

THÈSE

En vue de l'obtention du Diplôme de Doctorat

Présenté par : *Akermi Kada*

Intitulé

OUTILS DE GUIDAGE D'UN VEHICULE AUTONOME DANS SA TRAJECTOIRE

Faculté : *Mathématiques et Informatique*

Département : *Informatique*

Domaine : *MI*

Filière : *Informatique*

Intitulé de la Formation : *Génie Informatique*

Devant le Jury Composé de :

<i>Membres de Jury</i>	<i>Grade</i>	<i>Qualité</i>	<i>Domiciliation</i>
<i>Fizazi Hadria</i>	<i>-Pr</i>	<i>Président</i>	<i>USTO'MB</i>
<i>Chouraqui Samira</i>	<i>-Pr</i>	<i>Encadrant</i>	<i>USTO'MB</i>
-	-	<i>Co-Encadrant</i>	-
<i>Hadj Said Naima</i>	<i>Pr</i>		<i>USTO'MB</i>
<i>Bendaoud Mebarek</i>	<i>MCA</i>	<i>Examineurs</i>	<i>Univ Tiaret</i>
<i>Si Mohammed Mohammed Arezki</i>	<i>DR</i>		<i>CDS</i>
<i>Boudaa Boudjema</i>	<i>MCB</i>	<i>Invité(e)</i>	<i>Univ Tiaret</i>

Année Universitaire : 2019/2020

À mes parents.

À mon frère Sofiane

À mon épouse et mes enfants Malika et Abderrahmane.

À toute ma famille.

À tous mes professeurs.

À tous ceux qui m'aiment et que j'aime très fort.

Remerciements

Au nom d'Allah, le Tout-Miséricordieux, le Très-Miséricordieux La louange est à Allah l'unique et la paix et le salut sur celui qui n'a point de messager après lui et sur sa famille, ses compagnons et tous ceux qui suivent son chemin jusqu'au jour de la résurrection.

Ce travail a été réalisé sous la direction de Madame Chouraqui Samira, professeur à l'université des sciences et de la technologie Mohamed Boudiaf d'Oran, auquel j'exprime ma profonde reconnaissance pour la confiance et la liberté d'action qu'elle m'a accordées. Je tiens tout particulièrement à exprimer ma reconnaissance et ma profonde gratitude à Monsieur Boudjemaa Boudaa a qui a mis à ma disposition son expérience, ainsi que son suivi constant jusqu'à l'achèvement de cette thèse.

Je remercie Mme. Fizazi Hadria, Professeur à l'université d'USTO-MB Oran, qui m'a fait l'honneur de s'intéresser à ce travail et de présider mon jury. Mes remerciements vont également à Mr. Si Mohammed Mohammed Arezki, Directeur de Recherche au Centre de Développement Spatial d'Oran, Mr. Bendaoud Mebarek, Maitre de conférences à l'université de Tiaret, et Mme. Hadj Said Naima, Professeur à l'université d'USTO-MB Oran pour avoir accepté d'être les examinateurs de ce mémoire, et pour les discussions et échanges d'idées.

J'adresse mes remerciements à tous mes amis pour leur soutien. Enfin, j'exprime toute mon amitié à mes camarades avec lesquels je garderai un bon souvenir.

Liste des travaux scientifiques

Publications

Akermi, K., Chouraqui, S., & Boudaa, B. (2018). Novel SMC control design for path following of autonomous vehicles with uncertainties and mismatched disturbances. *International Journal of Dynamics and Control*, 1-15.

Communications

Akermi, K., & Chouraqui, S. (2016) Backstepping vs. Sliding Mode Control for Reference Trajectory Tracking of Autonomous Vehicles. *The 17th international conference on Sciences and Techniques of Automatic control & computer engineering, December 19-21. Sousse, Tunisie.*

Akermi, K., Chouraqui, S., & Boudaa, B. (2017). Trajectory Tracking of Autonomous Vehicle at High Speed using Adaptive Dynamic Sliding Mode Control. *First international conference on "Embedded & Distributed Systems, EDiS'2017", December 17-18. Oran, Algeria.*

