

**République Algérienne Démocratique et Populaire**  
**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique**  
**Université Mohammed Seddik Benyahia – Jijel**



**Faculté des Sciences et de la Technologie**  
**Département d'Automatique**

**Mémoire**  
**Pour l'obtention du diplôme de Master**  
**Option : Automatique et Informatique**  
**Industrielle**

**Thème**

**Perception et commande SDC de la dynamique latérale des  
véhicules autonomes**

**Encadrant : Pr. Dounia SAIFIA**

**Co-encadrant : Dr. Souad BIAD**

**Jury de Soutenance :**

- ✓ **Dr. Toufik Bouden**                      **président**
- ✓ **Dr. Abdesselem Boulkroune**        **Examineur**

**Date de soutenance : 29 juin 2024**

**Présenté Par :**

**Rechak Samah**

**Haddad Roukia**

**Année Universitaire 2023-2024**

# Remerciements

Tout d'abord, nous rendons grâce à *Dieu*, le Tout-Puissant, pour nous avoir accordé la force, la patience et la sagesse nécessaires pour mener à bien ce travail.

Nous adressons nos sincères remerciements à notre encadrante, *Madame Saïfa Dounia*, professeure à l'Université Mohammed Seddik Ben Yahia de Sijel, à qui nous exprimons toute notre reconnaissance pour nous avoir encadrés et encouragés tout au long de la réalisation de ce mémoire.

Merci pour sa bonne volonté, sa patience et ses précieux conseils, ainsi que pour la pertinence de ses remarques.

Nous remercions également sincèrement notre co-directrice, *Madame Souad B.F.A.D.*, professeure à l'Université Mohammed Seddik Ben Yahia de Sijel, pour son expertise, son soutien constant et ses précieux conseils tout au long de la réalisation de ce mémoire. Ses orientations judicieuses ont largement contribué à l'aboutissement de ce travail.

Aussi nos sincères remerciements aux membres jury : *Dr. Toufik Bouden* et *Dr. Abdesslem Boulkroune* pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre travail en acceptant d'examiner, et l'enrichir par leurs propositions et tous les enseignants durant nos années des études.

Nous souhaitons également exprimer toute notre reconnaissance à *Kennouche Amine*, doctorant, pour son aide précieuse, ses suggestions pertinentes et son soutien tout au long de notre travail.

À tous, nous vous exprimons notre reconnaissance infinie pour avoir rendu ce projet possible et pour nous avoir guidés avec bienveillance et compétence.

## *Dédicace*

*À ma mère, Samia, pour ton amour inconditionnel et ton soutien indéfectible tout  
au long de mon parcours.*

*À mon père, Haroun, pour tes sacrifices continus et tes encouragements qui  
m'ont permis d'atteindre mes objectifs académiques.*

*À mon précieux frère Ibrahim, ton aide inestimable ne sera jamais oubliée.*

*À mes amies Imane, Manar, Houda, Aya, votre présence à mes côtés a été une  
source inestimable de réconfort et de motivation.*

*À ma binôme Roukia, merci pour ton aide précieuse, ta présence et ta bonne  
humeur.*

*À tous ceux qui m'ont soutenu et encouragé durant ces années d'études.*

*Rechak Samah*

## *Dédicace*

*Je dédie ce mémoire à mes chers parents qui ont toujours été à mes côtés. Ils m'ont soutenu tout au long de ces longues années d'études. En signe de reconnaissance, qu'ils trouvent ici l'expression de ma profonde gratitude pour tous les efforts et les moyens qu'ils ont consentis pour me voir réussir dans mes études.*

*À mes très chers frères Ayoub et Aymen, et à mes sœurs Asma, Soumia, Jacci et Meriem, qui je le sais, voient ma réussite comme très importante. Que Dieu vous garde pour moi.*

*À ma chère binôme Samah, ton travail acharné, ta persévérance et ton amitié ont été essentiels à ce mémoire. Puisse Dieu te bénir avec santé, bonheur et réussite.*

*À toute ma famille et à tous mes amis, je suis reconnaissant pour votre soutien constant et vos encouragements indéfectibles.*

*Pour finir, à tous ceux que j'aime et qui m'aiment, je dédie ce mémoire.*

*Haddad Roukia*

**Table des matières**

Remerciement  
 Dédicace  
 Introduction générale..... 1

***Chapitre 01***

***Généralités sur les véhicules autonomes***

1.1 Introduction ..... 3  
 1.2 Historique du véhicule autonome..... 3  
 1.3 Classification des véhicules autonomes ..... 4  
 1.4 Description et principe de fonctionnement des véhicules autonomes..... 5  
     1.4.1 Perception ..... 6  
     1.4.2 Planification..... 6  
     1.4.3 Contrôle ..... 7  
 1.5 Technologies clés des véhicules autonomes ..... 7  
     1.5.1 Technologies pour la perception des véhicules autonomes..... 7  
     1.5.2 Technologies de localisation de véhicule autonome ..... 9  
     1.5.3 Technologie pour le contrôle des véhicules autonomes ..... 9  
 1.6 Répercussions positives et avantages des véhicules autonomes ..... 10  
 1.7 Défis et enjeux liés à l'adoption des véhicules autonomes..... 11  
 1.8. Conclusion..... 12

***Chapitre 02***

***Perception et planification***

2.1 Introduction ..... 13  
 2.2 Camera et perception visuelle ..... 13  
     2.2.1 Définition..... 14  
 2.3. Algorithme de détection de la voie routière ..... 14  
     2.3.1 Prétraitement..... 15  
     2.3.2 Détection de voies ..... 17  
     2.3.3. Génération de trajectoire ..... 20  
         2.3.3.1. Calcul de la courbure de la trajectoire ..... 21  
 2.4. Résultats des calculs..... 23  
 2.5 Conclusion..... 24

***Chapitre 03***

***Dynamique latérale et longitudinale du véhicule***

3.1. Introduction ..... 25

3.2 Modélisation du véhicule .....	25
3.3 Différents mouvements du véhicule.....	26
3.4 Eléments principaux d'un véhicule.....	27
3.4.1 Suspension.....	28
3.4.2 Organes pour le contrôle longitudinal .....	28
3.4.3 Organes pour le contrôle latéral.....	29
3.4.4 Forces agissant sur un véhicule autonome .....	29
3.5 Dynamique longitudinale du véhicule.....	30
3.6 Dynamique latérale du véhicule.....	32
3.6.1 Paramétrage du modèle .....	33
3.6.1.1 Définition des repères utilisés.....	33
3.6.1.2 Relations de passage d'un repère à un autre.....	34
3.6.2 Modélisation du comportement latérale du véhicule.....	36
3.6.2.1 Modèle bicyclette du véhicule .....	38
3.7 Modèle non linéaire pour le contrôle du véhicule.....	41
3.7.1 Positionnement du véhicule sur la voie .....	42
3.7.2 Représentation d'état du modèle de contrôle .....	44
3.8 Conclusion.....	44

### ***Chapitre 04***

#### ***Représentation multi-modèles de la dynamique latérale des véhicules autonomes***

4.1 Introduction .....	45
4.2 Représentation multi-modèles.....	45
4.2.1 Classes des multi-modèles.....	45
4.3 Méthodes d'obtention d'un multi-modèles.....	47
4.3.1 Par identification.....	47
4.3.2 Par linéarisation .....	48
4.3.3 Méthodes pour les secteurs de non-linéarité.....	48
4.4 Représentation multi-modèles du système.....	50
4.5 Validation de représentation des multi-modèles .....	55
4.6 Conclusion.....	57

### ***Chapitre 05***

#### ***Commande PDC et SDC d'un véhicule autonome***

5.1 Introduction .....	58
5.2 Analyse de stabilité multi-modèles .....	58
5.2.1 L'approche de Lyapunov .....	58

5.2.2 L'approche LMI .....	59
5.2.3 Conditions LMI de stabilité des multi-modèles .....	60
5.3 Commande robuste des systèmes non linéaires décrits par la représentation multi-modèles .....	61
5.3.1 Synthèse $H^\infty$ .....	61
5.3.2 Loi de commande PDC.....	62
5.3.3 Loi de commande SDC.....	64
5.4.3 Application de la commande SDC .....	71
5.5 Conclusion.....	74
Conclusion générale .....	75
Bibliographique.....	77

Liste des figures

*Chapitre 01*

*Généralités sur les véhicules autonomes*

Figure 1.1: Différentes tâches pour voitures autonomes. ....	5
Figure 1.2 : Schéma expliquant les trois niveaux de contrôle.....	6
Figure 1.3 : Différents capteurs sur une voiture autonome.....	8
Figure 1.4: Différents types de radar automobile. ....	8
Figure 1.5: Détection de véhicules avec une caméra. ....	9

*Chapitre 02*

*Perception et planification*

Figure 2. 1 : Différents capteurs de la voiture autonome.....	13
Figure 2.2: Conversion des coordonnées ..... 15	15
Figure 2.3 : Description de la distance focale..... 15	15
Figure 2.4 : Région d'intérêt sélectionnée pour la transformation de l'image en vue d'oiseau. ..... 16	16
Figure 2.5 : Mappage de perspective inverse (IPM) : image originale (a), image vue à vue d'oiseau par IPM(b)..... 17	17
Figure 2.6 : Algorithme de détection de voies routières. .... 18	18
Figure 2.7 : Image à vue d'oiseau en niveaux de gris..... 18	18
Figure 2.8 : Image de segmentation des caractéristiques des lignes de voie. .... 19	19
Figure 2.9 : Détection de voie dans l'image vue d'oiseau et l'image originale. .... 20	20
Figure 2.10 : Courbe $P$ et angle tangentiel $\varphi$ ..... 21	21
Figure 2.11: Démonstration que la définition 2.1 peut être dérivée de la définition 2.2. .... 22	22
Figure 2.12 : La courbure de la route en quatre frames (400 points)..... 23	23
Figure 2.13 : Trajectoire de la route en quatre frames (120 m). .... 24	24

*Chapitre 03*

*Dynamique latérale et longitudinale du véhicule*

Figure 3.1: Schéma descriptif du véhicule et de ses sous-ensembles. .... 25	25
Figure 3.2 : Différents mouvements du véhicule..... 27	27
Figure 3.3: Différents types des pneus..... 28	28
Figure 3.4 : Les organes constitutifs du mode longitudinal..... 29	29
Figure 3.5 : Les organes constitutifs du mode latéral. .... 29	29
Figure 3.6: Dynamique longitudinale du véhicule..... 30	30
Figure 3.7 : Rotation dans le plan oxy. .... 34	34

Figure 3.8 : (a) Passage de $R_v$ à $R^i$ (b) Passage de $R^i$ à $R_c$ .	36
Figure 3.9 : Mouvement du véhicule dans le système d'axe (X, Y).	37
Figure 3.10 : Modèle de bicyclette.	39
Figure 3.11: Vecteurs vitesses et angles sous les roues du véhicule.	40
Figure 3.12 : Positionnement du véhicule sur la voie.	42
Figure 3.13:Coordonnées du véhicule et de la route.	43

#### Chapitre 04

##### *Représentation multi-modèle de la dynamique latérale des véhicules autonomes*

Figure 4.1 : Modèle locaux couplés.	46
Figure 4.2 : Modèle locaux découplés.	47
Figure 4.3 : Vitesse de véhicule $v_x$ .	55
Figure 4.4 : Réponses du système non linéaire et le multi-modèle à 8 modèles locaux.	56
Figure 4.5: Réponses du système non linéaire et le multi-modèle à 2 modèles locaux.	56

#### Chapitre 05

##### *Commande PDC et SDC d'un véhicule autonome*

Figure 5.1:La courbature de la route.	68
Figure 5.2: La vitesse de véhicule.	68
Figure 5.3 : Disparité entre le polynôme ajusté aux données de voie et la trajectoire désirée.	69
Figure 5.4 : Les erreurs du véhicule pour la commande PDC.	70
Figure 5.5:Signal de commande $H_\infty$ .	70
Figure 5.6: Trajectoire du véhicule, (a) le cas discret et (b) le cas continu.	71
Figure 5.7: Les erreurs du véhicule pour la commande SDC.	72
Figure 5.8: Signal de commande $H_\infty$ .	72
Figure 5.9: Trajectoire du véhicule pour la commande SDC.	72
Figure 5.10: Trajectoire du véhicule.	73
Figure 5.11: Différentes frames.	73

**Liste des tableaux**

Tableau 4.1 : Les valeurs numériques des paramètres du véhicule. ....	55
Tableau 5.1 : Paramètres de commande PDC.....	69
Tableau 5.2: Paramètres de la commande échantillonnée .....	71

## NOMENCLATURES

$x(t)$  : Variables d'états.

$u(t)$  : Variable d'entrée (la commande).

$y(t)$  : Variable de sortie.

$z(t)$  : Variable de prémisse.

$h_i$  : Fonction d'activation.

$F_x$  : Les forces longitudinales.

$F_y$  : Les forces latérales.

$M$  : Masse du véhicule.

$F_{r_i}$  : La force de roulement.

$F_w$  : Force aérodynamique.

$\bar{J}_r/J_r$  : Inertie globale du train avant et arrière.

$\bar{J}_{r_i}/J_{r_i}$  : Inertie de la  $i^{\text{ème}}$  roue avant et arrière.

$\dot{w}_{r_i}$  : Accélération de la  $i^{\text{ème}}$  roue

$T_m$  : Le couple moteur.

$r_p$  : Le rayon des pneus.

$T_{b_i}$  : Couple freinage.

$T_{r_r}/T_{r_f}$  : Le couple de roulement de l'essieu avant/arrière.

$v_x$  : La vitesse longitudinale du véhicule.

$v_y$  : La vitesse latérale du véhicule.

$r$  : La vitesse de lacet.

$R$  : Rayon de la roue.

$\alpha$  : L'angle de dérive de la roue.

$\delta_f$  : Angle de braquage des roues directrices.

$\beta$  : L'angle de dérive du véhicule.

$\psi$  : Angle de lacet du véhicule.

$y_L$  : L'écart latéral du véhicule.

$\rho_{ref}$  : La courbure de la route

$X_d, Y_d$  : Coordonnées globales du point situé sur la ligne centrale de la route.

$I_z$  : Inertie du véhicule.

$C_{af}$  : Coefficient de raideur d'envisage des essieux avant.

$C_{ar}$  : Coefficient de raideur d'envisage des essieux arrière.

$f_w$  : La force résultante de l'action du vent latéral.

$l_w / l_s$  : Distance perpendiculaire entre le train avant/arrière et le centre de gravité.

$t$  : Le temps courant, ou l'instant présent.

$t_k$  : Le dernier instant d'échantillonnage avant  $t$ .

### **ABREVIATION**

LMI : Linear matrix Inequality (Inégalité Matricielle Linéaire).

PDC : Parallel Distributed Compensation (loi de commande basée sur le retour d'état).

SDC : Sampled Data Control (Commande de Données Échantillonnées).

# *Introduction générale*

## **Introduction générale**

La voiture autonome, il y a quelques années, cela relevait de la fiction, mais aujourd'hui c'est devenu une réalité. Un parcours qui a commencé en 1995, la première voiture autonome a parcouru 1600 km entre Munich et Copenhague, atteignant une vitesse maximale de 175 km/h, avec seulement 158 km sans intervention humaine. Dans les années 2000, les avancées technologiques, notamment en communication, ont permis des progrès significatifs dans les systèmes de transport intelligents. Par la suite, des géants comme Google et Tesla ont investi dans cette technologie, développant leurs propres véhicules autonomes.

La motivation derrière les véhicules autonomes est de développer des systèmes de transport plus sûrs, efficaces et accessibles, tout en stimulant l'innovation technologique et ayant un impact positif sur l'environnement et l'économie. La conduite autonome est devenue un enjeu majeur pour les transports publics, avec le potentiel d'améliorer la sécurité et le confort des passagers et de réduire le temps de trajet. En réponse, les fabricants d'automobiles investissent dans la conception et l'équipement de leurs nouveaux véhicules avec des systèmes avancés d'aide à la conduite (Advanced Driver Assistance System, ADAS) [7].

Les véhicules autonomes s'appuient sur des technologies avancées pour percevoir leur environnement et planifier leurs déplacements en toute sécurité. La perception est assurée par une multitude de capteurs, comme les caméras, les radars et les lidars, qui détectent et identifient la voie routière et les objets environnants. Cette étude propose de simuler la perception de la voie routière à partir des images capturées par une caméra frontale installée sur un véhicule en mouvement dans une vidéo. Ensuite, elle effectue une planification de trajectoire en se basant sur le calcul de la courbure de la route.

Le déplacement du véhicule sur la trajectoire perçue nécessite le passage par plusieurs traitements en commençant par la modélisation mathématique. Cette dernière repose sur la compréhension du comportement dynamique face à diverses excitations. La dynamique latérale, est essentielle pour concevoir un système de contrôle pour la navigation autonome du véhicule. Le modèle mathématique de cette dynamique est représenté par des équations mathématiques non linéaires et complexes, qui prennent en compte les interactions entre les divers paramètres influençant le comportement du véhicule.

L'approche multi-modèles permet d'écrire le modèle non linéaire de la dynamique du véhicule sous forme d'interpolation entre des modèles linéaires invariants valides dans une zone de fonctionnement. En effet, sa capacité à approcher le comportement dynamique du système réel

très complexe par une structure simple basée sur des modèles linéaires a été largement reconnue. En se basant sur cette représentation, une loi de commande PDC (Parallel Distributed Control) utilisant des données échantillonnées, appelée SDC (Sampled Data Control), a récemment été développée pour concevoir des systèmes de contrôle où les données ne sont accessibles qu'à des instants précis. Le système de contrôle basé sur la commande SDC offre une approche efficace pour optimiser la performance globale des systèmes de navigation autonomes en temps réel. Il renforce leur fiabilité tout en facilitant leur déplacement dans un environnement complexe.

L'objectif de ce mémoire est de concevoir et d'analyser des stratégies avancées de contrôle pour les véhicules autonomes, en intégrant divers aspects tels que la perception visuelle par caméras, la modélisation non linéaire du véhicule, la représentation de multi-modèles, et l'application de techniques de commande sophistiquées. Parmi ces techniques, on retrouve la commande PDC, la commande échantillonnée (SDC), ainsi que les approches basées sur les inégalités matricielles linéaires (LMI) et le critère  $H_\infty$ . Ces approches visent à améliorer la performance et la sécurité des véhicules autonomes.

Le contenu de ce mémoire est réparti en cinq chapitres :

Dans le premier chapitre, on a abordé quelques aspects généraux concernant les véhicules autonomes et leur navigation autonome.

Dans le deuxième chapitre, nous avons approfondi l'étude de la perception visuelle d'un véhicule autonome à partir d'une caméra.

Dans le troisième chapitre, nous avons examiné les différents mouvements du véhicule et nous avons développé sa modélisation en prenant en compte la dynamique latérale, afin d'obtenir un modèle non linéaire plus précis.

Dans le quatrième chapitre, nous avons approfondi l'étude de la représentation multi-modèles, en explorant ses principes fondamentaux et ses techniques de mise en œuvre. Nous avons ensuite appliqué cette approche à la dynamique latérale des véhicules.

Dans le dernier chapitre, nous examinerons la stabilité des systèmes de véhicules autonomes en utilisant la méthode de Lyapunov et analyserons la stabilisation via la commande PDC et SDC pour améliorer la performance et la sécurité.

Cette étude se termine par une conclusion et des perspectives.

*Chapitre 01 :*

*Généralités sur les véhicules  
autonomes*

## 1.1 Introduction

Les voitures autonomes, également connues sous le nom de véhicules autonomes ou véhicules sans conducteur, représentent une avancée majeure dans le domaine de la technologie automobile. Elles sont conçues pour fonctionner sans intervention humaine. Ces dernières intègrent une variété de capteurs, de caméras, de radars et de logiciels avancés pour percevoir leur environnement et prendre des décisions en conséquence.

L'essor de la conception des véhicules automatisés, ou robots mobiles, à roues représente un domaine de recherche en constante évolution. Ces véhicules sont désormais essentiels dans divers secteurs industriels, où ils sont utilisés pour le transport, l'inspection et l'intervention, en particulier dans des environnements difficiles d'accès pour les humains. La complexité de leur conception mécanique, des systèmes de vision et de localisation, ainsi que des stratégies de planification et de commande, a donné naissance à un vaste domaine de recherche [1].

Dans ce chapitre, nous donnons des généralités sur les véhicules autonomes, ainsi que les différents types de véhicules disponibles. Nous examinerons également les avantages et les inconvénients associés à leur utilisation.

## 1.2 Historique du véhicule autonome

Les premiers essais de véhicules autonomes ont débuté à la fin des années 1970, marquant le début de plusieurs projets majeurs. En 1977, le laboratoire Tsukuba Mécanique au Japon a créé un prototype capable de naviguer seul sur une voie en utilisant une caméra pour détecter les lignes blanches. Le projet EPP (Eureka PROMETHEUSE Project), une initiative de recherche européenne lancée en 1985 et achevée dix ans plus tard, visait à développer des prototypes capables de circuler sur des voies à chaussées séparées, même dans des conditions de trafic dense. Un autre projet majeur qui a contribué à l'avancement des véhicules autonomes à cette époque est le projet ALV (Autonomous Land Vehicle), financé par la DARPA (Defense Advanced Research Projects Agency) des États-Unis. Contrairement aux autres projets mentionnés, celui-ci avait pour objectif de concevoir des véhicules autonomes capables d'évoluer dans des environnements non structurés.

Plus récemment, selon l'institut Rand, le développement du véhicule intelligent s'est déroulé en trois phases distinctes. La première, de 1980 à 2003, était axée sur la recherche fondamentale, menée principalement par les universités et les agences gouvernementales. La deuxième phase, entre 2003 et 2007, a été marquée par les grands défis lancés par le DARPA, stimulant ainsi la

recherche et le développement de systèmes de détection et d'algorithmes. Enfin, depuis 2007, la commercialisation du véhicule autonome a vu le jour, avec de nombreux partenariats entre laboratoires de recherche et constructeurs automobiles, marquant ainsi une nouvelle ère dans l'histoire du véhicule autonome [8].

### 1.3 Classification des véhicules autonomes

La classification des véhicules autonomes définit les différents niveaux et tâches d'automatisation, allant de la conduite assistée à la conduite entièrement autonome. La figure 1.1 résume les différentes tâches que le véhicule doit prendre en compte pour devenir autonome.

Ces niveaux guident le développement et la réglementation de cette technologie émergente, tout en offrant un cadre pour comprendre les capacités et les limitations des véhicules autonomes. Il existe différents niveaux d'autonomie, dont certains sont déjà très utilisés :

- **Niveau 0 : Conduite manuelle** : toutes les tâches sont réalisées par l'homme.
- **Niveau 1 : Conduite assistée** : cogestion du contrôle de la voiture entre l'utilisateur et la machine. Le système d'antiblocage des roues (ABS) ou le régulateur de vitesse, permet au conducteur de ne pas utiliser les pédales d'accélérateur et de freinage lorsqu'il est activé. L'ABS est également appelé système « foot off ».
- **Niveau 2 : Conduite partiellement automatisée** : la trajectoire du véhicule (mouvements longitudinaux et latéraux) est gérée par la machine. Avec une voiture de niveau 2, le conducteur peut relâcher le volant temporairement tout en restant attentif à l'environnement de conduite.
- **Niveau 3 : Conduite conditionnellement automatisée** : ce niveau d'autonomie permet à la voiture de gérer automatiquement sa trajectoire et de surveiller son environnement de conduite. Elle peut alerter le conducteur en cas de situation nécessitant sa reprise en main immédiate. Dans certaines conditions, le conducteur peut détourner brièvement les yeux de la route, par exemple lors d'embouteillages, où la voiture peut prendre en charge la conduite. Une fois sorti des bouchons, le conducteur doit reprendre le contrôle.



**Figure 1.1:** Différentes tâches pour voitures autonomes.

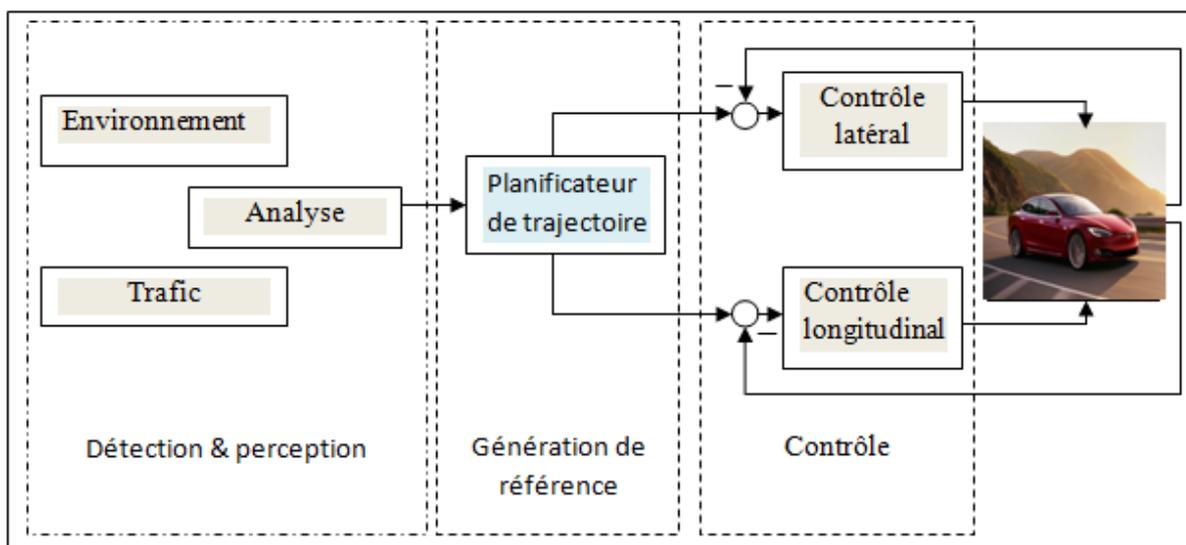
- **Niveau 4 : Conduite hautement automatisée :** les voitures de niveau 4 permettent une automatisation complète de la conduite sur certaines routes comme les autoroutes, garantissant la sécurité en cas de défaillance. Elles libèrent le conducteur de toute surveillance et lui permettent de se concentrer sur d'autres tâches. Ces systèmes, appelés "mind off", sont encore à l'état de prototype et ne circulent pas encore sur les routes.
- **Niveau 5 : Conduite totalement automatisée :** la voiture est totalement automatisée sur tout type de route [3].

#### 1.4 Description et principe de fonctionnement des véhicules autonomes

Un véhicule autonome est capable de circuler automatiquement et de manière indépendante dans un trafic réel, sur une infrastructure standard, et sans intervention humaine, cette dernière se limitant à la supervision. Ces véhicules ont de nombreuses applications dans la vie quotidienne. Ils peuvent transporter des passagers sans conducteur, accomplir des missions militaires sans risque de pertes humaines, ou assister les personnes handicapées. En intégrant des applications capables de détecter et de corriger les réactions inappropriées du conducteur, ils améliorent la sécurité routière. Cela constitue une base pour le développement et la validation des systèmes d'aide à la conduite populaire sous le nom ADAS ("Advanced Driver Assistance Systems"). De plus, ces véhicules contribuent à la réduction de la consommation d'énergie et à l'amélioration de la fluidité du trafic [2].

Les véhicules autonomes fonctionnent en utilisant des capteurs pour percevoir leur environnement, en traitant ces données pour prendre des décisions, et en contrôlant leurs actions en conséquence pour naviguer de manière autonome sur la route.

Ils fonctionnent grâce à un processus complexe en trois étapes : perception, planification et contrôle (figure 1.2).



**Figure 1.2 :** Schéma expliquant les trois niveaux de contrôle.

### 1.4.1 Perception

La perception implique la collecte d'informations sur l'environnement du véhicule à l'aide de capteurs tels que des caméras, des lidars, des radars et des capteurs ultrasoniques.

Les données capturées sont analysées pour identifier et comprendre les éléments de l'environnement, tels que les autres véhicules, les piétons, les panneaux de signalisation, les marquages routiers, les obstacles. Cette étape permet au véhicule de créer une représentation détaillée et en temps réel de son environnement immédiat.

