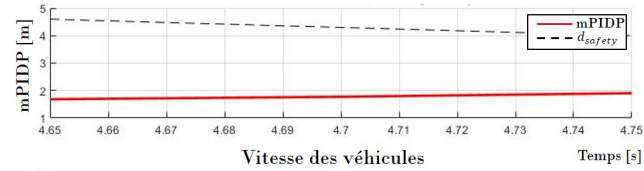
Une fois que les variables d'entrées et de sorties ont été définies, afin de créer un ensemble de données, il est nécessaire de définir les plages de valeurs qu'elles peuvent prendre afin de couvrir le maximum de situations auxquelles le véhicule sera confronté lors d'une manœuvre. Pour la première variable d'entrée, $t_{SNR} \in]0, t_{horizon}]$. Pour la seconde variable, l'erreur $ePIDP$ dépend de la vitesse relative entre les véhicules et dépendra des scénarios utilisés afin de créer la base de données. Pour ce faire, une insertion dans un rond-point a été utilisée, où les véhicules commencent avec des vitesses initiales variant de 5 m/s à 12 m/s (le véhicule observé maintient une vitesse constante pendant un scénario pour la création du jeu de données). La position initiale du véhicule observé est soigneusement choisie et adaptée à chaque scénario de manière à ce qu'un risque de collision soit effectivement détecté lors du calcul de la PIDP. La distance de détection du VA avant d'entrer dans le rond-point est un autre paramètre qui varie entre 30 m et 70 m, dans le but d'obtenir une variation du t_{SNR} de 0 s à $t_{horizon}s$, tout en conservant des scénarios réalistes. Afin d'obtenir un résultat cohérent, les variables t_{SNR} et $ePIDP$ sont enregistrées au moment de la détection du véhicule observé. Sinon, les véhicules maintiennent leurs vitesses initiales jusqu'à ce qu'un non-respect de la distance de sûreté soit observé. Pour chaque scénario, plusieurs paires (K_p, K_d) sont testées dans le but de trouver les cibles optimales K_p et K_d pour éviter la situation dangereuse détectée. Cette paire optimale est définie en utilisant la minimisation d'une fonction multi-critères (4.4) dont les poids sont donnés comme suit : $\omega_1 = 0.2$ $\omega_2 = 0.3$ $\omega_3 = 0.2$ et $\omega_4 = 0.3$. Comparé à la stratégie de contrôle PD-A, la PD-ANFIS tient



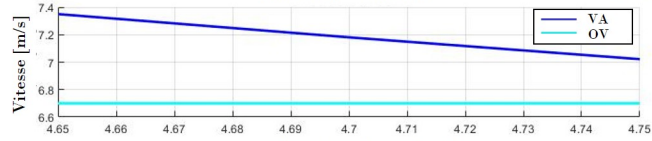
Profil Prédictif de l'Inter-Distance (PIDP)



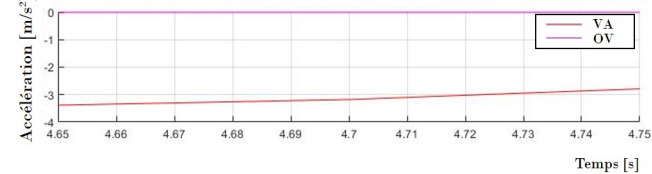
Evolution du minimum de PIDP (mPIDP) avec la distance de sûreté correspondante



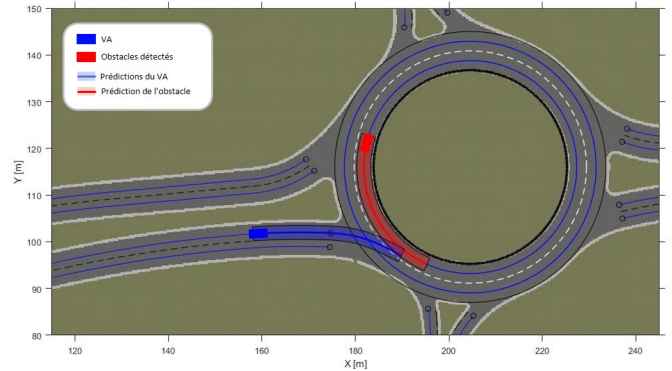
Vitesse des véhicules



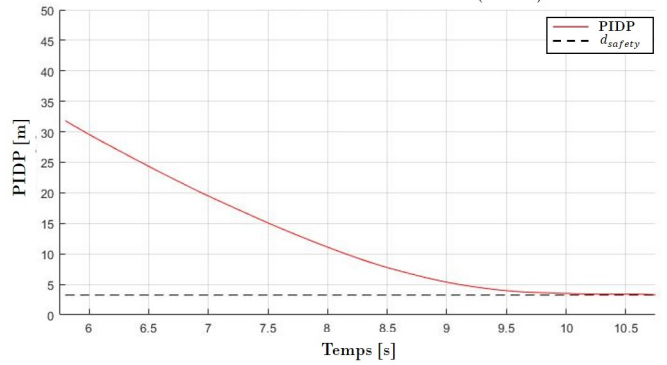
Accélération des véhicules



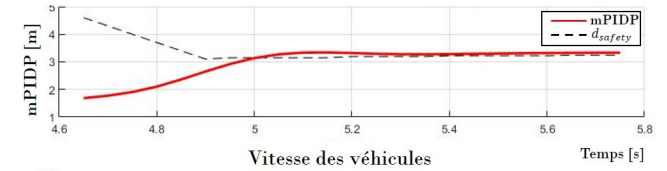
(a) $t = 4.75s$



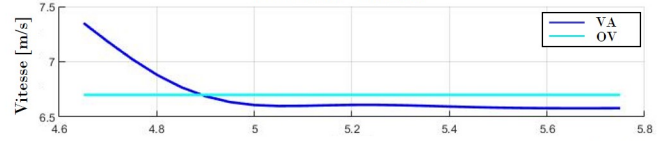
Profil Prédictif de l'Inter-Distance (PIDP)



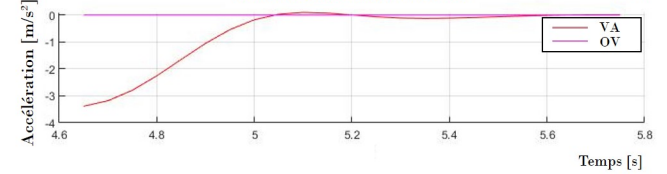
Evolution du minimum de PIDP (mPIDP) avec la distance de sûreté correspondante



Vitesse des véhicules



Accélération des véhicules



(b) $t = 5.75s$

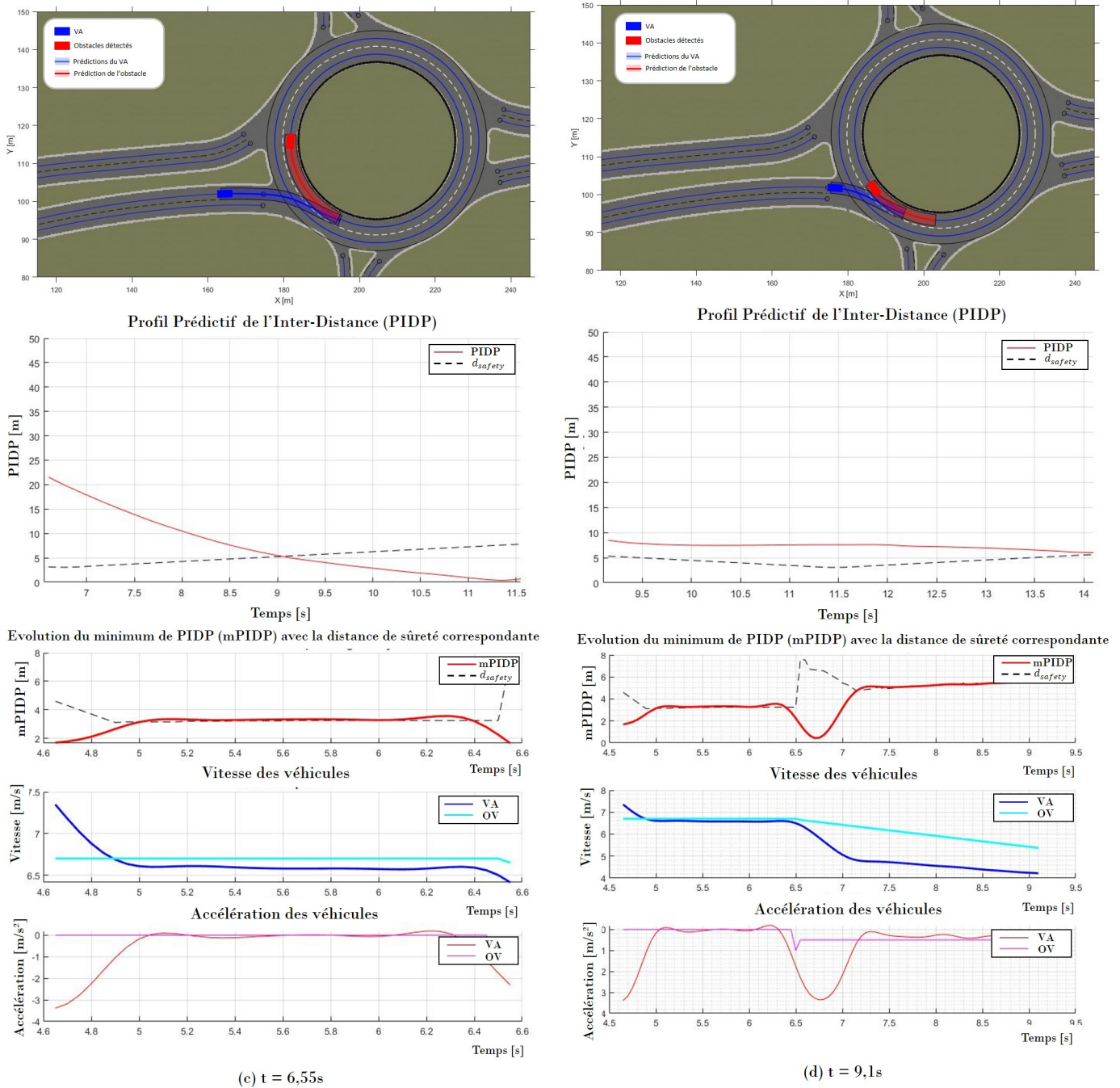


FIGURE 4.6 – Exemple de scénario utilisé pour montrer l’efficacité de la stratégie de contrôle PD-ANFIS proposée lors du passage d’un rond-point. Le VA (en bleu) est représenté à différents moments du scénario avec le VO détecté (en rouge) et leur PIDP associée. Les figures en bas à droite représentent (de haut en bas), l’évolution du minimum de PIDP ($mPIDP$), les vitesses des véhicules et les accélérations/décélérations des véhicules

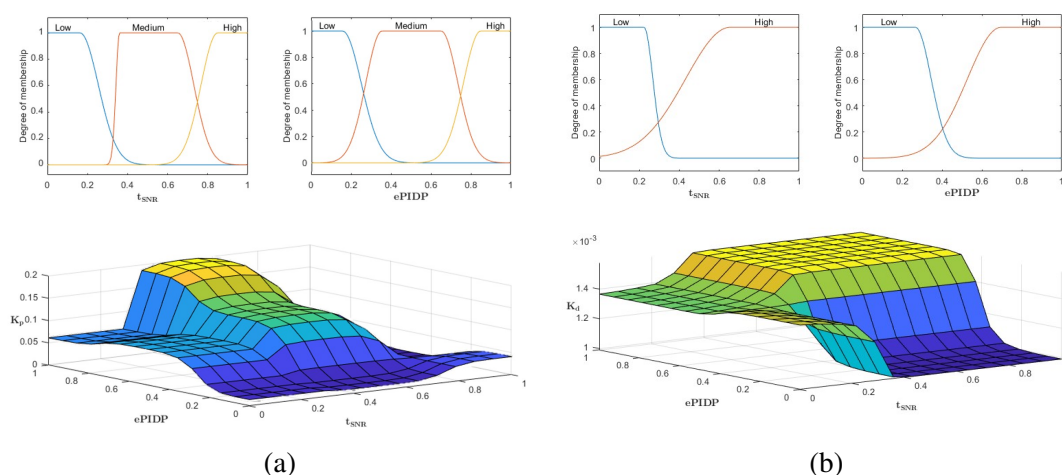


FIGURE 4.7 – Fonctions d’appartenance floues entraînées à partir d’ANFIS et les surfaces correspondantes obtenues pour les paramètres K_p et K_d

compte en plus de l’air qu’il y a entre l’évolution réalisée par le minimum de PIDP et la distance de sûreté au cours d’un scénario.

Pour couvrir l’ensemble de la plage de valeur que peuvent prendre les variables d’entrées, nous avons effectué 100 scénarios correspondant à différents niveaux de dangerosité. 80 scénarios sont utilisés pour l’entraînement de l’ANFIS et 20 pour les tests. Les résultats sont normalisés et présentés dans la Figure 4.7. On peut observer que le paramètre K_d dépend particulièrement de l’erreur $ePIDP$ et que K_p augmente avec l’augmentation de l’erreur et la diminution du temps t_{SNR} , ce qui est logique puisqu’il est directement lié à l’exigence de réactivité du VA. On peut également noter qu’en dessous d’un $t_{SNR} < 0.2s$ sur la figure normalisée (cf. Figure 4.7(a) et (b)), les paramètres ne sont pas cohérents avec le reste de la figure (cf. Figure 4.7). Cela est dû au fait que dans les scénarios utilisés pour atteindre ces points, la vitesse différentielle des véhicules est trop élevée et la détection du VO se fait trop tard pour que le VA puisse réagir correctement (c’est-à-dire que des valeurs plus élevées de K_p et K_d ne permettent pas de respecter les limites du véhicule en termes d’accélération/décélération et/ou de vitesse). Dans ce cas, les collisions sont inévitables au vu des conditions initiales des simulations [122]. Dans ces situations où le VO est détecté trop tard, une manœuvre d’urgence doit être effectuée. Cependant, cette dernière n’est pas abordée ici.

Dans le but de vérifier la robustesse de la stratégie de contrôle PD-ANFIS, des VOs avec des dynamiques changeantes ont été introduits [116], [115]. Le scénario présenté sur la Figure 4.6 comporte un seul VO mais placé de façon à ce qu’un risque de collision soit détecté (i.e., une collision aura lieu sans une adaptation appropriée de la vitesse du VA) sur la métrique PIDP. Les contraintes sur le VA sont les mêmes que pour l’exemple précédent et le VO se maintient également sur sa voie initiale dans la zone circulaire du rond-point. Parmi les évolutions, on retrouve la définition des paramètres K_p et K_d du contrôleur PD qui tiennent compte cette fois-ci de la dangerosité d’une situation basée sur la PIDP (cf. section 4.3.2). La distance de sûreté est ici dynamique et tient compte de

la vitesse relative entre les véhicules (cf. équation 3.6). Pour les scénarios testés à l'aide de cette nouvelle approche, il est également nécessaire de préciser que les variations de distance de détection ou de changement de dynamique du VO se doivent d'être réalistes (i.e., que les accélérations ou décélérations permises des obstacles sont limitées, comme pour le VA). Le détail du déroulé de la simulation est donné sur la Figure 4.6 :

- **Figure 4.6a**, A $t = 4,75s$, le VA détecte le VO avec un non-respect des distances de sûreté, voire une collision à venir, à l'avant et commence à décélérer afin de maintenir une distance de sûreté pour s'insérer derrière le VO.
- **Figure 4.6b**, A $t = 5,75s$, la distance de sûreté est atteinte et reste maintenue.
- **Figure 4.6c**, A $t = 6,55s$, le VO change de dynamique et décélère fortement. La PIDP, recalculée à chaque pas de temps, détecte subitement une nouvelle collision à venir si le VA ne réagit pas à ce changement de dynamique. De nouveaux paramètres pour le contrôleur PD sont nécessaires mais doivent également permettre au VA d'être beaucoup plus réactif au vu de la criticité de la situation. Celle-ci est remarquée à l'aide du t_{SNR} , qui est beaucoup plus faible qu'à la première détection du VO notamment.
- **Figure 4.6d**, A $t = 9,1s$, le VA a de nouveau décéléré afin de respecter les distances de sûreté. Celles-ci sont maintenues pour la suite du scénario. La vidéo accessible via <https://www.youtube.com/watch?v=f8u2Nbf83ZM> donne de plus amples exemples dont celui détaillé ci-dessus.

4.3.3 Comparatif des stratégies proposées

Afin de permettre au VA de maintenir une distance de sûreté à l'aide de la métrique PIDP, deux approches ont été proposées (cf. section 4.3.1 et section 4.3.2). Même si ces approches ont le même objectif, à savoir, appliquer un profil de vitesse afin de maintenir une distance de sûreté avec les VO, elles ne sont pas techniquement comparables en raison de certaines divergences dans leurs caractéristiques spécifiques (une des approches se base sur les vitesses et la distance entre les véhicules tandis que l'autre se base sur la dangerosité d'une situation). Il est néanmoins possible de les comparer qualitativement à défaut de pouvoir les comparer quantitativement. La première stratégie de contrôle, PD-A [110], basée sur une régression polynomiale pour déterminer les paramètres d'un contrôleur PD n'intègre pas explicitement la dangerosité des VO. Même si cette approche a démontré son efficacité dans un environnement dynamique dense, le processus d'apprentissage des paramètres en fait une approche plus rigide comparée à son homologue car la capacité de réaction du VA face à d'éventuelles variations de dynamiques obstacles s'en retrouve limitée. La seconde stratégie de contrôle, PD-ANFIS [116], exploite tous les éléments permettant d'évaluer la dangerosité d'une situation à partir de la métrique PIDP et est, par conséquent, plus avancée que la précédente, offrant une meilleure capacité de réaction face aux variations de dynamiques. L'apprentissage des paramètres qui se base sur la quantification de la dangerosité d'une situation, fait de la stratégie de contrôle PD-ANFIS, une stratégie plus générique et applicable à chaque manœuvre faisant intervenir des intersections de trajectoires avec un VO.