Table des matières

Table des matières	4
Liste des figures	6
Liste des tableaux	9
Abréviations et Notations.....	10
Introduction générale.....	13
Chapitre I : Dynamique de véhicule et état de l'Art	19
I.1 Introduction.....	19
I.2 Dynamique du véhicule	19
I.2.1 Système d'axes et les mouvements du véhicule	19
I.2.2 Modélisation du véhicule	19
1.2.2 .1 Modèles bicyclettes.....	20
1.2.2.2 Modèle à 4-roue	24
I.3 Contrôle latéral de véhicule	25
I.4 Planification de la trajectoire	28
I.4.1 la planification globale.....	28
I.4.2 la planification locale	28
I.5 Conclusion	30
Chapitre II : Contrôle et planification de trajectoire	33
II.1 Introduction	33
II.2 SMC Contrôleur	33
II.2.1 Application des stratégies de contrôle au véhicule autonome	35
II.2.1.1 Conventiennel SMC et le SMC basé sur l'observateur de perturbations	36
II.2.1.2 SMC basé sur l'algorithme de Super-Twisting (ST).....	37
II.2.1.3 Backstepping SMC Contrôleur: BSMC.....	39
II.3 Méthode des champs de potentiels	41
II.4 Conclusion.....	41
Chapitre III : Nouvelles stratégies pour le contrôle latéral du véhicule autonome	43
III.1 Introduction	43
III.2 Développement des nouveaux contrôleurs.....	43
III.2.1 SMC contrôleur basé sur l'Observateur de Perturbations, le Système Flou, et la programmation des gains.....	43
III.2.1.1 L'Observateur de Perturbations.....	44
III.2.1.2 Réseaux de Neurones à Fonctions de Base Radiales.....	44

III.2.1.3 Système Floue	46
III.2.1.4 Conception du contrôleur et analyse de stabilité	47
III.2.2 Contrôleur SMC adaptatif basé sur l'Observateur de Perturbations et de réseaux neurones .	52
III.2.2.1 L'Observateur de Perturbations proposé.....	52
III.2.2.2 Système Floue	52
III.2.2.3 Loi hyperbolique double atteinte.....	54
III.2.2.4 Conception du contrôleur et analyse de stabilité	55
III.3 Conclusion.....	59
Chapitre IV : Mise en œuvre et validation	61
IV.1 Introduction.....	61
IV.2 Contrôleurs développées	61
IV.2.1 SMC contrôleur basé sur l'Observateur de Perturbations, le Système Flou, et la programmation des gains.....	61
IV.2.1.1 Premier test : Test du contrôleur en conduite normale	64
IV.2.1.2 Deuxième test : Test du contrôleur des conditions extrêmes	66
IV.2.2 Contrôleur SMC adaptatif basé sur l'Observateur de perturbations et de réseaux neuronaux	73
IV.2.2.1 Premier test : situation non linéaire basse	75
IV.2.2.2 Deuxième test: situation non linéaire moyenne	81
IV.2.2.3 Troisième test : situation non linéaire élevée.....	82
IV.3 Méthode des champs de potentiels.....	85
IV.3.1 Premier test.....	86
IV.3.2 Deuxième test	88
IV.4 Conclusion	90
Conclusion générale	91
Bibliographie.....	93
Résumé.....	98
Abstract	99

Liste des figures

Figure 1 : Véhicule autonome Google« WAYMO ».....	14
Figure 2 : Navigation autonome.....	15
Figure 3 : Les principaux capteurs d'une voiture autonome.....	15
Figure I.1 : mouvements du véhicule.....	19
Figure I.2: Modèle bicyclette dynamique.....	20
Figure I.3: Modèle bicyclette cinématique.....	23
Figure I.4 : Modèle à 4 roues	23
Figure I.5: la planification locale des trajectoires.	29
Figure I.6 : Principe des méthodes basées sur la connectivité de l'espace navigable Diagrammes de Voronoï	29
Figure I.7 : Principe de la méthode des tentacules.....	30
Figure I.8 : Principe de la méthode des champs potentiels.....	30
Figure I.9: Méthode de navigation courbure-vélocité.....	31
Figure II.1 : Le principe du SMC et le phénomène de broutement.....	33
Figure II.2 : Fonction $sign(\sigma)$	34
Figure II.3 : Fonction de saturation.....	35
Figure II.4 : Super-Twisting : convergence de la trajectoire du système.....	37
Figure III.1 : Système de Réseaux de Neurones à fonctions de base radiales.....	45
Figure III.2 : Schéma fonctionnel du premier contrôleur proposé.....	47
Figure III.3 L'architecture du contrôleur proposé.....	48
Figure IV.1 Courbure de la route.....	63
Figure IV.2 Vitesse longitudinale.....	63
Figure IV.3 Fonctions d'appartenances.....	63
Figure IV.4 Les résultats de trajectoire suivant la trajectoire avec 5% d'incertitudes.....	65
Figure IV.5 Erreur latérale avec 05% d'incertitudes.	65
Figure IV.6 : Les gains obtenus avec le Système Floue.....	66
Figure IV.7 L'angle de braquage avec 05% d'incertitudes.....	66
Figure IV.8 Les résultats de trajectoire suivant la trajectoire avec 15% d'incertitudes et un niveau moyen de perturbation inadéquate.....	67