### 1.4.2 Planification

Une fois que l'environnement a été perçu, le véhicule utilise ces informations pour planifier sa trajectoire et prendre des décisions de conduite.

La planification consiste à déterminer le chemin optimal à suivre pour atteindre la destination tout en tenant compte des contraintes de sécurité, des règles de circulation, des objectifs de conduite (par exemple, minimiser le temps de trajet, économiser de l'énergie) et des prévisions sur le comportement des autres usagers de la route. Cette étape génère un plan de conduite détaillé, qui est ensuite converti en commandes pour le contrôle du véhicule.

### 1.4.3 Contrôle

Le contrôle implique l'exécution des commandes générées lors de la phase de planification pour diriger physiquement le véhicule sur la route. Les systèmes de contrôle du véhicule, tels que la direction, l'accélération, le freinage, et la gestion de la propulsion, sont activés pour suivre la trajectoire planifiée tout en réagissant en temps réel aux changements dans l'environnement. Le contrôle continu s'adapte aux conditions changeantes de la route et aux nouvelles informations perçues pour maintenir une conduite sûre et efficace.

- **Contrôle Longitudinal** : le contrôle longitudinal fait référence à la capacité d'un véhicule, à réguler sa vitesse et son accélération/ freinage en fonction des conditions de conduite et des commandes données. Cela inclut la capacité de maintenir une vitesse constante, d'accélérer pour atteindre une vitesse désirée, de décélérer en cas d'obstacle ou de ralentissement du trafic, et de s'arrêter complètement lorsque nécessaire. Le contrôle longitudinal est crucial pour assurer une conduite fluide, sécuritaire et efficace, et il est généralement géré par des systèmes de contrôle avancés intégrés dans le véhicule, tels que les systèmes de régulation de vitesse adaptative et les systèmes de freinage automatique d'urgence.

- **Contrôle Latéral** : le contrôle latéral fait référence à la capacité d'un véhicule, à maintenir sa trajectoire latérale sur la route. Cela comprend la capacité de rester centré dans une voie de circulation, de changer de voie en toute sécurité, de négocier des virages et des intersections, et d'éviter les obstacles sur les côtés de la route. Le contrôle latéral est essentiel pour assurer une conduite sûre et fluide, en minimisant les risques de collision avec d'autres véhicules ou objets sur la route. Il est généralement géré par des systèmes de détection et de perception avancés, couplés avec des algorithmes de navigation et de commande intégrés dans le véhicule, qui ajustent continuellement la direction et la position du véhicule en fonction de son environnement et des commandes données.

## 1.5 Technologies clés des véhicules autonomes

Les technologies clés des véhicules autonomes englobent une gamme de systèmes sophistiqués. Ces composants essentiels permettent aux véhicules autonomes de percevoir leur environnement, de prendre des décisions en temps réel et de naviguer de manière autonome sur les routes.

### 1.5.1 Technologies pour la perception des véhicules autonomes

Les véhicules autonomes reposent sur le cycle "Perception-Plan-Action", qui combine diverses technologies, y compris une gamme de capteurs et d'unités de traitement. Les capteurs

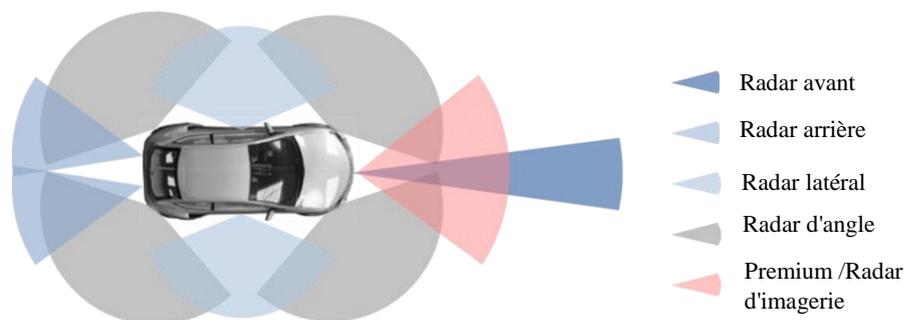
jouent un rôle crucial dans la première étape de ce cycle, où ils recueillent des informations sur l'environnement et la position du véhicule [4].

Nous présentons dans la figure 1.3, les différents types de capteurs utilisés pour la conduite autonome.



**Figure 1.3 :** Différents capteurs sur une voiture autonome.

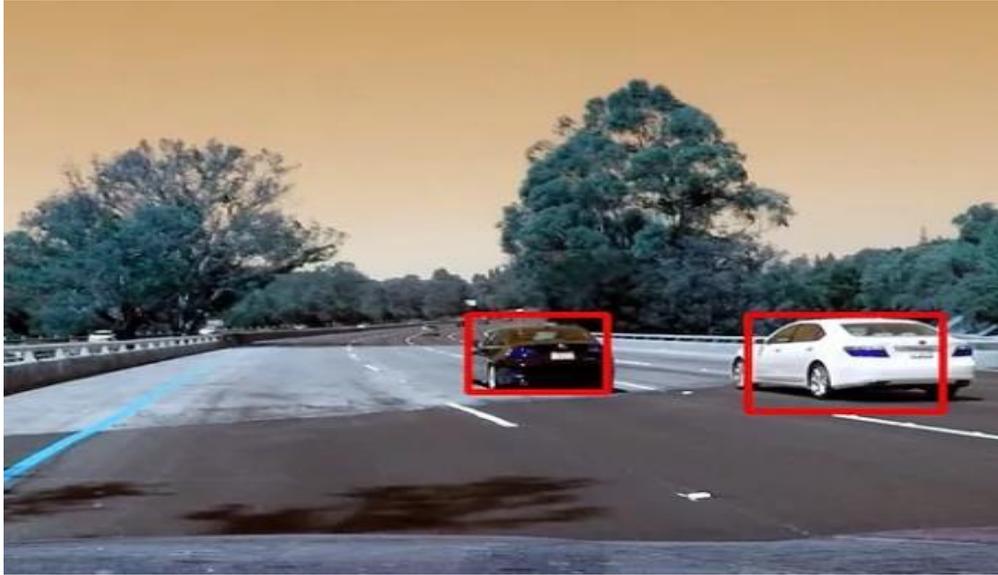
- **Radar :** utilise l'effet Doppler. Cet effet est un phénomène observé lorsque la fréquence perçue d'une onde change en raison du mouvement relatif entre la source de l'onde et l'observateur. Par exemple, lorsqu'une source sonore se déplace vers un observateur, les ondes sonores sont compressées à mesure qu'elles s'approchent, ce qui entraîne une augmentation de la fréquence perçue. Sur la figure 1. 4, sont représentés les différents types de radars utilisés pour la conduite autonome.



**Figure 1.4:** Différents types de radar automobile.

- **Ultrasons :** émet des ondes sonores ultrasoniques et détecte leur retour pour mesurer la distance.
- **Infrarouge :** réagit au rayonnement infrarouge pour la détection d'objets.

- **Caméra** : utilise des caméras passives et des algorithmes de détection d'objets pour interpréter les images, comme illustré dans la figure (1.5).



**Figure 1.5:** Détection de véhicules avec une caméra.

- **LIDAR** (Light Detection and Ranging) : mesurer la distance en illuminant une cible avec un laser est une méthode utilisée par le LIDAR. Ce dispositif est capable de produire environ 2 millions de points par seconde. En exploitant ce nuage de points représentant diverses formes en 3D, il devient envisageable d'effectuer une classification d'objets à l'aide du LIDAR. De plus, le LIDAR permet d'estimer avec précision la position des objets environnants même à une grande distance, allant de 100 à 300 mètres [5].

### 1. 5. 2 Technologies de localisation de véhicule autonome

Dans le contexte des véhicules autonomes, le système GPS (Global Positioning System) est utilisé pour déterminer la position par trilatération. Cependant, ces mesures peuvent parfois présenter une marge d'erreur allant de 1 à 10 mètres. Cette imprécision peut représenter un risque significatif pour les passagers et l'environnement du véhicule autonome. Pour remédier à cela, une étape essentielle appelée localisation a été introduite. La localisation implique l'utilisation d'algorithmes visant à estimer la position précise de notre véhicule avec une marge d'erreur inférieure à 10 centimètres.

### 1.5.3 Technologie pour le contrôle des véhicules autonomes

Pour entreprendre l'automatisation d'un véhicule, il est crucial de gérer de manière efficace les actionneurs impliqués dans les diverses tâches de conduite.

### 1. Actionneurs de direction avancés

- Doivent garantir que la direction est contrôlée avec précision et fluidité en tout temps, avec des systèmes de secours pour être fiables.

### 2. Actionneurs de freinage

- Capables de moduler le freinage avec précision pour assurer la sécurité dans toutes les situations, incluant des systèmes de freinage d'urgence automatiques.

### 3. Actionneurs d'accélération

- Doivent gérer l'accélération de manière optimale pour une conduite fluide et économe en énergie, avec des mécanismes de redondance.

## 1.6 Répercussions positives et avantages des véhicules autonomes

L'avènement des véhicules autonomes promet de transformer radicalement notre perception et notre utilisation des transports. Cette transformation profonde touchera non seulement les concepts traditionnels de mobilité, mais également la nature même du transport. Dans cette section, nous allons explorer les bénéfices qu'apportent les véhicules autonomes à la mobilité dans les sociétés à venir [6].

- **Sécurité routière** : l'un des avantages les plus marquants des véhicules autonomes réside dans leur impact potentiel sur la sécurité routière. Pour les passagers des véhicules eux-mêmes ainsi que pour les piétons, la perspective est celle d'une diminution significative des accidents. Les études indiquent en effet que la grande majorité des accidents routiers sont attribuables à des erreurs humaines. Par conséquent, il est tout à fait plausible d'anticiper une chute substantielle du nombre d'accidents avec la progression des véhicules autonomes.
- **Réduction de la pollution** : les véhicules autonomes offriront une conduite intrinsèquement plus économe que celle assurée par les conducteurs humains. De plus, les véhicules électriques, étant entièrement contrôlés par des systèmes électriques, sont particulièrement adaptés à l'autonomie. Cette compatibilité accrue entre véhicules autonomes et électriques constitue un argument de poids pour encourager les législateurs à favoriser le développement de cette combinaison, offrant ainsi des perspectives de réduction significative de la pollution atmosphérique.
- **Confort accru** : les avantages en termes de confort offerts par les véhicules autonomes sont également remarquables. Les conducteurs seront libérés, en partie ou en totalité, de la contrainte de la conduite, tâche souvent épuisante, surtout lors de longs trajets, de

déplacements répétitifs ou dans les embouteillages. De plus, les véhicules autonomes promettent une conduite plus fluide et moins abrupte que celle des conducteurs humains, avec des freinages, des virages et des accélérations standardisés et optimisés, améliorant ainsi le confort des passagers.

## 1.7 Défis et enjeux liés à l'adoption des véhicules autonomes

Les défis liés à l'adoption des véhicules autonomes incluent des questions de fiabilité technologique, d'adaptation aux nouveaux modèles d'accidents et d'acceptation sociale. Ces enjeux nécessitent une attention particulière pour assurer une transition sûre et bien acceptée vers cette nouvelle forme de mobilité.

- **Défis des véhicules autonomes pour une conduite normale et la sécurité routière**

Les véhicules autonomes de niveau 4, capables de conduite normale, doivent être en mesure de reconnaître et d'anticiper les situations à risque, similairement à un conducteur humain. Cependant, plusieurs défis émergent pour la sécurité routière, bien avant que tous les véhicules n'atteignent un niveau 5 d'autonomie. Ces défis se divisent en trois principaux ordres.

- **Défi de la fiabilité**

Les véhicules autonomes aspirent à être totalement autonomes grâce à l'intelligence artificielle, tout comme les avions en pilote automatique. Cependant, les technologies actuelles manquent de redondance et de fiabilité, ce qui peut entraîner des défaillances, comme illustré par l'accident mortel d'une Tesla en 2016.

- **Défi de la modification de la typologie des accidents**

L'évolution des véhicules autonomes peut engendrer de nouveaux types d'accidents, notamment en raison de la cohabitation avec d'autres usagers de la route. La réaction des véhicules autonomes face à des situations imprévues et la protection des passagers sont des préoccupations majeures.

- **Défi de l'acceptation sociale**

Alors que, les véhicules autonomes promettent une réduction de l'accidentalité, les attentes en matière de sécurité augmentent. Les accidents impliquant des véhicules autonomes pourraient être moins acceptés socialement, d'autant plus que la recherche de responsabilités devient plus complexe.

Il est impératif de surmonter ces défis pour assurer une transition réussie vers les véhicules autonomes et garantir la sécurité des usagers de la route.

## **1.8. Conclusion**

Les voitures autonomes offrent un transport sûr, rapide et écologique, révolutionnant ainsi l'industrie automobile. Même si cela pose des défis, les avantages sont nombreux, comme une meilleure sécurité et une consommation d'énergie réduite. Ces véhicules changent notre façon de nous déplacer et créent une forte concurrence entre les fabricants de voitures et les entreprises technologiques.

Le prochain chapitre aborde la perception des véhicules autonomes et examineront les diverses approches qui garantissent cette phase cruciale.

*Chapitre 02 :*

*Perception et planification*

## 2.1 Introduction

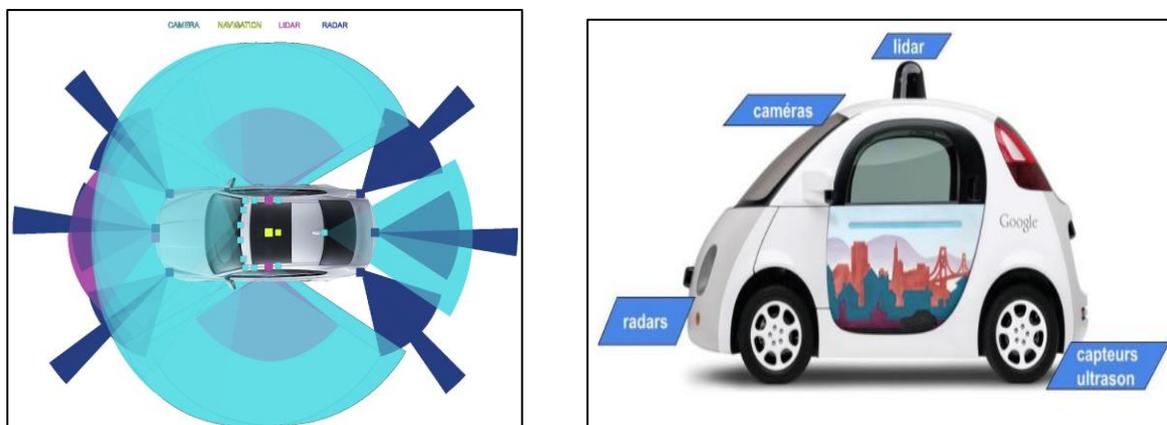
Les voitures autonomes, grâce à l'intelligence artificielle, se déplacent de manière autonome en utilisant une combinaison de capteurs et de systèmes informatiques embarqués. Le principe de fonctionnement repose sur la perception de l'environnement, la fusion et l'analyse des données collectées, puis la prise de décisions pour naviguer en toute sécurité.

L'identification précise des trajectoires est cruciale pour la conduite autonome, car elle permet de prévoir les mouvements des usagers de la route et de planifier les trajets en toute sécurité. Les différents capteurs, comme les caméras, reconnaissent les objets environnants tels que les véhicules, les piétons et les panneaux de signalisation. En analysant ces données, ces systèmes peuvent anticiper les courbures de routes, les intentions des piétons, des cyclistes et des véhicules, ajustant leur comportement pour garantir la sécurité.

Dans ce chapitre, nous focaliserons notre analyse sur l'extraction et l'identification de la trajectoire du véhicule capturée par la caméra frontale.

## 2.2 Camera et perception visuelle

Les véhicules autonomes combinent divers capteurs pour garantir la sécurité et le bon fonctionnement. Les lidars, en scannant à 360° avec des lasers, détectent des objets jusqu'à 150 mètres. Les caméras détectent les obstacles proches, confirmant les informations des autres capteurs. Les capteurs ultrasons détectent les obstacles proches, aidant à maintenir une distance de sécurité autour du véhicule. Les radars utilisent les ondes électromagnétiques pour identifier des obstacles à des distances plus longues, complétant ainsi les informations fournies par les autres capteurs. La figure 2.1 résume le champ de travail des différents capteurs déjà cités. Notre travail repose essentiellement sur la camera.



**Figure 2. 1** : Différents capteurs de la voiture autonome.

### 2.2.1 Définition

La caméra est un élément essentiel des voitures autonomes, fonctionnant comme les yeux humains mais avec des performances supérieures. Contrairement aux yeux, qui ne peuvent observer simultanément tout ce qui se trouve dans leur champ de vision, la caméra peut capturer des images de manière précise sans difficulté.

Les caméras sont utilisées pour les moyennes et longues distances (90 à 250 mètres). Les caméras de moyenne portée avertissent des carrefours, piétons et feux de signalisation, tandis que les caméras de longue portée identifient les panneaux, contrôlent la distance du véhicule et détectent les lignes de voies. Ces dernières se divisent en trois types principaux en fonction du nombre de lentilles :

#### 1. Caméra monoculaire

- Stabilité mais moins précise pour détecter les distances.
- Simple et économique.

#### 2. Caméra binoculaire

- Permet une détection de distance plus précise grâce à la stéréovision.
- Plus complexe et coûteuse que la caméra monoculaire.

#### 3. Caméra trinoculaire

- Offre une perception de la profondeur améliorée grâce à trois lentilles.
- Plus complexe et coûteuse que les caméras monoculaire et binoculaire.

### 2.3. Algorithme de détection de la voie routière

Dans notre travail, Le système global a été implémenté dans **MATLAB** et **Simulink**. En particulier, la détection des voies de circulation a été réalisée en utilisant les boîtes à outils **Automated Driving System**, **Computer Vision System** et **Image Processing**. La fonction de détection des voies a été divisée en trois étapes :

- Prétraitement.
- Détection des voies.
- Génération de trajectoire.

### 2. 3. 1 Prétraitement

Le prétraitement est une étape essentielle au début du processus de traitement d'image. Son objectif est d'améliorer l'image d'origine pour fournir davantage de données utiles pour le développement de la détection de voie.

**1. Calibrage de la caméra :** la première étape du prétraitement est l'étalonnage de la caméra. Il inclut le calcul des paramètres intrinsèques et extrinsèques, qui sont essentiels pour convertir les coordonnées du monde réel en coordonnées de pixels sur une image, comme illustré dans la figure 2.2.

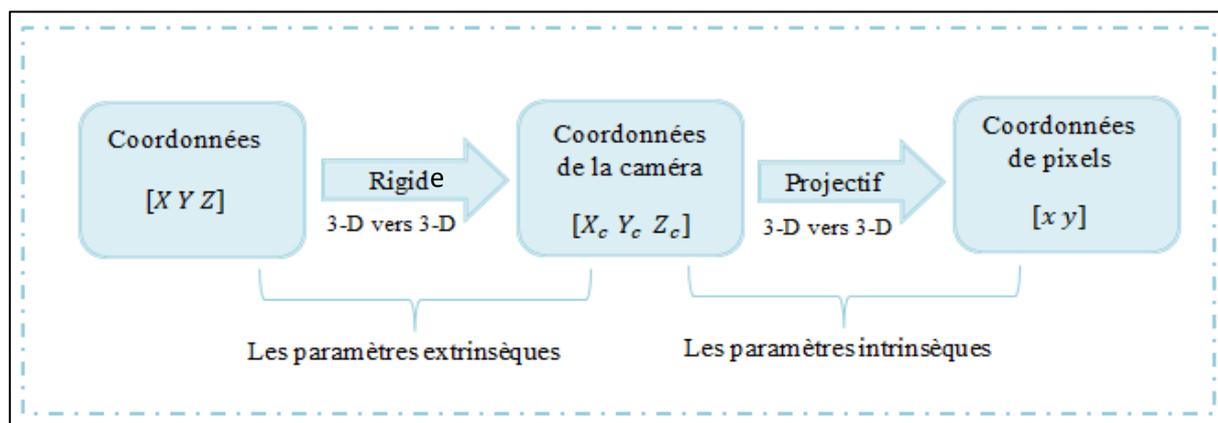


Figure 2.2: Conversion des coordonnées.

- **Les paramètres intrinsèques :** sont les caractéristiques à l'intérieure d'une caméra et ceux-ci incluent la distance focale de l'objectif utilisé, le centre optique et les coefficients de distorsion de l'objectif. Ces paramètres nous permettent d'améliorer la qualité de l'image et de corriger la distorsion de l'objectif. La distance focale est définie comme la distance entre le centre optique de l'objectif et le capteur, comme illustré dans la figure 2.3.

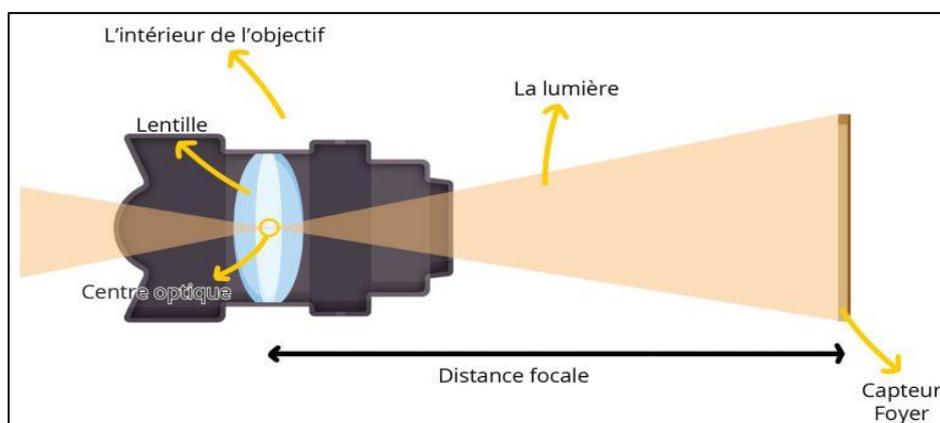


Figure 2.3 : Description de la distance focale.

- **Les paramètres extrinsèques** : se rapportent principalement à la localisation et à l'orientation de la caméra installée sur le véhicule. La localisation implique la hauteur de montage de la caméra par rapport au sol, tandis que l'orientation fait référence aux inclinaisons selon les axes de roulis, de tangage et de lacet.

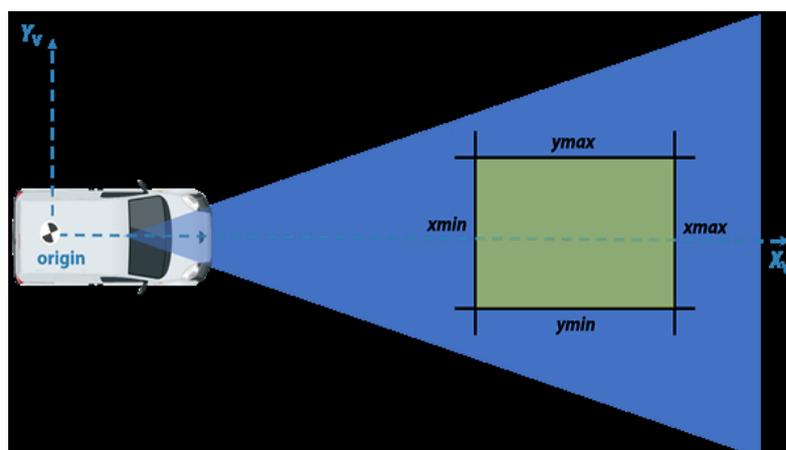
## 2. Extraction de régions d'intérêt

Dans le système étudié, la région d'intérêt (Region Of Interest- ROI-) est déterminée géométriquement en fonction de la position du véhicule, de la distance et de l'angle de vision. Ce processus permet de se concentrer sur la zone devant le véhicule pour la détection des marqueurs de voie. L'extraction de ROI vise à sélectionner la partie pertinente de l'image, excluant ainsi des éléments indésirables tels que les lampadaires, les piétons, les arbres et les autres véhicules.

La figure 2.4, montre une vue frontale capturée par une caméra de voiture, souvent appelée "vue d'oiseau". Dans cette représentation :

- **Origine** : représente la position de la caméra sur la voiture.
- **Axe  $X_v$**  : axe horizontal de la caméra.
- **Axe  $Y_v$**  : axe vertical de la caméra.

La zone verte délimitée par les coordonnées  $(x_{min}, y_{min})$  et  $(x_{max}, y_{max})$  représente la région d'intérêt détectée par la caméra. Cette configuration connue sous le nom de vue d'oiseau, comme indiqué ci-dessous, est typique pour les systèmes de perception visuelle utilisés dans les véhicules autonomes pour analyser l'environnement devant le véhicule.



**Figure 2.4** : Région d'intérêt sélectionnée pour la transformation de l'image en vue d'oiseau.

### 3. Mappage de perspective inverse

La technique dite mappage de perspective inverse (Inverse Perspective Mapping -IPM) a été employée pour convertir une image capturée par une caméra en une vue d'oiseau, où on obtient une perspective différente de la route vue d'en haut.

La conversion de l'image en vue plongeante est cruciale pour garantir la qualité des lignes détectées lors de l'étape de détection, en assurant qu'elles soient parallèles. Cette transformation permet de répondre à cet impératif en éliminant l'effet de la perspective. Un outil de la boîte à outils « **Automated Driving System** » de MATLAB a été employé pour réaliser cette transformation. Il exploite les données de calibration de la caméra et de l'extraction de la zone d'intérêt pour effectuer la conversion de perspective inverse, aboutissant à une image 2D transformée. La fonction interne de cet outil, nommée « **transformerImage** », applique la transformation géométrique à l'image, comme illustré dans la figure 2.5.

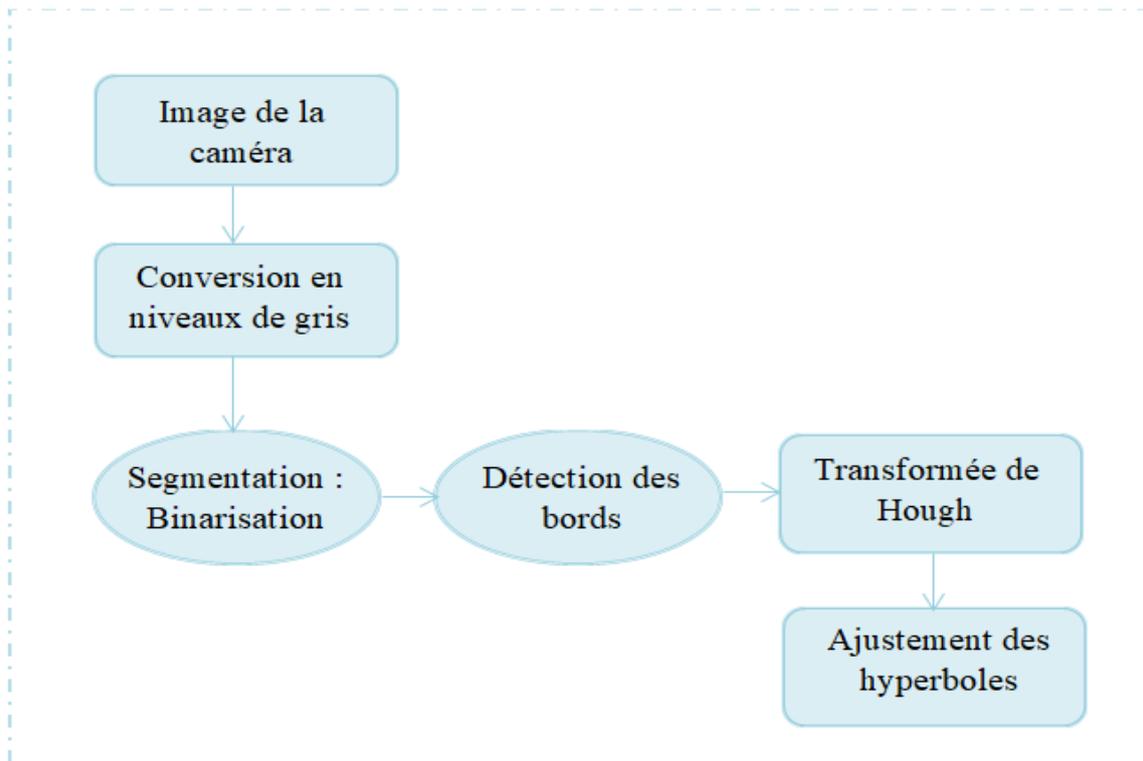


**Figure 2.5 :** Mappage de perspective inverse (IPM) : image originale (a), image vue à vue d'oiseau par IPM(b).

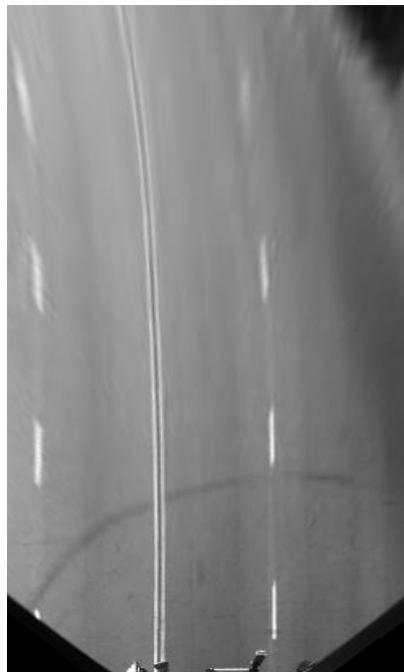
#### 2. 3. 2 Détection de voies

La détection de la ligne de voie se déroule en plusieurs étapes définies par l'algorithme représenté sur la figure 2. 6 :

➤ La première étape consiste à prétraiter l'image obtenue par la caméra selon les étapes indiquées dans la section 2. 3. 1. Ensuite l'image résultante est transformée en une image à niveaux de gris. Un traitement de réduction du bruit peut être envisagé si nécessaire pour améliorer la qualité de l'image résultante. Toutefois, pour notre travail, cela n'était pas nécessaire (figure 2. 7).