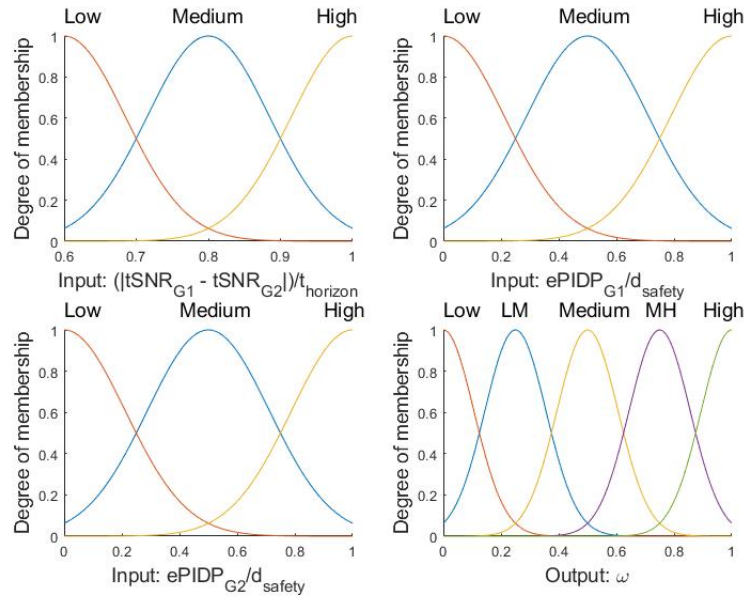


FIGURE 4.8 – Les fonctions d’appartenance floues utilisées pour trouver le bon équilibre entre les profils de vitesse calculés pour les deux groupes avec 3 entrées et 1 sortie ω .

4.4 Processus de fusion sûre basée sur la logique floue

Le processus de fusion floue permet la gestion multi-risques des groupes d’obstacles identifiés parce que les comportements donnés par ces groupes peuvent être potentiellement conflictuels. Afin de déterminer meilleur équilibre entre deux situations à risque, il est essentiel de d’assurer en permanence la sécurité du système sans adopter une approche excessivement conservatrice. Cela évite, par exemple, de demeurer trop longtemps dans des ronds-points très fréquentés sans trouver d’opportunité d’insertion, préservant ainsi l’opérabilité du système dans des environnements dynamiques et contraints. Dans le but d’utiliser, toutefois, les deux profils possibles de vitesse préalablement calculés et issus des deux types de groupe identifiés (l’un imposant une décélération et l’autre une accélération en vue d’une insertion entre ces deux groupes), la démarche consiste à vérifier si t_{gap} (cf. section 3.2.2.4), défini par l’équation 3.8, respecte le temps limite fixé pour permettre une insertion. Un processus de fusion floue est effectué pour déterminer la vitesse devant être appliquée pour maintenir la distance de sûreté avec les deux groupes simultanément. Pour rappel (cf. section 3.2.2.4), les profils de vitesse sont déterminés selon l’obstacle le plus dangereux pour chaque groupe (i.e., qu’ils représentent les VOs entre lesquels le VA doit s’insérer, si possible). La priorité est donc donnée au groupe de VOs présentant le niveau de risque de collision le plus élevé :

$$v(t) = \omega \cdot v_{G1}(t) + (1 - \omega) \cdot v_{G2}(t) \quad (4.5)$$

Avec v , la vitesse à chaque pas de temps devant être appliquée pour respecter les distances

de sûreté avec tous les groupes d'obstacles, et $\omega \in]0, 1[$, déterminé par logique floue, en tenant compte de la valeur du temps t_{gap} et de l'erreur $ePIDP$ de chaque groupe.

La logique véhiculée par ce processus flou s'articule comme suit :

- Si le temps t_{gap} est élevé, cela signifie qu'une collision avec un véhicule de l'un des groupes est imminente et ce groupe doit être considéré comme une priorité. Le poids ω privilégiera l'application du profil de vitesse concerné pour ce groupe.
- Sinon, si t_{gap} est proche de la limite où la manœuvre est annulée (avec le temps t_{gap} proche des 2 s), la priorité donnée à chaque groupe se rapproche pour devenir équivalente ($\omega = 0.5$). Les paramètres importants, dans cette situation, sont les erreurs $ePIDP_{G1\&G2}$ car elles permettent de toujours de donner la priorité à l'un des groupes (le groupe avec la plus grande erreur aura la priorité sur l'autre).

En effet, la priorité sera donnée à celui avec l'erreur la plus élevée ($ePIDP_{G1\|G2}$). Cela permet de trouver le bon équilibre entre l'action à effectuer pour chaque groupe afin de gérer en toute sécurité tous les VOs observés.

4.5 Conclusion

Le bloc de Management Multi-Risques, partie intégrante de l'architecture de contrôle/commande MRAM, permettant à un VA une planification de chemins multiples et dynamiques et d'appliquer un profil de vitesse adaptatif, est présenté dans ce chapitre. La stratégie de planification présentée permet la génération de plusieurs chemins possibles afin de réaliser la manœuvre visée tout en tenant compte de la structure et du code de la route. Elle permet également de sélectionner un chemin optimal intégrant, dans son processus de sélection, les éléments dynamiques afin d'effectuer la manœuvre la plus sûre (cf. section 4.2). Ce bloc de gestion multi-risques permet également, à partir des métriques d'évaluations des risques, d'appliquer un profil de vitesse permettant de maintenir une distance de sûreté avec les véhicules dynamiques environnants. Ce chapitre présente deux approches. La première stratégie de contrôle, PD-A (cf. section 4.3.1), propose de déterminer les paramètres du contrôleur PD adaptatif afin que le minimum de la métrique PIDP soit maintenu au-dessus de la distance de sûreté définie. Elle permet à un VA de franchir un rond-point en maintenant une distance de sûreté avec tous les VOs dynamiques. La seconde stratégie de contrôle présentée, PD-ANFIS possède le même objectif que la précédente mais exploite, quant à elle, les éléments permettant d'évaluer la dangerosité d'une situation à partir de la métrique PIDP et offre, par conséquent, une meilleure réactivité face aux changements de dynamiques (cf. section 4.3.2). Pour ces deux stratégies de contrôle, des simulations à l'aide du logiciel Matlab sont également présentées et permettent d'illustrer et de mettre en évidence l'efficacité de la stratégie globale proposée. Un processus de fusion floue (cf. section 4.4) permet d'appliquer un profil de vitesse incluant les comportements susceptibles de générer des conflits provenant de deux groupes de VOs identifiés. Ceci permet de déterminer l'équilibre entre deux situations à risque et de garantir la sûreté du système sans être nécessairement trop conservateur.

Validation de l'architecture de contrôle/commande MRAM

État de l'environnement statique

Outils de simulation

État de l'art sur les outils de simulation

Architecture logicielle mise en place

Exemple de simulations réalisées

Analyse des comportements d'une conduite humaine

Base de données sur les flux de véhicules dans des ronds-points

Outil logiciel mis en place

Plate-forme expérimentale

Véhicule robotisé et plate-forme

Tests et implémentation de l'architecture MRAM

Conclusion

5. Environnement de simulation et plate-forme expérimentale

Ce chapitre présente l'architecture logicielle structurée et développée tout au long de mes travaux de thèse afin de valider d'une manière précise et réaliste la stratégie de contrôle/commande MRAM. Un état de l'art sur les principaux outils de simulations disponibles au niveau de la littérature est également présenté dans ce chapitre. Une étude sur les comportements de conducteurs humains navigants dans des ronds-points est également faite afin d'ouvrir des voies (explorer des approches méthodologiques) d'auto-apprentissage bio-inspirées pour l'architecture de contrôle/commande proposée dans cette thèse. La fin du chapitre est consacrée à des tests préliminaires sur les véhicules intelligents disponibles au niveau du laboratoire.

5.1 Validation de l'architecture de contrôle/commande MRAM

La stratégie de contrôle/commande pour l'évaluation et la gestion multi-risques (MRAM-CS) doit être validée en simulation afin de vérifier et valider l'approche proposée. La vérification par simulation a l'avantage de permettre la génération d'un grand nombre de scénarios et de tester de manière quasi exhaustive et accélérée les cas d'usages identifiés, avant leur mise en place pratique sur des VAs réels (cf. section 5.5.2). Elle représente donc une étape intermédiaire indispensable afin de démontrer la plage de robustesse de l'approche, d'en identifier les limites et de garantir un niveau de fiabilité attesté notamment par le grand nombre d'essais réalisés. Dans un premier temps, ce chapitre vise à fournir une définition de la notion de carte haute définition et à présenter ses applications dans la littérature (cf. section 5.2). Un état des lieux des outils logiciels utilisés dans la littérature autour du VA est également présenté (cf. section 5.3.1). L'une des contraintes fixées par Sherpa Engineering est la compatibilité avec Matlab/Simulink, logiciel dans lequel doit être développée l'architecture de contrôle/commande. Ceci dans

le but d'avoir une architecture adaptée avec les autres briques Simulink développées par Sherpa Engineering. Mais d'autres contraintes ont également été fixées et sont détaillées comme suit :

- **Logiciel bas coût** (voir open source) afin de minimiser le coût d'acquisition.
- **Permettre la co-simulation avec Matlab/Simulink.**
- **Permettre l'utilisation de capteurs** en vue d'une extension pour d'éventuels futurs projets nécessitant un volet de perception plus poussé (cf. Chapitre 6).
- **Permettre l'ajout d'obstacles divers** (e.g., véhicules, piétons, cyclistes...).
- **Permettre la mise en place d'une infrastructure routière poussée** afin de pouvoir répondre aux différents cas d'usages identifiés en créant des infrastructures routières complexes ou spécifiques.
- **Permettre la génération de carte Haute Définition (HD) virtuellement** afin de pouvoir effectuer des travaux sur des infrastructures spécifiques où les relevés pour la carte HD n'ont pas encore été effectués.
- **Permettre l'intégration d'un modèle dynamique d'un véhicule.**

Après une étude de l'état de l'art des outils de simulations utilisées par la communauté scientifique/industrielle travaillant sur la thématique des véhicules intelligents, une architecture logicielle a été mise en place afin de valider et tester l'architecture développée durant cette thèse. La section 5.4 est consacrée à une comparaison des bases de données des véhicules franchissant un rond-point en milieu urbain. Cette démarche vise à identifier des similitudes avec la stratégie proposée mais également à s'inspirer des comportements humains afin d'explorer des approches d'auto-apprentissage bio-inspirée pour l'architecture de contrôle/commande. Des tests préliminaires sur les véhicules du laboratoire sont aussi mis en place et sont présentés dans la section 5.5.

5.2 État de l'environnement statique

Afin de pouvoir définir une trajectoire à suivre répondant aux contraintes de l'infrastructure, un VA a besoin de connaître les informations sur les éléments statiques environnants (e.g., position des feux de signalisation, les panneaux, la géométrie de la route...). Les informations renvoyées par les capteurs embarqués comme les caméras, radars ou autres lidars, peuvent donner des informations sur l'environnement entourant le véhicule en temps réel mais ces capteurs ont des limites sur leurs portées de détections. Ils ne peuvent pas percevoir l'environnement physique situé loin du VA ou situé derrière un obstacle par exemple. Les cartes Haute Définition (HD) sont alors de plus en plus utilisées pour la navigation afin de pallier à ces problèmes [123] [124] [125], et permettent, dans notre cas, de l'utiliser pour avoir une information précise de l'environnement statique du VA. Un rapport technique [126] prétend que la carte HD est une composante clé pour les véhicules autonomes. Mais ces cartes ont aussi leurs limites et c'est pourquoi on retrouve des travaux avec des cartes HD incomplètes ou inexistantes [123]. Il y a également des travaux qui permettent de compléter ou mettre à jour des cartes à l'aide des relevés capteurs [127] [128].

Une carte HD est une représentation détaillée des éléments qui composent l'environnement et qui servent à la navigation du VA [128]. La composition d'une carte HD est classifiée en trois groupes d'éléments :

- 1) Les objets statiques : Ils représentent tous les éléments statiques qui peuvent causer un accident comme les bâtiments, les murs, les arbres ou encore les barrières.
- 2) Les dispositifs de contrôle de la circulation : Ces éléments permettent de donner des informations sur les règles de circulation comme les marquages au sol comme les lignes ou les flèches, les informations provenant des panneaux ou encore les feux tricolores.
- 3) La géométrie de la route : Cette partie représente les informations qui permettent au VA de définir une trajectoire qui peut être faite à l'aide, par exemple, des courbes de Bézier ou des clothoïdes.

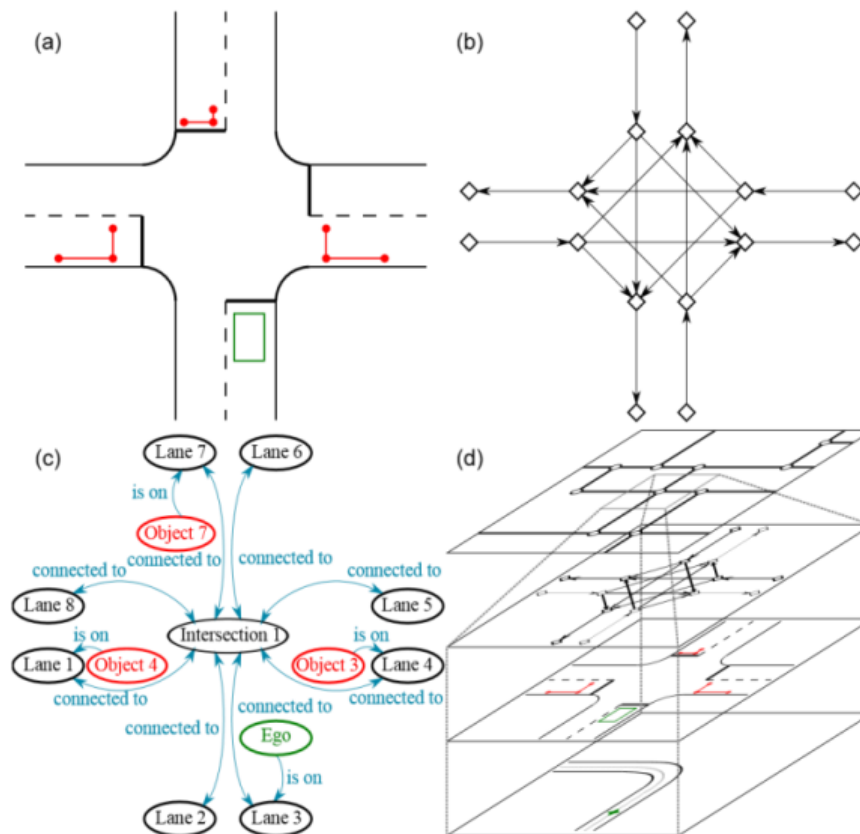


FIGURE 5.1 – Représentation multi-niveau de l'environnement urbain [129]

Plusieurs formes de descriptions sont disponibles dans la littérature. On peut s'inspirer de l'outil HERE [130] qui propose un découpage judicieux des portions de routes et des intersections en segments. Cet outil, utilisé par le consortium d'Audi, BMW et Daimler [124] comporte plusieurs avantages, en comparaison à plusieurs autres cartes HD dans la littérature, celle-ci dispose d'une grande quantité de données, collectées en accumulant un nombre important de kilomètres. Chaque segment contient les informations nécessaires au comportement et à la navigation que doit tenir le VA sur le segment

sur lequel il se situe (e.g., le nombre de voies, les trajectoires curvilignes des différentes voies, leurs sens, la vitesse maximale). Dans [129], les auteurs utilisent un découpage de l'environnement à l'aide d'une structure multi-niveaux (cf. Figure 5.1). Dans cette structure on retrouve la partie Métrique comprenant l'information sur la largeur de la voie (cf. Figure 5.1(a)), la partie Topologique avec les directions possibles à emprunter (cf. Figure 5.1(b)) et la partie Sémantique (cf. Figure 5.1(c)) qui sort de du domaine statique avec l'intégration des informations sur les positions des véhicules obstacles. Le tout est regroupé et superposé dans une même représentation (cf. Figure 5.1(d)) qui englobe toutes les informations nécessaires à la prise de décision.

5.3 Outils de simulation

Le développement d'un VA nécessite l'utilisation d'outils de simulation précis. La plupart de ces outils proposent des modèles de véhicules réalistes et des environnements virtuels réalistes, idéales pour l'analyse, la validation et l'optimisation de ces systèmes autonomes. Cette section présente et compare les outils de simulation envisagés (cf. section 5.3.1) ainsi que l'architecture logicielle mise en place pour tester l'architecture MRAM. Plusieurs résultats de simulations, illustrant les fonctionnalités de l'outil logiciel développé sont présentés en section 5.3.3.