Figure IV.9 Erreur latérale avec 15% d'incertitudes et niveau moyen de perturbation inadéquate.....	67
Figure IV.10 Erreur de la vitesse de lacet avec 15% d'incertitudes et niveau moyen de perturbation inadéquate.....	68
Figure IV.11 Angles de braquage du SMC et du BSMC proposés avec 15% d'incertitudes et niveau de perturbation moyen inadéquate.....	68
Figure IV.12 Angles de braquage du SMC et du SMC-DOB proposés avec 15% d'incertitudes et niveau moyen de perturbation inadéquate.....	69
Figure IV.13 Les gains obtenus avec FS.....	69
Figure IV.14 Les valeurs d'estimation de la perturbation inadéquate.....	70
Figure IV.15 Angle de glissement.....	70
Figure IV.16 Taux de lacet.....	70
Figure IV.17 Le chemin suit la trajectoire avec 35% d'incertitudes et un niveau élevé de perturbations inadéquates.....	71
Figure IV.18 Erreur latérale avec 35% d'incertitudes et un niveau élevé de perturbation inadéquate.....	72
Figure IV.19 Angles de braquage avec 35% d'incertitudes et un taux élevé de perturbation inadéquate.....	72
Figure IV.20 Fonctions d'appartenances.....	74
Figure IV.21 Le résultat de l'entrée de commande avec 15% d'incertitudes et $\mu \in [0.5,1]$	75
Figure IV.22 Erreur latérale avec 15% d'incertitudes et $\mu \in [0.5,1]$	76
Figure IV.23 Erreur latérale avec 15% d'incertitudes et $\mu \in [0.5,1]$	76
Figure IV.24 Erreur latérale avec 15% d'incertitudes et $\mu \in [0.5,1]$	77
Figure IV.25 Erreur latérale avec 15% d'incertitudes et $\mu \in [0.5,1]$	77
Figure IV.26 Résultats des entrées de contrôle.....	78
Figure IV.27 Les résultats de suivi de trajectoire de référence avec 15% d'incertitudes et $\mu \in [0.5,1]$	79
Figure IV.28 Résultats de l'angle de glissement : (a) SMC conventionnel et AFSMC-DOB (b) Super-twisting et AFSMC-DOB (c) ASMC-DOB et AFSMC-DOB.....	79
Figure IV.29 Résultats du taux de lacet : (a) SMC conventionnel et AFSMC-DOB (b) Super-twisting et AFSMC-DOB (c) ASMC-DOB et AFSMC-DOB.....	80
Figure IV.30 Résultats de suivi de la trajectoire de référence avec 30% d'incertitudes et $\mu \in [0.5,0.89]$	81
Figure IV.31 Erreur latérale avec 30% d'incertitudes et $\mu \in [0.5,0.89]$	82

Figure IV.32 Erreur latérale avec 30% d'incertitudes et $\mu \in [0.5, 0.89]$	82
Figure IV.33 Erreur latérale avec 30% d'incertitudes, perturbation inadéquate et $d \in [-1, 1]$..	83
Figure IV.34 Estimation des perturbations non concordantes	83
Figure IV.35 Erreur d'estimation de la perturbation	84
Figure IV.36 Erreur latérale avec 45% d'incertitudes, perturbation inadéquate $d \in [-1, 1]$ et $\mu \in [0.01 - 0.89]$	85
Figure IV.37 : Position de véhicule	86
Figure IV.38 : Fonction d'objective $J_g(x, y)$	86
Figure IV.39 : Fonction d'obstacle $J_o(x, y)$	87
Figure IV.40 : Fonction de coût multi-objectifs $J(x, y)$	87
Figure IV.41 : Parcours du véhicule	88
Figure IV.42 : Fonction d'obstacle $J_o(x, y)$	88
Figure IV.43 : Fonction d'objective $J_g(x, y)$	89
Figure IV.44 : Fonction de coût multi-objectifs $J(x, y)$ pour l'évaluation des plans	89
Figure IV.45 : Parcours du véhicule	89