**Figure 2.6 :** Algorithme de détection de voies routières.



**Figure 2.7 :** Image à vue d'oiseau en niveaux de gris.

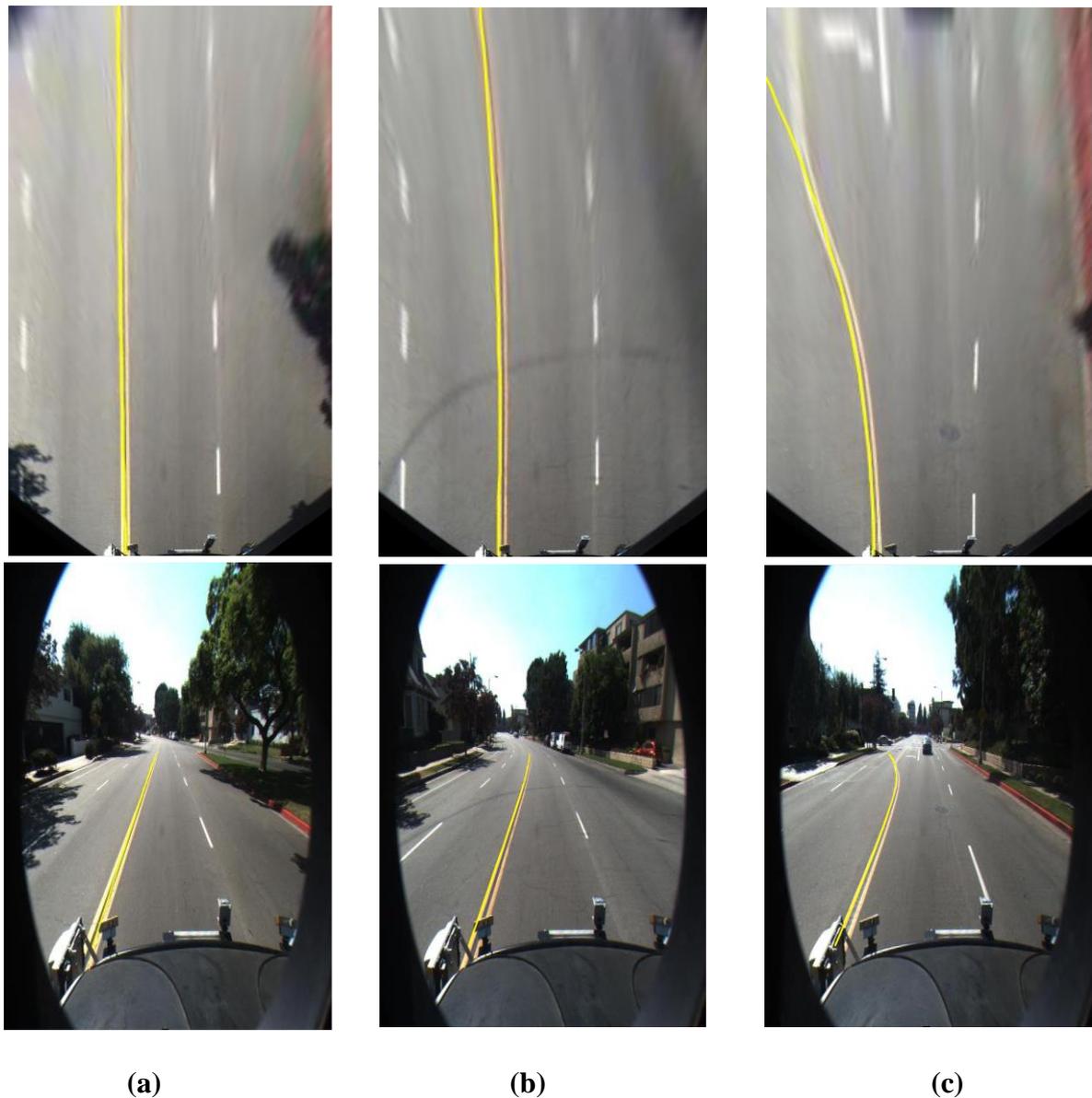
- La deuxième étape concerne la segmentation : on commence d'abord par la binarisation de l'image (les intensités des pixels de l'image sont définies sur 0 ou 255, c'est-à-dire que toute l'image est rendue en noir et blanc).
- La binarisation est suivie par l'extraction des bords ou des contours. Ces bords représentent les lignes de voies recherchés par ce travail. La fonction « **segmentLaneMarkerRidge** » utilise un détecteur de crêtes pour extraire les caractéristiques des lignes de voie à partir d'une image en niveaux de gris, ajustant la détection avec une valeur scalaire de largeur et un paramètre de sensibilité. La figure 2.8 illustre le résultat obtenu par l'utilisation de cette transformée.
- En effet, cette fonction utilise une technique du traitement d'image connue sous le nom de transformée de Hough. Cette dernière utilisée détecte les formes géométriques comme les lignes dans une image. Elle transforme les points de l'image en un espace paramétrique pour identifier les alignements correspondant à ces formes [31].



**Figure 2.8 :** Image de segmentation des caractéristiques des lignes de voie.

- Ajustement des hyperboles : La fonction « **findParabolicLaneBoundaries** » ajuste les modèles de lignes de voie détectées lors des étapes précédentes pour identifier les segments de voie pertinents. Les résultats incluent les coefficients de la parabole [a b c] pour chaque modèle, qui sont utilisés pour insérer les modèles de lignes de voie dans les images du véhicule. Sur la figure 2.9, les résultats de trois exemples d'identification parabolique des lignes de voie sont représentés. On observe que, pour les cas (a) et (b), l'identification est parfaite. Cependant, pour le

cas (c), la parabole ne représente pas correctement la ligne de voie, qui présente un point d'inflexion. Cela indique un défaut d'identification, nécessitant l'exploration d'autres méthodes.



**Figure 2.9 :** Détection de voie dans l'image vue d'oiseau et l'image originale.

### 2.3.3. Génération de trajectoire

Le processus de création de trajectoire commence par la définition du chemin, qui se concentre sur la représentation géométrique intrinsèque du déplacement. L'objectif est de trouver une trajectoire praticable pour le véhicule tout en assurant la sécurité et le confort du passager. Ensuite, la trajectoire est déterminée en combinant le chemin avec les paramètres temporels, tels que les vitesses et les accélérations nécessaires pour la suivre. Dans le domaine de la planification, deux distinctions principales sont à noter :

➤ La planification globale implique la création du chemin ou de la trajectoire en prenant en compte l'ensemble de l'environnement et des données associées, telles que la position des obstacles et les limites de la voie.

➤ La planification locale consiste à calculer le chemin en se basant sur les données des capteurs fournissant des informations sur l'environnement immédiat.

### 2.3.3.1. Calcul de la courbure de la trajectoire

Pour diriger la voiture dans la voie, le système de maintien de voie doit connaître la courbure de la trajectoire. Cette courbure est utilisée pour ajuster l'angle de braquage.

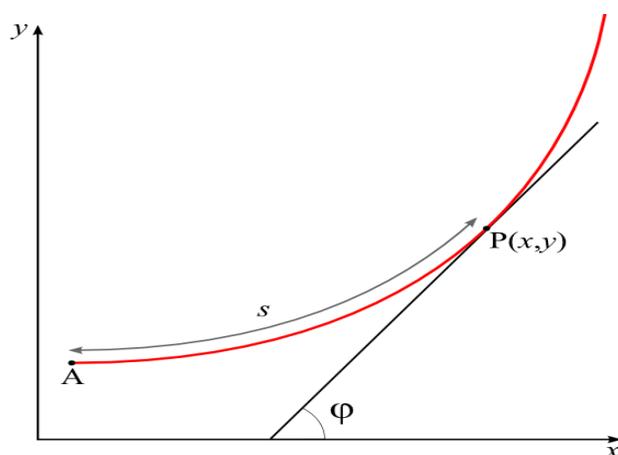
La détection de voie effectuée dans la section (2.3.2) a abouti à la représentation parabolique de la ligne de voie représentant la trajectoire et qui sera notée dans ce qui suit par la courbe  $P(x, y)$ .

Imaginons une courbe  $P(x, y)$  comme montré sur la figure 2.10, où  $s$  représente la longueur d'arc et  $\varphi$  est l'angle tangentiel. Cet angle est mesuré en partant de l'axe des  $x$  et en se déplaçant dans le sens contraire des aiguilles d'une montre jusqu'à la tangente  $T = P(x, y)$ . La courbure  $\rho_{ref}$  de  $P$  est alors définie comme suit [31] :

$$\rho_{ref} = \frac{d\varphi}{ds} \quad (2.1)$$

La courbure peut également être définie comme la valeur de la rotation de la tangente  $T(s)$  le long de la direction de la normale  $N(s)$ , c'est-à-dire :

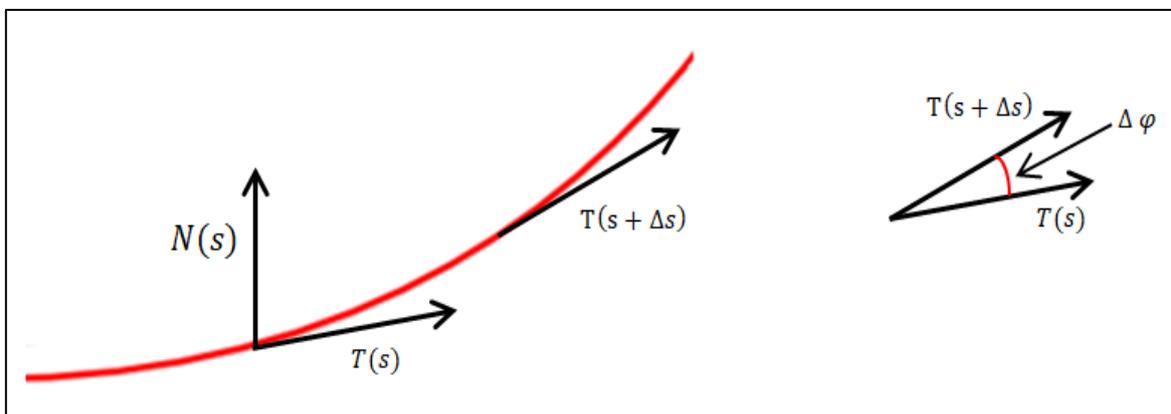
$$\rho_{ref} = T' \cdot N \quad (2.2)$$



**Figure 2.10 :** Courbe  $P$  et angle tangentiel  $\varphi$ .

Il est facile de dériver la première définition 2.1 de la seconde 2.2 (Figure 2.11), comme suit :

$$\rho_{ref} = T' \cdot N = \frac{dT}{ds} \cdot N = \lim_{\Delta s \rightarrow 0} \frac{T(s+\Delta s) - T(s)}{\Delta s} \cdot N = \lim_{\Delta s \rightarrow 0} \frac{\Delta \varphi \cdot \|T\|}{\Delta s} = \frac{d\varphi}{ds} \quad (2.3)$$



**Figure 2.11:** Démonstration que la définition 2.1 peut être dérivée de la définition 2.2.

La courbure peut être exprimée en termes des première et deuxième dérivées de la courbe  $P$  pour simplifier le calcul, par la formule suivante :

$$\rho_{ref} = \frac{|\dot{P}|}{[1+(\dot{P})^2]^{3/2}} \quad (2.4)$$

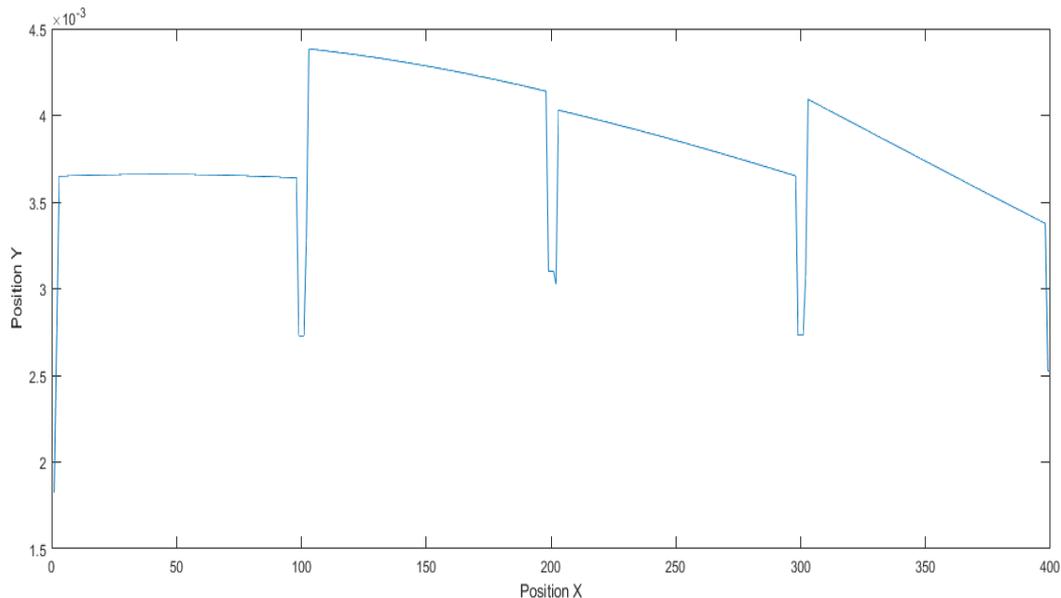
Dans ce travail, le calcul de la courbure a été réalisé par l'utilisation de la boîte à outils « **Geom2d** » de MATLAB. Cette boîte dernière propose la fonction « **polynomialCurveCurvature** », qui permet de déterminer la courbure locale en un point spécifique d'une courbe polynomiale.

En entrée, elle reçoit la courbe sous forme paramétrique  $x = x(t)$  et  $y = y(t)$ , ainsi que le point où la courbure doit être évaluée. La fonction « **polynomialCurveCurvature** » calcule la courbure en se basant sur la formule 2.4, qui devient :

$$\rho_{ref} = \frac{|\dot{x}\ddot{y} - \dot{y}\ddot{x}|}{[(\dot{x})^2 + (\dot{y})^2]^{3/2}} \quad (2.5)$$

## 2. 4. Résultats des calculs

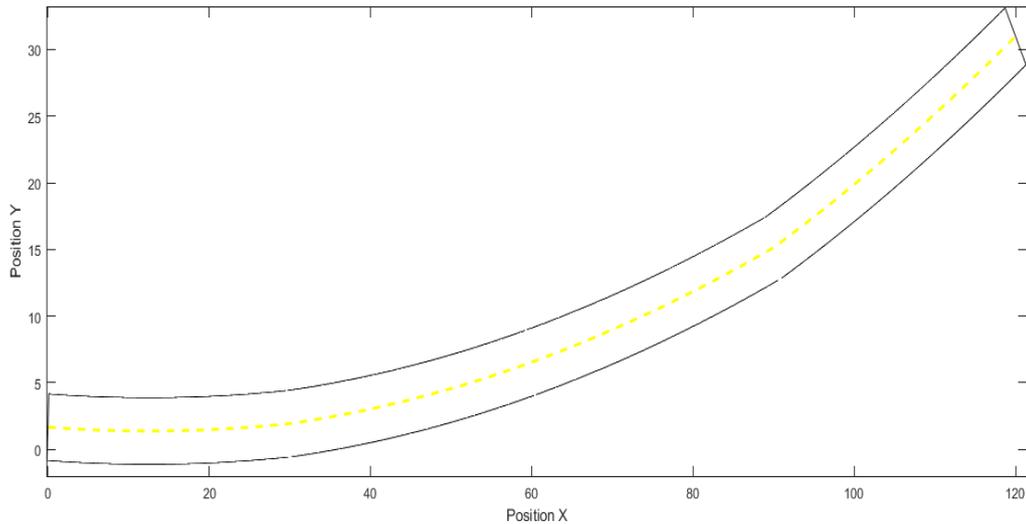
Dans cette section, nous avons appliqué les étapes précédentes pour extraire le signal de courbure de la route, facilitant ainsi la détection de la route pour le suivi de trajectoire. Cette approche améliore la capacité du véhicule à suivre la trajectoire en fournissant des informations détaillées sur la géométrie de la route, comme qu'il sera examiné en détail dans le chapitre 5.



**Figure 2.12** : La courbure de la route en quatre frames (400 points).

Sur la figure 2.12, on remarque de légères déviations dans le signal de courbure de la route à chaque frame. Ce phénomène est attribuable à une inadéquation dans la programmation lors du passage d'un frame à l'autre, empêchant une détection précise des coordonnées x et y du frame précédent, ce qui compromet l'enregistrement et l'affichage correct du début du frame suivant.

Pour élaborer la planification, nous avons utilisé les différents outils de MATLAB pour visualiser la forme et la trajectoire de la route en fonction des coordonnées x et y, comme c'est illustré sur la figure 2. 13.



**Figure 2.13 :** Trajectoire de la route en quatre frames (120 m).

## 2.5 Conclusion

La perception, la planification et l'identification de la trajectoire jouent des rôles cruciaux dans le fonctionnement d'un véhicule autonome. Grâce à la perception, l'identification précise de la trajectoire devient possible et permet d'anticiper les courbures des routes. La planification utilise ces informations pour prendre des décisions intelligentes sur la manière de naviguer dans cet environnement, ajustant constamment le trajet pour éviter et garantir la sécurité. Ensemble, ces trois processus interconnectés permettent au véhicule autonome de fonctionner de manière fluide, sûre et efficace, atteignant ainsi sa destination sans intervention humaine.

**Chapitre 03 :**

**Dynamique latérale et longitudinale du  
véhicule**

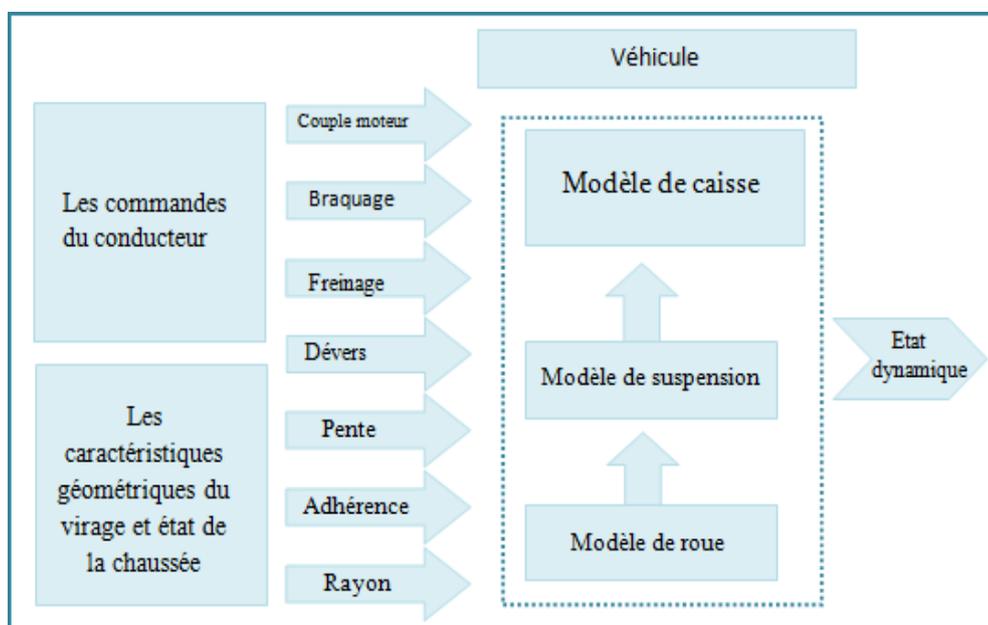
### 3.1. Introduction

Le comportement dynamique d'un véhicule est la réponse qu'il donne face à un certain nombre d'excitations internes et externes à savoir : les manœuvres du conducteur, les perturbations atmosphériques, les effets de l'interaction pneumatique/chaussée et la variation des caractéristiques géométriques de la route.

Ce chapitre offre une exploration des fondements de la modélisation de la dynamique des véhicules automobiles, avec un accent particulier sur la dynamique latérale et longitudinale. Nous débutons par une analyse détaillée des mouvements impliqués et des composants essentiels qui les sous-tendent. Ensuite, nous procédons à la modélisation complète d'un véhicule, en introduisant le modèle non linéaire de la bicyclette automobile pour étudier son comportement latéral.

### 3.2 Modélisation du véhicule

La modélisation du véhicule dans son ensemble est une tâche difficile à réaliser. Ceci est dû à la multiplicité de ses constituants et qui, en interagissant, donnent lieu à des non-linéarités. Pour cette modélisation, le véhicule est décomposé en sous-modèles, développés séparément jusqu'à l'obtention d'une modélisation globale décrivant les variables de l'état dynamique du véhicule. Ces sous-modèles sont : la caisse, le mécanisme de suspension et les roues. Ces sous-ensembles composent la structure principale du véhicule (figure 3.1).



**Figure 3.1:** Schéma descriptif du véhicule et de ses sous-ensembles.

Les entrées du modèle global sont :

- Les commandes du conducteur : le braquage, le couple moteur, l'accélération ou le freinage.
- Les caractéristiques géométriques du virage : le dévers, le rayon, la pente.
- L'état de la chaussée : l'adhérence

La sortie du modèle représente l'état dynamique du véhicule, elle exprime les mouvements de translation et de rotation du centre de gravité de la caisse [9].

### 3.3 Différents mouvements du véhicule

Le véhicule automobile représenté sur la figure 3.2 est un système possédant six degrés de liberté. Ses mouvements sont définis par les mouvements de translation et de rotation de la caisse. L'origine du repère est prise au centre de gravité "G" du véhicule.

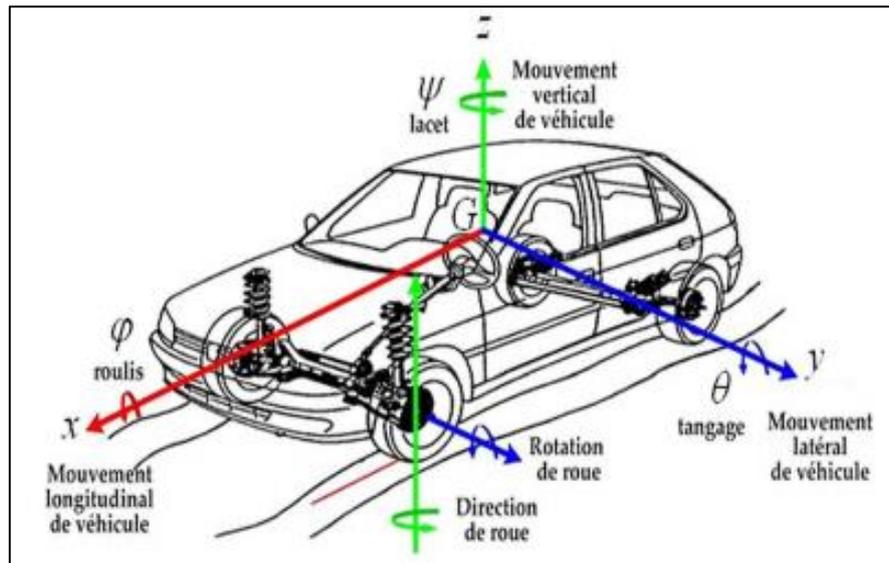
- L'axe  $z$  est orthogonal au plan de la route avec un sens positif vers le haut.
- L'axe  $x$  correspond à l'axe longitudinal du véhicule. Le sens positif est choisi vers l'avant.
- L'axe  $y$  est choisi de manière à former une base orthonormée directe avec les axes  $x$  et  $z$ .

Les mouvements de translations sont :

- **Avance:** la translation sur l'axe  $x$  caractérise le déplacement longitudinal du véhicule.
- **Ballant:** le déplacement latéral se fait selon l'axe  $y$ .
- **Pompage:** la translation sur l'axe  $z$  caractérise le déplacement vertical.

Les mouvements de rotations de la caisse par rapport aux trois axes sont:

- **Roulis ( $\varphi$ ) :** rotation du véhicule autour de l'axe  $x$ , phénomène en particulier ressenti lorsque le véhicule se déplace dans un virage.
- **Tangage ( $\theta$ ) :** rotation du véhicule autour de l'axe  $y$ , phénomène qui intervient lors des phases d'accélération et de freinage.
- **Lacet ( $\psi$ ) :** rotation du véhicule autour de l'axe  $z$ .



**Figure 3.2 :** Différents mouvements du véhicule.

La rotation selon  $z$  et souvent Appelée “angle de cap”, l’angle de roulis est ressenti en particulier dans les virages et le mouvement de tangage est causé principalement par le freinage ou l’accélération du véhicule [10].

### 3.4 Eléments principaux d'un véhicule

Un véhicule est un élément complexe constitué de plusieurs éléments pour assurer le transport des passagers. On cite les suivants :

➤ **Le châssis**

Élément central de la voiture, il est conçu pour fléchir ou résister afin de fournir une protection aux conducteurs et aux passagers en cas de collision.

➤ **Le moteur**

Dans la conception moderne des automobiles, il est courant de positionner le moteur à l'avant du véhicule, directement sous le capot moteur. Ce moteur est mis en marche et commandé par l'intermédiaire de la pédale d'accélération, qui est systématiquement localisée à l'extrême droite dans l'espace réservé aux pieds du conducteur [11].

➤ **Le pneumatique**

Les pneus sont l'élément par lequel un véhicule interagit avec le sol. La zone de contact entre le pneu et le sol est caractérisée par le coefficient d'adhésion  $\mu$ , qui varie de 0 à 1. Divers types de pneus existent pour s'adapter à différentes conditions d'utilisation [12].

Il existe de nombreux types de pneus pour répondre à différentes conditions d'utilisation et caractéristiques souhaitées, tels que les pneus hiver, les pneus 4 saisons et les pneus été, comme illustré dans la figure 3.3.



**Figure 3.3:** Différents types des pneus.

Notons que plusieurs types de modèles à contact pneu-route sont disponibles. Tout dépend du domaine d'utilisation et de la précision requise pour la simulation.