5.3.1 État de l'art sur les outils de simulation

De plus en plus les logiciels de validation et de vérification tels que Ansys¹ ou Cognata² proposent des solutions Software in the Loop (SiL) permettant de gagner du temps et de l'argent comparativement à ce qu'impliquera des expérimentations intensives avec des véhicules réels sur route ouverte. De plus, ces outils proposent des modèles véhicules très proches de la réalité. D'autres logiciels payants très précis et réalistes comme CarMaker³ ou Scanner Studio⁴ permettent l'utilisation de modèles dynamiques pour les véhicules tout comme LGSVL⁵ ou plus particulièrement Unreal Engine⁶ avec CARLA⁷ qui sont quant à eux des outils gratuits, tout aussi puissants et comprenant une communauté d'utilisateurs et de développeurs très active. Beaucoup d'autres logiciels libres permettant la modélisation d'un VA sont également disponibles [131], mais uniquement ceux se rapprochant au mieux de nos exigences sont comparés ci-après. Pour déterminer la tendance d'utilisation de ces outils, nous nous sommes non seulement basés sur la présence et l'activité de la communauté en ligne (e.g., divers forums, Discord, YouTube...) mais également sur l'utilisation de ces outils par la

1. <https://www.ansys.com/fr-fr> (Consulté en Novembre 2023)
2. <https://www.cognata.com/> (Consulté en Novembre 2023)
3. <https://ipg-automotive.com/en/products-solutions/software/carmaker/> (Consulté en Novembre 2023)
4. <https://www.avsimulation.com/scaner/?lang=fr> (Consulté en Novembre 2023)
5. <https://www.svlsimulator.com/> (Consulté en Novembre 2023)
6. <https://www.unrealengine.com/fr> (Consulté en Novembre 2023)
7. <https://carla.org/> (Consulté en Novembre 2023)

communauté scientifique dans le domaine du VA. La Figure 5.2 présente le résultat de cette comparaison faite à l'aide de Google Scholar⁸. Ce travail a également été effectué à l'aide d'autres moteurs de recherche comme Semantic Scholar⁹ où la même tendance est retrouvée.

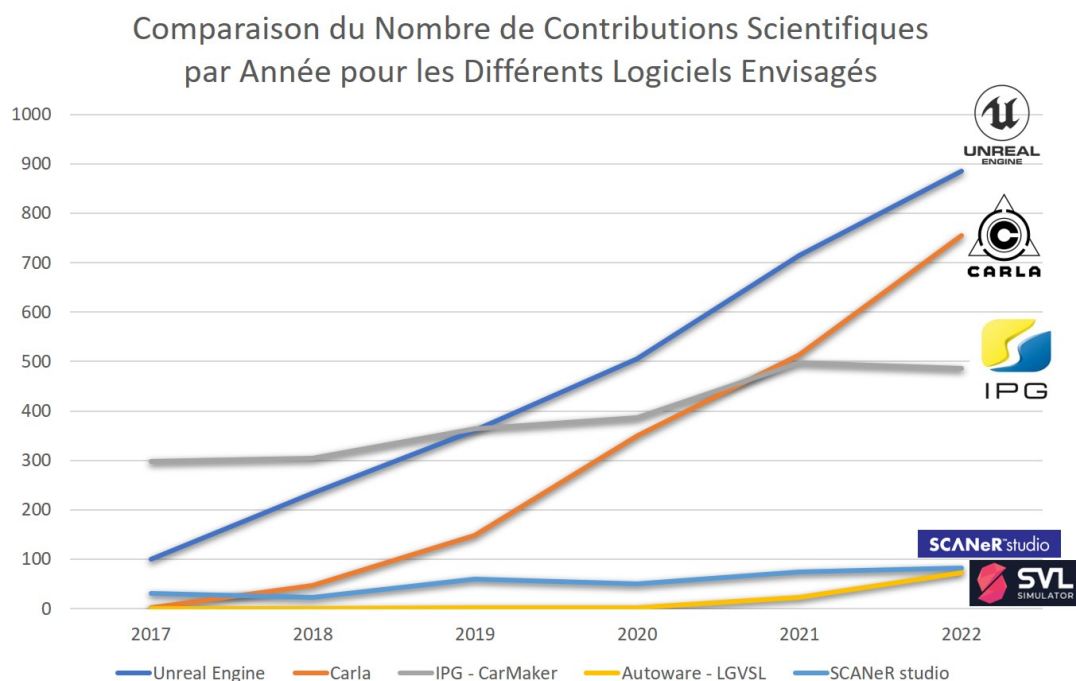


FIGURE 5.2 – Évolution du nombre de contributions scientifiques dans le domaine du VA pour les différents outils logiciels envisagés

Il est donné ci-dessous les principaux outils logiciels respectant au mieux à notre cahier des charges (cf. section 5.1) :

IPG - CarMaker

Ce logiciel, dédié à la conduite autonome, s'est largement démocratisé dans le domaine de la recherche sur les VAs comprenant des modèles véhicules reproduisant un comportement proche de celui d'un véhicule réel et permet la co-simulation avec Matlab/Simulink. Cependant, la création de scénarios et d'environnements urbains semble être une tâche fastidieuse par rapport à ses homologues. On retrouve beaucoup de démonstrateurs mais pas de tutoriel exhaustif à proprement parlé, ni de communauté importante qui est sans doute due au coût relativement élevé de cet outil.

SCANeR Studio

C'est un logiciel dédié à la création de systèmes avancés d'aide à la conduite (ADAS), avec des environnements 3D complets qui permettent la création de scénarios complexes. L'outil semble répondre aux exigences d'une mise en place rapide pour les tests de

8. <https://scholar.google.com/> (Consulté en Novembre 2023)

9. <https://www.semanticscholar.org/> (Consulté en Novembre 2023)

scénarios avec une compatibilité avec Matlab/Simulink. La communauté en ligne reste cependant très peu étendue. Bien que cet outil soit disponible au sein du laboratoire Heudiasyc, il est important de noter que cet outil comporte des coûts significatifs et a suscité des commentaires de la part des utilisateurs qui nécessitent une évaluation approfondie.

Carla - Unreal Engine

Carla est un outil open source et est utilisé dans la recherche sur les VAs depuis 2017 et utilise Unreal Engine pour ses représentations graphiques. Carla est grandement utilisé par la communauté scientifique dans le domaine du VA et sa communauté en ligne est également très présente. Pour une co-simulation avec Matlab/Simulink, Unreal Engine, seul, est suffisant avec l'*Automated Driving Toolbox*. La création d'environnement urbain est cependant fastidieuse. Pour cela MathWorks propose un outil payant, RoadRunner¹⁰, permettant la création d'environnements urbains complexes. L'avantage est qu'il permet la création d'une carte fidèle à la réalité, accompagné d'un fichier décrivant l'environnement statique et d'un fichier 3D directement implémentable dans Unreal Engine pour servir la co-simulation avec Matlab/Simulink.

Autoware - LGSVL

Autoware est une plate-forme logicielle open source pour le développement de systèmes de conduite autonome. Il offre des outils et des fonctionnalités pour la perception, la planification et le contrôle des VAs. Il permet la co-simulation avec Matlab/Simulink. La communauté autour de l'outil semble également être présente. Un topic dans le Discord de Carla y est également dédié pour faire le pont entre Autoware et Carla. L'utilisation de ROS est cependant imposée ce qui implique l'utilisation de la toolbox ROS dans Matlab/Simulink.

Les 4 outils, cités ci-dessus, répondent techniquement à nos attentes et permettrons de mettre en application les algorithmes développés sur Matlab/Simulink. En revanche, seul Carla - Unreal Engine a une communauté suffisamment développée (du fait de sa gratuité). Il correspond également à l'outil de simulation le plus utilisé dans la recherche autour du véhicule autonome (cf. Figure 5.2). Pour une co-simulation avec Matlab/Simulink, Unreal Engine représente donc un outil pérenne et qui restera pertinent dans les années avenir.

5.3.2 Architecture logicielle mise en place

L'architecture logicielle ainsi retenue et mise en place est présentée sur la Figure 5.3. Elle représente une co-simulation Matlab/Simulink avec Unreal Engine. Les modèles des VOs utilisés ont besoin d'un chemin à suivre et d'une vitesse. Ces véhicules peuvent aussi être pilotés par des manettes externes, ce qui permet notamment de créer des scénarios à risque (gênants) pour le VA, plus facilement mais peuvent également être autonome

10. <https://fr.mathworks.com/products/roadrunner.html> (Consulté en Novembre 2023)

avec un niveau minimal d'intelligence. Le code Matlab développé a été implémenté sur Simulink pour permettre la co-simulation avec Unreal Engine via l'*Automated Driving Toolbox*¹¹ et plus spécifiquement à l'aide du bloc *Simulation 3D Vehicle with Ground Following*¹² qui permet de modéliser un véhicule dans un environnement de simulation 3D.

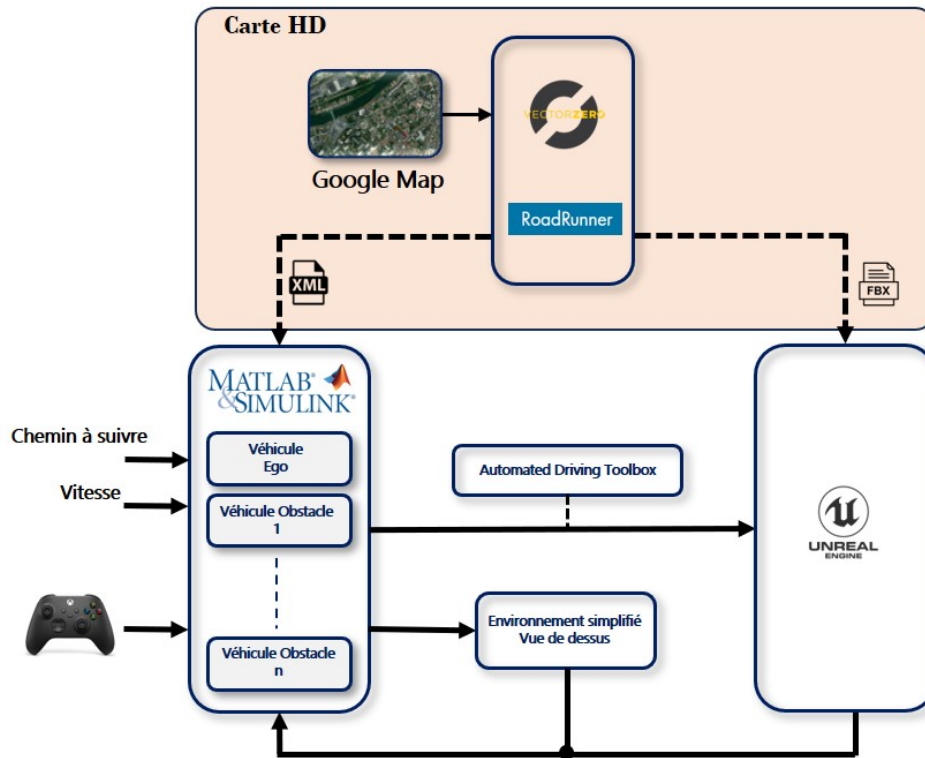


FIGURE 5.3 – Architecture logicielle mise en place pour les tests et la validation de la stratégie de contrôle/commande proposée MRAM

Le format de la carte HD utilisé est un élément clé de la navigation en milieu urbain (cf. section 5.2) et est nécessaire aussi bien pour la stratégie de contrôle développée que pour l'environnement de simulation. Il doit donc suivre un format générique et largement utilisé par la communauté comme le format OpenDRIVE¹³ qui vise à standardiser la description d'un réseau routier. Les données enregistrées dans un fichier OpenDrive (au format XML), décrivent la géométrie de la route et comprennent les marquages et les divers objets statiques qui composent l'environnement (cf. section 5.2). Un autre avantage est que ce fichier peut aussi bien décrire des données synthétiques comme un environnement créé de toute pièce (e.g., les cas d'usages identifiés), ou représenter un environnement réel. La description d'une carte ne comporte pas que des avantages et peut même être difficile à décrire quand il s'agit de jonctions entre différents segments ou

11. <https://fr.mathworks.com/products/automated-driving.html> (Consulté en Novembre 2023)

12. <https://fr.mathworks.com/help/driving/ref/simulation3dvehiclewithgroundfollowing.html> (Consulté en Novembre 2023)

13. <https://www.opendrive.com/> (Consulté en Novembre 2023)

portions de routes. Des outils comme RoadRunner, qui proposent des éditeurs interactifs pour concevoir des cartes 3D personnalisées et destinées à la simulation, permettent la génération de ces fichiers directement au format XML. L'environnement est alors créé à l'aide d'un fond de carte Google Maps¹⁴ sur RoadRunner. La description de la carte au format OpenDrive est extraite à l'aide de ce même logiciel ainsi que l'environnement 3D à importer dans Unreal Engine. Un code MATLAB a été développé pour extraire les données essentielles à la navigation à partir de la description de la carte au format XML, permettant ainsi l'application des deux premiers niveaux de planification (cf. Figure 3.3). Le troisième niveau est quant à lui généré via la stratégie exposée dans la section 4.2. L'architecture de contrôle/commande MRAM étant développée sur Matlab, il est nécessaire de transférer ce code vers Simulink qui offre plusieurs avantages. Simulink permet une approche plus structurée et facilite l'intégration des blocs Simulink existant préalablement au niveau de Sherpa Engineering. Le modèle utilisé pour contrôler le VA est un modèle cinématique qui peut aisément être remplacé par un modèle dynamique. La co-simulation avec Unreal Engine offre aussi des avantages car elle permet d'intégrer des éléments de perception réalistes dans un environnement virtuel.

5.3.3 Exemple de simulations réalisées

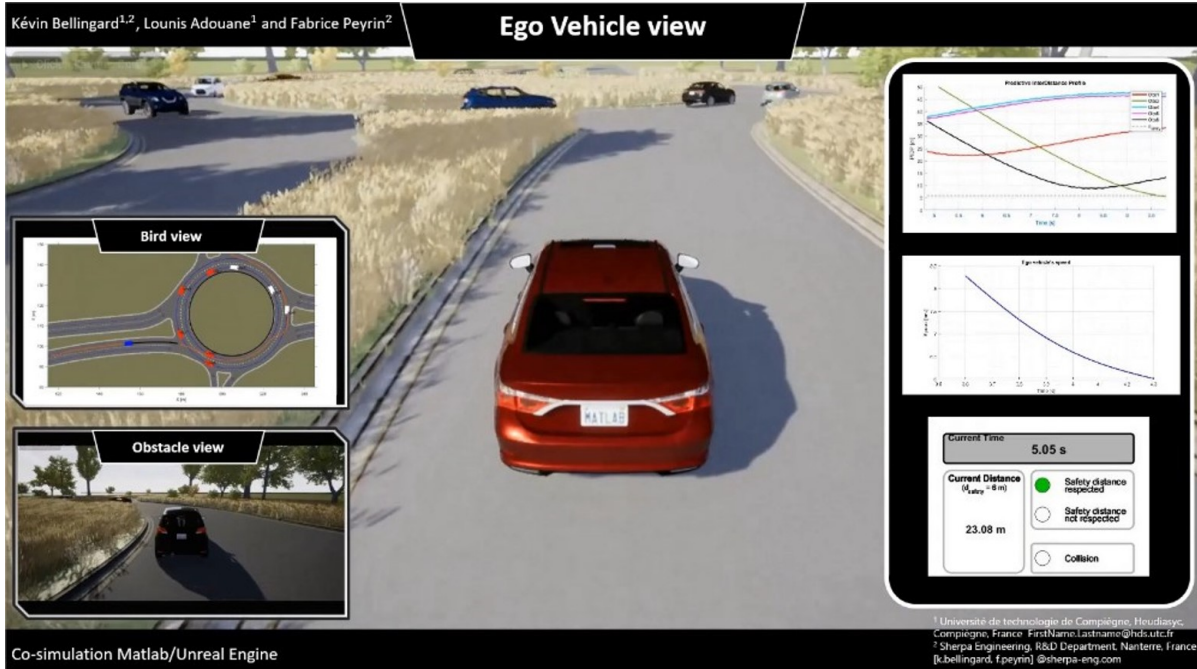
La Figure 5.4 montre le même scénario détaillé dans la section 4.3.1 où le VA doit s'insérer dans un rond-point comportant plusieurs VOs dynamiques. Le code Matlab est adapté en Simulink pour permettre la co-simulation avec Unreal Engine. Un second scénario est présenté (cf. Figure 5.5), cette fois-ci sur un autre environnement où le VA doit s'insérer dans un rond-point comportant un obstacle dynamique. Les vitesses et positions initiales des véhicules sont judicieusement déterminées pour qu'une collision soit détectée pendant l'insertion du VA. Le déroulé du scénario est détaillé ci-dessous :

- Figure 5.5a : Au début du scénario, une collision est détectée sur la partie arrière du VA, ce qui implique une accélération de ce dernier pour s'insérer et maintenir une distance de sûreté.
- Figure 5.5b : La distance de sûreté est atteinte et le VA peut s'insérer sans risque.
- Figure 5.5c : Le VA s'est inséré et peut de nouveau naviguer à vitesse nominale.
- Figure 5.5d : Le VA navigue sur sa voie, la distance de sûreté est toujours maintenue avec le VO situé à l'arrière.