Liste des tableaux

Tableau I.1 : Paramètres du Modèle bicyclette dynamique.....	22
Tableau I.2 : Paramètres du Modèle à 4 roues.....	24
Tableau I.3 : Comparaison entre les travaux de l'Etat de l'Art du contrôle latérale	28
Table IV.1 : Paramètre des contrôleurs.....	61
Tableau IV.2 : Paramètres du véhicule.....	64
Tableau IV.3 : Comparaison entre les stratégies de contrôle.....	43
Table IV.4 : Paramètres Contrôleurs.....	75
Tableau IV.5 : Comparaison entre les stratégies de contrôle.....	84

Abréviations et Notations

r : Angle de lacet du véhicule ($^{\circ}$)

φ_r : Angle de dévers de la route ($^{\circ}$)

φ_v : Angle de roulis ($^{\circ}$)

δ : Angle de braquage ($^{\circ}$)

δ_f : Angle de braquage avant ($^{\circ}$)

β : Angle de glissement (dérive) du véhicule ($^{\circ}$)

ω : Vitesse de rotation de la roue (deg/s)

ABS : Anti Blockier System

AFSCM-DOB : Adaptive Fuzzy Sliding Mode Controller based on Disturbance Observer

ASMC-DOB : Adaptive Sliding Mode Controller based on Disturbance Observer

ANFIS : Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

C_f : Rigidité du pneu avant (N/deg)

CG : Centre de Gravité

C_r : Rigidité du pneu arrière (N/deg)

C_x : Coefficient de traînée aérodynamique

$C_{\varphi f}$: Rigidité du roulis avant (N/deg)

$C_{\varphi r}$: Rigidité du roulis arrière (N/deg)

DARPA : Defense Advanced Research Projects Agency

DOB : Disturbance Observer

E : Empattement du véhicule (longueur de l'essieu) (m)

EES : Entrée à l'Etat Stable

F_{aero} : Force aérodynamique (N)

F_{bank} : Force latérale due à l'angle de dévers de la route (N)

FS : Fuzzy System

F_{xij} : Force longitudinale du pneu (N)

F_{yij} : Force latérale du pneu (N)

g : Constante gravitationnelle

$\sigma_{x_{ij}}$: Glissement longitudinal du pneu

h : Hauteur du centre de gravité

I&I : Immersion et Invariance

I_{xx} : Moment d'inertie de la masse suspendue du véhicule par rapport à l'axe de roulis (kg.m^2)

I_{xz} : Moment d'inertie roulis/lacet (kg.m^2)

j : Indice du pneumatique.

I_z : Moment d'inertie (kg.m^2)

$K_{\phi f}$: Coefficient de frottement roulis avant (N.m/deg)

$K_{\phi r}$: Coefficient de frottement roulis arrière (N.m/ deg)

L_f : Distance essieu avant (m)

LPV : Linéaire à Paramètre Variant

LQ : Linéaire Quadratique

L_r : Distance essieu arrière (m)

m : Masse du véhicule (m)

MPC : Model Predictive Control

NLMPC : Non Linear Model Predictive Control

NMPC: Nonlinear Model Predictive Control

OMS : Organisation Mondiale de la Santé

ρ_a : Masse volumique de l'air

PBC : Passivity-Based Control

PID : Proportionnel Intégrateur Dérivateur

RBF NN: radial basis function neural network

R_{eff} : Rayon effectif du pneumatique (m)

R_{eff}^{ω} : Vitesse longitudinale réelle de l'axe de la roue (m/s)

S : Surface frontale du véhicule (m^2)

SMC: Sliding Mode Controller

SMC-DOB: Sliding Mode Controller based on Disturbance Observer

ST : Super-Twisting

T-S : Modèle Takagi-Sugeno

v_x : Vitesse longitudinale (m/s)

v_y : itesse latérale du véhicule(m/s)

v_{ox} :Vitesse linéaire équivalente du pneumatique (m/s)

y :Position latérale du véhicule (m)

STI : Systèmes de Transport Intelligents

WAYMO: Way Forward In Mobile

CATS: CAML All purpose Traffic Simulator

FIA : Fédération internationale de l'automobile

PI: Proportionnel Intégral

SMCH ∞ : Commande hybride entre le SMC contrôleur et la commande H ∞ .

BSMC : Backstepping SMC Contrôleur

NN : Neural Networks

Introduction générale

I.1 Contexte et motivations

Au cours des dernières années, des travaux importants ont été réalisés dans les véhicules intelligents en matière de mobilité, de sécurité et d'efficacité, qui ont conduit à de nombreux progrès dans les Systèmes de Transport Intelligents (STI). En dépit de ces avancées, les accidents de la route font chaque année 1,25 million de morts dans le monde selon l'Organisation mondiale de la santé en 2018. Plus de 90% des accidents routiers sont dus au facteur humain [1]. Cette réalité est l'une des désirs essentiels pour le déploiement de voitures intelligentes permettant d'envisager et d'équilibrer un problème du pilote, de l'automobile ou même toujours de garantir un accompagnement autonome.