### 3.4.1 Suspension

Ainsi que son appellation le suggère, le dispositif de suspension a pour rôle de suspendre la voiture au-dessus des pneus. Il fait le lien entre ces derniers et le châssis, assurant une bonne adhérence à la route. La suspension est complétée par les amortisseurs, essentiels pour le confort et la sécurité lors de la conduite.

Lorsque le véhicule traverse des surfaces accidentées, de l'énergie est générée au niveau des roues, se propageant à travers le véhicule. La suspension absorbe cette énergie pour éviter qu'elle ne se dissipe dans le compartiment des passagers, ce qui aurait pour effet de rendre le trajet inconfortable [13].

### 3.4.2 Organes pour le contrôle longitudinal

Les sous-systèmes qui interviennent dans la dynamique longitudinale sont constitués du groupe motorisation, du système de freinage, du groupe embrayage ou convertisseur de couple, de la transmission, des roues et du contact pneu/chaussée, comme illustré dans la figure 3.4. Le contrôle global de ces éléments permet au véhicule de réaliser des freinages, accélérations, arrêts et démarrages [14].

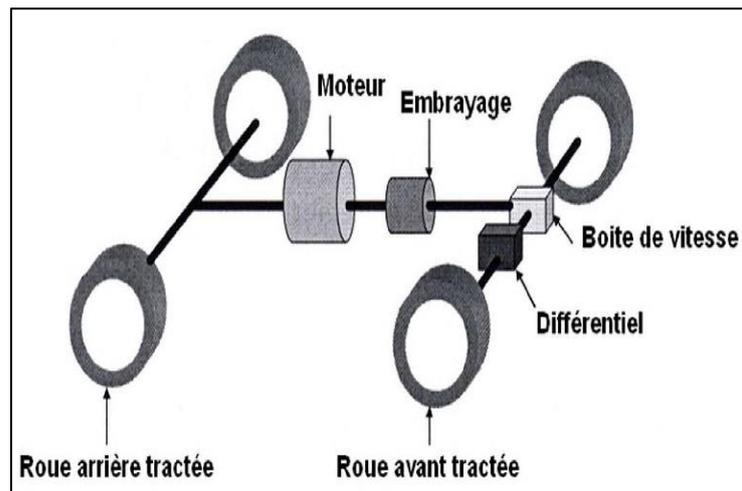


Figure 3.4 : Les organes constitutifs du mode longitudinal.

### 3.4.3 Organes pour le contrôle latéral

Le mouvement latéral du véhicule est contrôlé grâce au volant, à la colonne de direction, aux roues avant et à l'adhérence des pneus, comme illustré dans la figure 3.5. Ces composants permettent au conducteur de déplacer la voiture sur le côté en tournant le volant, de naviguer en courbes et de réaliser des changements de voie. Pour faciliter ces actions, un moteur à courant continu est installé sur la colonne de direction, aidant ainsi le conducteur lors des manœuvres [14].

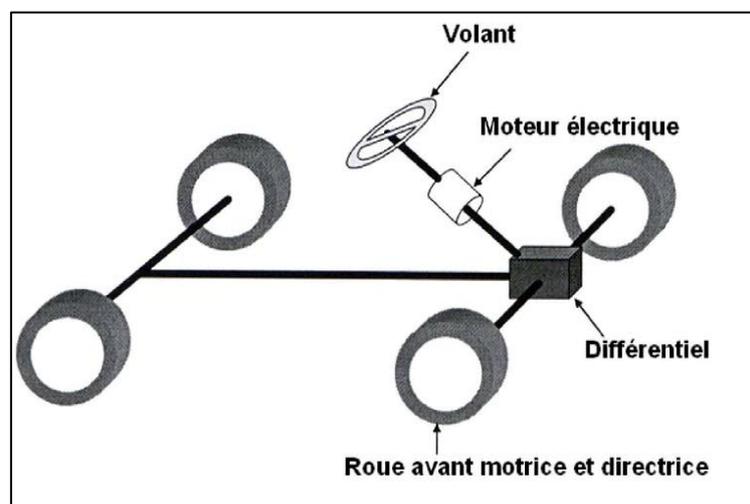


Figure 3.5 : Les organes constitutifs du mode latéral.

### 3.4.4 Forces agissant sur un véhicule autonome

Le véhicule est modélisé comme une masse en mouvement soumise à la force motrice  $F_t$ . Lorsque le véhicule est mobile, il y a une résistance qui tente d'arrêter son mouvement, cette

résistance comprend en général la résistance au roulement, la traînée aérodynamique et la résistance en montée [8].

➤ **Force de roulement**

Le coefficient de roulement des roues, qui détermine la force de résistance au roulement, est généralement estimé à environ 0.01 en pratique. Il dépend de la largeur des pneus et du revêtement routier.

➤ **Force aérodynamique**

Cette force est proportionnelle à la masse volumique de l'air, au carré de la vitesse relative (compte tenu du vent) par rapport à l'air, à la section frontale du véhicule et à son coefficient de pénétration dans l'air. Ce coefficient  $C_x$  prend des valeurs entre 0.2 et 1.5 selon la carrosserie.

➤ **Force d'inclinaison**

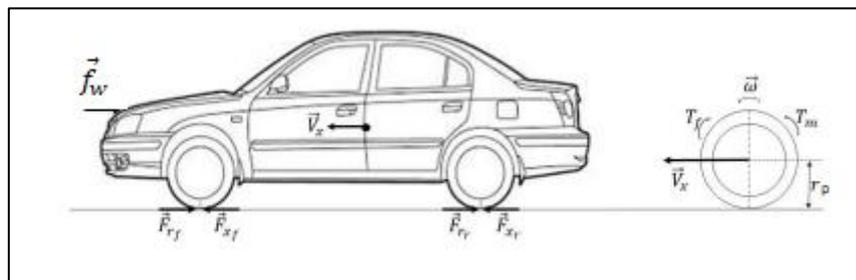
C'est la force de résistance due à la pente d'angle  $\alpha$  à gravir (force liée au profil de la route).

➤ **Force d'accélération**

Elle représente le terme dynamique de l'accélération ou de décélération du véhicule.

### 3.5 Dynamique longitudinale du véhicule

La dynamique longitudinale du véhicule concerne les forces et les mouvements dans une direction longitudinale (parallèle au véhicule), comme illustré dans la figure 3.6. Ces forces et mouvements sont utilisés pour analyser la vitesse de pointe, l'accélération, le freinage et la consommation de carburant [15].



**Figure 3.6:** Dynamique longitudinale du véhicule.

La dynamique longitudinale du véhicule peut être exprimée par les équations suivantes:

$$\left\{ \begin{array}{l} M\dot{v}_x(t) = \sum_{i=1}^4 F_{xi}(t) - f_w(t) \\ \bar{J}_{r_i}\dot{\omega}_{r_i}(t) = T_m(t) - r_p F_{x_i}(t) - r_p F_{r_i}(t) - T_{b_i}(t), i = 1,2 \\ J_{r_i}\dot{\omega}_{r_i}(t) = -r_p F_{x_i}(t) - r_p F_{r_i}(t) - T_{b_i}(t), i = 3,4 \end{array} \right. \quad (3.1)$$

On suppose :

$$T_{b_f} = T_{b_1} + T_{b_2}, T_{b_r} = T_{b_3} + T_{b_4}, T_{r_f} = r_p (F_{r_1} + F_{r_2}), T_{r_r} = r_p (F_{r_3} + F_{r_4}), F_{x_f} = F_{x_1} + F_{x_2},$$

$$F_{x_r} = F_{x_3} + F_{x_4}, \dot{\omega}_{r_f} = \dot{\omega}_{r_1} = \dot{\omega}_{r_2}, \dot{\omega}_{r_r} = \dot{\omega}_{r_3} = \dot{\omega}_{r_4}, \bar{J}_r = \bar{J}_{r_1} + \bar{J}_{r_2}, J_r = J_{r_3} + J_{r_4}.$$

On obtient l'équation suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} M\dot{v}_x(t) = F_{x_f}(t) + F_{x_r}(t) - f_w(t) \\ \bar{J}_{r_i}\dot{\omega}_{r_f}(t) = T_m(t) - r_p F_{x_f}(t) - T_{r_f}(t) - T_{b_f}(t) \\ J_{r_i}\dot{\omega}_{r_r}(t) = -r_p F_{x_r}(t) - T_{r_r}(t) - T_{b_r}(t) \end{array} \right. \quad (3.2)$$

avec :

- $M$  : Masse du véhicule en kg.
- $v_x$  : Vitesse du véhicule en  $\text{ms}^{-1}$ .
- $F_{x_i}$  : Force pneu/route de la  $i^{\text{ème}}$  roue en N.
- $f_w$  : Force aérodynamique en N.
- $\bar{J}_r$  : Inertie globale du train avant en  $\text{kg.m}^2$ .
- $\bar{J}_{r_i}$  : Inertie de la  $i^{\text{ème}}$  roue avant en  $\text{kg.m}^2$ .
- $\dot{\omega}_{r_i}$  : Accélération de la  $i^{\text{ème}}$  roue en  $\text{rad.s}^{-1}$ .
- $T_m$  : Le couple moteur en Nm.
- $r_p$  : Le rayon des pneus en m.
- $F_{r_i}$  : La force de roulement de la  $i^{\text{ème}}$  roue en N.
- $T_{b_i}$  : Couple freinage de la  $i^{\text{ème}}$  roue en Nm.
- $T_{r_f}/T_{r_r}$  : Le couple de roulement de l'essieu avant/arrière en Nm.
- $J_r$  : Inertie globale du train arrière en  $\text{kg.m}^2$ .
- $J_{r_i}$  : Inertie de la  $i^{\text{ème}}$  roue arrière en  $\text{kg.m}^2$ .

Remplacement de  $F_{xf}$  et  $F_{xr}$  dans l'équation (3.1) conduit à :

$$M\dot{v}_x(t) = \frac{1}{r_p} \left[ T_m(t) - T_{bf}(t) - T_{br}(t) - T_{rf}(t) - T_{rr}(t) - \bar{J}_r \dot{\omega}_{rf}(t) - J_r \dot{\omega}_{rr}(t) \right] - f_w(t) \quad (3.3)$$

L'hypothèse du rapport de glissement longitudinal peut s'écrire comme suit :

$$\lambda = \frac{r_p \omega_r - v_x}{\max(r_p \omega_r, v_x)} = 0$$

Ce qui donne  $r_p \omega_r = v_x$ , alors  $r_p \dot{\omega}_r = \dot{v}_x$ . En remplaçant  $\dot{\omega}_r$  dans l'équation (3.3), on obtient :

$$\left( M + \frac{\bar{J}_r + J_r}{r_p^2} \right) \dot{v}_x(t) = \frac{1}{r_p} \left[ T_m(t) - T_{bf}(t) - T_{br}(t) - T_{rf}(t) - T_{rr}(t) \right] - f_w(t) \quad (3.4)$$

Notant  $T_b = T_{bf} + T_{br}$ ,  $T_r = T_{rf} + T_{rr}$ , on a :

$$J_{eq} \dot{v}_x(t) = T_{eq}(t) - a v_x(t) - b v_x^2(t) \quad (3.5)$$

Où  $J_{eq} = r_p M + \left( \frac{\bar{J}_r + J_r}{r_p} \right)$ ,  $T_{eq} = T_m - T_f - T_r$ ,  $f_w = a v_x + b v_x^2$

a et b sont aérodynamiques coefficients.  $T_{eq}$  est le couple donné par le moteur et le système de freinage ; sa dynamique est une dynamique du premier ordre, avec une constante de temps  $\tau$  [16].

$$\dot{T}_{eq}(t) = \frac{1}{\tau} (-T_{eq}(t) + u(t)) \quad (3.6)$$

Enfin, en combinant (3.5) et (3.6), la dynamique longitudinale du véhicule est donnée sous la forme suivante :

$$\begin{bmatrix} \dot{v}_x(t) \\ \dot{T}_{eq}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -a & 1 \\ J_{eq} & J_{eq} \\ 0 & -\frac{1}{\tau} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_x(t) \\ T_{eq}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ \frac{1}{\tau} \end{bmatrix} u(t) + \begin{bmatrix} -b \\ J_{eq} \\ 0 \end{bmatrix} v_x^2 \quad (3.7)$$

### 3.6 Dynamique latérale du véhicule

La dynamique latérale du véhicule se réfère aux forces et mouvements qui affectent le véhicule dans la direction perpendiculaire à son axe longitudinal, c'est-à-dire latéralement. Cette dynamique est cruciale pour comprendre et contrôler le comportement du véhicule en virage, la stabilité, et la sécurité, notamment en cas de manœuvres d'évitement ou de conduite sur des surfaces glissantes.

### 3.6.1 Paramétrage du modèle

La première étape indispensable pour aborder un problème de mécanique est de configurer un système de référence approprié, c'est-à-dire choisir des repères liés aux solides et définir des paramètres qui sont à la fois de nature géométrique et cinématique. Les paramètres géométriques servent à décrire la forme du système en établissant les relations spatiales entre les éléments. Les paramètres cinématiques, eux, sont reliés aux niveaux de liberté au sein des corps solides [17].

#### 3.6.1.1 Définition des repères utilisés

Pour décrire correctement les mouvements et les équations dynamiques du véhicule, nous avons besoin de plusieurs référentiels [18].

##### a- Repère sol (absolu)

Le repère sol ( $R_a$ ) est défini de façon classique: l'axe  $z_a$  est vertical et orienté vers le haut, les axes  $x_a$  et  $y_a$  forment avec  $z_a$  un trièdre direct. Il est supposé galiléen.

$$R_a = (o_a, x_a, y_a, z_a)$$

##### b- Repère véhicule

Ce repère est considéré comme un repère intermédiaire lié au plan de la route, son origine est la projection du centre de masse du véhicule sur le plan de la route. L'axe  $z_v$  est normal au plan de la route, les axes  $x_v$  et  $y_v$  définissant ce plan sont tels que  $x_v$  soit dans la direction longitudinale du véhicule. Ce repère exprime le mouvement de lacet du véhicule et les variations de pente et de devers.

$$R_v = (o_v, x_v, y_v, z_v)$$

##### c- Repère lié à la caisse

Ce repère traduit les mouvements de roulis et de tangage et son origine est confondue avec celle du repère  $R_v$ . L'axe  $x_c$  est orienté longitudinalement positivement dans le sens de l'avance, porté par la caisse du véhicule.  $y_c$  est orienté vers la gauche, porté aussi par la caisse du véhicule et  $z_c$  est orienté verticalement pour former une base directe.

$$R_c = (o_c, x_c, y_c, z_c)$$

### 3.6.1.2 Relations de passage d'un repère à un autre

Pour décrire la position et l'orientation du véhicule dans chacun des trois repères, nous sommes dans l'obligation de définir des matrices de passage. Ces matrices de passage sont simplement obtenues en écrivant l'expression des vecteurs de la base du repère d'arrivée en fonction des vecteurs de la base du repère de départ.

#### 1. Passage du repère sol au repère véhicule

Considérons les opérations de rotation les plus simples correspondant à des rotations autour d'un axe de coordonnées. Par exemple, la Figure 3.7 représente le cas d'une rotation d'angle  $\psi$  autour de l'axe  $z$ .

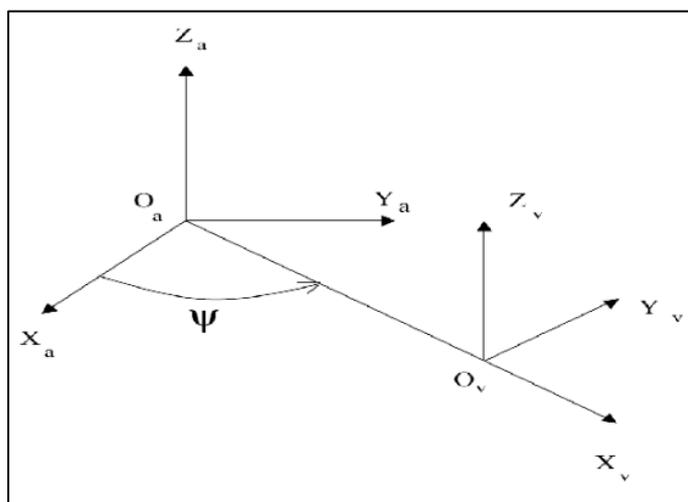


Figure 3.7 : Rotation dans le plan oxy.

Les coordonnées des vecteurs de repère  $R_v$  en fonction de celles dans  $R_a$  sont :

$$\begin{cases} x_v = \cos(\psi) x_a + \sin(\psi) y_a \\ y_v = -\sin(\psi) x_a + \cos(\psi) y_a \\ z_v = z_a \end{cases} \quad (3.8)$$

Pour une rotation d'angle  $\psi$  autour de l'axe  $z_v$  :

$$R_\psi = \begin{bmatrix} \cos(\psi) & \sin(\psi) & 0 \\ -\sin(\psi) & \cos(\psi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

De manière identique, pour une rotation d'angle  $\theta$  autour de l'axe  $y_v$  et une rotation d'angle  $\Phi$  autour de l'axe  $x_v$ , on a les opérateurs de rotation suivants :

Pour une rotation d'angle  $\theta$  autour de l'axe  $y_v$  :

$$R_\theta = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & 0 & -\sin(\theta) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\theta) & 0 & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

Pour une rotation d'angle  $\Phi$  autour de l'axe  $x_v$  :

$$R_\Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\Phi) & \sin(\Phi) \\ 0 & -\sin(\Phi) & \cos(\Phi) \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

## 2. Passage du repère véhicule au repère de la caisse

La masse suspendue (caisse) subit des mouvements supplémentaires par rapport à la masse non suspendue, à savoir le roulis  $\Phi$  le tangage  $\theta$ , et le pompage (translation selon l'axe vertical  $z$ ).

Ces différents mouvements sont rendus possibles grâce à la présence de la suspension sur le véhicule. Notons que le mouvement du repère  $R_v$  par rapport au repère  $R_c$  est constitué par une translation selon l'axe  $z_c$  et de deux rotations, l'une d'axe  $y_c$  est d'angle  $\theta$  qui amène dans un repère intermédiaire  $R^i$ , la seconde d'axe  $x^i$  est d'angle  $\Phi$  (voir la figure 3.8). Les coordonnées des vecteurs de ce repère en fonction de celles dans  $R_v$  sont :

$$\begin{cases} x^i = \cos(\theta)x_v - \sin(\theta)z_v \\ y^i = y_v \\ z^i = \sin(\theta)x_v + \cos(\theta)z_v \end{cases} \quad (3.12)$$

Pour une rotation d'angle  $\theta$  autour de l'axe  $y^i$  :

$$R_\theta = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & 0 & -\sin(\theta) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\theta) & 0 & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

Les coordonnées des vecteurs de repère  $R_c$  en fonction de celles dans  $R^i$  sont :

$$\begin{cases} x_c = x^i \\ y_c = \cos(\Phi)y^i + \sin(\Phi)z^i \\ z_c = -\sin(\Phi)y^i + \cos(\Phi)z^i \end{cases} \quad (3.14)$$

Pour une rotation d'angle  $\Phi$  autour de l'axe  $x_c$  :

$$R_\Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\Phi) & \sin(\Phi) \\ 0 & -\sin(\Phi) & \cos(\Phi) \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

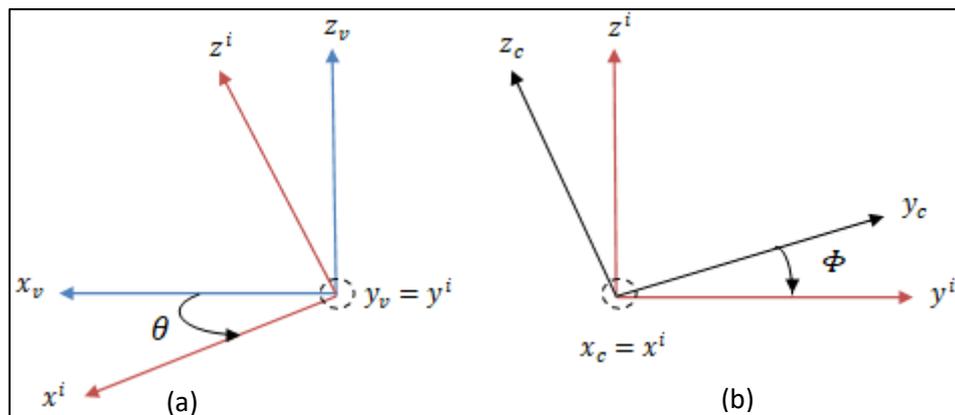


Figure 3.8 : (a) Passage de  $R_v$  à  $R^i$  (b) Passage de  $R^i$  à  $R_c$  .

### 3.6.2 Modélisation du comportement latérale du véhicule

Pour concevoir le modèle d'un véhicule, il est essentiel d'appliquer les lois de Newton sur la mécanique des solides. La première loi s'attache à l'équilibre des forces extérieures agissant sur la voiture. La seconde loi traite de l'équilibre entre les moments dynamiques du véhicule et les forces extérieures. À partir de ces lois, on peut décrire les forces généralisées et le moment total de rotation autour de l'axe Z, exprimées par [9] :

$$\begin{cases} M\ddot{X} = \sum F_x \\ M\ddot{Y} = \sum F_y \\ I_z \ddot{\psi} = \sum M_z \end{cases} \quad (3.16)$$

Où  $I_z$  le moment d'inertie du véhicule suivant l'axe Z.

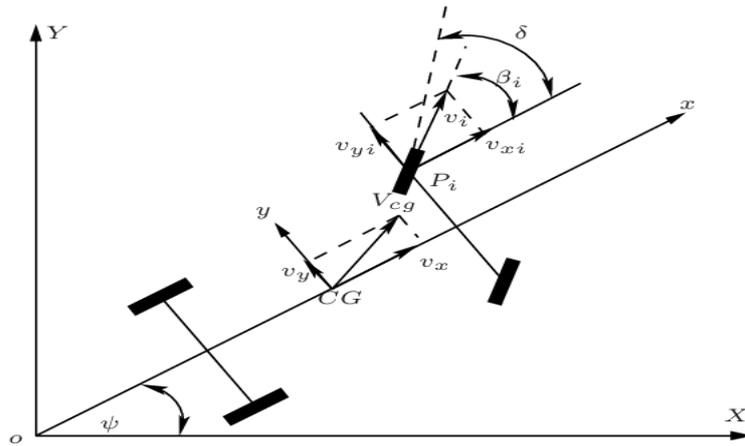


Figure 3.9 : Mouvement du véhicule dans le système d'axe (X, Y).

En tournant simplement d'un angle  $\psi$  autour de l'axe  $OZ$  (voir la figure 3.9), on peut apprécier le vecteur de vitesse du centre de gravité du véhicule.

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi) & -\sin(\psi) & 0 \\ \sin(\psi) & \cos(\psi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ r \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

où

- $v_x$  et  $v_y$  : les vitesses du véhicule dans le plan (X, Y).
- $r = \dot{\psi}$  : la vitesse de lacet.

En dérivant (3.17) par rapport au temps, on obtient les accélérations suivantes :

$$\begin{cases} \frac{d\dot{x}}{dt} = \dot{v}_x \cos(\psi) - v_x \dot{\psi} \sin(\psi) - \dot{v}_y \sin(\psi) - v_y \dot{\psi} \cos(\psi) \\ \frac{d\dot{y}}{dt} = \dot{v}_x \sin(\psi) + v_x \dot{\psi} \cos(\psi) + \dot{v}_y \cos(\psi) - v_y \dot{\psi} \sin(\psi) \\ \frac{d\dot{\psi}}{dt} = \dot{r} \end{cases} \quad (3.18)$$

Tenant compte de (3.16) dans l'équation du système (3.18) on obtient :

$$\begin{cases} \frac{F_x}{M} = (\dot{v}_x - \dot{\psi} v_y) \cos(\psi) - (\dot{v}_y + \dot{\psi} v_x) \sin(\psi) \\ \frac{F_y}{M} = (\dot{v}_x - \dot{\psi} v_y) \sin(\psi) + (\dot{v}_y + \dot{\psi} v_x) \cos(\psi) \\ \frac{M_z}{I_z} = \dot{r} \end{cases} \quad (3.19)$$

Donc :

$$\begin{cases} F_x = M[(\dot{v}_x - \dot{\psi}v_y) \cos(\psi) - (\dot{v}_y + \dot{\psi}v_x) \sin(\psi)] \\ F_y = M[(\dot{v}_x - \dot{\psi}v_y) \sin(\psi) + (\dot{v}_y + \dot{\psi}v_x) \cos(\psi)] \\ M_z = I_z \dot{r} \end{cases} \quad (3.20)$$

Pour un angle de rotation  $\psi$  petit :  $\cos(\psi) \approx 1$ ,  $\sin(\psi) \approx 0$ , les expressions des accélérations au centre de gravité du véhicule s'écrivent comme suit:

$$\begin{cases} F_x = M(\dot{v}_x - r v_y) \\ F_y = M(\dot{v}_y + r v_x) \\ M_z = I_z \dot{r} \end{cases} \quad (3.21)$$

Où

- $(\dot{v}_x - r v_y)$ ,  $(\dot{v}_y + r v_x)$  : les accélérations du véhicule dans le plan  $(X, Y)$ .
- $\dot{r}$  : L'accélération angulaire.

### 3.6.2.1 Modèle bicyclette du véhicule

Étudier le modèle de la bicyclette en tant que véhicule permet de mieux comprendre les principes de base de la mécanique et d'améliorer la conception des véhicules, comme illustré la figure 3.10. On formule les hypothèses suivantes [19]:

- Roues directrices à l'avant du véhicule.
- Repère associé au CG du véhicule.
- L'angle de braquage ( $\delta_f$ ) est faible, ce qui signifie que:  $\cos(\delta_f) \approx 1$  et  $\sin(\delta_f) \approx 0$ .
- Pas d'effet de roulis ni de tangage.
- La vitesse longitudinale est constante ( $v_x = v = cst$ ).

Ce modèle peut être obtenu en considérant un modèle à quatre roues sous un petit angle de braquage. Dans ce cas, la largeur de voie du véhicule devient négligeable par rapport au rayon de virage. Ainsi, les virages égaux pour les deux roues d'un axe peuvent être pris en charge.

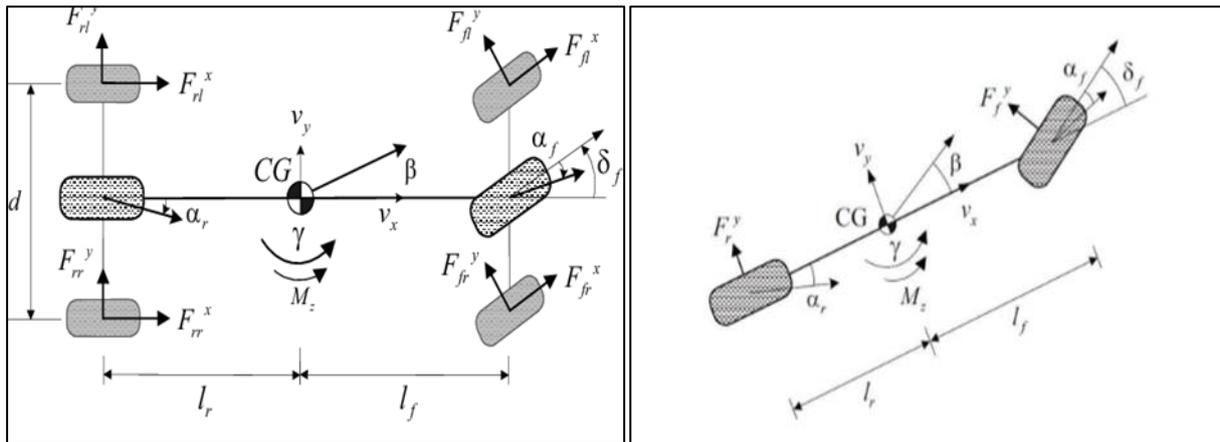


Figure 3.10 : Modèle de bicyclette.