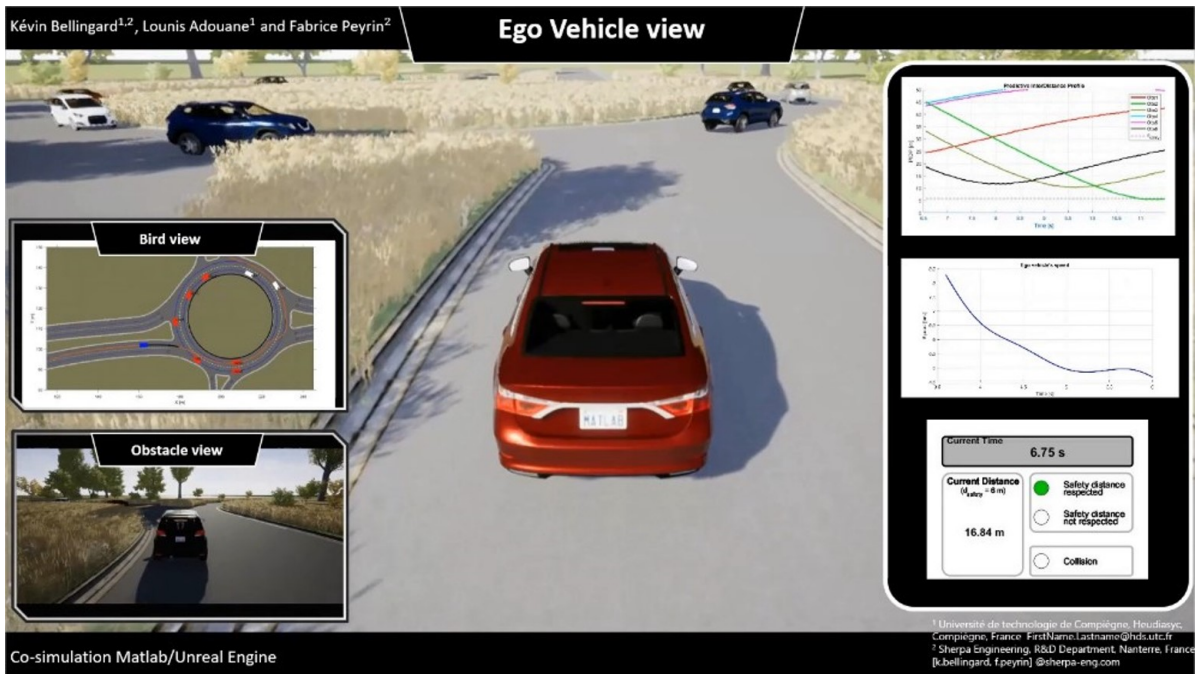
5.4 Analyse des comportements d'une conduite humaine

Dans le but d'améliorer la définition des paramètres qui ont trait à la stratégie de contrôle/commande proposée (MRAM-CS), une étude sur le comportement des conducteurs humain, dans des ronds-points, a été menée. Une première sous-section compare des bases de données présentes dans la littérature (cf. section 5.4.1). Une seconde sous-section présente l'outil logiciel mis en place permettant la lecture et l'analyse de ces bases de données (cf. section 5.4.2).

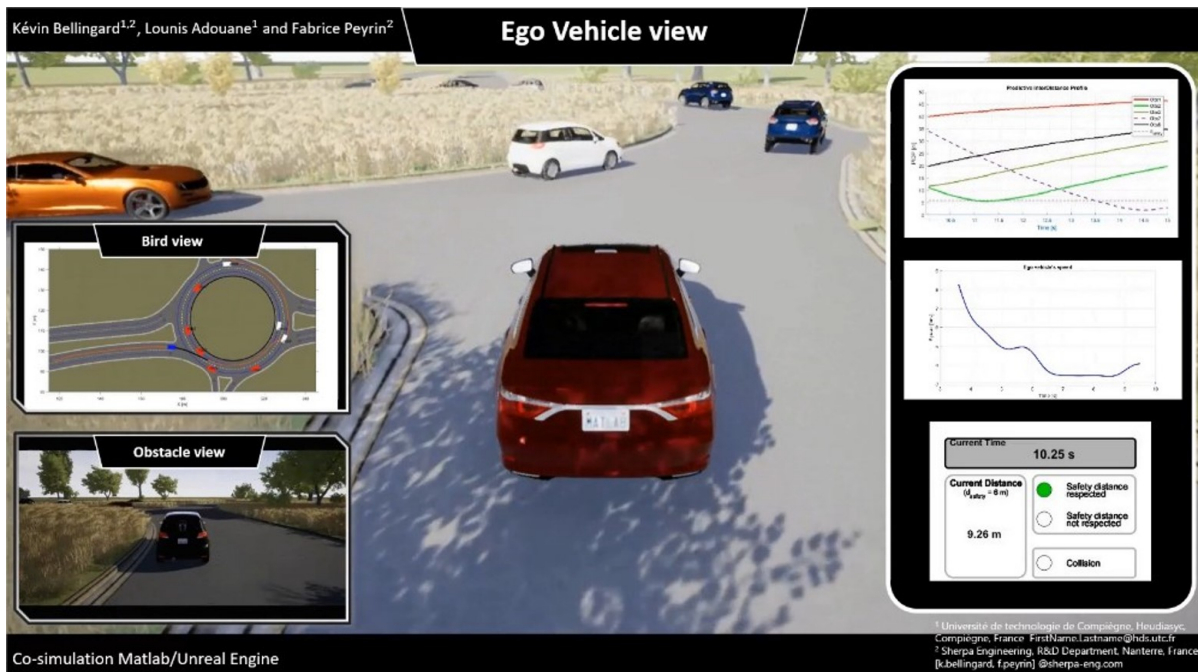
14. <https://www.google.fr/maps/> (Consulté en Novembre 2023)



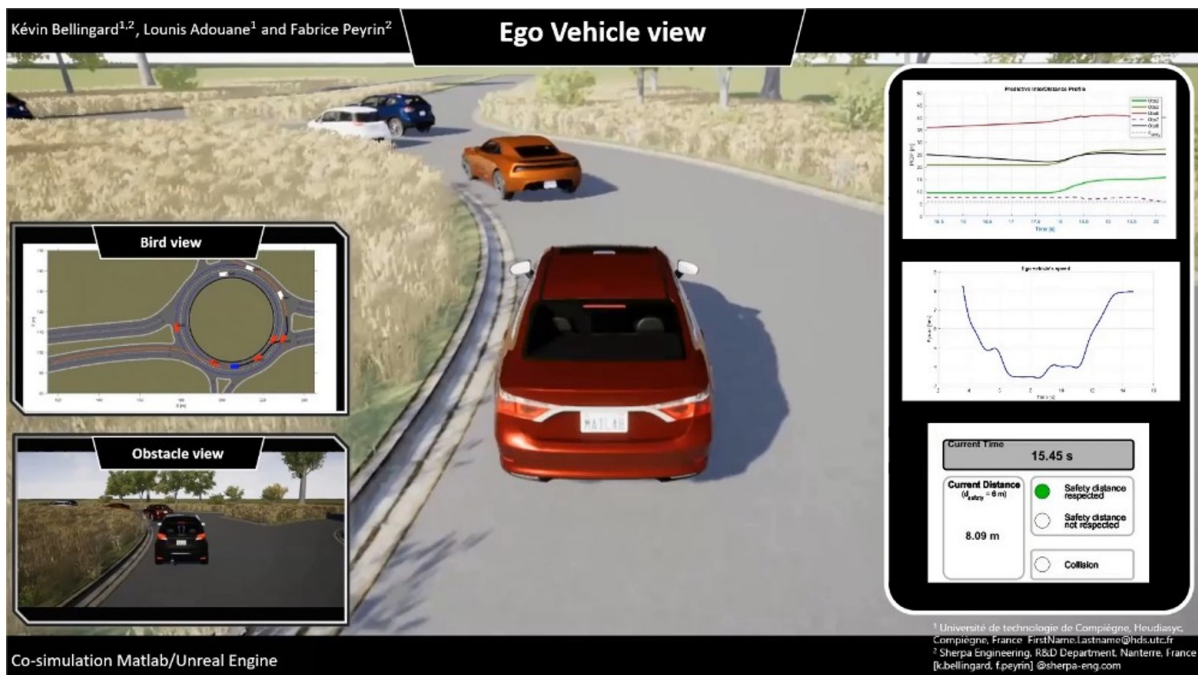
(a)



(b)



(c)

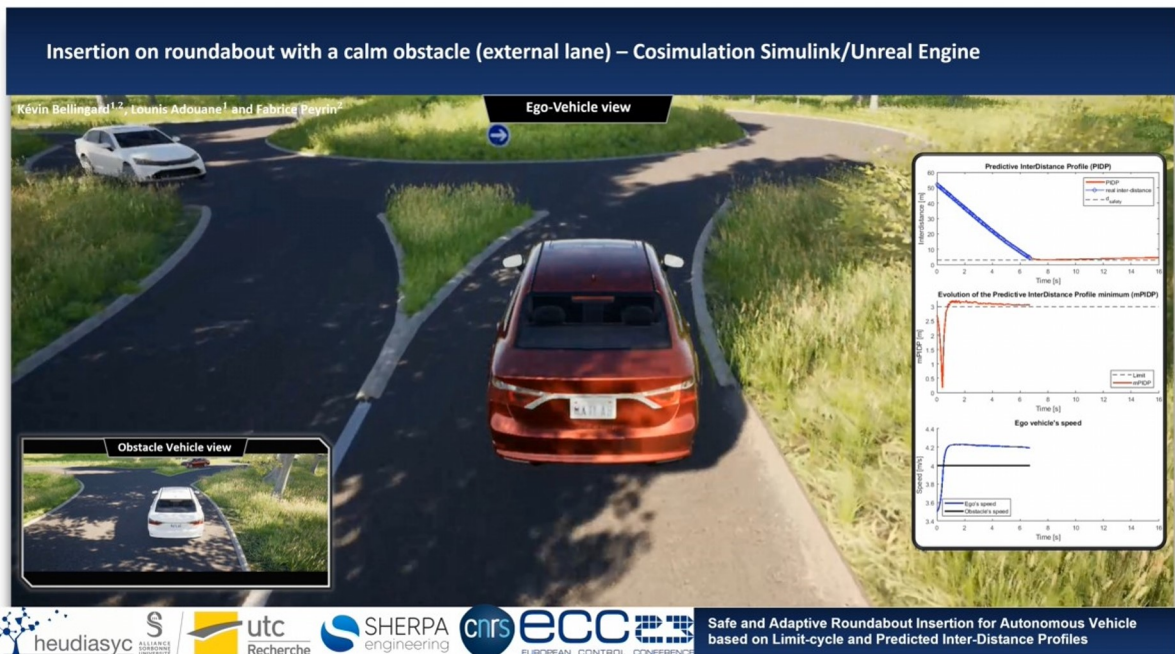


(d)

FIGURE 5.4 – Scénario du VA devant s’insérer dans un rond-point comportant des VOs dynamiques (cf. section 4.3.1) . L’image principale (au centre) représente le VA. Sur la gauche sont présentées la vue de dessus du scénario ainsi qu’une vue d’un obstacle donnant un second point de vue sur l’insertion du VA. Les figures de droite représentent, de haut en bas, les évolutions de PIDP, la vitesse du VA et le temps de simulation ainsi que la distance Euclidienne avec l’obstacle le plus proche du VA (Figures extraites de cette vidéo : <https://www.youtube.com/watch?v=J5RyYMkSgO8&t=1s>)



(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURE 5.5 – Scénario du VA devant s'insérer dans un rond-point comportant un VO dynamiques. L'image principale (au centre) représente le VA. Sur la gauche, est représentée, la vue depuis le VO. Sur la droite, de haut en bas, l'évolution de la PIDP, l'évolution du minimum de PIDP avec la distance de sûreté à respecter et enfin les vitesses des véhicules (Figures extraites de cette vidéo : <https://www.youtube.com/watch?v=fe7JPjua4Ac>)

Caractéristiques	RoundD	Interaction	OpenDD
Photo	oui - UTM	non fournie	oui
Localisation du rond-point	- latitude/ longitude	Non indiquée	UTM
Scénarios	2 ronds-points	- 5 ronds-points - 6 insertions/intersections	7 ronds-points
Images par seconde	25 fps	10 fps	Non indiquée
Précision	10 cm	Non indiquée	Non indiquée
Format trajectoire	CSV (Comma-Separated Values)	CSV	sqlite
Carte HD	OSM Lanelet	OSM Lanelet	Shapefiles
Nombre d'usagers	+13000	+40000	+84000
Durée	+6h	+16h	+62h (19h+6x7h)
Position	Cartésienne	Cartésienne	Cartésienne
Vitesse	Cartésienne, Frenet	Cartésienne	Normalisée
Accélération	Cartésienne, Frenet	-	Normalisée, Frenet
Orientation	oui	oui	oui
Volume (w x L)	oui	oui	oui
Catégories	- Car - Truck/Bus - Van - Trailer - Pedestrian - Bicycle - Motorcycle	- Car - Pedestrian	- Car - Truck/Bus - Van - Trailer - Pedestrian - Bicycle - Motorcycle

TABLE 5.1 – Tableau comparatif de 3 bases de données axées sur les comportements macroscopiques des véhicules

5.4.1 Base de données sur les flux de véhicules dans des ronds-points

Pour pouvoir identifier les comportements humains lors des étapes du franchissement d'un rond-point, un jeu de données regroupant des informations pertinentes (e.g., positions et vitesses des véhicules, orientation, taille ...) est nécessaire afin de pouvoir comparer, les métriques d'évaluation et de gestion des risques (implémentées dans MRAM-CS), avec le comportement d'un conducteur humain, dans des situations similaires. Parmi les datasets répertoriés, on retrouve : *Waymo Open Dataset*¹⁵, *Argoverse*¹⁶, *Next Generation Simulation (NGSIM)*¹⁷, *Round Dataset*¹⁸, *AppoloScape*¹⁹, *nuScenes*²⁰, *Stanford Drone*²¹, *openDD*²² ou encore *INTERACTION*²³ [132].

Il existe principalement deux types de base de données. Un premier type axé sur la perception du VA et un second type sur les comportements macroscopiques des véhicules.

15. <https://waymo.com/open/> (Consulté en Novembre 2023)

16. <https://www.argoverse.org/> (Consulté en Novembre 2023)

17. <https://ops.fhwa.dot.gov/trafficanalysistools/ngsim.htm> (Consulté en Novembre 2023)

18. <https://www.round-dataset.com/> (Consulté en Novembre 2023)

19. <https://apolloscape.auto/> (Consulté en Novembre 2023)

20. <https://www.nuscenes.org/> (Consulté en Novembre 2023)

21. https://cvgl.stanford.edu/projects/uav_data/ (Consulté en Novembre 2023)

22. <https://l3pilot.eu/data/pendd> (Consulté en Novembre 2023)

23. <http://interaction-dataset.com/> (Consulté en Novembre 2023)

Le second type offre une vue complète d'une situation et est beaucoup plus pertinent pour l'analyse des distances de sûreté et l'extraction de certaines caractéristiques de la conduite humaine, en se focalisant sur les meilleurs comportements. Un comparatif de trois bases de données, qu'on considère les plus pertinentes dans le cadre de nos travaux de thèse, est résumé sur le tableau 5.1.

Même si *INTERACTION* et *OpenDD* comportent un grand nombre d'utilisateurs dans leurs bases de données, c'est *Round* [133], une base de données open-source, qui a été retenu pour sa précision et le format dans lequel sont formatées les données. Il offre un jeu de données de plus de 13 000 utilisateurs franchissant un rond-point ce qui est amplement suffisant pour notre démarche d'analyse du comportement humain.

5.4.2 Outil logiciel mis en place

L'outil développé permet de visualiser l'évolution des véhicules dans leur environnement (cf. Figure 5.7) [132], d'en extraire leurs positions et leurs vitesses afin de calculer les PIDPs associées. Pour arriver à ce résultat et pouvoir en tirer des conclusions, il est indispensable de catégoriser les différents usagers de la scène (e.g., véhicules, piétons, cyclistes - élément de la base de données) et de les situer dans les phases de navigation (e.g., insertion, changement de voie, sortie). Afin de catégoriser les différentes phases, un travail préalable sur la carte a été nécessaire pour découper l'environnement en zone de navigation (cf. Figure 5.6).

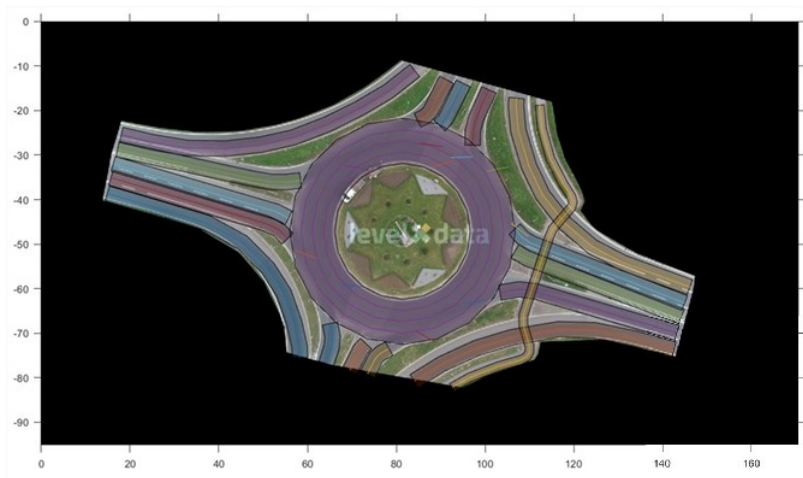


FIGURE 5.6 – Différentes zones du rond-point (e.g., zone circulaire, zones d'insertions, zones de sorties) afin de situer la phase de navigation des véhicules

La description des phases, pour définir dans quelle manœuvre se trouve un véhicule, est détaillée ci-dessous :

- **Insertion** : un véhicule est considéré en phase d'insertion s'il se trouve dans une voie d'insertion ou dans la zone circulaire tant que son orientation, θ , n'est pas tangente à l'îlot central du rond-point.
- **Zone circulaire** : un véhicule est considéré dans cette phase de navigation si son orientation a été préalablement tangente à l'îlot central.

- **Sortie :** Un véhicule est considéré dans cette phase de navigation s'il est dans une zone de sortie ou $\theta > d$ où d représente un angle suffisamment important pour ne pas que cette phase soit confondue avec un changement de voie.

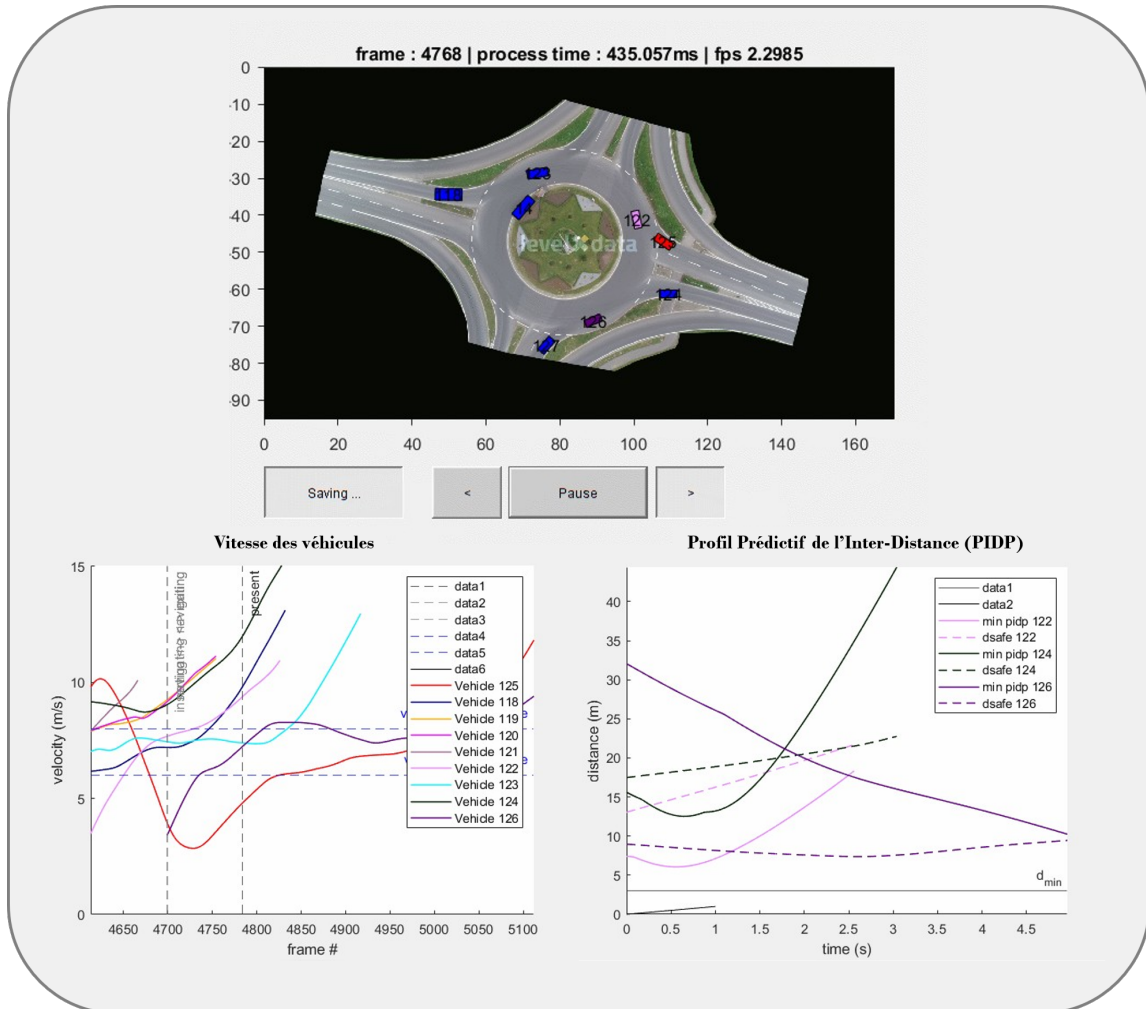


FIGURE 5.7 – Outil développé permettant la visualisation et analyser des bases de données. La Figure du haut représente la scène avec les véhicules modélisés par des rectangles de couleur. En bas à gauche, l'évolution des vitesses des véhicules parcourant la scène. En bas à droite, l'évolution des PIDPs par rapport à un véhicule sélectionné [132]

Il est à noter que les phases de changement de voie sont difficiles à extraire car d'une part, les véhicules ne respectent pas réellement les recommandations faites par le code de la route et d'autre part, les marquages pour démarquer les voies intérieures et extérieures et inciter les utilisateurs à effectuer nettement ces changements de voies, ne sont pas présents.

L'outil développé permet de sélectionner le véhicule à analyser et à afficher les PIDPs des véhicules présents dans la scène. La distance de sûreté est également calculée (cf. section 3.2.2.3). Une première analyse permet de remarquer que les véhicules se

trouvant dans une voie d'insertion sont, la plupart du temps, très conservateurs même si la distance de sûreté est respectée sur l'intervalle de temps $t_{horizon}$ et vont préférer ralentir et stopper le véhicule. Ceci peut s'expliquer par le fait que la trajectoire des véhicules présents dans le rond-point est incertaine (les intentions de navigation des véhicules sont parfois difficiles à définir) et qu'un véhicule navigant dans la voie intérieure peut souhaiter se rabattre n'importe quand. Une seconde explication réside dans l'absence de marquage où les véhicules, se trouvant dans la zone circulaire, naviguent entre les deux voies et ajoute une forme d'incertitude sur les intentions de ces véhicules. En revanche, on remarque aussi qu'une fois l'insertion engagée (après que le véhicule souhaitant s'insérer ait cédé le passage au véhicule se trouvant dans la zone circulaire), l'accélération des véhicules en phase d'insertion ne respectent pas les distances de sûretés avec les véhicules se trouvant devant eux. Une analyse approfondie de ces éléments afin de comprendre comment est maintenue la distance de sûreté dans des scénarios réels peut permettre d'améliorer, par exemple, la définition des distances de consignes à respecter ainsi que les profils de vitesses à avoir en fonction des situations rencontrées (e.g., insertion entre deux véhicules) (cf. les perspectives exposées dans le 6).

5.5 Plate-forme expérimentale

Cette section présente la plate-forme dédiée aux tests des véhicules automatisés (cf. section 5.5.1) et expose les premiers tests effectués en vue d'une implémentation de l'architecture MRAM dans les véhicules robotisés du laboratoire Heudiasyc (cf. section 5.5.2).

5.5.1 Véhicule robotisé et plate-forme

Le laboratoire Heudiasyc possède des Véhicules Robotisés (VR) de type Renault Zoé avec des capacités de perception, de localisation mais aussi d'action. Ils sont utilisés sur une plate-forme (cf. Figure 5.8) dédiée au développement des VAs nommée Seville et servent, entre autres, pour l'implémentation d'architectures de contrôle/commande pour des systèmes mono-véhicule et multi-véhicules, avec une communication permise entre ces derniers. Le VR est contrôlé en utilisant ROS (Robot Operating System) qui est un système d'exploitation dédié à la robotique, d'une manière générale. D'une manière plus spécifique ROS a été utilisé afin de contrôler de systèmes autonomes. Matlab, logiciel sur lequel la stratégie de contrôle MRAM a été développée, permet l'échange d'informations avec ce type d'environnement. La commande de ce type de véhicule se faisant en pilotant le couple moteur et l'angle volant, l'architecture développée initialement en pilotant en vitesse et en angle roue a dû être adaptée.

Avant d'adapter la stratégie proposée afin qu'elle réponde aux contraintes de commande qu'impose le VR, la stratégie MRAM impose au VA de pouvoir se localiser dans son environnement et de le représenter au moyen d'une carte HD (cf. Figure 3.1). La carte HD n'est pas un impératif pour nos travaux, mais elle a été utilisée afin de

simplifier la définition des points d'intérêts de l'espace navigable. D'un point de vue localisation, le VR est équipé d'un système GNSS (Global Navigation Satellite System) qui permet la localisation du VR avec une précision centimétrique. Pour la création de carte HD, la même approche que pour les simulations a été utilisée (cf. section 5.3.3), i.e. qu'à partir d'un fond de carte Google Maps la plate-forme Seville a été recréé via l'outil RoadRunner afin d'en générer une carte HD au format OpenDrive (cf. Figure 5.8).



FIGURE 5.8 – Création de la plate-forme Seville sur RoadRunner à partir d'un fond de carte Google Maps afin d'en générer la carte HD et de l'utiliser pour la navigation du VR

5.5.2 Tests et implémentation de l'architecture MRAM

Dans l'objectif d'implémenter l'architecture de contrôle/commande MRAM dans un VR, la plate-forme Seville a été construite virtuellement afin, d'une part, de pouvoir utiliser la carte HD ainsi créée pour servir la navigation du VR et d'autre part, pour effectuer des tests préliminaires dans l'environnement virtuel. Des VOs intelligents sont générés sur les différents ronds-points de cet environnement (cf. Figure 5.11) avec des comportements différents (e.g., accélération/décélération maximum, vitesse nominale souhaitée, distance minimale avec le véhicule qui précède ...). Le VA peut alors franchir ces ronds-points à l'aide de la stratégie de contrôle MRAM tout en tenant compte du trafic routier. Il y a un autre intérêt à la génération de VOs dans l'environnement développé, est qu'ils peuvent également être utilisés comme VOs virtuels lors de la navigation du VR sur la plate-forme Seville.

Une fois cette étape de validation en simulation effectuée, une première phase de test (cf. Figure 5.10) a consisté à mettre en place un suivi de trajectoire avec, dans un premier temps, une vérification du relevé des données de position (x, y, θ) du VR (celles-ci

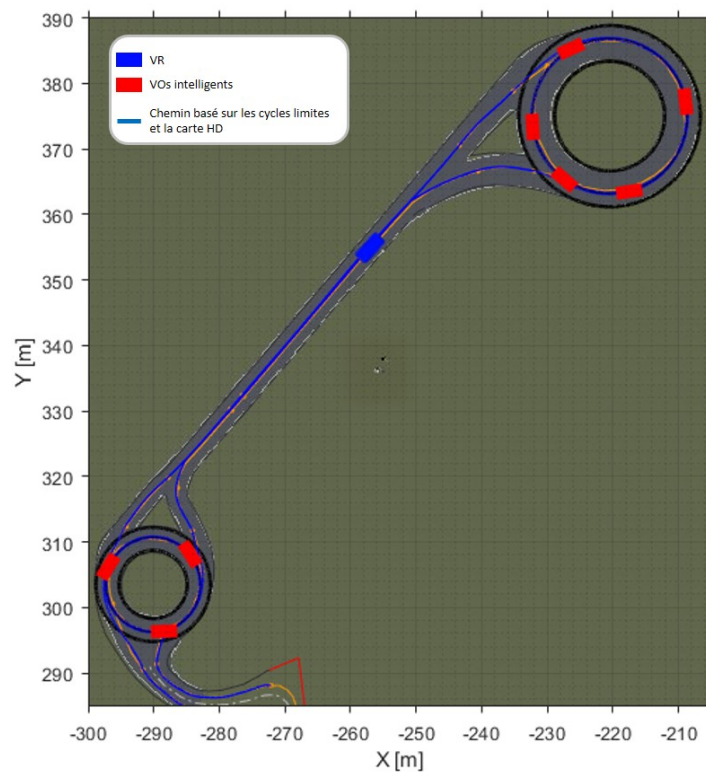


FIGURE 5.9 – Environnement de simulation, représentant la plate-forme expérimentale Seville, et la génération de VOs (Vidéo disponible en suivant ce lien : https://www.youtube.com/watch?v=r9_QFN87Sno)

doivent permettre un affichage du véhicule dans l'environnement virtuel) et dans un second temps, la vérification du suivi de chemin dans l'environnement avec la validation de la commande par l'angle du volant et l'application du profil de vitesse. La commande initiale du VA, dans les codes développés, se fait en vitesse mais le VR requiert une commande en couple moteur (le couple doit être positif pour une accélération et négatif si l'on souhaite décélérer). Pour garder une commande en vitesse, une phase d'adaptation préalable a été réalisée afin de convertir une consigne de vitesse en couple moteur à l'aide d'un PID. Le résultat de ses tests préliminaires, avec un profil de vitesse type, est présenté sur la Figure 5.11 où l'on peut noter la présence d'une erreur statique de deuxième ordre due à un retard dans la réponse du système (due principalement aux actionneurs du VR utilisés).

Une seconde phase de test, toujours en cours de traitement, porte sur l'implémentation des métriques d'évaluation du risque, utilisées par l'architecture de contrôle/commande MRAM, dans le VR. Cette phase consiste à, tout d'abord, vérifier la validité des informations relevées, notamment la positions des VOs virtuels ($x_{OV}, y_{OV}, \theta_{OV}, v_{OV}$) et à implémenter l'affichage de ces métriques. La phase suivante consiste à franchir les différents ronds-points de la plate-forme Seville à l'aide du VR en tenant compte des différents VOs virtuels générés. Le VR doit pour cela s'appuyer les l'architecture de contrôle/commande MRAM et du profil de vitesse déterminé en temps réel.

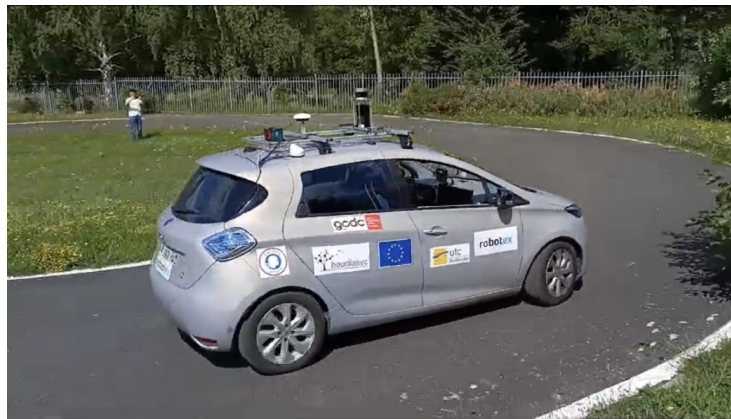


FIGURE 5.10 – Vue du véhicule robotisé navigant sur la plate-forme Seville

Les expérimentations préliminaires montrent des résultats probants. Il est question sous peu de finaliser, notamment des expérimentations mixtes, faisant intervenir un VR et des VOs virtuels (cf. Figure 5.8). Ces expérimentations, en plus de valider l'architecture de contrôle/commande proposée, ont pour objectif de faire interagir d'une manière efficace les outils de simulations mis en place et la partie expérimentale.

5.6 Conclusion

Dans ce chapitre, un état de l'art sur les principaux outils de simulations disponibles dans la littérature a été mené dans l'objectif de pouvoir valider l'architecture

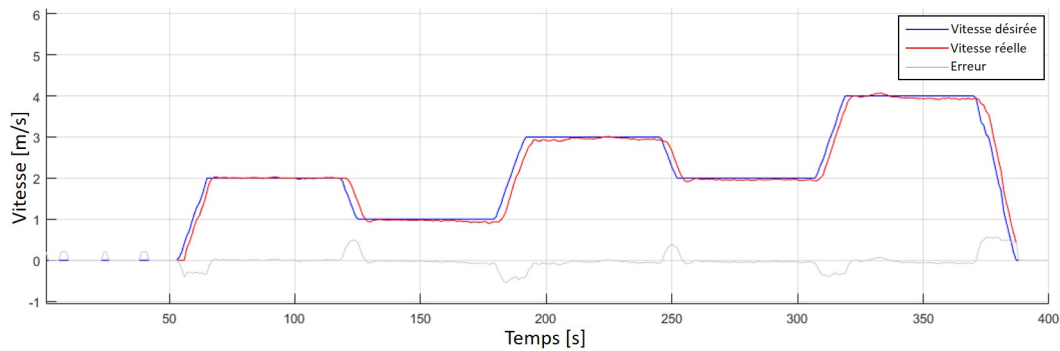


FIGURE 5.11 – Relevé de la vitesse réelle et de la consigne à partir d’une commande en couple moteur sur le VR

de contrôle/commande proposée dans cette thèse. Ces outils ont été comparés afin de choisir l’outil qui correspond au mieux aux exigences de nos travaux de recherche (cf. section 5.3.1). Dans ce but, une architecture logicielle a été mise en place afin de valider, tester et visualiser le fonctionnement de l’architecture de contrôle/commande proposée appliquée sur des VA virtuels. Les expérimentations sur véhicule robotisé sont une phase importante du processus de validation et pour la mise en exergue du bon fonctionnement de l’approche proposée. Bien que ces expérimentations soient toujours dans leurs phases préliminaires (cf. section 5.5.2), les premiers résultats sont probants et laissent envisager sous peu des tests plus poussés en faisant intervenir, notamment, des VO virtuels. Ce chapitre présente également la composition d’une carte HD et comment elle est utilisée pour servir de moyen de caractérisation de l’environnement statique du VA (cf. section 5.2). Une étude sur les comportements de conducteurs humains navigants dans des ronds-points est également faite pour explorer des méthodes d’auto-apprentissage bio-inspirées pour l’architecture de contrôle/commande proposée (cf. section 5.4). Un outil de traitement et d’analyse de ces données a été mis en place dans le but de comparer, s’inspirer, voire améliorer la stratégie proposée. Ces travaux, toujours en cours de traitement, doivent faire l’objet d’une analyse plus poussée afin d’en intégrer les résultats dans le processus de prise de décision de l’architecture de contrôle/commande MRAM.