➤ Suivant la 1<sup>ère</sup> loi de Newton sur l'axe latéral  $OY$  :

$$\{F_f^y + F_r^y + f_w = M(\dot{v}_y + rv_x) \quad (3.22a)$$

➤ Suivant la 2<sup>ème</sup> loi de Newton sur l'axe de lacet  $OZ$  :

$$\{F_f^y l_f - F_r^y l_r + l_w f_w = I_z \dot{\gamma} \quad (3.22b)$$

avec :

- $f_w$ : Un coup de vent considéré appliqué sur une distance  $l_w$ .
- $l_w$ : Distance perpendiculaire entre le train avant et le centre de gravité.
- $F_f^y$  et  $F_r^y$ : Forces de contact pneumatique-chaussée appliquée au train avant/arrière.
- $l_f$  et  $l_r$  : Distance du centre de gravité au train avant/arrière.

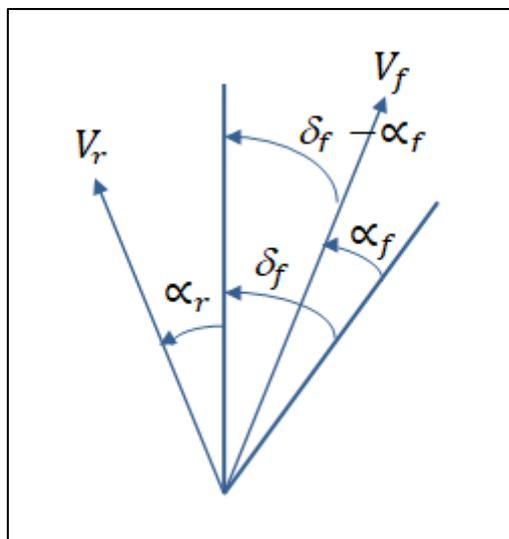
Examinons également la stabilité d'un mouvement à vitesse constante en analysant ses réactions face à de légères perturbations. Dans ce cadre, il est raisonnable de faire l'hypothèse que la dérive du véhicule reste petite  $\beta \in [0^\circ, 15^\circ]$ .

Cela revient à admettre que l'on a une évolution normale sans dérapage important.

alors :

$$\begin{cases} v_x = v \cos \beta \approx v \\ v_y = v \sin \beta \approx v\beta \approx \beta v_x \end{cases} \quad (3.23)$$

Soit  $\delta_f$  l'angle de braquage des roues directrices.  $\alpha_f$  et  $\alpha_r$  sont définis comme étant les angles entre la direction géométrique de la roue et la direction de la vectrice vitesse au point de contact de la roue.



**Figure 3.11:** Vecteurs vitesses et angles sous les roues du véhicule.

La compatibilité entre la vitesse et les angles de dérive s'écrit :

$$\begin{cases} \tan(\delta_f - \alpha_f) = \frac{l_f r + v_y}{v_x} \\ \tan(\alpha_r) = \frac{l_r r + v_y}{v_x} \end{cases} \quad (3.24)$$

Pour des petits angles de braquages :

$$\begin{cases} \alpha_f = -\left(\delta_f - \frac{l_f r + v_y}{v_x}\right) \\ \alpha_r = -\frac{l_r r + v_y}{v_x} \end{cases} \quad (3.25)$$

En utilisant la définition de l'angle de dérive globale du véhicule au centre de gravité, on trouve:

$$\beta \approx \frac{v_y}{v_x}$$

En tenant compte du fait que  $v_x = v$  reste constante, il vient :

$$\begin{cases} \alpha_f = -\left(\delta_f - \frac{l_f r}{v_x} - \beta\right) \\ \alpha_r = -\left(\frac{l_r r}{v_x} - \beta\right) \end{cases} \quad (3.26)$$

Pour des faibles angles de dérive, la force latérale  $F^y$  peut s'écrire en fonction du coefficient de raideur d'environnement des essieux  $C_\alpha$ .

$$\begin{cases} F_f^y = -C_{\alpha_f} \alpha_f \\ F_r^y = -C_{\alpha_r} \alpha_r \end{cases} \quad (3.27)$$

A partir des équations (3.22) et (3.27) on trouve les résultats suivants :

$$\begin{cases} M(\dot{v}_y + v_x r) = 2C_{\alpha_f} \delta_f - \frac{2l_f r}{v_x} C_{\alpha_f} - 2C_{\alpha_f} \beta + 2C_{\alpha_r} \frac{2l_r r}{v_x} - 2C_{\alpha_r} \beta + f_w \\ I_z \dot{r} = 2l_f C_{\alpha_f} \delta_f - 2l_f C_{\alpha_f} \left( \frac{l_f^2 r}{v_x} \right) - 2l_f C_{\alpha_f} \beta - 2C_{\alpha_r} \left( \frac{l_r r}{v_x} \right) + 2C_{\alpha_r} \beta + l_w f_w \end{cases} \quad (3.28)$$

$$\begin{cases} M(\dot{v}_y + v_x r) = -2(C_{\alpha_f} + C_{\alpha_r})\beta + 2\left(\frac{l_f C_{\alpha_r} - l_r C_{\alpha_f}}{v_x}\right)r + 2C_{\alpha_f} \delta_f + f_w \\ I_z \dot{r} = 2(C_{\alpha_r} - l_f C_{\alpha_f})\beta - 2\left(l_f C_{\alpha_f} \left(\frac{l_f^2}{v_x}\right) + C_{\alpha_r} \left(\frac{l_r^2}{v_x}\right)\right)r + 2l_f C_{\alpha_f} \delta_f + l_w f_w \end{cases} \quad (3.29)$$

$$\begin{cases} \dot{\beta} = \frac{-2(C_{\alpha_r} + C_{\alpha_f})}{Mv_x} \beta + \left(\frac{2(l_r C_{\alpha_r} - l_f C_{\alpha_f})}{Mv_x^2} - 1\right)r + \frac{(2C_{\alpha_f})}{Mv_x} \delta_f + \frac{1}{Mv_x} f_w \\ \dot{r} = \frac{2(C_{\alpha_r} - l_f C_{\alpha_f})}{I_z} \beta - 2\left(l_f C_{\alpha_f} \left(\frac{l_f^2}{I_z v_x}\right) + C_{\alpha_r} \left(\frac{l_r^2}{I_z v_x}\right)\right)r + \frac{2l_f C_{\alpha_f}}{I_z} \delta_f + \frac{l_w}{I_z} f_w \end{cases} \quad (3.30)$$

À partir de l'équation (3.30), on obtient le modèle non linéaire du véhicule donné par la représentation d'état suivante :

$$\begin{bmatrix} \dot{\beta} \\ \dot{r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-2(C_{\alpha_r} + C_{\alpha_f})}{Mv_x} & \frac{2(l_r C_{\alpha_r} - l_f C_{\alpha_f})}{Mv_x^2} - 1 \\ \frac{2(l_r C_{\alpha_r} - l_f C_{\alpha_f})}{I_z} & \frac{-2(l_r^2 C_{\alpha_r} - l_f^2 C_{\alpha_f})}{I_z v_x} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta \\ r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{(2C_{\alpha_f})}{Mv_x} \\ \frac{(2C_{\alpha_f}^2)}{Mv_x} \end{bmatrix} \delta_f + \begin{bmatrix} \frac{1}{Mv_x} \\ \frac{l_w}{I_z} \end{bmatrix} f_w \quad (3.31)$$

### 3.7 Modèle non linéaire pour le contrôle du véhicule

Le contrôle latéral d'un véhicule est essentiel pour maintenir sa position sur la route et pour suivre une trajectoire désirée. Deux erreurs principales sont utilisées pour évaluer et corriger ce contrôle ; l'erreur sur l'angle de cap et l'écart latéral du véhicule. Ces deux erreurs sont utilisées dans les systèmes de contrôle automatique pour ajuster la direction du véhicule et le maintenir centré dans sa voie. En corrigeant ces erreurs, le contrôle latéral assure une conduite précise et sécurisée en maintenant le véhicule sur la bonne trajectoire et dans sa voie désirée.

### 3.7.1 Positionnement du véhicule sur la voie

La figure 3.12, illustre le positionnement du véhicule sur la voie. Afin de positionner le véhicule par rapport la route, nous définissons les deux erreurs suivantes :

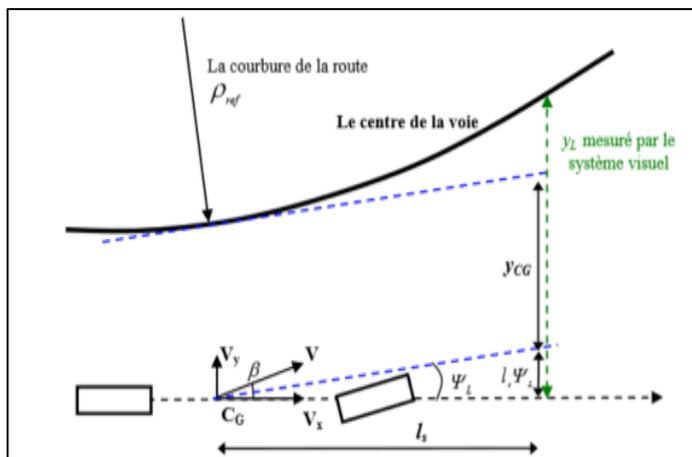


Figure 3.12 : Positionnement du véhicule sur la voie.

- L'erreur sur l'angle de cap ( $\psi_L$ ), à savoir la différence entre le cap de véhicule  $\psi$  et l'angle de la route  $\psi_d$  (voir la figure 3.12) . Formellement, elle est exprimée par:

$$\psi_L = \psi - \psi_d \Rightarrow \dot{\psi}_L = \dot{\psi} - \dot{\psi}_d$$

sachant que :

$$\dot{\psi}_d = \frac{v_x}{R} = v_x \rho_{ref}$$

alors :

$$\dot{\psi}_L = \dot{\psi} - v_x \rho_{ref}$$

- L'écart latéral du véhicule ( $y_L$ ) par rapport au centre de voie, mesuré à une distance  $l_s$  en avant du véhicule, est défini par [9] :

$$\dot{y}_L = \dot{y} + v_x \psi_L + l_s \dot{\psi}$$

En utilisant la formule présentée dans l'équation (3.23), nous obtenons:

$$\Rightarrow \dot{y}_L = \beta v_x + v_x \psi_L + l_s \dot{\psi}$$

finalemet

$$\begin{cases} \dot{\psi}_L = r - v_x \rho_{ref} \\ \dot{y}_L = \beta v_x + l_s r + \psi_L v_x \end{cases} \quad (3.32)$$

avec :

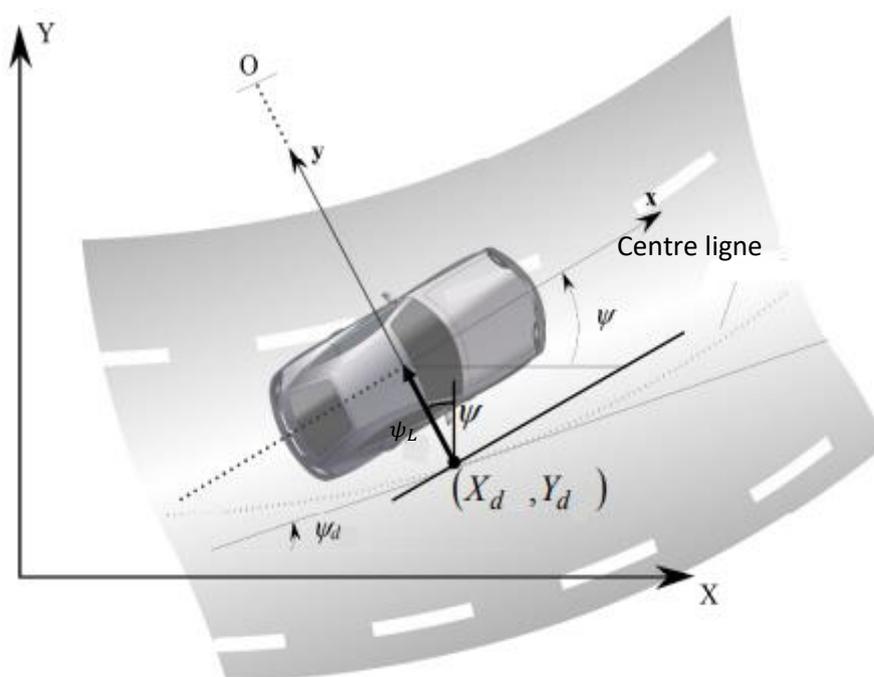
- $\psi$ : Angle de lacet du véhicule.
- $r$  : Taux de lacet du véhicule (également  $\dot{\psi}$ ).

- $\beta$  : Angle de dérive du véhicule.
- $\rho_{ref}$  : La courbure de la route au centre de gravité qui définit par  $\frac{1}{R}$ , on tient compte que  $R$  est le rayon de la route au centre de gravité du véhicule.

#### ✚ Coordonnées de véhicule et de la route

Comme illustré sur la figure 3.13, la distance latérale entre le centre de gravité du véhicule et la ligne centrale de la route est  $\psi_L$ . Par conséquent, la position du véhicule en coordonnées globales est donnée par  $(X, Y)$  [20].

$$\begin{cases} X = X_d - \psi_L \sin(\psi) \\ Y = Y_d + \psi_L \cos(\psi) \end{cases} \quad (3.33)$$



**Figure 3.13:** Coordonnées du véhicule et de la route.

Où  $(X_d, Y_d)$  correspondent aux coordonnées globales du point situé sur la ligne centrale de la route.

$$\begin{cases} X_d = \int_0^t v_x \cos(\psi_d) dt \\ Y_d = \int_0^t v_x \sin(\psi_d) dt \end{cases} \quad (3.34)$$

De plus, l'orientation du véhicule  $\psi$  par rapport à la ligne centrale de la route est donnée par la somme de la distance latérale  $y_L$  et de l'angle  $\psi_d$ , exprimée comme suit :

$$\psi = y_L + \psi_d \quad (3.35)$$

En substituant les équations (3.34) et (3.35) dans (3.33), nous obtenons une représentation complète de la position du véhicule

$$\begin{cases} X = \int_0^t v_x \cos(\psi_d) dt - \psi_L \sin(y_L + \psi_d) \\ Y = \int_0^t v_x \sin(\psi_d) dt + \psi_L \cos(y_L + \psi_d) \end{cases} \quad (3.36)$$

Le système (3.32) peut être représenté par la représentation d'état suivante :

$$\begin{bmatrix} \dot{\psi}_L(t) \\ \dot{y}_L(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ v_x(t) & l_s & v_x(t) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta(t) \\ r(t) \\ \psi_L(t) \\ y_L(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -v_x(t) \\ 0 \end{bmatrix} \rho_{ref} \quad (3.37)$$

### 3.7.2 Représentation d'état du modèle de contrôle

Le Modèle non linéaire est le modèle qui intègre l'évolution de la dynamique du véhicule (bicyclette), le système visuel et le système de direction. On obtient ce modèle en concaténant (3.31) et (3.37) comme suit [21] :

$$\begin{cases} \dot{\beta} = \frac{-2(C_{ar} + C_{af})}{Mv_x} \beta + \left( \frac{2(l_r C_{ar} - l_f C_{af})}{Mv_x^2} - 1 \right) r + \frac{(2C_{af})}{Mv_x} \delta_f + \frac{1}{Mv_x} f_w \\ \dot{r} = \frac{2(C_{ar} - l_f C_{af})}{I_z} \beta - 2 \left( l_f C_{af} \left( \frac{l_f^2}{I_z v_x} \right) + C_{ar} \left( \frac{l_r^2}{I_z v_x} \right) \right) r + \frac{2l_f C_{af}}{I_z} \delta_f + \frac{l_w}{I_z} f_w \\ \dot{\psi}_L = r - v_x \rho_{ref} \\ \dot{y}_L = \beta v_x + l_s r + \psi_L v_x \end{cases} \quad (3.38)$$

## 3.8 Conclusion

La modélisation des véhicules autonomes nécessite une compréhension approfondie de la dynamique longitudinale et latérale. La dynamique longitudinale traite de l'accélération et le freinage du véhicule. Ces deux paramètres possèdent une influence directe sur la vitesse et la capacité de maintenir des distances de sécurité. Alors que, la dynamique latérale, concerne les mouvements de direction et de stabilité du véhicule. Cette dernière est intégrée dans un système global de contrôle latéral, assurant une bonne suite de trajectoire désirée et une conduite sûre et stable. Dans le chapitre suivant, nous adopterons l'approche multi-modèles afin de concevoir une commande robuste pour la dynamique latérale du véhicule.

**Chapitre 04 :**

**Représentation multi-modèles de la  
dynamique latérale des véhicules  
autonomes**

## 4.1 Introduction

Un modèle représente de manière organisée les aspects clés d'un phénomène physique, bien qu'il ne soit qu'une version simplifiée et imparfaite de la réalité. Son objectif principal est de reproduire de façon précise le comportement d'un processus. Le choix d'un modèle dépend souvent des connaissances préalables sur le système étudié.

Dans le domaine de l'automatisation, la prédiction, le contrôle et la surveillance requièrent des modèles sophistiqués capables de gérer la complexité des systèmes modernes. Les modèles multi-modèles se distinguent par leur capacité à décomposer des systèmes non linéaires complexes en plusieurs sous-modèles plus simples, facilitant ainsi l'analyse et le contrôle [25].

Parallèlement, le secteur automobile, marqué par une prolifération des fonctions pilotées électroniquement (contrôle moteur, climatisation, boîte de vitesses automatique, etc.), montre un intérêt croissant pour la commande des systèmes non linéaires. Cette technologie, qui traite des concepts imprécis et variables, est intégrée dans plusieurs véhicules commerciaux, où elle joue un rôle crucial dans des fonctions telles que le maintien du véhicule dans sa voie, augmentant ainsi significativement la sécurité routière. L'intégration de l'approche multi-modèles ouvre des perspectives prometteuses pour le développement de systèmes de contrôle avancés, alliant précision, adaptabilité et robustesse [29].

Dans ce chapitre, nous présentons la description multi-modèles de la dynamique du véhicule. Nous commençons par distinguer deux types de multi-modèles : à état couplé et à état découplé. Ensuite, nous abordons les différentes techniques permettant d'obtenir un multi-modèles. Pour finir, nous présentons la représentation du modèle de contrôle du véhicule en utilisant l'approche multi-modèles avec huit modèles locaux et deux modèles locaux.

## 4.2 Représentation multi-modèles

La représentation multi-modèle implique la décomposition d'un modèle non linéaire en plusieurs sous-modèles. La représentation d'état est privilégiée car elle facilite l'identification des sous-modèles. De plus, cette représentation offre une structure particulièrement adaptée à la conception de systèmes de commande et d'observateurs [26].

### 4.2.1 Classes des multi-modèles

Il y a plusieurs façons de créer des modèles multi-modaux, en fonction de si l'on combine les informations à l'entrée ou à la sortie, et de comment les différents modèles sont liés entre eux. En résumé, on peut classer ces modèles en deux catégories principales :

- **Modèles locaux couplés**

Un modèle couplé fait référence à un système où plusieurs sous-modèles interagissent ou sont combinés pour former un modèle global (voir figure 4.1). L'interaction entre ces sous-modèles est généralement bidirectionnelle, ce qui signifie que les résultats de l'un peuvent influencer les autres et vice versa. Les modèles couplés sont souvent utilisés pour étudier des systèmes complexes où les interactions entre les composants sont importantes pour comprendre le comportement global du système [22].

Considérons le système non linéaire suivant [25] :

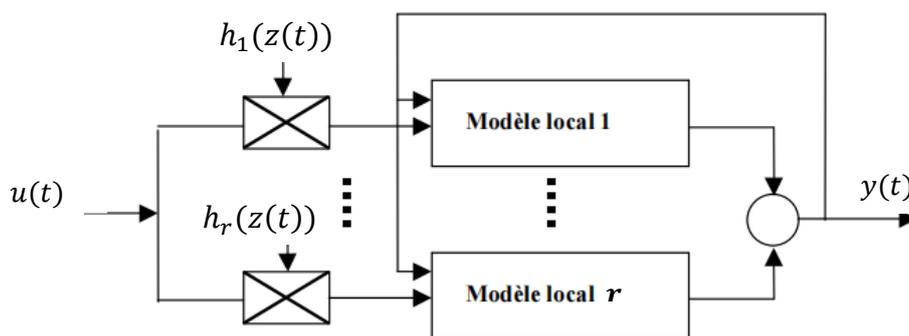
$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \\ y(t) = g(x(t)) \end{cases} \quad (4.1)$$

La représentation multi-modèles de (4.1) obtenu par interpolation de  $r$  modèles locaux est donnée par:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r h_i(z(t))(A_i x(t) + B_i u(t)) \\ y(t) = \sum_{i=1}^r h_i(z(t))C_i x(t) \end{cases} \quad (4.2)$$

Où  $h_i(z(t))$  est la fonction d'activation relativement au modèle local  $i$ , pour  $i = 1, \dots, r$ , ces fonctions vérifient la propriété d'une somme convexe, c'est-à-dire [23] :

$$\sum_{i=1}^r h_i(z(t)) = 1 \text{ et } h_i(z(t)) \geq 0 \quad (4.3)$$



**Figure 4.1** : Modèle locaux couplés.

- **Modèles locaux découplés**

Un modèle découplé est un système où les sous-modèles fonctionnent de manière indépendante les uns des autres, sans interagir directement. Chaque sous-modèle est traité séparément, sans tenir compte des effets des autres sous-modèles sur son comportement (voir figure 4.2) [22].

Le modèle local  $i$  peut s'écrire sur la forme d'équation d'état [25] :

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = A_i x_i(t) + B_i u(t) \\ y_i(t) = C_i x_i(t) \end{cases} \quad (4.4)$$

Le modèle global peut être obtenu en interpolant la somme pondérée des variables d'état et de sortie de la manière suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) (A_i x_i(t) + B_i u(t)) \\ y_i(t) = \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) C_i x_i(t) \end{cases} \quad (4.5)$$

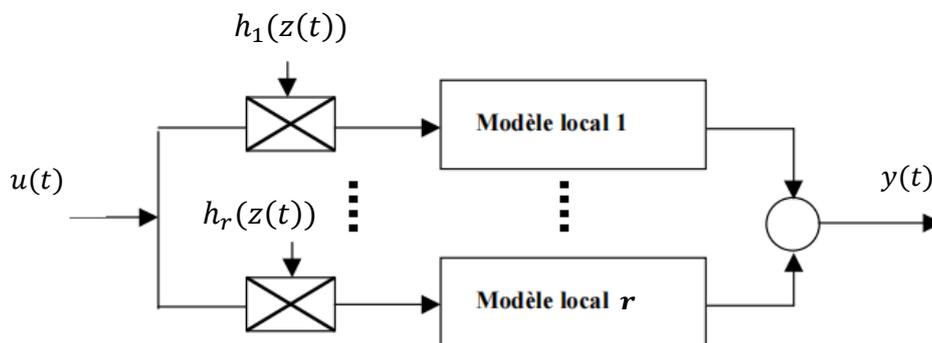


Figure 4.2 : Modèle locaux découplés.

### 4.3 Méthodes d'obtention d'un multi-modèles

Les multi-modèles peuvent être obtenus de trois manières différentes pour transformer un modèle de commande non linéaire affine en un modèle flou :

#### 4.3.1 Par identification

Les données collectées à partir des entrées et des sorties du système permettent de déterminer les caractéristiques des modèles locaux autour des divers points de fonctionnement établis au préalable. Dans ce cas, le problème d'identification du modèle non linéaire se réduit à l'identification des modèles locaux (sous-modèles) LTI. Notons que, cette méthode est souvent

utilisée dans le cas des systèmes dotés d'une dynamique difficile à décrire à l'aide d'un modèle analytique [23].

### 4.3.2 Par linéarisation

Le principe de cette méthode consiste à linéariser le système non linéaire autour d'un ensemble fini de points de fonctionnement judicieusement choisis. Nous représenterons le système non linéaire (4.1) par un multi-modèles, en supposant que les modèles locaux dit aussi sous modèle sont issus de la linéarisation autour de  $r$  point de fonctionnement, la formulation multi-modèles aboutit à [23] :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r h_i(z(t))(A_i x(t) + B_i u(t) + D_i) \\ y(t) = \sum_{i=1}^r h_i(z(t))(C_i x(t) + E_i u(t) + N_i) \end{cases} \quad (4.6)$$

avec

$$\begin{aligned} A_i &= \left. \frac{\partial f(x,u)}{\partial x} \right|_{\substack{x=x_i \\ u=u_i}}, & B_i &= \left. \frac{\partial f(x,u)}{\partial u} \right|_{\substack{x=x_i \\ u=u_i}}, & D_i &= f(x_i, u_i) - A_i x_i - B_i u_i \\ C_i &= \left. \frac{\partial f(x,u)}{\partial x} \right|_{\substack{x=x_i \\ u=u_i}}, & E_i &= \left. \frac{\partial f(x,u)}{\partial u} \right|_{\substack{x=x_i \\ u=u_i}}, & N_i &= f(x_i, u_i) - C_i x_i - u_i \end{aligned} \quad (4.7)$$

Notons que dans ce cas, le nombre de modèles locaux  $r$  dépend de la précision de modélisation souhaitée, de la complexité du système non linéaire et du choix de la structure des fonctions d'activation. Ces dernières doivent satisfaire les propriétés de convexité.

### 4.3.3 Méthodes pour les secteurs de non-linéarité

L'approche par secteurs non linéaires repose sur la connaissance analytique du modèle non linéaire du système. Les multi-modèles obtenus grâce à cette méthode dépendent directement du nombre de non-linéarités présentes dans le modèle non linéaire. Cette méthode se base sur le lemme 4.1 suivant :

**Lemme 4.1 [22]** : soit  $f(x(t)) : \mathbf{R} \rightarrow \mathbf{R}$  une fonction bornée, il existe toujours deux fonctions  $w^1(x(t))$  et  $w^2(x(t))$  ainsi que, deux scalaire  $\alpha$  et  $\beta$  tel que :

$$f(x(t)) = \alpha w^1(x(t)) + \beta w^2(x(t)) \quad (4.8)$$

avec :  $w^1(x(t)) + w^2(x(t)) = 1$  et  $0 \leq w^1(x(t)) \leq 1, 0 \leq w^2(x(t)) \leq 1$

**Démonstration [28]:** Sous l'hypothèse que la fonction  $f(x(t))$  est bornée telle que

$\alpha \leq f(x(t)) \leq \beta$ , il est possible d'écrire :

$$f(x(t)) = \alpha F^1(x(t)) + \beta F^2(x(t)) \quad (4.9)$$

avec :  $\alpha = \min(f(x(t)))$ ,  $\beta = \max(f(x(t)))$

$$F^1(x(t)) = \frac{f(x(t)) - \beta}{\alpha - \beta}, \quad F^2(x(t)) = \frac{\alpha - f(x(t))}{\alpha - \beta} \quad (4.10)$$

**Exemple 4.1:** Nous considérons le modèle non linéaire suivant [28] :

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = -x_1 + x_2 \sin(x_1) + u(t) \\ \dot{x}_2(t) = -2x_1 - 3x_2 \end{cases} \quad (4.11)$$

Si on transforme le système précédent en représentation d'état, on aura :

$$\dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t) \quad (4.12)$$

avec :

$$\dot{x}(t) = \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix}, \quad A(t) = \begin{bmatrix} -1 & \sin(x_1) \\ -2 & -3 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

Pour d'écrire ce système par un modèle local, en faisant appel au lemme 4.1, On a une seule non linéarité dans notre système:  $f(x) = \sin(x_1(t))$ , par conséquence,  $-1 \leq f(x) \leq 1$ .

Non considérons les fonctions non linéaires suivantes :

$$h_1 = \frac{1 - \sin(x_1(t))}{2}; \quad h_2 = \frac{\sin(x_1(t)) + 1}{2}$$

Alors, le terme non linéaire  $f(x)$  peut s'écrire de la manière suivante :

$$\sin(x_1(t)) = h_1(-1) + h_2(1) \quad (4.14)$$

Ainsi, la représentation multi-modèles est donné sous sa forme compacte par :

$$\dot{x}(t) = \sum_{i=1}^2 h_i(t) (A_i x(t) + B u(t)) \quad (4.15)$$

où :

$$A_1 = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -2 & -3 \end{bmatrix}, \quad A_2 = \begin{bmatrix} -1 & -1 \\ -2 & -3 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

**Remarque 4.1 :**

- La décomposition en secteurs non linéaires n'est pas unique. En effet, un même système non linéaire peut être représenté par plusieurs multi-modèles, selon les variables de prémisses sélectionnées et la méthode de décomposition choisie [28].
- En général, les variables de prémisses sont choisies en fonction des termes non linéaires existants. Le nombre de modèles locaux obtenu par la méthode de secteur non linéaire est de  $2^{rl}$  avec  $rl$  représente le nombre des termes non linéaires.

**4.4 Représentation multi-modèles du système**

La section suivante présente une représentation multi-modèles de la dynamique latérale du véhicule, telle que décrite dans le chapitre précédent (voir section 3.7, équation 3.38).

La représentation d'état du modèle de contrôle du véhicule (3.38) est donnée par:

$$\dot{x}(t) = A(t)x(t) + B_1(t)u(t) + B_2(t)w(t) \quad (4.17)$$

avec :

$$A(t) = \begin{bmatrix} \frac{a_{11}}{v_x(t)} & \frac{a_{12}}{v_x^2(t)} & 0 & 0 \\ a_{21} & \frac{a_{22}}{v_x(t)} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ v_x(t) & ls & v_x(t) & 0 \end{bmatrix}, B_1(t) = \begin{bmatrix} \frac{b_1}{v_x(t)} \\ \frac{b_2}{v_x(t)} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, B_2(t) = \begin{bmatrix} e_1 & 0 \\ e_2 & 0 \\ 0 & -v_x(t) \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

où :

$$a_{11} = \frac{-2(C_{ar} + C_{af})}{M}, a_{12} = \frac{2(l_r C_{ar} - l_f C_{af})}{M} - 1, a_{21} = \frac{2(l_r C_{ar} - l_f C_{af})}{l_z}, a_{22} = \frac{-2(l_r^2 C_{ar} - l_f^2 C_{af})}{l_z}$$

$$b_1 = \frac{(2C_{af})}{M}, b_2 = \frac{(2C_{af}^2)}{M}, e_1 = \frac{1}{M}, e_2 = \frac{l_w}{l_z}. \quad (4.19)$$

La représentation d'état (4.18) comporte trois termes non linéaires:

$$v_x, \frac{1}{v_x}, \frac{1}{v_x^2}$$

Alors, les variables de décision sélectionnées sont :

$$z_1(t) = v_x(t), z_2(t) = \frac{1}{v_x(t)} \text{ et } z_3(t) = \frac{1}{v_x^2(t)} \quad (4.20)$$

Maintenant, on considère que la vitesse du véhicule est limitée de la manière suivante :

$$v_{min} = 8_{m/s} \text{ et } v_{max} = 30_{m/s}.$$

Donc, toutes les variables de décision sont bornées comme suit :

$$m_1 \leq v_x \leq M_1, m_2 \leq \frac{1}{v_x} \leq M_2, m_3 \leq \frac{1}{v_x^2} \leq m_3 \quad (4.21)$$

En utilisant la méthode de secteur non linéaire et en appliquant le lemme 4.1, le nombre de modèles locaux est de  $2^3 = 8$  sous-modèles et la représentation multi-modèles du système (4.17) est de la forme:

$$\dot{x}(t) = \sum_{i=1}^8 h_i(z(t))(A_i x(t) + B_{1i} u(t) + B_{2i} w(t)) \quad (4.22)$$

avec les fonction d'activation suivantes:

$$h_1(t) = F_1^1(x). F_2^1(x). F_3^1(x) \quad h_5(t) = F_1^2(x). F_2^1(x). F_3^1(x)$$

$$h_2(t) = F_1^1(x). F_2^1(x). F_3^2(x) \quad h_6(t) = F_1^2(x). F_2^1(x). F_3^2(x)$$

$$h_3(t) = F_1^1(x). F_2^2(x). F_3^1(x) \quad h_7(t) = F_1^2(x). F_2^2(x). F_3^1(x)$$

$$h_4(t) = F_1^1(x). F_2^2(x). F_3^2(x) \quad h_8(t) = F_1^2(x). F_2^2(x). F_3^2(x)$$

D'où :

$$f_1(x) = F_1^1(x) \text{Max}(f_1(x)) + F_1^2(x) \text{Min}(f_1(x))$$

$$f_2(x) = F_2^1(x) \text{Max}(f_2(x)) + F_2^2(x) \text{Min}(f_2(x))$$

$$f_3(x) = F_3^1(x) \text{Max}(f_3(x)) + F_3^2(x) \text{Min}(f_3(x))$$

et:

$$F_1^1(x) = \frac{f_1(x) - \text{Min}(f_1(x))}{\text{Max}(f_1(x)) - \text{Min}(f_1(x))} = \frac{v_x - m_1}{M_1 - m_1}$$

$$F_1^2(x) = \frac{\text{Max}(f_1(x)) - f_1(x)}{\text{Max}(f_1(x)) - \text{Min}(f_1(x))} = \frac{M_1 - v_x}{M_1 - m_1}$$

$$F_2^1(x) = \frac{f_2(x) - \text{Min}(f_2(x))}{\text{Max}(f_2(x)) - \text{Min}(f_2(x))} = \frac{\frac{1}{v_x} - m_2}{M_2 - m_2}$$

$$F_2^2(x) = \frac{\text{Max}(f_2(x)) - f_2(x)}{\text{Max}(f_2(x)) - \text{Min}(f_2(x))} = \frac{M_2 - \frac{1}{v_x}}{M_2 - m_2}$$

$$F_3^1(x) = \frac{f_3(x) - \text{Min}(f_3(x))}{\text{Max}(f_3(x)) - \text{Min}(f_3(x))} = \frac{\frac{1}{v_x^2} - m_3}{M_3 - m_3}$$

$$F_3^2(x) = \frac{\text{Max}(f_3(x)) - f_3(x)}{\text{Max}(f_3(x)) - \text{Min}(f_3(x))} = \frac{M_3 - \frac{1}{v_x^2}}{M_3 - m_3}$$

et les matrices associées à chaque modèle local sont :

$$A_1 = \begin{bmatrix} a_{11}M_2 & a_{12}M_3 & 0 & 0 \\ a_{21} & a_{22}M_2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ M_1 & ls & M_1 & 0 \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} a_{11}M_2 & a_{12}m_3 & 0 & 0 \\ a_{21} & a_{22}M_2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ M_1 & ls & M_1 & 0 \end{bmatrix},$$

$$A_3 = \begin{bmatrix} a_{11}m_2 & a_{12}M_3 & 0 & 0 \\ a_{21} & a_{22}m_2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ M_1 & ls & M_1 & 0 \end{bmatrix}, A_4 = \begin{bmatrix} a_{11}m_2 & a_{12}m_3 & 0 & 0 \\ a_{21} & a_{22}m_2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ M_1 & ls & M_1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$A_5 = \begin{bmatrix} a_{11}M_2 & a_{12}M_3 & 0 & 0 \\ a_{21} & a_{22}M_2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ m_1 & ls & m_1 & 0 \end{bmatrix}, A_6 = \begin{bmatrix} a_{11}M_2 & a_{12}m_3 & 0 & 0 \\ a_{21} & a_{22}M_2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ m_1 & ls & m_1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$A_7 = \begin{bmatrix} a_{11}m_2 & a_{12}M_3 & 0 & 0 \\ a_{21} & a_{22}m_2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ m_1 & ls & m_1 & 0 \end{bmatrix}, A_8 = \begin{bmatrix} a_{11}m_2 & a_{12}m_3 & 0 & 0 \\ a_{21} & a_{22}m_2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ m_1 & ls & m_1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B_{11} = \begin{bmatrix} b_1 * M_2 \\ b_2 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, B_{12} = \begin{bmatrix} b_1 * M_2 \\ b_2 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, B_{13} = \begin{bmatrix} b_1 * m_2 \\ b_2 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, B_{14} = \begin{bmatrix} b_1 * m_2 \\ b_2 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix},$$

$$B_{15} = \begin{bmatrix} b_1 * M_2 \\ b_2 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, B_{16} = \begin{bmatrix} b_1 * M_2 \\ b_2 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, B_{17} = \begin{bmatrix} b_1 * m_2 \\ b_2 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, B_{18} = \begin{bmatrix} b_1 * m_2 \\ b_2 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned}
 B_{21} &= \begin{bmatrix} e_1 M_2 & 0 \\ e_2 & 0 \\ 0 & -M_1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, B_{22} = \begin{bmatrix} e_1 M_2 & 0 \\ e_2 & 0 \\ 0 & -M_1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, B_{23} = \begin{bmatrix} e_1 m_2 & 0 \\ e_2 & 0 \\ 0 & -M_1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \\
 B_{24} &= \begin{bmatrix} e_1 m_2 & 0 \\ e_2 & 0 \\ 0 & -M_1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, B_{25} = \begin{bmatrix} e_1 M_2 & 0 \\ e_2 & 0 \\ 0 & -m_1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, B_{26} = \begin{bmatrix} e_1 M_2 & 0 \\ e_2 & 0 \\ 0 & -m_1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \\
 B_{27} &= \begin{bmatrix} e_1 m_2 & 0 \\ e_2 & 0 \\ 0 & -m_1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, B_{28} = \begin{bmatrix} e_1 m_2 & 0 \\ e_2 & 0 \\ 0 & -m_1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}.
 \end{aligned}$$

• **Réduction du nombre des modèles locaux**

Afin de réduire le nombre de modèles locaux dans la représentation précédente (4.22), en utilisant l'approximation Taylor suivante [27] :

$$v_x \cong v_0 \left(1 - \frac{v_0}{v_1} \Delta_x\right) \quad (4.23)$$

$$\frac{1}{v_x} = \frac{1}{v_0} + \frac{1}{v_1} \Delta_x \quad (4.24)$$

$$\frac{1}{v_x^2} \cong \frac{1}{v_0^2} \left(1 + 2 \frac{v_0}{v_1} \Delta_x\right) \quad (4.25)$$

avec :  $\Delta_{min} \leq \Delta_x \leq \Delta_{max}$  ,  $\Delta_{min} = -1$  et  $\Delta_{max} = 1$

Où le paramètre mesuré  $\Delta_x$  est utilisé pour décrire la variation de  $v_x$  entre ses limites inférieure et supérieure.

Les deux constantes  $v_0$  et  $v_1$  dans (4.23), (4.24) et (4.25) sont :

$$\begin{cases} v_0 = \frac{2 v_{min} v_{max}}{v_{min} + v_{max}} \\ v_1 = \frac{2 v_{min} v_{max}}{v_{min} - v_{max}} \end{cases}$$

Les relations (4.21) -(4.25) nous permettent de réduire le nombre de termes non linéaires de huit termes à un seul terme. Nous considérons la nouvelle variable de décision  $\Delta_x$ , les fonctions d'activation obtenues par la méthode de secteur non linéaire sont :

$$h_1(t) = \frac{f_1(x) - \min(f_1(x))}{\max(f_1(x)) - \min(f_1(x))} = \frac{\Delta_x - \min(\Delta_x)}{\max(\Delta_x) - \min(\Delta_x)}$$

$$h_2(t) = \frac{\max(f_1(x)) - f_1(x)}{\max(f_1(x)) - \min(f_1(x))} = \frac{\max(\Delta_x) - \Delta_x}{\max(\Delta_x) - \min(\Delta_x)}$$

Donc, le système (4.17) peut être décrit par la nouvelle représentation multi-modèles à deux modèles locaux comme suit :

$$\dot{x}(t) = \sum_{i=1}^2 h_i(z(t))(A_i x(t) + B_{1i} u(t) + B_{2i} w(t)) \quad (4.26)$$

avec :

$$A_1 = \begin{bmatrix} a_{11}^1 & a_{12}^1 & 0 & 0 \\ a_{21}^1 & a_{22}^1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ v_0 * (1 - (\frac{v_0}{v_1})) & l_s & v_0 * (1 - (\frac{v_0}{v_1})) & 0 \end{bmatrix}$$

$$A_2 = \begin{bmatrix} a_{11}^2 & a_{12}^2 & 0 & 0 \\ a_{21}^2 & a_{22}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ v_0 * (1 + (\frac{v_0}{v_1})) & l_s & v_0 * (1 + (\frac{v_0}{v_1})) & 0 \end{bmatrix}$$

$$B_{11} = \begin{bmatrix} b_1^1 \\ b_2^1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad B_{12} = \begin{bmatrix} b_1^2 \\ b_2^2 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$B_{21} = \begin{bmatrix} e_1^1 & 0 \\ e_2^1 & 0 \\ 0 & -v_0 * (1 - (\frac{v_0}{v_1})) \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B_{22} = \begin{bmatrix} e_1^2 & 0 \\ e_2^2 & 0 \\ 0 & -v_0 * (1 + (\frac{v_0}{v_1})) \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

et :

$$a_{11}^1 = a_{11} \left( \frac{1}{v_0} + \frac{1}{v_1} \right), \quad a_{11}^2 = a_{11} \left( \frac{1}{v_0} - \frac{1}{v_1} \right), \quad a_{12}^1 = a_{12} \frac{1}{v_0^2} \left( 1 + \frac{2v_0}{v_1} \right) - 1,$$

$$a_{12}^2 = a_{12} \frac{1}{v_0^2} \left( 1 + \frac{-2v_0}{v_1} \right) - 1, \quad a_{22}^1 = a_{22} \left( \frac{1}{v_0} + \frac{1}{v_1} \right), \quad a_{22}^2 = a_{22} \left( \frac{1}{v_0} - \frac{1}{v_1} \right),$$

$$b_1^1 = b_1 \left( \frac{1}{v_0} + \frac{1}{v_1} \right), \quad b_1^2 = b_1 \times \left( \frac{1}{v_0} - \frac{1}{v_1} \right),$$

$$e_1^1 = e_1 \times \left( \frac{1}{v_0} + \frac{1}{v_1} \right), \quad e_1^2 = e_1 \times \left( \frac{1}{v_0} - \frac{1}{v_1} \right). \quad (4.27)$$

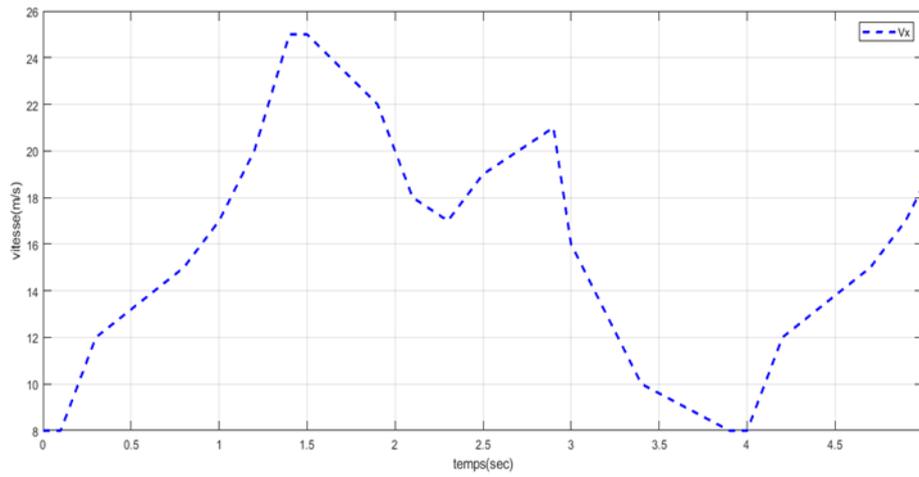
## 4.5 Validation de représentation des multi-modèles

Dans cette section, nous examinerons la représentation des multi-modèles afin de vérifier que la décomposition du modèle non linéaire en plusieurs sous-modèles est adéquate et fidèle à la réalité du système analysé. La validation vise donc à assurer que la représentation multi-modèles est à la fois robuste et précise, ce qui est une importance cruciale pour son application dans la commande latérale des véhicules autonomes.

Dans notre simulation, les paramètres choisis sont [25] :

Paramètres	M[Kg]	$l_f$ [m]	$l_r$ [m]	$l_s$ [m]	$l_w$ [m]	$I_z$ [m]	$C_{\alpha_f}$ [N/rad]	$C_{\alpha_r}$ [N/rad]
Valeurs	2025	1.3	1.6	5	0.4	2800	57000	59000

**Tableau 4.1** : Les valeurs numériques des paramètres du véhicule.



**Figure 4.3** : Vitesse de véhicule  $v_x$ .

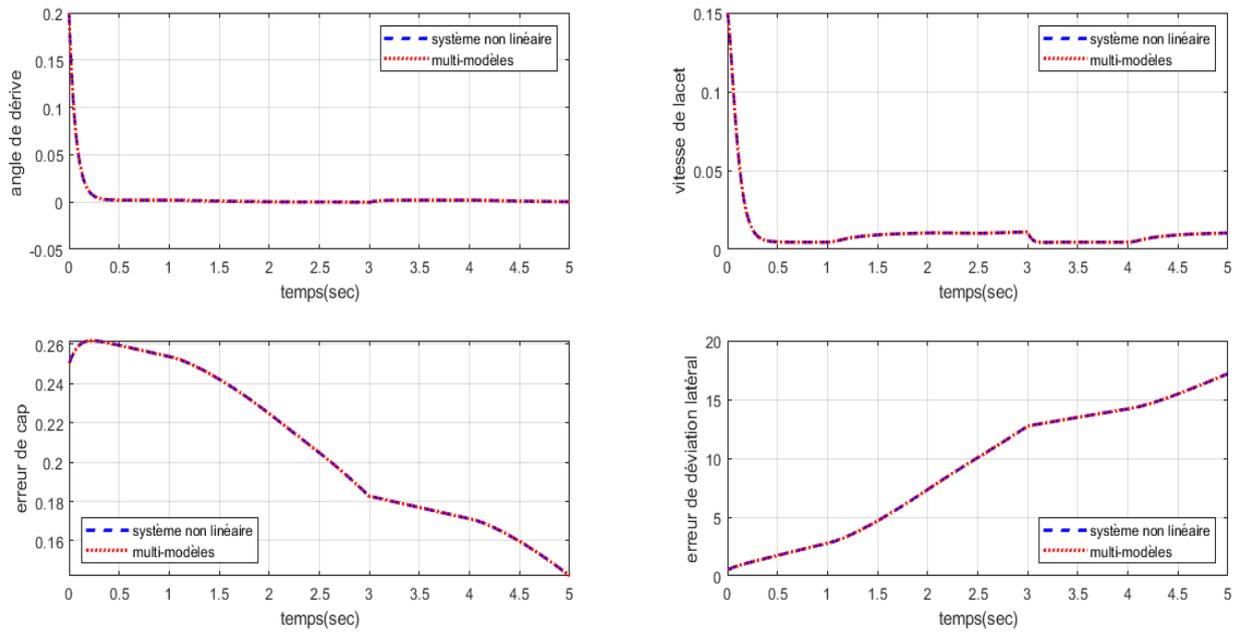
On pose que la vitesse du véhicule est limitée comme suit :

$$v_{min} = 8_{m/s} \text{ et } v_{max} = 30_{m/s}$$

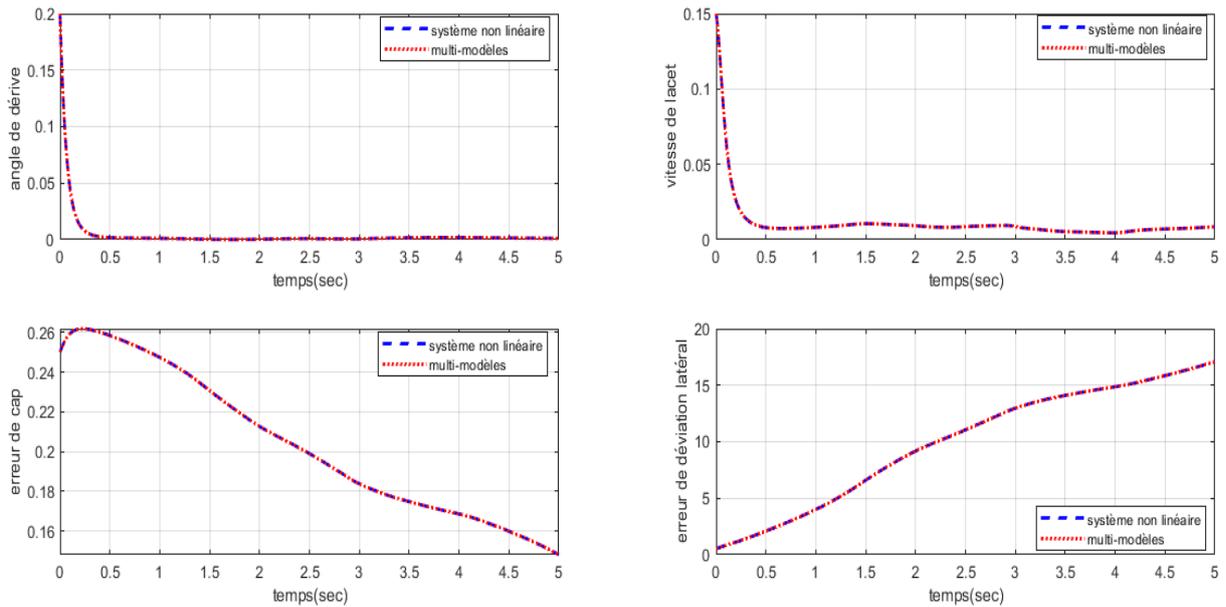
qui nous donne les bornes des variables de décision suivantes:

$$8 \leq z_1 \leq 30, \frac{1}{30} \leq z_2 \leq \frac{1}{8}, \frac{1}{900} \leq z_3 \leq \frac{1}{64}$$

La figure 4.4 et 4.5 illustre la réponse du système non linéaire autonome et la représentation multi-modèles de la dynamique latérale du véhicule via une vitesse variable (voir 4.3).



**Figure 4.4 :** Réponses du système non linéaire et le multi-modèles à 8 modèles locaux.



**Figure 4.5 :** Réponses du système non linéaire et le multi-modèles à 2 modèles locaux.

Les résultats obtenus révèlent qu'on utilise le multi-modèles à 8 modèles locaux ou le multi-modèles à 2 modèles locaux, les réponses du modèle demeurent identiques à celles du système non linéaire. Les résultats de simulation montrent que les courbes du multi-modèles se superposent parfaitement à celles du système non linéaire, démontrant ainsi la capacité du multi-modèles à reproduire fidèlement le comportement du système non linéaire.

## **4.6 Conclusion**

Les résultats obtenus dans ce chapitre, nous permettent de tirer une conclusion solide quant à l'efficacité de la représentation multi-modèles. En effet, cette approche s'est avérée particulièrement adéquate pour capturer avec précision le comportement non linéaire complexe de notre système. Aussi que les résultats de simulation montrent que les courbes du multi-modèles se superposent parfaitement à celles du système non linéaire, démontrant ainsi la capacité du multi-modèles à reproduire fidèlement le comportement du système non linéaire.

**Chapitre 05 :**

**Commande PDC et SDC d'un  
véhicule autonome**

## 5.1 Introduction

Le contrôle des véhicules autonomes représente une révolution majeure dans le domaine de la mobilité. Ces véhicules, capables de se déplacer sans intervention humaine, suscitent un intérêt croissant tant du grand public que des industriels et des chercheurs. Au cœur de cette révolution se trouve la commande latérale des véhicules autonomes, un aspect crucial pour assurer leur sécurité, leur efficacité et leur intégration harmonieuse dans l'environnement routier. La commande latérale, qui englobe la capacité du véhicule à contrôler ses mouvements dans le plan horizontal, est essentielle pour naviguer avec précision dans des environnements complexes, anticiper les obstacles et interagir de manière fluide avec les autres usagers de la route. La loi commande PDC (Parallel Distributed Control) à base de données échantillonnées et également connu sous le nom SDC (Sampled Data Control), est une méthode utilisée pour concevoir des systèmes de contrôle dans lesquels les données sont échantillonnées à des intervalles de temps réguliers. Ce type de contrôle est couramment utilisé dans les systèmes embarqués et les applications en temps réel, y compris le système de navigation autonomes. Le contrôle SDC avec la représentation multi-modèles offre une approche efficace pour concevoir des systèmes de contrôle robustes dans des environnements où les données sont disponibles à des intervalles discrets. Cette méthode combine les avantages de la représentations multi-modèles avec la rigueur du contrôle échantillonné, ce qui en fait une technique puissante pour une large gamme d'applications de contrôle en temps réel.

Dans ce chapitre, nous examinerons le contrôle latéral des systèmes de véhicules autonomes en utilisant la méthode de Lyapunov. Nous analyserons également la stabilisation de ces véhicules par le biais de la commande PDC et de la commande SDC. En combinant ces approches, nous visons à améliorer la performance et la sécurité des véhicules autonomes. Ce chapitre offre une vue d'ensemble des techniques avancées de contrôle appliquées à la stabilisation des systèmes de navigation autonome.

## 5.2 Analyse de stabilité multi-modèles

L'analyse de stabilité des systèmes non linéaires décrits par la représentation multi-modèles est souvent abordée par les fonctions de Lyapunov. En se basant sur cette candidate des conditions suffisantes de stabilité sont établies en termes de LMIs (Linear Matrix Inequality).

### 5.2.1 L'approche de Lyapunov

Les approches basées sur les fonctions de Lyapunov sont largement utilisées en théorie de la stabilité et du contrôle des systèmes dynamiques. En effet, la méthode de Lyapunov s'appuie

sur l'analyse de l'énergie totale dissipée dans un système. L'idée de Lyapunov consiste à examiner la variation d'une fonction scalaire qui est utilisée pour analyser la stabilité d'un système dynamique. Elle est choisie de telle manière qu'elle décroisse le long des trajectoires du système, indiquant ainsi la convergence vers un point d'équilibre ou une trajectoire stable [30]. Une fonction de Lyapunov est définie comme une fonction scalaire  $v(x)$  qui satisfait les trois conditions suivantes :

- $v(x(t)) > 0$  : est une fonction définie positive pour  $\forall x \neq 0$ .
- $\dot{v}(x(t)) < 0$  : est une fonction définie négative pour  $\forall x(t) \in R^n$  et  $x \neq 0$ . (5.1)
- $v(0) = 0$  et  $\|x\| \rightarrow \infty, v(\infty) \rightarrow \infty$ .

La théorie de Lyapunov conduit à des conditions suffisantes de stabilité suivant le choix de la fonction candidate  $v(x(t))$ , la forme la plus utilisée est la forme quadratique définie par:

$$v(x) = x^T P x, P \in R^{n \times n}, P = P^T > 0 \quad (5.2)$$

### 5.2.2 L'approche LMI

L'apparence des LMI dans l'analyse des systèmes dynamiques est débutée dans les années 1890 avec la théorie de Lyapunov. On appelle une inégalité matricielle linéaire notée (LMI) le problème suivant : étant données les matrices réelles, carrées et symétriques:  $A_i = A_i^t \in R^{n \times n}$ ,  $i = 0 \dots m$  et  $x \in R^m$  telles que [25] :

$$F(x) = A_0 + \sum_{i=1}^m A_i x_i > 0 \quad (5.3)$$

L'inégalité (5.3) implique que  $F(x)$  est une matrice définie positive c'est-à-dire:  $\forall p \in R^n$  et  $p \neq 0 : p^T F(x) p > 0$ , De manière équivalente, la valeur propre la plus petit de  $F(x)$  est positive. Les matrices symétriques  $A_i$  sont fixées (connues) et  $x = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$  est un vecteur de valeurs inconnues (variables). On dit que  $F(x) > 0$  est une LMI affine des éléments de  $x$ .

En général, les conditions de stabilité ou bien de stabilisation dérivées via la fonction de Lyapunov sont des inégalités non linéaires et afin de les convertir en termes LMIs, en utilisant le complément de Schur suivant :

- **Complément de Schur** [32]

L'inégalité non linéaire suivante :

$$Q(x) - R S(x)^{-1} R(x)^T > 0$$

peut être représenté par le LMI suivant :

$$\begin{bmatrix} Q & R \\ * & S \end{bmatrix} > 0$$

- **Problèmes génériques LMI**

On rencontre trois grandes classes de problèmes d'optimisation avec des contraintes exprimées au moyen de LMI [25] :

- **Problème 1** : Problème de faisabilité :

Trouver une solution  $x \in R^m$  à la LMI  $F(x) > 0$ .