6. Conclusion générale et Perspectives

6.1 Résumé et conclusions

Cette thèse, réalisée dans le cadre d'un contrat CIFRE, explore la sécurité des véhicules autonomes (VAs) dans des environnements dynamiques et denses. Elle propose une architecture de contrôle/commande globale pour gérer efficacement ces situations complexes. Plus spécifiquement, le sujet abordé couvre l'ensemble du processus, de la planification de trajectoires à l'évaluation et la gestion des risques et se concentre sur la sûreté des décisions prises par les véhicules autonomes lorsqu'ils évoluent de manière complètement autonome dans ces environnements. Ce qui suit résume les principaux éléments présentés dans chacun des chapitres constituant ce manuscrit tout en mettant en exergue les principales contributions de nos travaux de thèse.

Le chapitre 1 introduit nos travaux de recherches en exposant le contexte et les motivations qui sont à l'origine de nos développements. Il met en évidence les défis liés à la conduite des VAs dans des environnements urbains dynamiques et denses tout en soulignant la nécessité d'une architecture de contrôle/commande adaptative afin de garantir sa sûreté. À cette fin, un état de l'art a été effectué et divisé en quatre parties (cf. Chapitre 2). En premier lieu, ce chapitre souligne l'importance pour un VA de maîtriser à la fois les règles du code de la route mais aussi d'évaluer la dangerosité des éléments dynamiques dans son environnement, dans le but d'obtenir une navigation sûre. Le rond-point est défini comme un élément représentatif de l'environnement urbain nécessitant la maîtrise de la plupart des manœuvres inhérentes à ce milieu et en fait, par conséquent, un exercice incontournable pour la validation d'architectures de contrôle/commande destinées à la navigation autonome. Dans un second temps, deux catégories principales d'architectures présentes dans la littérature sont exposées : les architectures basées sur les modèles et celles basées sur des données préalablement acquises. La première catégorie d'architecture distingue deux sous-catégories, l'une où le modèle est entièrement défini et la seconde, avec un modèle partiellement défini qui

utilise des techniques d'apprentissages pour améliorer localement le fonctionnement de l'architecture. Une troisième partie explore les techniques de planification et les métriques d'aide à la prise de décision, en mettant en lumière leur utilisation dans les architectures basées sur des modèles (entièrement ou partiellement définis). Enfin, une ouverture est proposée en quatrième partie du chapitre 2 sur l'acceptabilité des VAs et souligne l'importance de la résilience comme un aspect important pour garantir la sûreté des VAs dans des environnements dynamiques et denses avec de multiples aléas possibles. .

Dans le chapitre 3, la stratégie de contrôle/commande développée, nommée *Multi-Risks Assessment and Management Control Strategy* (MRAM-CS), est présentée. Destinée à une conduite entièrement autonome, cette approche générique est appliquée au franchissement d'intersections non signalisées. Ce chapitre met l'accent sur l'évaluation multi-risques où une nouvelle approche, adaptant des chemins planifiés, basés sur des cycles-limites, permet de respecter à la fois les contraintes de la structure et du code de la route. L'évaluation multi-risques proposée repose sur la métrique *Predictive Inter-Distance Profile* (PIDP). Cette métrique de surveillance continue est considérée comme une métrique à l'échelle des distances mais aussi d'ordre temporel avec la considération d'une distance temporelle de sûreté. Cette distance de sûreté nous permet d'identifier plusieurs critères d'évaluation tels que le temps de sûreté non respecté ($tSNR$), l'erreur PIDP ($ePIDP$) et le minimum de PIDP ($mPIDP$) qui permettent d'évaluer la dangerosité d'une situation de conduite. Ce chapitre aborde également la navigation en environnement dense avec un processus d'arbitrage basé sur la métrique PIDP, distinguant les obstacles dynamiques exigeant une accélération de ceux exigeant une décélération. Cette distinction permet de considérer des groupes de VOs en vue d'une insertion entre ces derniers. Le chapitre 4 met l'accent, quant à lui, sur la gestion multi-risques de l'architecture MRAM-CS. Ce bloc permet au VA de planifier des chemins multiples et dynamiques ainsi que le fait d'appliquer des profils de vitesse adaptatifs. La stratégie de planification génère plusieurs chemins possibles, intégrant la structure et le code de la route ainsi que les éléments dynamiques pour choisir le chemin optimal, assurant la sécurité de la manœuvre. Les métriques d'évaluation des risques, définies au chapitre précédent (cf. chapitre 3), sont utilisées dans le but d'appliquer un profil de vitesse adaptatif permettant de maintenir une distance de sûreté avec les véhicules dynamiques environnants. Deux approches sont présentées, la première, qui correspond à la définition d'un contrôleur proportionnel-dérivé adaptatif (PD-A), ajuste en ligne les paramètres du contrôleur pour maintenir la métrique PIDP au-dessus de la distance de sûreté. La seconde approche, également basée sur un contrôleur proportionnel-dérivé, utilise un Système d'Inférence Neuro-Flou Adaptatif (ANFIS) afin de déterminer les paramètres du contrôleur PD-ANFIS. Cette approche se veut être plus générique que la première en étant applicable à tout type d'insertions non signalisées. Cette stratégie intègre les éléments évaluant la dangerosité d'une situation à partir de la métrique PIDP et offre une meilleure réactivité aux changements de dynamiques. Des simulations avec Matlab illustrent l'efficacité de la stratégie globale et un processus de fusion floue garantit la

sûreté du système en prenant en compte les comportements générant des conflits entre plusieurs groupes de véhicules dynamiques.

Dans l'objectif de valider l'architecture de contrôle/commande globale MRAM-CS et parce que le développement d'un VA requiert l'utilisation d'outils de simulation précis, un état de l'art des outils de simulation disponibles dans la littérature a été réalisé dans le chapitre 5 et ceci dans le but de sélectionner celui répondant le mieux aux exigences de nos travaux de recherche. C'est dans cet objectif qu'une architecture logicielle a été développée pour permettre la validation, les tests et la visualisation du fonctionnement de l'architecture de contrôle/commande proposée. Bien que les expérimentations sur les véhicules robotisés présents au laboratoire soient encore à un stade préliminaire, les premiers résultats présentés dans ce chapitre sont prometteurs et laissent entrevoir, sous peu, des expérimentations plus poussées. Ce chapitre expose également une étude sur les comportements des conducteurs humains dans les ronds-points. Elle a pour objectif d'explorer des méthodes d'auto-apprentissage bio-inspirées pour l'architecture de contrôle/commande développée. De cette étude a découlé la mise en place d'un outil de traitement et d'analyse des données pour comparer, s'inspirer et éventuellement améliorer la stratégie globale proposée. Ces travaux, toujours en cours de traitement, doivent faire l'objet d'une analyse plus poussée afin d'en intégrer les résultats dans le processus de prise de décision de l'architecture de contrôle/commande MRAM.

6.2 Perspectives

Le travail présenté dans cette thèse a montré des résultats encourageants concernant l'architecture de contrôle/commande globale proposée, MRAM-CS, afin d'aboutir à une navigation sûre et flexible dans des environnements dynamiques et denses. Cela permettra d'explorer et d'étendre plusieurs sujets de recherche dans le domaine des VAs. Les travaux futurs les plus importants sont résumés dans ce qui suit.

Amélioration de l'architecture de contrôle/commande MRAM-CS

- **Robustesse et résilience** : Les objectifs de la résilience et de la robustesse d'un système telles qu'elles sont décrites dans la section 2.4 correspondent, à pouvoir reprendre un état viable de fonctionnement, même après des perturbations inattendues, renforçant ainsi la fiabilité du système. Des approches proactives comme l'ajustement de paramètres dynamiques de la stratégie de contrôle/commande ont été mis en place dans ce sens (cf. section 4.3). L'objectif serait ici de doter l'architecture MRAM-CS d'une capacité d'adaptation continue par apprentissage afin d'améliorer les performances et la sûreté du VA face à des situations non prédites.
- **Intégrer les modèles d'interactions inter-véhicules** : L'intégration de modèles d'interactions inter-véhicules tels que les IDM (*Intelligent Driver Model*) a été effectué (cf. section 5.5) mais n'a pas été explicitement considéré dans le processus de prise de décision qui considère, actuellement, que le VO détecté va maintenir sa dynamique sur l'horizon de temps donné. Intégrer cette coopération implicite

- permet d'intégrer des métriques telle que le *Minimum Safe Deceleration* (MSD) [77] qui tient compte d'une décélération acceptable imposée au VO et permettra d'avoir une fenêtre d'insertion ou de manœuvre plus large, limitant ainsi l'impact du trafic routier sur les prises de décision du VA, le rendant davantage proactif.
- **Apprentissage bio-inspiré des paramètres de l'architecture** : En s'inspirant du comportement des conducteurs humains dans des environnements complexes, comme les ronds-points, l'architecture MRAM-CS peut être mieux paramétrée. En effet, la bio-inspiration peut permettre d'affiner la définition de la distance de sûreté employée en intégrant des mécanismes inspirés des comportements humains observés, notamment ceux dans les phases critiques, comme les insertions ou les changements de voies. Identifier la façon qu'ont ces conducteurs d'anticiper les intentions des autres usagers de la route peut aider à consolider notre stratégie anticipatrice basée sur la métrique PIDP.
 - **Gestion des situations d'urgence** : Les limites de la stratégie de développée se trouvent atteintes lorsque le VA ne peut pas sélectionner les paramètres optimum de gestion des risques car ils mènent vers le non-respect des contraintes intrinsèques au VA (e.g., limites d'accélération et/ou de braquage). Dans ces situations, des manœuvres de gestion d'urgence sont inévitables et représentent un axe crucial d'amélioration de l'architecture proposée [10] [69] [89] .

Simulations

L'architecture logicielle mise en place (cf. section 5.3.2) offre une base consistante pour ce qui est des tests et la validation de stratégies de contrôle/commande. Cependant, pour rendre ces simulations encore plus réalistes, et dans l'objectif de robustifier davantage les stratégies développées, certaines extensions peuvent être envisagées. L'architecture logicielle mise en place permet l'intégration de modules de perception, tels que les caméras ou Lidar. Les scénarios simulés peuvent alors être enrichis en tenant compte des aléas inhérents à la perception, comme l'incertitude sur les positions ou les intentions des VOs. La localisation représente également un défi pour ce qui est des environnements urbains complexes et nécessite une estimation précise. L'utilisation d'une telle architecture logicielle ouvre la voie à des explorations de nouvelles méthodes d'estimation de la position du VA. Ces extensions visent à rendre la simulation encore plus représentative de la réalité et faciliteraient l'évaluation de la stratégie de contrôle/commande employée.

Expérimentations

L'implémentation de l'architecture MRAM-CS dans un véhicule robotisé est en cours avec la génération d'obstacles virtuels sur la plate-forme Seville (cf. section 5.5.2). Cette étape cruciale permet de tester la navigation du VR dans un environnement réel complexe avec des VOs aux comportements variés (e.g., accélérations, décélérations). Afin d'élargir ces expérimentations, des scénarios plus complexes, faisant intervenir d'autres véhicules conduit manuellement permettra d'évaluer les performances du système développé. Un autre aspect clé d'amélioration est l'intégration des aléas de

perception. L'architecture MRAM-CS peut en effet être confrontée à des situations où la détection d'obstacles se fait tardivement et/ou la classification du comportement de l'obstacle est incertaine. La prise en compte de ces éléments permettra d'avoir des conditions de conduite plus réalistes et d'évaluer la robustesse de l'architecture en tenant compte des aléas du triptyque (perception-décision-action).

où (x, y, θ) correspond à la position et l'angle du véhicule sur le point O_m du référentiel local (X_m, Y_m) , γ correspond à l'orientation de la roue avant, v la vitesse linéaire et l_b l'empattement du véhicule.

La loi de commande génère la vitesse v et l'angle de braquage γ qui conduisent les erreurs (e_x, e_y, e_θ) à tendre vers 0, (2) et (3). La fonction de Lyapunov (4) dépend de 3 paramètres qui sont la distance d du véhicule à la cible, la distance d_l entre le véhicule et la ligne qui passe par la cible dans son orientation θ_T et l'erreur d'orientation e_θ entre le véhicule et la cible.

$$v = v_T \cos(e_\theta) + v_b \quad (2)$$

$$\gamma = \arctan(l_b c_c) \quad (3)$$

$$\begin{aligned} V &= 1/2K_d d^2 + 1/2K_l d_l^2 + K_0[1 - \cos(e_\theta)] \\ &= 1/2K_d d^2 + 1/2K_l d^2 \sin(e_{RT}) + K_0[1 - \cos(e_\theta)] \end{aligned} \quad (4)$$

Pour garantir la stabilité du système avec la fonction de Lyapunov, il faut que sa dérivée V' soit négative. Cette stabilité est toujours vérifiées tant que les conditions d'entrées (5) sont respectées.

$$\begin{aligned} e_{RT} &\in] -\pi/2, \pi/2[\\ e_\theta &\in] -\pi/2, \pi/2[\end{aligned} \quad (5)$$



Liste de mes publications

Kévin BELLINGARD, Lounis ADOUANE et Fabrice PEYRIN, “Safe Overtaking Maneuver for Autonomous Vehicle under Risky Situations based on Adaptive Velocity Profile”. In : *2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*. 2021, pages 304-311. DOI : 10.1109/ITSC48978.2021.9564964

Kévin BELLINGARD, Lounis ADOUANE et Fabrice PEYRIN, “Risk Assessment and Management based on Neuro-Fuzzy System for Safe and Flexible Navigation in Unsignalized Intersection”. In : *2023 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2023, pages 1-7. DOI : 10.1109/IV55152.2023.10186762

Kévin BELLINGARD, Lounis ADOUANE et Fabrice PEYRIN, “Adaptive and Reliable Multi-Risk Assessment and Management Control Strategy for Autonomous Navigation in Dense Roundabouts”. In : *2023 IFAC World Congress*. 2023

Kévin BELLINGARD, Lounis ADOUANE et Fabrice PEYRIN, “Safe and Adaptive Roundabout Insertion for Autonomous Vehicle based Limit-cycle and Predicted Inter-Distance Profiles”. In : *2023 European Control Conference (ECC)*. 2023, pages 1-7. DOI : 10.23919/ECC57647.2023.10178129

Lounis ADOUANE et Kévin BELLINGARD, “Navigation sûre et flexible des véhicules autonomes, Focus sur le volet contrôle/commande”. In : *Revue de l'électricité et de l'électronique (REE)*. n°2. 2023, pages 74-80



Bibliographie

- [1] Daniel FAGNANT et Kara KOCKELMAN. “Preparing a nation for autonomous vehicles: Opportunities, barriers and policy recommendations”. In : *Transportation Research Part A: Policy and Practice* 77 (juill. 2015). DOI : 10.1016/j.tra.2015.04.003 (cf. page 22).
- [2] Kévin BELLINGARD, Lounis ADOUANE et Fabrice PEYRIN. “Navigation sûre et flexible des véhicules autonomes, Focus sur le volet contrôle/commande”. In : *Revue de l'électricité et de l'électronique (REE)*. n°2. 2023, pages 74-80 (cf. page 22).
- [3] Audric DOCHE. *Les voitures autonomes peuvent rouler à 130 km/h, mais Mercedes n'est pas prêt.* <https://urlz.fr/nK0q>. Mars 2023 (cf. page 22).
- [4] Nicolas VALEANO. *Lâchez le volant, la voiture prend la main!* <https://urlz.fr/nK0Z>. Oct. 2022 (cf. page 22).
- [5] Peter HANCOCK, Illah NOURBAKHSI et Jack STEWART. “On the future of transportation in an era of automated and autonomous vehicles”. In : *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 116 (avr. 2019), pages 7684-7691. DOI : 10.1073/pnas.1805770115 (cf. page 22).
- [6] Qingzhao ZHANG et al. “A Systematic Framework to Identify Violations of Scenario-Dependent Driving Rules in Autonomous Vehicle Software”. In : (2021). DOI : 10.1145/3460082 (cf. page 22).
- [7] Angélica REYES-MUÑOZ et Juan GUERRERO-IBÁÑEZ. “Vulnerable Road Users and Connected Autonomous Vehicles Interaction: A Survey”. In : *Sensors* 22 (2022). DOI : 10.3390/s22124614 (cf. page 23).
- [8] Lounis ADOUANE. *Autonomous Vehicle Navigation: From Behavioral to Hybrid Multi-Controller Architectures*. Taylor & Francis - CRC Press, 2016 (cf. pages 23, 34).

- [9] Julian BERNHARD, Patrick HART, Amit SAHU, Christoph SCHÖLLER et Mitchell Guzman CANCEMANCE. “Risk-Based Safety Envelopes for Autonomous Vehicles Under Perception Uncertainty”. In : *2022 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2022, pages 104-111. DOI : 10.1109/IV51971.2022.9827199 (cf. page 23).
- [10] Dimia IBERRAKEN et Lounis ADOUANE. “An Evasive Strategy for Safe Autonomous Navigation Using Bayesian Networks and CMA-ES”. In : *Robot Intelligence Technology and Applications 6*. Springer International Publishing, 2022 (cf. pages 23, 127).
- [11] Thomas RICHTER. *Road Planning - Freeways and Country Roads*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2023. DOI : <https://doi.org/10.1007/978-3-658-35189-2> (cf. page 28).
- [12] Michel DALLONI. *Avec 500 à 800 ronds-points construits par an, La France a l'art de tourner en rond pour aller tout droit*. <https://urlz.fr/1f6k>. Juillet 2021 (cf. page 29).
- [13] Aleksandra DELUKA TIBLJAŠ, Tullio GIUFFRÈ, Sanja SURDONJA et Salvatore TRUBIA. “Introduction of Autonomous Vehicles: Roundabouts Design and Safety Performance Evaluation”. In : *Sustainability* 10.4 (2018). DOI : 10.3390/su10041060 (cf. page 29).
- [14] Stefano MASI, Philippe XU et Philippe BONNIFAIT. “Roundabout Crossing With Interval Occupancy and Virtual Instances of Road Users”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* (déc. 2020), pages 1-13. DOI : 10.1109/TITS.2020.3042870 (cf. page 30).
- [15] Júnior Anderson RODRIGUES DA SILVA, Iago Pachêco GOMES, Denis Fernando WOLF et Valdir GRASSI. “Sparse Road Network Model for Autonomous Navigation Using Clothoids”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 23.2 (2022), pages 885-898. DOI : 10.1109/TITS.2020.3016620 (cf. pages 30, 46).
- [16] Juan Felipe MEDINA-LEE, Jorge GODOY, Antonio ARTUÑEDO et Jorge VILLAGRA. “Speed Profile Generation Strategy for Efficient Merging of Automated Vehicles on Roundabouts With Realistic Traffic”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles* 8.3 (2023), pages 2448-2462. DOI : 10.1109/TIV.2022.3211350 (cf. page 31).
- [17] Abderraouf KHEZAZ, Manolo Dulva HINA et Amar RAMDANE-CHERIF. “Perception Enhancement and Improving Driving Context Recognition of an Autonomous Vehicle Using UAVs”. In : *Journal of Sensor and Actuator Networks* 11 (2022) (cf. page 31).
- [18] Jamil FAYYAD, Mohammad A. JARADAT, Dominique GRUYER et Homayoun NAJJARAN. “Deep Learning Sensor Fusion for Autonomous Vehicle Perception and Localization: A Review”. In : *Sensors* 20 (2020) (cf. page 31).

- [19] Alexandru Constantin SERBAN, Erik POLL et Joost VISSER. “A Standard Driven Software Architecture for Fully Autonomous Vehicles”. In : *2018 IEEE International Conference on Software Architecture Companion (ICSA-C)*. 2018, pages 120-127. DOI : 10.1109/ICSA-C.2018.00040 (cf. pages 32, 33).
- [20] Omveer SHARMA, N.C. SAHOO et N.B. PUHAN. “Recent advances in motion and behavior planning techniques for software architecture of autonomous vehicles: A state-of-the-art survey”. In : *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 101 (2021), page 104211. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2021.104211> (cf. pages 32, 33).
- [21] Mouhacine BENOSMAN. “Model-based vs data-driven adaptive control: An overview”. In : *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing* (2018). DOI : <https://doi.org/10.1002/acs.2862> (cf. pages 32, 38).
- [22] Dimia IBERRAKEN et Lounis ADOUANE. *Safety of autonomous vehicles: A survey on Model-based vs. AI-based approaches*. 2023. arXiv : 2305.17941 [cs.R0] (cf. pages 32, 38).
- [23] Lounis ADOUANE. “Reactive versus cognitive vehicle navigation based on optimal local and global PELC”. In : *Robotics and Autonomous Systems* 88 (2017), pages 51-70. ISSN : 0921-8890. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.robot.2016.11.006>. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921889015301627> (cf. pages 34, 66, 72, 87).
- [24] José VILCA, Lounis ADOUANE et Youcef MEZOUAR. “A novel safe and flexible control strategy based on target reaching for the navigation of urban vehicles”. In : *Robotics and Autonomous Systems* 70 (fév. 2015). DOI : 10.1016/j.robot.2015.01.008 (cf. pages 34, 86).
- [25] Dimia IBERRAKEN. “Safe Trajectories and Sequential Bayesian Decision-Making Architecture for Reliable Autonomous Vehicle Navigation”. Thèse de doctorat. Université Clermont Auvergne, 2020. URL : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-03158717> (cf. pages 34, 51, 130).
- [26] He XIANGKUN, Liu YULONG, Lv CHEN, Ji XUEWU et Liu YAHUI. “Emergency steering control of autonomous vehicle for collision avoidance and stabilisation”. In : *Vehicle System Dynamics* (2019). DOI : 10.1080/00423114.2018.1537494 (cf. page 34).
- [27] Guilherme V. RAFFO, Guilherme K. GOMES, Julio E. NORMEY-RICO, Christian R. KELBER et Leandro B. BECKER. “A Predictive Controller for Autonomous Vehicle Path Tracking”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 10.1 (2009), pages 92-102. DOI : 10.1109/TITS.2008.2011697 (cf. page 35).

- [28] Xiangjun QIAN, Jean GREGOIRE, Arnaud de LA FORTELLE et Fabien MOUTARDE. “Decentralized model predictive control for smooth coordination of automated vehicles at intersection”. In : *2015 European Control Conference (ECC)*. 2015, pages 3452-3458. DOI : 10.1109/ECC.2015.7331068 (cf. page 35).
- [29] Shilp DIXIT et al. “Trajectory Planning for Autonomous High-Speed Overtaking in Structured Environments Using Robust MPC”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 21.6 (2020), pages 2310-2323. DOI : 10.1109/TITS.2019.2916354 (cf. page 35).
- [30] Seungmin JEON, Kibeom LEE et Dongsuk KUM. “Overtaking decision and trajectory planning in highway via hierarchical architecture of conditional state machine and chance constrained model predictive control”. In : *Robotics and Autonomous Systems* 151 (2022), page 104014. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.robot.2021.104014> (cf. page 35).
- [31] Imad LAMOUIK, Ali YAHYAOUY et Sabri ABDELOUAHED. “Model Predictive Control for Full Autonomous Vehicle Overtaking”. In : *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 2677 (jan. 2023), page 036119812211414. DOI : 10.1177/03611981221141432 (cf. page 35).
- [32] Julia NILSSON et J. SJOBERG. “Strategic decision making for automated driving on two-lane, one way roads using model predictive control”. In : juin 2013. DOI : 10.1109/IVS.2013.6629638 (cf. page 35).
- [33] Hong WANG, Yanjun HUANG, Amir KHAJEPOUR, Dongpu CAO et Chen LV. “Ethical Decision-Making Platform in Autonomous Vehicles With Lexicographic Optimization Based Model Predictive Controller”. In : *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 69.8 (2020), pages 8164-8175. DOI : 10.1109/TVT.2020.2996954 (cf. page 35).
- [34] Peng HANG, Chen LV, Yang XING, Chao HUANG et Zhongxu HU. *Human-Like Decision Making for Autonomous Driving: A Noncooperative Game Theoretic Approach*. 2020 (cf. pages 35, 36).
- [35] Marcus NOLTE, Marcel ROSE, Torben STOLTE et Markus MAURER. “Model predictive control based trajectory generation for autonomous vehicles — An architectural approach”. In : *2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2017, pages 798-805. DOI : 10.1109/IVS.2017.7995814 (cf. pages 36, 37).
- [36] Edsger W DIJKSTRA. “A note on two problems in connexion with graphs”. In : *Numerische mathematik* 1.1 (1959), pages 269-271 (cf. page 36).
- [37] Peter HART, Nils NILSSON et Bertram RAPHAEL. “A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths”. In : *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics* 4.2 (1968), pages 100-107. DOI : 10.1109/tssc.1968.300136. URL : <https://doi.org/10.1109/tssc.1968.300136> (cf. page 36).

- [38] Manel AMMOUR, Rodolfo ORJUELA et Michel BASSET. “A MPC Combined Decision Making and Trajectory Planning for Autonomous Vehicle Collision Avoidance”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 23.12 (2022), pages 24805-24817. DOI : 10.1109/TITS.2022.3210276 (cf. pages 36, 37).
- [39] Sagar AKHEGAONKAR, Lydie NOUVELIÈRE, Sébastien GLASER et Frédéric HOLZMANN. “Smart and Green ACC: Energy and Safety Optimization Strategies for EVs”. In : *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems* 48.1 (2018), pages 142-153. DOI : 10.1109/TSMC.2016.2600273 (cf. page 36).
- [40] Junru YANG et al. “A Learning Control Method of Automated Vehicle Platoon at Straight Path with DDPG-Based PID”. In : *Electronics* 10 (oct. 2021), page 2580. DOI : 10.3390/electronics10212580 (cf. pages 38, 39).
- [41] Juraj KABZAN, Lukas HEWING, Alexander LINIGER et Melanie N. ZEILINGER. “Learning-Based Model Predictive Control for Autonomous Racing”. In : *IEEE Robotics and Automation Letters* 4.4 (2019), pages 3363-3370. DOI : 10.1109/LRA.2019.2926677 (cf. pages 38, 39).
- [42] Xi HAN, Xiaolin ZHANG, Yu DU et Guang CHENG. “Design of Autonomous Vehicle Controller Based on BP-PID”. In : *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 234 (mars 2019), page 012097. DOI : 10.1088/1755-1315/234/1/012097 (cf. page 38).
- [43] Yassine KEBBATI, Naima AIT-OUFROUKH, Vincent VIGNERON, Dalil ICHALAL et Dominique GRUYER. “Optimized self-adaptive PID speed control for autonomous vehicles”. In : *2021 26th International Conference on Automation and Computing (ICAC)*. 2021, pages 1-6. DOI : 10.23919/ICAC50006.2021.9594131 (cf. page 38).
- [44] Tianshu CHU et Uroš KALABIĆ. “Model-based deep reinforcement learning for CACC in mixed-autonomy vehicle platoon”. In : *2019 IEEE 58th Conference on Decision and Control (CDC)*. 2019, pages 4079-4084. DOI : 10.1109/CDC40024.2019.9030110 (cf. page 38).
- [45] Srivalli BODDUPALLI, Akash Someshwar RAO et Sandip RAY. “Resilient Cooperative Adaptive Cruise Control for Autonomous Vehicles Using Machine Learning”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 23.9 (2022), pages 15655-15672. DOI : 10.1109/TITS.2022.3144599 (cf. page 38).
- [46] Jingda WU, Zhiyu HUANG et Chen LV. “Uncertainty-Aware Model-Based Reinforcement Learning: Methodology and Application in Autonomous Driving”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles* 8.1 (2023), pages 194-203. DOI : 10.1109/TIV.2022.3185159 (cf. page 38).

- [47] Sampo KUUTTI, Richard BOWDEN, Yaochu JIN, Phil BARBER et Saber FALLAH. “A Survey of Deep Learning Applications to Autonomous Vehicle Control”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 22.2 (2021), pages 712-733. DOI : 10.1109/TITS.2019.2962338 (cf. page 40).
- [48] Wilko SCHWARTING, Javier ALONSO-MORA et Daniela RUS. “Planning and Decision-Making for Autonomous Vehicles”. In : *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems* 1 (mai 2018). DOI : 10.1146/annurev-control-060117-105157 (cf. page 40).
- [49] Mariusz BOJARSKI et al. “End to End Learning for Self-Driving Cars”. In : (avr. 2016) (cf. page 40).
- [50] Daniel OMEIZA, Helena WEBB, Marina JIROTKA et Lars KUNZE. *Explanations in Autonomous Driving: A Survey*. Mars 2021 (cf. page 40).
- [51] Luc LE MERO, Dewei YI, Mehrdad DIANATI et Alexandros MOUZAKITIS. “A Survey on Imitation Learning Techniques for End-to-End Autonomous Vehicles”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 23.9 (2022), pages 14128-14147. DOI : 10.1109/TITS.2022.3144867 (cf. page 40).
- [52] Ardi TAMPUU, Tambet MATISEN, Maksym SEMIKIN, Dmytro FISHMAN et Naveed MUHAMMAD. “A Survey of End-to-End Driving: Architectures and Training Methods”. In : *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* 33.4 (2022), pages 1364-1384. DOI : 10.1109/TNNLS.2020.3043505 (cf. page 41).
- [53] Pek C., Manzinger S., Koschi M. et et AL. “Using online verification to prevent autonomous vehicles from causing accidents.” In : *Nat Mach Intell* 2. 2020 (cf. pages 41, 42).
- [54] Oussama KHATIB. “The Potential Field Approach And Operational Space Formulation In Robot Control”. In : *Adaptive and Learning Systems: Theory and Applications*. Sous la direction de Kumpati S. NARENDRA. Boston, MA : Springer US, 1986, pages 367-377. DOI : 10.1007/978-1-4757-1895-9_26 (cf. page 42).
- [55] Hongcai LI et al. “An Optimization-Based Path Planning Approach for Autonomous Vehicles Using the DynEFWA-Artificial Potential Field”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles* 7.2 (2022), pages 263-272. DOI : 10.1109/TIV.2021.3123341 (cf. pages 42, 43).
- [56] Hu HONGYU, Zhang CHI, Sheng YUHUAN, Zhou BIN et Gao FEI. “An Improved Artificial Potential Field Model Considering Vehicle Velocity for Autonomous Driving”. In : *IFAC-PapersOnLine* (2018). 5th IFAC Conference on Engine and Powertrain Control, Simulation and Modeling E-COSM 2018, pages 863-867. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.10.095> (cf. page 43).

- [57] Yadollah RASEKHIPOUR, Amir KHAJEPOUR, Shih-Ken CHEN et Bakhtiar LITKOUHI. “A Potential Field-Based Model Predictive Path-Planning Controller for Autonomous Road Vehicles”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 18.5 (2017), pages 1255-1267. DOI : 10.1109/TITS.2016.2604240 (cf. page 43).
- [58] Steven M LAVALLE et al. “Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning”. In : (1998) (cf. page 43).
- [59] Cong ZHAO, Yifan ZHU, Yuchuan DU, Feixiong LIAO et Ching-Yao CHAN. “A Novel Direct Trajectory Planning Approach Based on Generative Adversarial Networks and Rapidly-Exploring Random Tree”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 23.10 (2022), pages 17910-17921. DOI : 10.1109/TITS.2022.3164391 (cf. pages 43, 44).
- [60] S. M. YANG et Y. A. LIN. “Development of an Improved Rapidly Exploring Random Trees Algorithm for Static Obstacle Avoidance in Autonomous Vehicles”. In : *Sensors* 21 (2021). DOI : 10.3390/s21062244 (cf. page 43).
- [61] Cumhur Erkan TUNCALI et Georgios FAINEKOS. “Rapidly-exploring Random Trees for Testing Automated Vehicles”. In : *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*. 2019, pages 661-666. DOI : 10.1109/ITSC.2019.8917375 (cf. page 43).
- [62] Wei LIU, Zhiheng LI, Li LI et Fei-Yue WANG. “Parking Like a Human: A Direct Trajectory Planning Solution”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 18.12 (2017), pages 3388-3397. DOI : 10.1109/TITS.2017.2687047 (cf. page 43).
- [63] Robbin van HOEK, Jeroen PLOEG et Henk NIJMEIJER. “Cooperative Driving of Automated Vehicles Using B-Splines for Trajectory Planning”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles* 6.3 (2021), pages 594-604. DOI : 10.1109/TIV.2021.3072679 (cf. page 45).
- [64] A. PIAZZI, C.G. LO BIANCO, M. BERTOZZI, A. FASCIOLI et A. BROGGI. “Quintic G/sup 2/-splines for the iterative steering of vision-based autonomous vehicles”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 3.1 (2002), pages 27-36. DOI : 10.1109/6979.994793 (cf. page 45).
- [65] David GONZÁLEZ, Joshué PÉREZ, Vicente MILANÉS et Fawzi NASHASHIBI. “A Review of Motion Planning Techniques for Automated Vehicles”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 17.4 (2016), pages 1135-1145. DOI : 10.1109/TITS.2015.2498841 (cf. page 45).
- [66] Júnior A. R. SILVA et Valdir GRASSI. “Clothoid-Based Global Path Planning for Autonomous Vehicles in Urban Scenarios”. In : *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. 2018, pages 4312-4318. DOI : 10.1109/ICRA.2018.8461201 (cf. pages 45-47).

- [67] Songyi ZHANG et al. “Controllable Clothoid Path Generation for Autonomous Vehicles”. In : *IEEE Robotics and Automation Letters* 8.8 (2023), pages 5108-5115. DOI : 10.1109/LRA.2023.3288761 (cf. page 45).
- [68] Suhyeon GIM, Lounis ADOUANE, Sukhan LEE et Jean DERUTIN. “Parametric Continuous Curvature Path for Smooth Steering with Car-like Vehicles”. In : 302 (jan. 2016), pages 1327-1342. DOI : 10.1007/978-3-319-08338-4_96 (cf. page 46).
- [69] Pengfei LIN, Ehsan JAVANMARDI et Manabu TSUKADA. *Clothoid Curve-based Emergency-Stopping Path Planning with Adaptive Potential Field for Autonomous Vehicles*. Août 2023 (cf. pages 46, 70, 127).
- [70] Doran WILDE. “Computing Clothoid Segments for Trajectory Generation”. In : nov. 2009, pages 2440-2445. DOI : 10.1109/IRoS.2009.5354700 (cf. page 46).
- [71] Joshue Pérez RASTELLI, Ray LATTARULO et Fawzi NASHASHIBI. “Dynamic trajectory generation using continuous-curvature algorithms for door to door assistance vehicles”. In : *2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings*. 2014, pages 510-515. DOI : 10.1109/IVS.2014.6856526 (cf. page 46).
- [72] Carlos HIDALGO, Ray LATTARULO, Joshué PÉREZ et Estibaliz ASUA. “Hybrid trajectory planning approach for roundabout merging scenarios”. In : *2019 IEEE International Conference on Connected Vehicles and Expo (ICCVE)*. 2019, pages 1-6. DOI : 10.1109/ICCVE45908.2019.8964985 (cf. pages 47, 48).
- [73] Haobin JIANG, Qingyuan SHEN, Aoxue LI et Chenhui YIN. “A review of traffic behavior and intelligent driving at roundabouts based on microscopic perspective”. In : *Transportation Safety and Environment* (2023), tdad031. DOI : 10.1093/tse/tdad031 (cf. page 48).
- [74] Joshué PÉREZ, Vicente MILANÉS, Teresa DE PEDRO et Ljubo VLACIC. “Autonomous driving manoeuvres in urban road traffic environment: a study on roundabouts”. In : *IFAC Proceedings Volumes* 44.1 (2011). 18th IFAC World Congress, pages 13795-13800. ISSN : 1474-6670. DOI : <https://doi.org/10.3182/20110828-6-IT-1002.00423> (cf. page 48).
- [75] José VILCA, Lounis ADOUANE et Youcef MEZOUAR. “Optimal Multi-Criteria Waypoint Selection for Autonomous Vehicle Navigation in Structured Environment”. In : *Journal of Intelligent Robotic Systems* 82 (avr. 2015). DOI : 10.1007/s10846-015-0223-1 (cf. pages 48-50).
- [76] Jose-Miguel VILCA, Lounis ADOUANE et Youcef MEZOUAR. “Stable and Flexible Multi-Vehicle Navigation based on Dynamic Inter-Target Distance Matrix”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (T-ITS)* 20.4 (avr. 2019), pages 1416-1431. ISSN : 1524-9050. DOI : 10.1109/TITS.2018.2853668 (cf. page 48).