- **Problème 2** : Problème de minimisation d'un objectif linéaire :

$$\min_{x \in R^m} c^T x \text{ sous la contrainte } F(x) > 0.$$

Où  $c$  est un vecteur colonne donné à  $m$  composantes.

- **Problème 3** : Problème de valeur propre généralisée :

$$\min_{\lambda \in \mathbb{R}, x \in R^m} \lambda \text{ sous les contraintes : } \begin{cases} \lambda F(x) - G(x) > 0 \\ F(x) > 0 \\ G(x) > 0 \end{cases}$$

### 5.2.3 Conditions LMI de stabilité des multi-modèles

Dans cette section, nous fournissons des conditions suffisantes assurent la stabilité des systèmes non linéaires décrits par le multi-modèles. Ces conditions permettent d'évaluer la stabilité quadratique en utilisant une fonction de Lyapunov quadratique (5.2).

Soit le système autonome représenté par le multi-modèles suivant [34] :

$$\dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) A_i x(t) \quad (5.4)$$

La stabilité quadratique s'étudie en calculant la dérivée de la fonction (5.2):

$$\frac{d}{dt} v(x(t)) = \frac{d}{dt} (x^T(t) P x(t)) = \dot{x}^T(t) P x(t) + x^T(t) P \dot{x}(t) \quad (5.5)$$

En tenant compte le système (5.4), on a :

$$\begin{aligned} \dot{v}(x(t)) &= \left( \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) A_i x(t) \right)^T P x(t) + x^T(t) P \left( \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) A_i x(t) \right) \\ &= \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) x^T(t) (A_i^T P + P A_i) x(t) \end{aligned} \quad (5.6)$$

Les conditions de stabilité du système (5.4) peuvent être énoncées par le théorème suivant :

**Théorème 5.1 [30]:**

L'équilibre d'un multi-modèles continu décrit par (5.4) est globalement asymptotiquement stable, s'il existe une matrice  $P$  commune définie positive telle que:

$$P > 0, (A_i^T P + P A_i) < 0, i = 1, 2 \dots r \quad (5.7)$$

### 5.3 Commande robuste des systèmes non linéaires décrits par la représentation multi-modèles

Dans cette section, en se basant sur le critère  $H_\infty$ , nous fournissons des conditions de stabilisation robustes pour des systèmes non linéaires décrits par la représentation multi-modèles en terme LMIs. En premier lieu, des conditions de stabilisation reposent sur la commande (PDC) robuste seront données, tandis qu'en deuxième lieu, une synthèse d'une commande (SDC) robuste sera établie.

#### 5.3.1 Synthèse $H_\infty$

Soit le système perturbé suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r h_i(z(t))(A_i x(t) + B_{1i} w(t) + B_{2i} u(t)) \\ Z(t) = \sum_{i=1}^r h_i(z(t))(C_i x(t) + D_{1i} w(t) + D_{2i} u(t)) \end{cases} \quad (5.8)$$

avec :

- $Z(t) \in R^q$  est le vecteur d'état commandable.
- $w(t) \in \mathfrak{T}_2$  est le vecteur des variables perturbatrices.

La synthèse  $H_\infty$  est un problème d'atténuation de perturbation. Il consiste à minimiser l'effet d'une perturbation  $w(t)$  sur le comportement du système. Le signal  $w(t)$  est supposé avoir une énergie finie, sa taille étant mesurée par la norme  $\mathfrak{T}_2$ . On cherche à élaborer une loi de commande  $u(t)$  à partir de la mesure d'une grandeur à régler  $Z(t)$  de manière à minimiser l'impact de  $w(t)$  sur  $Z(t)$ . Cet impact est évalué par le rapport  $\left(\frac{\|Z(t)\|_2}{\|w(t)\|_2}\right)$  [24].

#### Norme $H_\infty$

- **Définition 5.1 [35]** : On appelle norme  $H_\infty$  du transfert  $\|T_{zw}\|$  entre  $Z(t)$  et  $w(t)$  le réel positif définit par :

$$\|T_{zw}\|_{\infty} = \sup_{w(t) \neq 0} \left( \frac{\|Z(t)\|_2}{\|w(t)\|_2} \right)$$

- **Définition 5.2 [35]** : On appelle taux d'atténuation ou taux de performance  $H_{\infty}$  du transfert

$T_{zw}$  le scalaire positif  $\gamma$  minimisant l'inégalité :

$$\|Z(t)\|_2^2 < \gamma^2 \|w(t)\|_2^2 \quad (5.9)$$

$$\text{avec :} \quad \|\mathfrak{Q}(t)\|_2^2 = \int_0^t \mathfrak{Q}^T(\tau) \mathfrak{Q}(\tau) d\tau \quad (5.10)$$

qui représentent, la norme  $\mathfrak{T}_2$  (au carré) d'une grandeur variable  $\mathfrak{Q}(t)$ .

### 5.3.2 Loi de commande PDC

La méthode PDC est utilisée pour élaborer une loi de commande dédiée à la représentation multi-modèles. L'idée est de construire un régulateur par retour d'état relatif à chaque modèle local. De façon similaire à la technique utilisée pour interpoler les modèles locaux, la loi de commande globale est obtenue par interpolation des lois de commande linéaires locales. Elle est de la forme :

$$u(t) = \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) K_i x(t) \quad (5.11)$$

Nous considérons les simplifications suivantes :

$$A_{\mu} = \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) A_i, B_{1\mu} = \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) B_{1i}, B_{2\mu} = \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) B_{2i} \quad (5.12)$$

$$C_{1\mu} = \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) C_{1i}, D_{1\mu} = \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) D_{1i}, D_{2\mu} = \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) D_{2i}, k_{\mu} = \sum_{j=1}^r h_i(z(t)) k_j.$$

Le système en boucle fermée composé de (5.8) et (5.11), devient :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = (A_{\mu} + B_{2\mu} k_{\mu}) x(t) + B_{1\mu} w(t) \\ Z(t) = (C_{1\mu} + D_{2\mu} k_{\mu}) x(t) + D_{1\mu} w(t) \end{cases} \quad (5.13)$$

- **Synthèse  $H_{\infty}$  d'une commande PDC stabilisante**

À travers notre étude de la commande PDC de la dynamique latérale d'un véhicule, nous visons à assurer la stabilité et le contrôle du véhicule lors de mouvements latéraux, tels que les virages ou les changements de voie. C'est dans un souci d'optimiser la tenue de route et d'éliminer les effets de perturbation.

Nous considérons le critère  $H_{\infty}$  définie par (5.13), le problème de stabilisation et de minimisation de l'effet de la perturbation est équivalent du problème d'optimisation suivant [36] :

$$\begin{cases} \min \gamma \\ \dot{v}(t) + Z^T(t)Z(t) - \gamma^2 w^T(t)w(t) < 0 \end{cases} \quad (5.14)$$

Nous utilisons l'équation (5.13), on obtient :

$$\begin{aligned} Z^T(t)Z(t) &= [(C_{1\mu} + D_{2\mu}K_\mu)x(t) + D_{1\mu}w]^T [(C_{1\mu} + D_{2\mu}K_\mu)x(t) + D_{1\mu}w(t)] \\ &= \begin{bmatrix} x(t) \\ w(t) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} (C_{1\mu} + D_{2\mu}K_\mu)^T \\ D_{1\mu}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (C_{1\mu} + D_{2\mu}K_\mu) \\ D_{1\mu} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ w(t) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

En tenant compte la notation :

$S + (*) = S + S^T$ , on a :

$$\begin{aligned} \dot{v}(t) + Z^T(t)Z(t) - \gamma^2 w^T(t)w(t) &= \begin{bmatrix} x(t) \\ w(t) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} (A_\mu + B_{2\mu}K_\mu)^T P + (*) & * \\ B_{1\mu}^T P & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ w \end{bmatrix} + Z^T(t)Z(t) \\ &= \begin{bmatrix} x(t) \\ w(t) \end{bmatrix}^T \left\{ \begin{bmatrix} (A_\mu + B_{2\mu}K_\mu)^T P + (*) & * \\ B_{1\mu}^T P & -\gamma^2 I \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (C_{1\mu} + D_{2\mu}K_\mu)^T \\ D_{1\mu}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (C_{1\mu} + D_{2\mu}K_\mu) \\ D_{1\mu} \end{bmatrix} \right\} \begin{bmatrix} x(t) \\ w(t) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

D'après le théorème du Schur on obtient:

$$\dot{v}(t) + Z^T(t)Z(t) - \gamma^2 w^T(t)w(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ w(t) \end{bmatrix}^T \Sigma \begin{bmatrix} x(t) \\ w(t) \end{bmatrix}$$

D'où :

$$\Sigma = \begin{bmatrix} (A_\mu + B_{2\mu}K_\mu)^T P + (*) & * & * \\ B_{1\mu}^T P & -\gamma^2 I & * \\ C_{1\mu} + D_{2\mu}K_\mu & D_{1\mu} & -I \end{bmatrix}$$

Posons :  $P = Q^{-1}$ ,  $F_j = K_j Q$

Donc, si  $\Sigma < 0$ , alors  $\dot{v} < 0$

En multipliant à gauche et à droite de l'équation  $\Sigma$  par  $R = \text{diag}(Q, I, I)$ , on obtient:

$$R\Sigma R = \begin{bmatrix} A_\mu Q + B_{2\mu}F_\mu + (*) & * & * \\ B_{1\mu}^T & -\gamma^2 I & * \\ C_{1\mu}Q + D_{2\mu}F_\mu & D_{1\mu} & -I \end{bmatrix}$$

Le théorème suivant donne les conditions de stabilisation du système (5.8) sous la commande PDC (5.11)

**Théorème 5.2 [37] :**

Pour le système donné (5.13), le point d'équilibre de système en boucle fermée sous la commande est asymptotiquement stable et réalise un niveau d'atténuation de perturbation  $\gamma$ , s'il existe une matrice symétrique  $Q > 0$  et des matrices  $F_j \in R^{n \times p}$  solution au problème d'optimisation suivant :

$$\begin{cases} \min_{Q, F_j} \\ S_{ij} < 0, \text{ pour } i, j \in \{1, 2, \dots, r\} \end{cases} \quad (5.15)$$

$$S_{ij} \text{ sont des matrice symétriques donnée par : } S_{ij} = \begin{bmatrix} A_i Q + B_{2i} F_j + (*) & * & * \\ B_{1i}^T & -\gamma^2 I & * \\ C_{1i} Q + D_{2i} F_j & D_{1i} & -I \end{bmatrix}$$

### 5.3.3 Loi de commande SDC

La commande échantillonnée est une technique largement employée dans les systèmes de contrôle modernes. Elle consiste à appliquer des signaux de commande à des intervalles de temps discrets plutôt qu'en continu. Une approche de compensation distribuée parallèle (PDC) et une méthode de retard d'entrée sont utilisées pour présenter une commande par retour d'état non linéaire à données échantillonnées.

Nous considérons d'abord la conception du contrôleur à retour d'état pour le système décrit en (5.8). Supposons que le signal de mise à jour transmette avec succès le signal de l'échantillonneur au contrôleur et au ZOH à l'instant  $t_k$ . Nous supposons que les intervalles d'échantillonnage sont limités par une constante  $h$ .

$$t_{k+1} - t_k < h, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (5.16)$$

Où  $h$  désigne l'intervalle de temps maximum entre le moment  $t_k$  auquel l'état est échantillonné et l'heure  $t_{k+1}$  auquel la prochaine mise à jour arrive à destination. La loi de commande globale est représentée par :

$$u = \sum_{j=1}^r h_j(z(t)) k_j x(t), \quad t_k \leq t < t_{k+1} \quad (5.17)$$

**Hypothèse 1 :** Les instants d'échantillonnage  $t_k$  sont supposés satisfaire :

$$0 < t_{k+1} - t_k \triangleq h_k \leq h, \quad k = 0, 1, \dots \quad (5.18)$$

Où  $h$  est un scalaire positif.

Dans ce contexte,  $d(t)$  est mesure le temps écoulé depuis le dernier instant d'échantillonnage. Étant donné que  $d(t) = t - t_k$  pour  $t_k \leq t < t_{k+1}$ , on peut en conclure que:

$$u = \sum_{j=1}^r h_j (z(t)) k_j x(t - d(t)), \quad t_k \leq t < t_{k+1} \quad (5.19)$$

avec

$t$  : Le temps courant, ou l'instant présent.

$t_k$ : Le dernier instant d'échantillonnage avant  $t$ .

Une approche de compensation distribuée parallèle (PDC) et une méthode de retard d'entrée sont utilisées pour présenter une commande par retour d'état non linéaire à données échantillonnées.

Le système en boucle fermée composé par le système (5.8) et la commande SDC (5.19) est donné par :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r h_i h_j (A_i x(t) + B_{2i} K_j x(t - d(t))) \\ Z(t) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r h_i h_j (C_i x(t) + D_{2i} K_j x(t - d(t))) \end{cases} \quad (5.20)$$

- **Synthèse  $H_\infty$  d'une commande SDC stabilisante**

La conception d'une commande à base de données échantillonnées (5.19) est basée sur la fonction de Lyapunov Krasovskii suivante :

$$v(t) = x^T(t) P x(t) + h \int_{-h}^0 \int_{t+\alpha}^t \dot{x}^T(s) Q \dot{x}(s) ds d\alpha. \quad (5.21)$$

La dérivée de  $v(t)$  définie par (5.21), s'exprime par [33]:

$$\dot{v}(t) = 2x^T(t) P \dot{x}(t) + \dot{x}^T(t) h^2 Q \dot{x}(t) - h \int_{t-h}^t \dot{x}^T(s) Q \dot{x}(s) ds \quad (5.22)$$

Ensuite, définissons  $Z(t)$  de la manière suivante :

$$Z^T(t)Z(t) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r [h_i h_j (C_i x(t) + D_{2i} K_j x(t - d(t)))]^T [h_i h_j (C_i x(t) + D_{2i} K_j x(t - d(t)))] = \begin{bmatrix} x \\ x(t-d) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} C_i^T \\ D_{2i}^T K_j^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C_i \\ D_{2i} K_j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ x(t-d) \end{bmatrix} \quad (5.23)$$

et :

$$\alpha^T(t) = [x^T(t) \quad x^T(t - d(t))] .$$

Nous obtenons alors :

$$Z^T(t)Z(t) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r h_i h_j \alpha^T \begin{bmatrix} C_i^T \\ D_{2i}^T K_j^T \end{bmatrix} [C_i \quad D_{2i}^T K_j^T] \alpha \quad (5.24)$$

On note que :

$$E_{1ij} = \begin{bmatrix} (PA_i) + (*) - Q & PB_{2i}K_j + Q & 0 & PB_{1i} \\ * & -2Q & Q & 0 \\ * & * & -Q & 0 \\ * & * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix}$$

$$E_{2ij} = \begin{bmatrix} C_i^T \\ K_j^T D_{2i}^T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad E_{3ij} = \begin{bmatrix} hA_i^T Q \\ hK_j^T B_{2i}^T Q \\ 0 \\ hB_{1i}^T Q \end{bmatrix}$$

et

$$\beta^T = [x^T(t) \quad x^T(t - d(t)) \quad x^T(t - h) \quad w^T(t)]. \quad (5.25)$$

En prenant en considération l'inégalité suivante :

$$-h \int_{t-h}^t \dot{x}^T(s) Q \dot{x}(s) ds \leq -[x(t) - x(t - d(t))]^T Q [x(t) - x(t - d(t))] - [x(t - d(t)) - x(t - h)]^T Q [x(t - d(t)) - x(t - h)]. \quad (5.26)$$

nous obtenons :

$$\dot{v}(t) + Z^T(t)Z(t) - \gamma^2 w^T(t)w(t) \leq \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r h_i h_j \beta^T(t) (E_{1ij} + E_{2ij}E_{2ij}^T + E_{3ij}Q^{-1}E_{3ij}^T) \beta(t)$$

Le complément de Schur, nous à permet d'écrire :

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r h_i h_j \beta^T(t) (E_{1ij} + E_{2ij}E_{2ij}^T + E_{3ij}Q^{-1}E_{3ij}^T) \beta(t) \\ &= \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r h_i h_j \beta^T(t) (\Theta_{ij}) \beta(t) \\ &= \sum_{i=1}^r h_i^2 \Theta_{ii} + \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r h_i h_j (\Theta_{ij} + \Theta_{ji}) \end{aligned} \quad (5.27)$$

$$\text{avec} \quad \Theta_{ij} = \begin{bmatrix} E_{1ij} & E_{2ij} & E_{3ij} \\ * & -I & 0 \\ * & * & -Q \end{bmatrix} \quad (5.28)$$

On note que :

$$\bar{E}_{1ij} = \begin{bmatrix} [A_i \bar{P}] + (*) - \bar{Q} & B_{2i} \bar{K}_j + \bar{Q} & 0 & B_{1i} \\ * & -2\bar{Q} & \bar{Q} & 0 \\ * & * & -\bar{Q} & 0 \\ * & * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix}, \bar{E}_{2ij} = \begin{bmatrix} \bar{P} C_i^T \\ \bar{K}_j^T D_{2i}^T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \bar{E}_{3ij} = \begin{bmatrix} h \bar{P} A_i^T \\ h \bar{K}_j^T B_{2i}^T \\ 0 \\ h B_{1i}^T \end{bmatrix}$$

pour  $\theta > 0$  et  $\bar{Q}^{-1} > 0$ , nous avons l'inégalité suivante :

$$(\theta \bar{Q} - \bar{P}) \bar{Q}^{-1} (\theta \bar{Q} - \bar{P}) \geq 0 \quad (5.29)$$

qui implique :

$$-\bar{P} \bar{Q}^{-1} \bar{P} \leq \theta^2 \bar{Q} - 2\theta \bar{P} \quad (5.30)$$

poson :

- $K_j = \bar{K}_j \bar{P}^{-1}$
- $P = \bar{P}^{-1}$
- $Q = \bar{P}^{-1} \bar{Q} \bar{P}^{-1}$

En multipliant à gauche et à droite de l'équation (5.28) par  $\text{diag}(\bar{P}, \bar{P}, \bar{P}, I, I, \bar{Q})$ , on obtient :

$$\bar{\Theta}_{ij} = \begin{bmatrix} \bar{E}_{1ij} & \bar{E}_{2ij} & \bar{E}_{3ij} \\ * & -I & 0 \\ * & * & \theta^2 \bar{Q} - 2\theta \bar{P} \end{bmatrix} \quad (5.31)$$

Le théorème suivant donne les conditions de stabilisation du système en boucle fermée (5.20) via la fonction de Lyapunov Krasovskii (5.21) en termes de performance  $H_\infty$ .

**Théorème 5.3 [33] :**

Considérons le système en (5.20), pour une valeur scalaire donnée  $h, h > 0$  et  $\theta > 0$ , s'il existe des matrices symétriques  $\bar{P} > 0$  et  $\bar{Q} > 0$  avec des dimensions appropriées, telles que les LMI suivantes sont valables :

$$\bar{\Theta}_{ii} < 0 \quad (5.32)$$

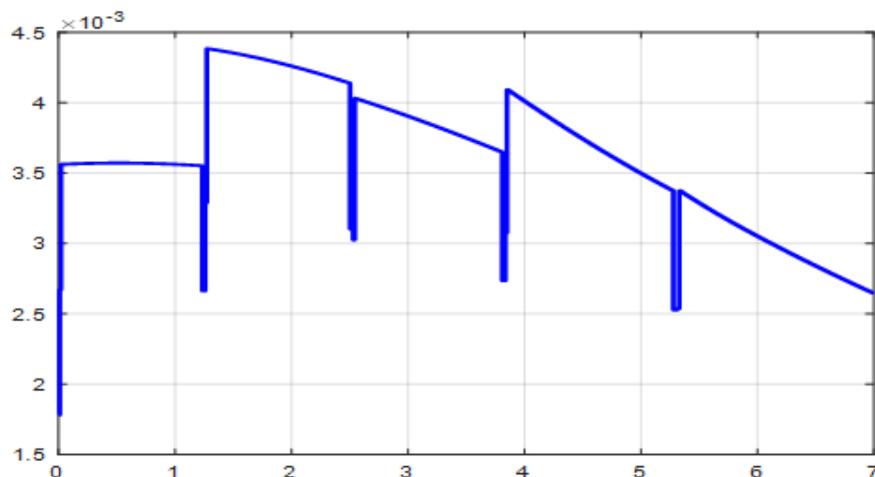
$$\bar{\Theta}_{ij} + \bar{\Theta}_{ji} < 0, i < j \quad (5.33)$$

## 5.4 Résultats de simulation

### 5.4.1 Validation de la trajectoire référence

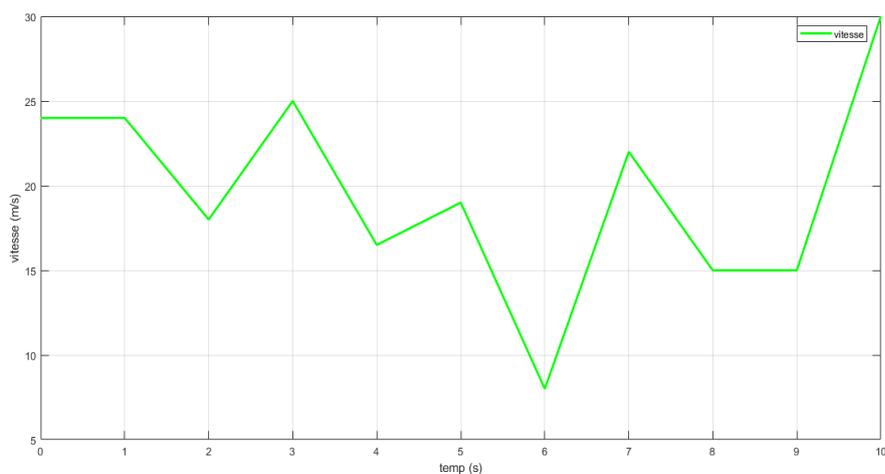
Dans cette section, nous exposons la trajectoire désirée obtenue à partir de la courbe polynomiale ajustée aux données de voie de l'image réelle.

La figure ci-dessous montre la courbature de la route calculée à partir aux données de voie de l'image réelle.

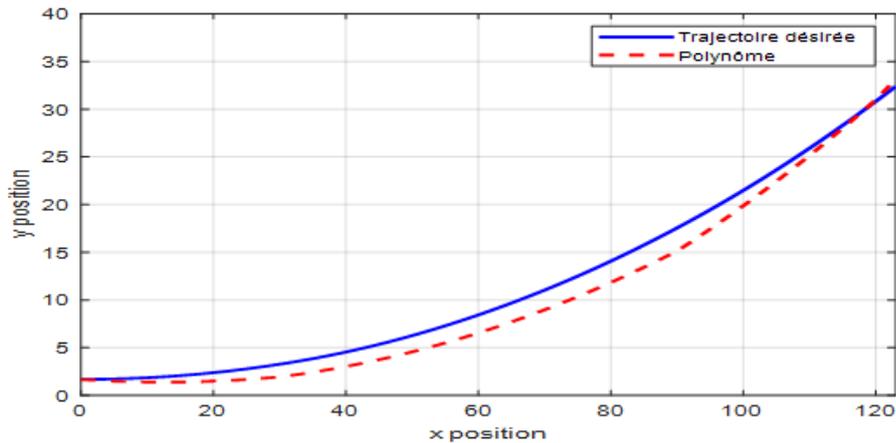


**Figure 5.1:** La courbature de la route.

En utilisant une vitesse variable comme montre la figure 5.2, les variations du polynôme ajusté aux données de voie de l'image réelle et la trajectoire désirée obtenue sont illustrées sur la figure 5.3.



**Figure 5.2:** La vitesse de véhicule.



**Figure 5.3 :** Disparité entre le polynôme ajusté aux données de voie et la trajectoire désirée.

D'après les résultats présentés à la figure 5.3, la trajectoire obtenue suit le polynôme ajusté aux données de la voie de l'image réelle de la route avec une vitesse variable du véhicule. Cela nous permet de l'utiliser comme une trajectoire de référence dans le contrôle latéral.

#### 5.4.2 Application de la commande PDC

##### ✚ Calcul de gain de la commande

Dans cette partie, nous avons exposé la validation de la loi de commande  $H_\infty$  sur le modèle de contrôle de véhicule (4.17).

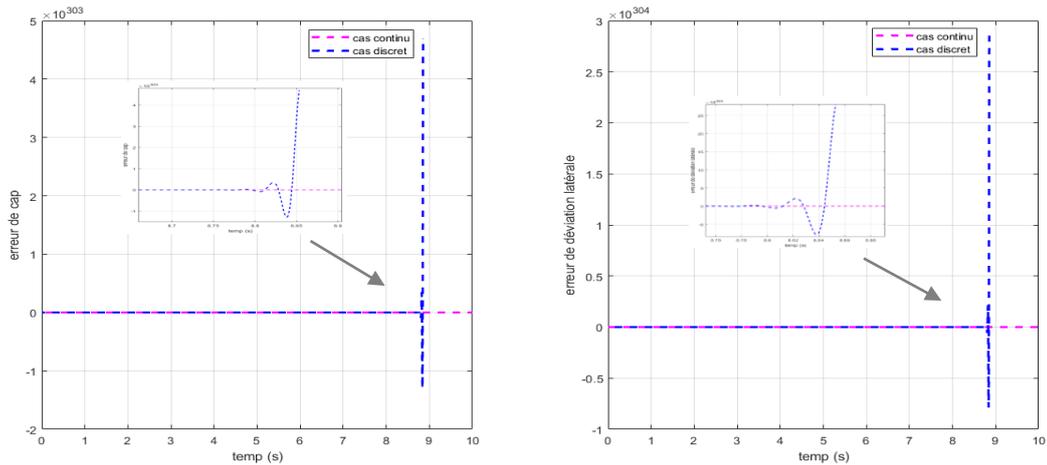
En tenant compte les paramètres du véhicule définis par le tableau (4.1), la résolution des problèmes d'optimisation LMI de la commande PDC à l'aide toolbox LMI, nous fournit les paramètres de commande correspondants :

$\gamma$	28.5923
K1	[-24.2265 -7.2416 -142.1075 -0.2091]
K2	[-24.2265 -7.2416 -142.1075 -0.2091]
K3	[-24.2265 -7.2416 -142.1075 -0.2091]
K4	[-24.2265 -7.2416 -142.1075 -0.2091]
K5	[-24.2265 -7.2416 -142.1075 -0.2091]
K6	[-24.2265 -7.2416 -142.1075 -0.2091]
K7	[-24.2265 -7.2416 -142.1075 -0.2091]
K8	[-24.2265 -7.2416 -142.1075 -0.2091]

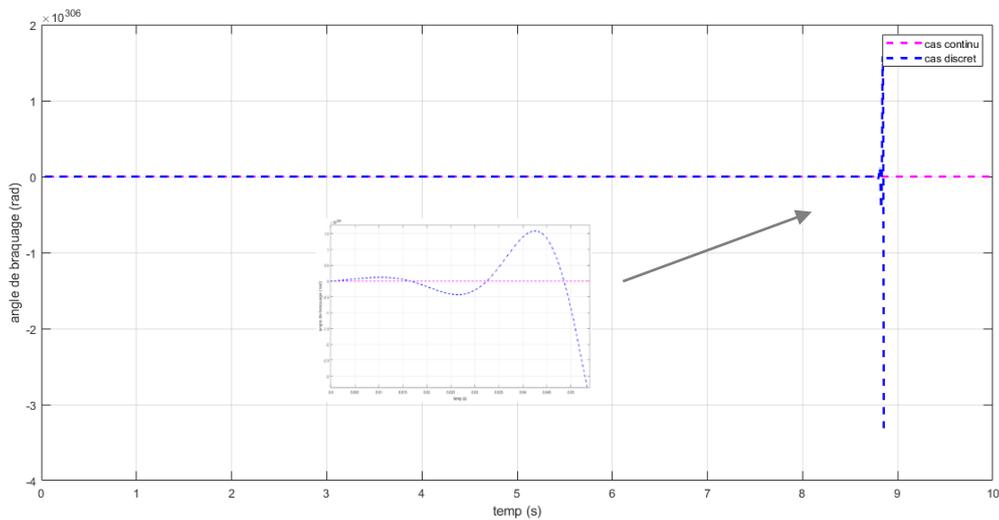
**Tableau 5.1 :** Paramètres de commande PDC.