- [77] Chang WANG, Qinyu SUN, Zhen LI et Hongjia ZHANG. “Human-Like Lane Change Decision Model for Autonomous Vehicles that Considers the Risk Perception of Drivers in Mixed Traffic”. In : *Sensors* 20 (2020) (cf. pages 51, 54, 55, 127).
- [78] Lukas WESTHOFEN et al. “Criticality Metrics for Automated Driving: A Review and Suitability Analysis of the State of the Art”. In : *Archives of Computational Methods in Engineering* 30 (2021), pages 1-35. URL : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:236924811> (cf. page 51).
- [79] Jae-Hwan KIM et Dong-Suk KUM. “Threat prediction algorithm based on local path candidates and surrounding vehicle trajectory predictions for automated driving vehicles”. In : *2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2015, pages 1220-1225. DOI : 10.1109/IVS.2015.7225849 (cf. page 51).
- [80] Jia HOU, George LIST et Xiucheng GUO. “New Algorithms for Computing the Time-to-Collision in Freeway Traffic Simulation Models”. In : *Computational intelligence and neuroscience* 2014 (déc. 2014), page 761047. DOI : 10.1155/2014/761047 (cf. page 51).
- [81] Zhengze ZHU, Lounis ADOUANE et Alain QUILLIOT. “Flexible multi-unmanned ground vehicles (MUGVs) in intersection coordination based on ϵ -constraint probability collectives algorithm”. In : *International Journal of Intelligent Robotics and Applications* 5.2 (2021), pages 156-175 (cf. page 51).
- [82] Samyeul NOH et Kyoungwan AN. “Risk assessment for automatic lane change maneuvers on highways”. In : *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. 2017, pages 247-254. DOI : 10.1109/ICRA.2017.7989031 (cf. page 52).
- [83] Felipe ALONSO, J.E. NARANJO et Fernando GARCIA. “An Improved Method to Calculate the Time-to-Collision of Two Vehicles”. In : *International Journal of Intelligent Transportation Systems Research* 11 (oct. 2011). DOI : 10.1007/s13177-012-0054-4 (cf. page 52).
- [84] H. BEHBAHANI, N. NADIMI, Hooman ALENOORI et M. SAYADI. “Developing a New Surrogate Safety Indicator Based on Motion Equations”. In : *Promet-traffic Transportation* 26 (2014), pages 371-381 (cf. pages 52, 53).
- [85] Ye LI, Chengcheng XU, Lu XING et Wei WANG. “Integrated Cooperative Adaptive Cruise and Variable Speed Limit Controls for Reducing Rear-End Collision Risks Near Freeway Bottlenecks Based on Micro-Simulations”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 18.11 (2017), pages 3157-3167. DOI : 10.1109/TITS.2017.2682193 (cf. page 52).

- [86] Md Sharikur RAHMAN et Mohamed ABDEL-ATY. “Longitudinal safety evaluation of connected vehicles’ platooning on expressways”. In : *Accident Analysis Prevention* 117 (2018), pages 381-391. ISSN : 0001-4575. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.aap.2017.12.012>. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0001457517304505> (cf. page 52).
- [87] Chen CHAI, Xianming ZENG, Xiangbin WU et Xuesong WANG. “Evaluation and Optimization of Responsibility-Sensitive Safety Models on Autonomous Car-Following Maneuvers”. In : *Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board* 2674 (sept. 2020). DOI : 10.1177/0361198120948507 (cf. page 52).
- [88] Dimia IBERRAKEN, Lounis ADOUANE et Dieumet DENIS. “Safe Autonomous Overtaking Maneuver based on Inter-Vehicular Distance Prediction and Multi-Level Bayesian Decision-Making”. In : *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2018, pages 3259-3265. DOI : 10.1109/ITSC.2018.8569401 (cf. pages 54, 55).
- [89] Dimia IBERRAKEN et Lounis ADOUANE. “Safe Navigation and Evasive Maneuvers Based on Probabilistic Multi-Controller Architecture”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 23.9 (2022), pages 15558-15573. DOI : 10.1109/TITS.2022.3141893 (cf. pages 54, 68, 70, 127).
- [90] H. JULA, E.B. KOSMATOPOULOS et P.A. IOANNOU. “Collision avoidance analysis for lane changing and merging”. In : *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 49.6 (2000), pages 2295-2308. DOI : 10.1109/25.901899 (cf. page 54).
- [91] Minming YANG, Xuesong WANG et Mohammed QUDDUS. “Examining lane change gap acceptance, duration and impact using naturalistic driving data”. In : *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 104 (2019), pages 317-331. ISSN : 0968-090X. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.05.024>. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0968090X18315225> (cf. pages 54, 56).
- [92] Brain NDLOVU et Michael AYOMOH. “Reliability Analysis of the Functional Capabilities of an Autonomous Vehicle”. In : *International Journal of Mathematical, Engineering and Management Sciences* 8 (oct. 2023), pages 943-965. DOI : 10.33889/IJMMS.2023.8.5.054 (cf. page 56).
- [93] Philip KOOPMAN et Michael WAGNER. “Autonomous Vehicle Safety: An Interdisciplinary Challenge”. In : *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine* 9.1 (2017), pages 90-96. DOI : 10.1109/MITS.2016.2583491 (cf. page 56).
- [94] Nicolas URRUTY, Delphine TAILLIEZ-LEFEBVRE et Christian HUYGHE. “Stability, robustness, vulnerability and resilience of agricultural systems. A review”. In : *Agronomy for Sustainable Development* 36 (mars 2016), pages 1-15. DOI : 10.1007/s13593-015-0347-5 (cf. pages 56, 57).

- [95] *Safety*. <https://www.aptiv.com/docs/default-source/white-papers/safety-first-for-automated-driving-aptiv-white-paper.pdf>. 2019 (cf. page 56).
- [96] S. JOHNSEN et Stine KILSKAR. “A Review of Resilience in Autonomous Transport to Improve Safety and Security”. In : juin 2020. DOI : 10.3850/978-981-14-8593-0_3493-cd (cf. page 56).
- [97] Antoine CLÉMENT et al. “Robustesse, résilience : une brève synthèse des définitions au travers d’une analyse structurée de la littérature”. In : ISAE and IMT Mines Albi. Juin 2018 (cf. page 56).
- [98] Crawford Stanley HOLLING. “Engineering resilience versus ecological resilience”. In : 31 (1996) (cf. page 57).
- [99] Walker B et Salt D. “Crossing the Threshold: Be Careful about the Path You Choose—You May Not Be Able to Return”. In : (2006), pages 74-96 (cf. pages 57, 58).
- [100] Carlos FIORENTINO et Carlos MONTANA-HOYOS. “The Emerging Discipline of Biomimicry as a Design Paradigm Shift”. In : *The International Journal of Designed Objects* 8 (jan. 2014), pages 1-15. DOI : 10.18848/2325-1379/CGP/v08i01/1-15 (cf. pages 57, 58).
- [101] Kuei-Hsien LIAO. “A Theory on Urban Resilience to Floods—A Basis for Alternative Planning Practices”. In : *Ecology and Society* 17 (déc. 2012). DOI : 10.5751/ES-05231-170448 (cf. page 58).
- [102] Chi-Hsiang WANG et Jane BLACKMORE. “Resilience Concepts for Water Resource Systems”. In : *Journal of Water Resources Planning and Management-asce - J WATER RESOUR PLAN MAN-ASCE* 135 (nov. 2009). DOI : 10.1061/(ASCE)0733-9496(2009)135:6(528) (cf. page 58).
- [103] Azad MADNI et Scott JACKSON. “Towards a Conceptual Framework for Resilience Engineering”. In : *Systems Journal, IEEE* 3 (juill. 2009), pages 181-191. DOI : 10.1109/JSYST.2009.2017397 (cf. page 59).
- [104] Adam HENSCHKE. “Trust and resilient autonomous driving systems”. In : *Ethics and Information Technology* (2020). DOI : 10.1007/s10676-019-09517-y (cf. page 59).
- [105] S. JOHNSEN et Stine KILSKAR. “A Review of Resilience in Autonomous Transport to Improve Safety and Security”. In : juin 2020. DOI : 10.3850/978-981-14-8593-0_3493-cd (cf. page 59).
- [106] Arnaud de LA FORTELLE et Xiangjun QIAN. “Autonomous driving at intersections: combining theoretical analysis with practical considerations”. In : oct. 2015 (cf. page 59).

- [107] Gys Albertus Marthinus MEIRING et Hermanus Carel MYBURGH. “A Review of Intelligent Driving Style Analysis Systems and Related Artificial Intelligence Algorithms”. In : *Sensors* 15 (2015). DOI : 10.3390/s151229822 (cf. pages 65, 76).
- [108] Lounis ADOUANE, Ahmed BENZERROUK et Philippe MARTINET. “Mobile Robot Navigation in Cluttered Environment using Reactive Elliptic Trajectories”. In : *IFAC Proceedings Volumes* 44.1 (2011). 18th IFAC World Congress, pages 13801-13806. ISSN : 1474-6670. DOI : <https://doi.org/10.3182/20110828-6-IT-1002.03433>. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474667016458428> (cf. pages 66, 68).
- [109] Kévin BELLINGARD, Lounis ADOUANE et Fabrice PEYRIN. “Safe Overtaking Maneuver for Autonomous Vehicle under Risky Situations based on Adaptive Velocity Profile”. In : *2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*. 2021, pages 304-311. DOI : 10.1109/ITSC48978.2021.9564964 (cf. pages 68, 69).
- [110] Kévin BELLINGARD, Lounis ADOUANE et Fabrice PEYRIN. “Adaptive and Reliable Multi-Risk Assessment and Management Control Strategy for Autonomous Navigation in Dense Roundabouts”. In : *2023 IFAC World Congress*. 2023 (cf. pages 69, 76, 91, 96, 101).
- [111] Lee A. RODEGERDTS et Bruce W. ROBINSON. *Roundabouts: An informational guide*. Transportation Research Board, 2010 (cf. pages 71, 88).
- [112] L. ZADEH. “Optimality and non-scalar-valued performance criteria”. In : *IEEE Transactions on Automatic Control* 8.1 (1963), pages 59-60. DOI : 10.1109/TAC.1963.1105511 (cf. pages 72, 87).
- [113] N BEN-LAKHAL, L. ADOUANE, O. NASRI et Ben-Hadj-Slama J. “Safe and Adaptive Autonomous Navigation under Uncertainty based on Sequential Way-points and Reachability Analysis”. In : *Robotics and Autonomous Systems* (2022) (cf. page 74).
- [114] Matthias ALTHOFF et John M. DOLAN. “Online Verification of Automated Road Vehicles Using Reachability Analysis”. In : *IEEE Transactions on Robotics* 30.4 (2014), pages 903-918. DOI : 10.1109/TR0.2014.2312453 (cf. page 74).
- [115] Kévin BELLINGARD, Lounis ADOUANE et Fabrice PEYRIN. “Safe and Adaptive Roundabout Insertion for Autonomous Vehicle based Limit-cycle and Predicted Inter-Distance Profiles”. In : *2023 European Control Conference (ECC)*. 2023, pages 1-7. DOI : 10.23919/ECC57647.2023.10178129 (cf. pages 76, 100).
- [116] Kévin BELLINGARD, Lounis ADOUANE et Fabrice PEYRIN. “Risk Assessment and Management based on Neuro-Fuzzy System for Safe and Flexible Navigation in Unsignalized Intersection”. In : *2023 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2023, pages 1-7. DOI : 10.1109/IV55152.2023.10186762 (cf. pages 76, 97, 100, 101).

- [117] Dimia IBERRAKEN, Lounis ADOUANE et Denis DIEUMET. “Multi-level Bayesian decision-making for safe and flexible autonomous navigation in highway environment”. In : *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Madrid, Spain, 2018. URL : <https://hal.uca.fr/hal-01925262> (cf. pages 76, 130).
- [118] Dominik DÖRR, David GRABENGIESSER et Frank GAUTERIN. “Online driving style recognition using fuzzy logic”. In : *17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2014, pages 1021-1026. DOI : 10.1109/ITSC.2014.6957822 (cf. page 76).
- [119] Juan Felipe MEDINA-LEE, Jorge GODOY, Antonio ARTUÑEDO et Jorge VILLAGRA. “Speed Profile Generation Strategy for Efficient Merging of Automated Vehicles on Roundabouts With Realistic Traffic”. In : *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles* (2022), pages 1-15. DOI : 10.1109/TIV.2022.3211350 (cf. page 81).
- [120] Antonia BREUER, Jan-Aike TERMÖHLEN, Silviu HOMOCEANU et Tim FINGSCHEIDT. *openDD: A Large-Scale Roundabout Drone Dataset*. 2020. arXiv : 2007.08463 [cs.CV] (cf. page 88).
- [121] Jyh-Shing JANG. “ANFIS Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System”. In : *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on* 23 (juin 1993), pages 665-685. DOI : 10.1109/21.256541 (cf. page 96).
- [122] T. FRAICHARD et H. ASAMA. “Inevitable collision states. A step towards safer robots?” In : *Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003) (Cat. No.03CH37453)*. Tome 1. 2003, 388-393 vol.1. DOI : 10.1109/IROS.2003.1250659 (cf. page 100).
- [123] Jordan CHIPKA et Mark CAMPBELL. “Autonomous Urban Localization and Navigation with Limited Information”. In : juin 2018, pages 806-813 (cf. page 105).
- [124] Heiko SEIF et Xiaolong HU. “Autonomous Driving in the iCity—HD Maps as a Key Challenge of the Automotive Industry”. In : *Engineering* 2 (juin 2016), pages 159-162. DOI : 10.1016/J.ENG.2016.02.010 (cf. pages 105, 106).
- [125] Stefano MASI, Philippe XU et Philippe BONNIFAIT. “A Curvilinear Decision Method for Two-lane Roundabout Crossing and its Validation under Realistic Traffic Flow”. In : *31st IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV 2020)*. Las Vegas, United States, 2020 (cf. page 105).
- [126] “High Definition Maps for Automated Driving. Map Suppliers Expect Highly Autonomous Driving Maps to be Adopted to Power Level 3+ Features”. In : *Frost and Sullivan* (2016) (cf. page 105).
- [127] K. MASSOW et al. “Deriving HD maps for highly automated driving from vehicular probe data”. In : *2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2016 (cf. page 105).

- [128] Kichun JO, Chansoo KIM et Myoungho SUNWOO. “Simultaneous Localization and Map Change Update for the High Definition Map-Based Autonomous Driving Car”. In : *Sensors* 18 (sept. 2018), page 3145. DOI : 10.3390/s18093145 (cf. pages 105, 106).
- [129] Simon ULBRICH, Tobias NOTHDURFT, Markus MAURER et Peter HECKER. “Graph-based context representation, environment modeling and information aggregation for automated driving”. In : *2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings*. 2014 (cf. pages 106, 107).
- [130] *HERE - HD Live Map*. <https://www.here.com/platform/automotive-services/hd-maps>. Accessible en 2023 (cf. page 106).
- [131] *List of Open Source Materials for the Development of Autonomous Cars*. <https://thelastdriverlicenseholder.com/2017/02/13/list-of-open-source-materials-for-the-development-of-autonomous-cars/>. Accessible en 2023 (cf. page 107).
- [132] Joachim BRISSET. “Optimisation par Machine-Learning des Paramètres d’un Modèle de Conduite Autonome”. In : *Rapport de stage de 4ème année en école d’ingénieur (Stage réalisé sous l’encadrement de Kévin Bellingard et Lounis Adouane)*. 2023 (cf. pages 116-118).
- [133] Robert KRAJEWSKI, Tobias MOERS, Julian BOCK, Lennart VATER et Lutz ECKSTEIN. “The roundD Dataset: A Drone Dataset of Road User Trajectories at Roundabouts in Germany”. In : *2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2020, pages 1-6. DOI : 10.1109/ITSC45102.2020.9294728 (cf. page 117).
- [134] Jose Miguel VILCA VENTURA. “Safe and flexible hybrid control architecture for the navigation in formation of a group of vehicles”. Thèse de doctorat. Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II, 2015. URL : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01330754> (cf. page 130).