**Validation de la commande PDC**

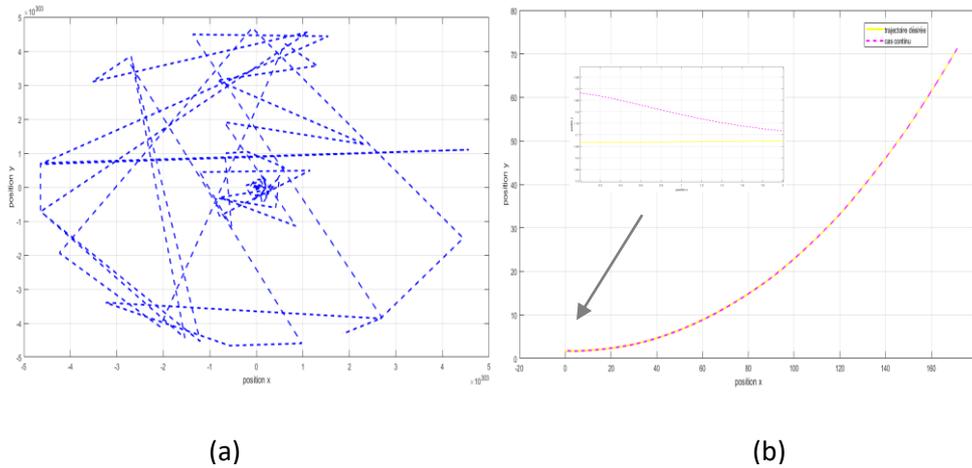
Pour souligner l'importance de la prise en compte de la nature réelle des données échantillonnées lors de la conception de la commande, deux scénarios sont proposés. Dans le premier scénario, la commande PDC est appliquée en continu, sans considérer la discrétisation des données. Dans le deuxième scénario, la commande PDC est appliquée avec des données échantillonnées à un pas de 0,01s (cas discret).



**Figure 5.4 :** Les erreurs du véhicule pour la commande PDC.



**Figure 5.5:**Signal de commande  $H_{\infty}$  .



**Figure 5.6:** Trajectoire du véhicule, (a) le cas discret et (b) le cas continu.

La commande PDC appliquée en continu offre une bonne poursuite des références souhaitées. Cependant, lorsqu'on prend en compte la nature échantillonnée des données, la commande provoque une instabilité totale. Cela souligne l'importance de considérer ce problème lors de la conception de la commande.

### 5.4.3 Application de la commande SDC

#### ✚ Calcul de gain de commande

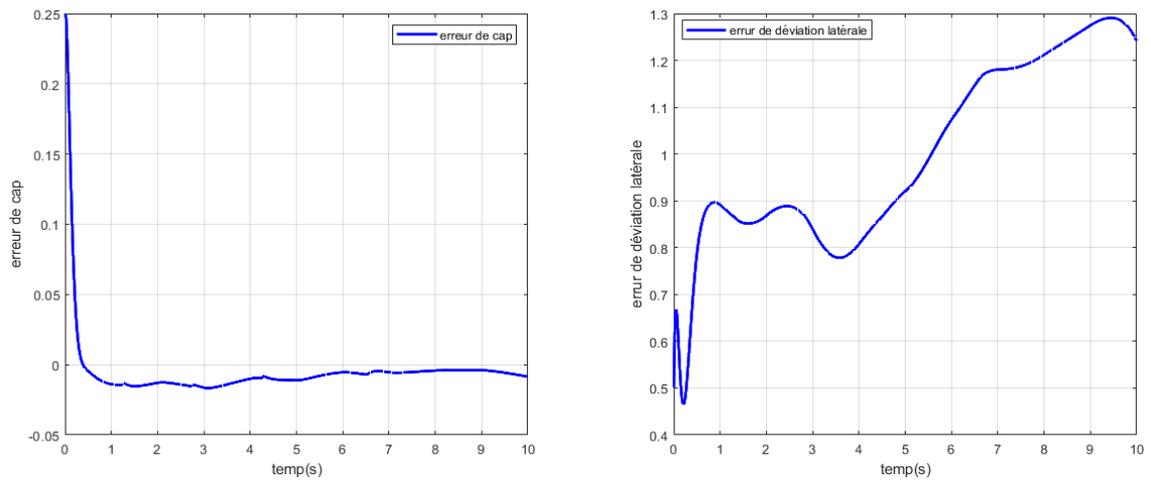
Afin de relâcher les conditions LMIs, nous considérons le modèle réduit à deux modèles locaux (4.26), la résolution des problèmes d'optimisation LMI de la commande SDC à l'aide toolbox LMI, nous donne les paramètres de commande correspondants :

$\gamma$	0.5
K1	[0.3112 -0.2346 -2.2536 -0.0003]
K2	[-1.2147 -0.1171 -3.5574 -0.0004]

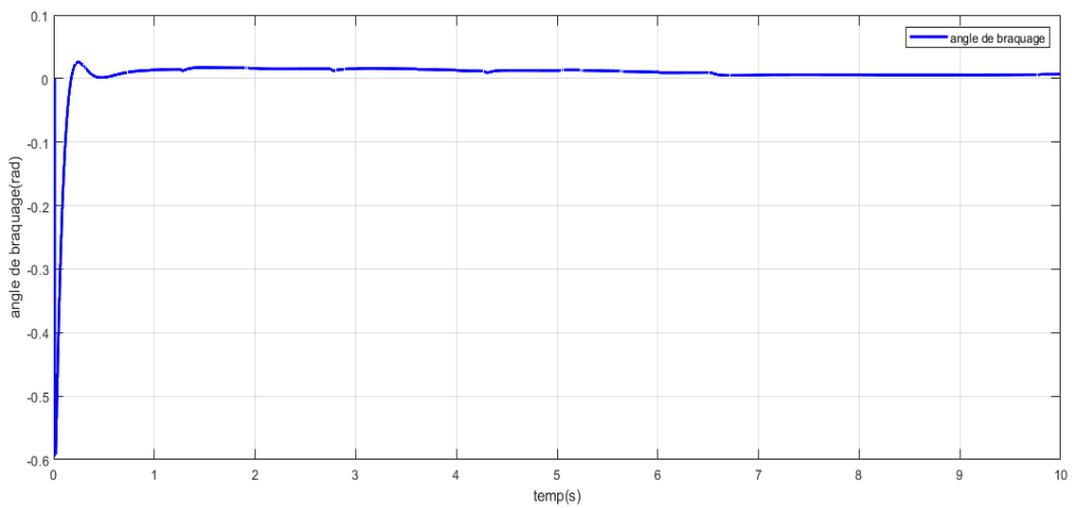
**Tableau 5.2:** Paramètres de la commande échantillonnée

#### ✚ Validation de la commande PDC

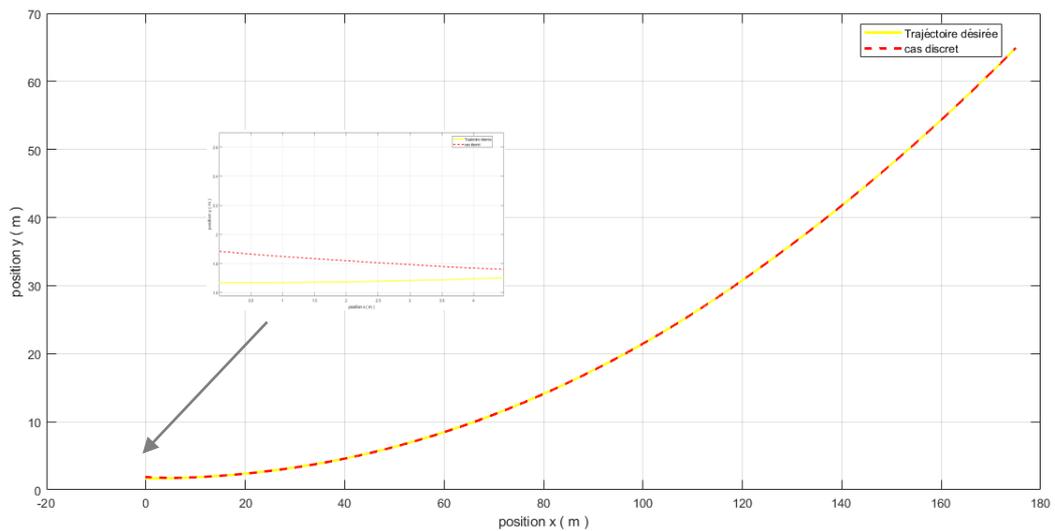
Les figures (5.7), (5.8) et (5.9), montrent les résultats de simulations obtenus via l'application de la commande SDC.



**Figure 5.7:** Les erreurs du véhicule pour la commande SDC.

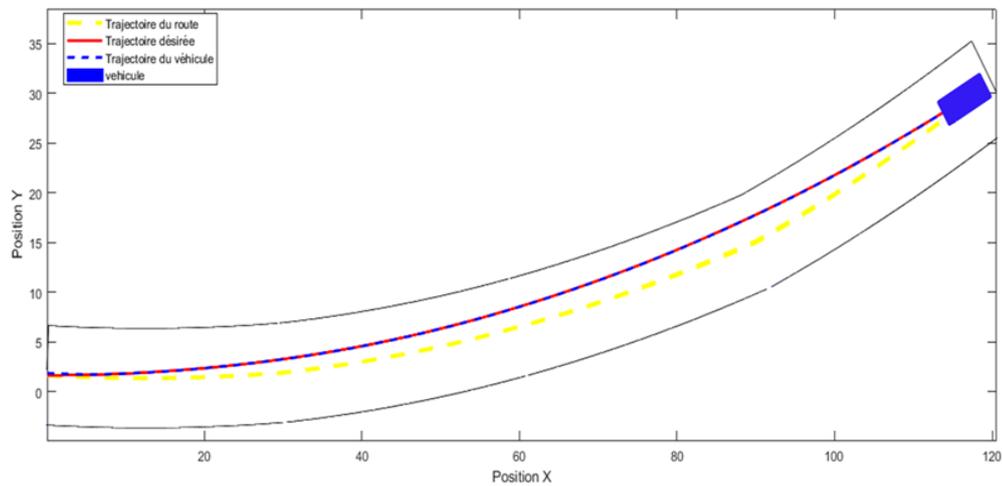


**Figure 5.8:** Signal de commande  $H_{\infty}$ .

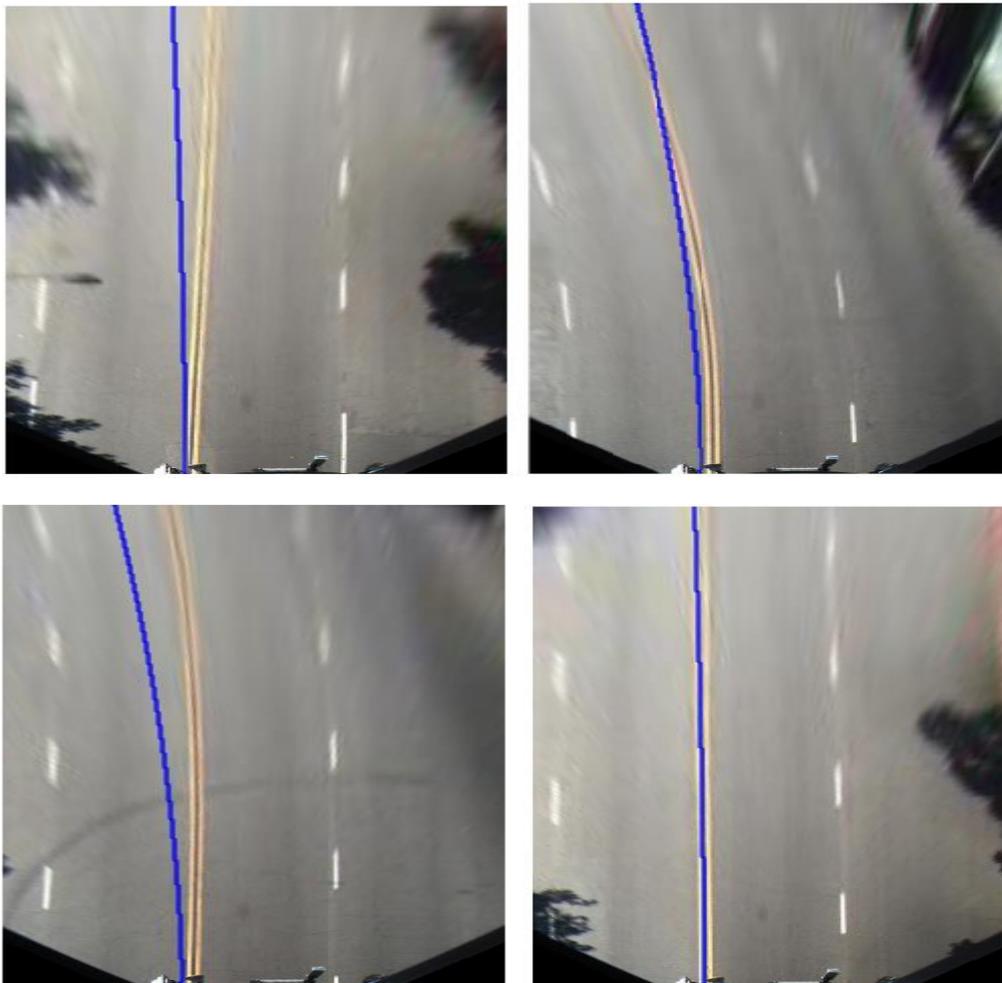


**Figure 5.9:** Trajectoire du véhicule pour la commande SDC.

Les résultats de simulation montrent qu'avec des données de nature discrète, la commande SDC assure une poursuite stable de la trajectoire désirée. Elle contribue de manière significative à la réduction de l'impact des perturbations et à l'amélioration des performances du système.



**Figure 5.10:** Trajectoire du véhicule.



**Figure 5.11:** Différentes frames.

Finalement, les figures (5.10) et (5.11) illustrent la trajectoire du véhicule, la trajectoire désirée générée, ainsi que le polynôme ajusté aux données de la voie à partir de l'image réelle sur les quatre frimes.

Nous constatons une superposition entre la trajectoire du véhicule et la trajectoire désirée (figure 5.10), ce qui témoigne de l'efficacité de l'algorithme et de la réponse du système, permettant aux voitures de suivre précisément le trajet souhaité. Cependant, nous observons une légère divergence entre les trajectoires et le centre de la route (figure 5.11), surtout lors des virages. Cette divergence est due au fait que nous n'avons pas déterminé une vitesse désirée lors de la génération de la trajectoire de référence. La prise en compte de cette vitesse peut être assurée par un contrôle de la dynamique longitudinale, ce qui représente une perspective prometteuse pour ce travail.

## 5.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons revisité quelques concepts fondamentaux relatifs à la commande PDC et SDC. Nous avons mis en lumière l'analyse de stabilité et de stabilisation basées sur les fonctions de Lyapunov quadratiques, l'approche LMI, et le critère  $H_\infty$ .

Nous avons conclu que, la conception de lois de commande sans prendre en compte la nature réelle des signaux peut avoir des conséquences néfastes sur le système en boucle fermée. La conception de loi de commande SDC à base données échantillonnées offre des performances plus robustes et stables, ce qui en fait une technique puissante pour le contrôle en temps réel des véhicules autonomes.

# **Conclusion générale**

## **Conclusion générale**

La conception d'une commande robuste pour le contrôle de la dynamique latérale d'un véhicule autonome représente un défi complexe et multidimensionnel, nécessitant l'intégration de diverses approches avancées. Le but de ce travail est mis en œuvre une stratégie de contrôle basée sur l'approche multi-modèles et la commande SDC pour répondre aux exigences de stabilité et de sécurité dans des conditions routières variées.

Dans ce mémoire, nous avons exposé des approches de contrôle pour la navigation autonome des véhicules basées sur la fonction de Lyapunov, la représentation multi-modèles et l'utilisation des LMIs. Pour réduire l'impact des perturbations variées, nous avons appliqué l'approche  $H_\infty$ . Tout d'abord, nous avons présenté les équations mathématiques non linéaires du modèle de contrôle de véhicule. Ensuite, nous avons décrit le comportement non linéaire de la dynamique latérale du véhicule à l'aide de multi-modèles. Enfin, en nous appuyant sur une fonction candidate de Lyapunov quadratique, nous avons conçu une loi de commande non linéaire robuste de type PDC et SDC pour garantir le suivi précis de la trajectoire souhaitée. Les conditions de stabilisation  $H_\infty$  ont été formulées et résolues sous forme de LMIs.

Ce projet ambitieux explore les fondements théoriques et les applications des théorèmes et commande cités précédemment dans le mémoire, on se basant sur :

- La perception détecte l'environnement et la planification guide la navigation, permettant ainsi au véhicule autonome de fonctionner efficacement.
- Comprendre et modéliser la dynamique longitudinale et latérale des véhicules autonomes pour concevoir une commande robuste assurant une conduite sûre et stable.
- Démontrer l'efficacité du multi-modèles pour capturer et reproduire avec précision le comportement non linéaire complexe du système.
- Mettre en lumière l'analyse de stabilité et de stabilisation basées sur les fonctions de Lyapunov quadratiques, l'approche LMI, et le critère  $H_\infty$ .
- Analyser et comparer les commandes PDC et échantillonnée, en soulignant que la commande échantillonnée basée sur des données échantillonnées offre des performances plus robustes et stables pour le contrôle en temps réel des véhicules autonomes.

Diverses perspectives concernant le contrôle de la dynamique latérale d'un véhicule autonome basées sur l'approche multi-modèles sont envisagées. En voici quelques exemples :

- Prise en compte des variables d'état non mesurables. Dans ce travail, on suppose que les variables d'état sont mesurables, ce qui n'est pas toujours le cas en pratique. Lever cette hypothèse pourrait constituer une intéressante extension du présent travail.
- Pour obtenir une perception plus complète de l'environnement et améliorer la prise de décision en matière de contrôle latéral, il est essentiel d'intégrer les données provenant de divers capteurs embarqués sur le véhicule. Cette intégration permet de créer une vision plus holistique de l'environnement, facilitant ainsi une meilleure gestion et adaptation du véhicule aux conditions routières.
- Afin de garantir la robustesse et la fiabilité des performances du véhicule autonome, il est crucial d'intégrer le contrôle de la dynamique longitudinale du véhicule. Ces mécanismes renforcent la capacité du véhicule à réagir de manière sûre et efficace aux diverses situations rencontrées sur la route.

# **Bibliographique**

## Bibliographique

[1] Rivals, I. (1993). "Contrôle et planification du mouvement d'un véhicule autonome". Thèse de doctorat, Ecole nationale supérieure de techniques avancées.

[2] Shahian-Jahromi, B., et al. (2017). "Control of autonomous ground vehicles: a brief technical review". IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 224, 012029.

[3] Document disponible dans le site:

<https://www.cea.fr/comprendre/Pages/nouvelles-technologies/essentiel-sur-voiture-autonome.aspx>.

[4] Ziadia, M. (2020). "Caractérisation et utilisation d'un système avancé d'aide à la conduite en condition hivernale". Mémoire de maîtrise en Ingénierie, Université du Québec.

[5] Document disponible dans le site :

<https://medium.com/@jeremyscohen/la-fusion-de-capteurs-587f91a1423a>.

[6] Aribi, I., & Sayad, K. (2018). "Commande d'un véhicule autonome basée sur le End to End deep learning". Mémoire de projet de fin d'études, Ecole Nationale Polytechnique.

[7] Moreau, J. (2020). "Aide à la conduite et véhicule autonome en intersection". Automatique, Université de Bordeaux.

[8] Benariba, H. (2018). "Contribution à la commande d'un véhicule électrique". Thèse de doctorat, Université Aboubakr Belkaïd, Tlemcen.

[9] Hassaine, Z., & Zeghoudi, S. (2020). "Commande latérale d'un véhicule électrique". Mémoire de Master Académique, Université Abou Bekr Belkaïd, Tlemcen.

[10] Ouahi, M. (2011). "Observation de systèmes à entrées inconnues, applications à la dynamique automobile". Thèse de doctorat, Université de Limoges.

[11] Document disponible dans le site :

<https://www.digischool.fr/cours/les-principaux-organes-du-vehicule>.

[12] Maakaroun, S. (2011). "Modélisation et simulation dynamique d'un véhicule urbain innovant en utilisant le formalisme de la robotique". Thèse de doctorat, Ecole des Mines de Nantes.

[13] Document disponible dans le site :

<https://www.avatacar.com/blog/mecanique-auto/types-suspension-automobile/>.

[14] Raharijaoana, T. (2004). "Commande robuste pour l'assistance au contrôle latéral d'un véhicule routier". Thèse de doctorat, Automatique, Université Paris Sud - Paris XI.

[15] Document disponible dans le site :

<https://www.pm-instrumentation.com/roues-dynamometriques>.

[16] Boukhari, M. R., Chaibet, A., Boukhnifer, M., & Glaser, S. (2018). "Proprioceptive sensors fault tolerant control strategy for an autonomous vehicle". *Sensors*, 18(6), 1893.

[17] Oudghiri, M. (2008). "Commande multi-modèles tolérante aux défauts : Application au contrôle de la dynamique d'un véhicule automobile". Thèse de doctorat, Université de Picardie Jules Verne.

[18] Benyamina, M. (2014). "Observateurs pour l'estimation des états dynamiques d'un véhicule". Mémoire de Magister, Université Mohamed Boudiaf, Oran.

[19] Tabti, K. (2015). "Développement d'une commande hybride appliquée à la stabilité latérale d'un véhicule électrique". Thèse de doctorat, Université Mohamed Boudiaf.

[20] Rajamani, R. (2012). "Lateral vehicle dynamics". In *Vehicle dynamics and control* (Mechanical Engineering Series). Springer, Boston, MA.

[21] Saleh, L. (2012). "Contrôle latéral partagé d'un véhicule automobile". Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Nantes.

[22] Marx, B. (2016). "Estimation, diagnostic et commande tolérante de systèmes décrits par des multimodèles" , Université de Lorraine. Centre de Recherche en Automatique de Nancy, UMR 7039 CNRS-UL.3333.

[23] Aouaouda, S. (2012). "Modélisation multimodèle et commande prédictive d'une station d'épuration". Thèse de doctorat, Université de Badji Mokhtar, Annaba.

[24] Kennouche, A. (2020). "Commande non-PDC robuste pour le contrôle de la dynamique latérale d'un véhicule autonome", Université Mohamed Seddik Ben Yahia, Jijel.

[25] Chadli, M. (2002). "Stabilité et commande de systèmes décrits par des multimodèles ". Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine.333.

[26] Moussaoui, L. (2019). "Diagnostic et commande tolérante aux défauts des systèmes non linéaires par approche multimodèles ". Thèse de doctorat, Université Mohamed Seddik Ben Yahia, Jijel.

[27] Nguyen, A.-T., Sentouh, C., & Popieul, J.-C. (2017). " Fuzzy Steering Control for Autonomous Vehicles under Actuator Saturation: Design and Experiments ". Journal of the Franklin Institute. Doi: 10.1016/j.jfranklin.2017.11.027.

[28] Nasri, M. (2021). "Contribution à la commande des systèmes décrits par des modèles Takagi-Sugeno en présence de saturation ". Thèse de doctorat, Université Mohamed Seddik Ben Yahia, Jijel.

[29] Imed, Z., & Hosni, Z. (2010). " Identification multimodèle et commande par logique floue d'une colonne d'absorption de CO2 industrielle ". Mémoire de master académique, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Algérie.

[30] Morère, Y. (2001). " Mise en oeuvre de lois de commande pour les modèles flous de type Takagi-Sugeno ". Thèse de doctorat, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis.

[31] Document disponible dans le site :

<https://www.f-legrand.fr/scidoc/srcdoc/opencv/math/hough/hough-pdf.pdf>.

[32] Lemarchand, A. (2011). " Modélisation multi-modèle incertaine du trafic routier et suivi robuste de profils optimaux aux entrées des voies périurbaines ". Thèse de doctorat, Université de Grenoble.

[33] Li, H., Jing, X., Lam, H. K., & Shi, P. (2013). " Fuzzy sampled-data control for uncertain vehicle suspension systems ", IEEE transactions on cybernetics, 44(7), 1111-1126.

[34] Belhamra, R. (2017). " Commande floue par Inégalités Matricielles Linéaires (LMIs) à base de modèle de Takagi-Sugeno ". Mémoire de master académique, Université Kasdi Merbah Ouargla.

[35] Boyd, S., El Ghaoui, L., Feron, E., & Balakrishnan, V. (1994). " Linear Matrix Inequalities in System and Control Theory ", vol. 15. SIAM.

[36] Lo J.C., Lin M.L., (2003), " Robust  $H_\infty$  nonlinear control via fuzzy static output feedback " ,IEEE on Transactions on Circuits and System, vol.50, pp. 1494-1502.

[37] Rafanotsimiva, L., Besancon, G., Georges, D., Sambatra, E., & Razafimahenina, J. (2013). " Modélisation multimodèle et commande par compensation parallèle distribuée d'un système SMIB".

## Résumé

Ce travail vise à concevoir une commande robuste pour le contrôle de la dynamique latérale d'un véhicule autonome en utilisant une approche multi-modèles.

Ce mémoire commence par explorer la perception visuelle d'un véhicule autonome à l'aide d'une caméra. Ensuite, il analyse les divers mouvements du véhicule et développe une modélisation de sa dynamique latérale et longitudinale afin d'obtenir un modèle non linéaire. Il se penche ensuite sur la représentation multi-modèles, ses principes de base et ses techniques, en appliquant cette approche à la dynamique latérale des véhicules. Enfin, l'étude se concentre sur l'analyse de la stabilité des systèmes de véhicules autonomes en utilisant la méthode de Lyapunov, et examine la stabilisation par les commandes PDC et SDC pour optimiser la performance et la sécurité.

**Mots clés :** modèles de multi-modèles, outil LMI, approche  $H^\infty$ , commande PDC, commande SDC.

## Abstract

This work aims to design a robust control for the lateral dynamics of an autonomous vehicle using a multi-model approach.

This thesis begins by exploring the visual perception of an autonomous vehicle using a camera. It then analyzes the various movements of the vehicle and develops a model of its lateral and longitudinal dynamics to obtain a nonlinear model. Next, it examines the multi-model representation, its fundamental principles, and techniques, applying this approach to the lateral dynamics of vehicles. Finally, the study focuses on analysing the stability of autonomous vehicle systems using the Lyapunov method, and it examines stabilization through PDC and SDC control strategies to enhance performance and safety.

Keywords: multimode models, LMI tool,  $H^\infty$  approach, PDC control, SDC control.

## ملخص

يهدف هذا العمل إلى تصميم تحكم قوي للتحكم في الديناميكا الجانبية لمركبة ذاتية القيادة باستخدام نهج متعدد النماذج.

يبدأ هذا البحث باستكشاف الإدراك البصري للمركبة الذاتية القيادة باستخدام الكاميرا. بعد ذلك، يقوم بتحليل الحركات المختلفة للمركبة ويطور نمذجة لديناميكياتها الجانبية والطولية بهدف الحصول على نموذج غير خطي. ثم يتناول البحث التمثيل متعدد النماذج، ومبادئه الأساسية وتقنياته، وتطبيق هذه المقاربة على الديناميكيات الجانبية للمركبات. وأخيراً، يركز البحث على تحليل استقرار أنظمة المركبات الذاتية القيادة باستخدام طريقة Lyapunov ويدرس الاستقرار عبر أوامر PDC و SDC لتحسين الأداء والسلامة.

**الكلمات الرئيسية:** نماذج متعددة، أداة LMI، نهج  $H^\infty$ ، تحكم PDC، تحكم SDC