Un véhicule autonome est un véhicule capable de rouler automatiquement sans l'intervention d'un opérateur humain, il doit pouvoir collecter, analyser et réagir aux situations rencontrées. On peut ranger les automobiles autonomes en trois rubriques [2]:

Autonomie de niveau 0 : Dans ce niveau, toutes les fonctions primaires tel que le frein, l'accélérateur, la direction...etc. sont contrôlées par le conducteur qui ne dispose d'aucune autonomie dans ce niveau.

Autonomie de niveau 1 : A ce niveau, le conducteur peut disposer d'ABS (Anti Blockier System), d'anti-patinage,...etc.

Autonomie de niveau 2 : Dans ce niveau le rôle du conducteur est limité à la supervision. Un bon exemple de ce niveau est la fonction « *Park assiste* », qui permet au véhicule de se garer sans l'intervention humaine.

Autonomie de niveau 3 : Dans ce niveau le véhicule dispose d'une autonomie complète et aucune intervention humaine n'est requise, par exemple : « Google car ».

Les véhicules autonomes sont devenus un enjeu économique et écologique de la société. En effet, que ce soit dans le domaine civil, militaire ou agricole. Plusieurs applications peuvent bénéficier des avancées scientifiques et technologiques du domaine de robotique.

Motivé par tous ces avantages, de nombreux projets de recherche ont été consacrés pour le développement des véhicules autonomes, tels que: Projet CATS: Système de transport automatisé par ville en Europe d'une durée de cinq ans (de 2010 à 2014), Roborace: entre 2016 et 2017, le Roborace est une future discipline de la concurrence sur les véhicules autonomes organisée par la FIA (Fédération internationale de l'automobile), le projet Google de conduite autonome en 2009, devenu WAYMO (WayForward In Mobile) en 2016 (voir figure 1).

I.2 La notion d'autonomie

I.2.1 Que disent les dictionnaires ?

A travers des dictionnaires de référence nous pouvons citer les définitions suivantes du terme '**autonome**' :

- [le-dictionnaire¹] : "ayant son indépendance, suivant des règles choisies librement ".

¹<http://www.le-dictionnaire.com/>

- L'encyclopédie Larousse : " Se dit de quelqu'un qui a une certaine indépendance, qui est capable d'agir sans avoir recours à autrui : Individu autonome."
 - Le Grand dictionnaire numérique en ligne [Granddictionnaire²]: "Se dit d'un appareil qui fonctionne sans opérateur. Ex. : un relais automatique, autonome".
- Ces définitions partagent l'idée : d'indépendance et que l'individu ou bien la machine qui est autonome doit être capable d'agir sans l'intervention d'un opérateur.

Nous abordons dans ce qui suit le terme **autonome** dans le domaine des véhicules autonomes.



Figure 1 : Véhicule autonome Google« WAYMO »

I.3 Navigation autonome

Une conduite autonome peut être complétée en trois étapes obligatoires : la perception de l'environnement, la planification de trajectoire et le contrôle [3] (voir figure 2). La première est la perception de l'environnement, la seconde concerne la planification d'une trajectoire de référence qui évite les obstacles et respecte plusieurs autres critères ; comme le confort, la sécurité des passagers et le code de la route, et la troisième consiste à développer des stratégies de contrôle garantissant le suivi de la trajectoire obtenue lors de la phase de planification, cette dernière étape peut être subdivisée en deux sous étapes : le contrôle longitudinal et le contrôle latéral, en ce qui suit, nous détaillons les étapes de réalisation d'une conduite autonomes :

I.3.1 La perception de l'environnement

La perception est une étape importante pour le fonctionnement d'un véhicule autonome. Ce dernier doit être équipé de plusieurs capteurs qui permettent de détecter la chaussée, les voies, les obstacles etc. (figure 3) :

- ✓ **Caméra Vidéo** : située derrière le rétroviseur, permet de détecter les obstacles mobiles.
- ✓ **Lidar**: le lidar scanne l'environnement de la voiture sur un périmètre défini.
- ✓ **Capteur de Position**: il permet de mesurer les déplacements.

² <http://www.granddictionnaire.com/>

- ✓ **Radar et Lasers** : ils permettent de calculer la position des objets environnant.

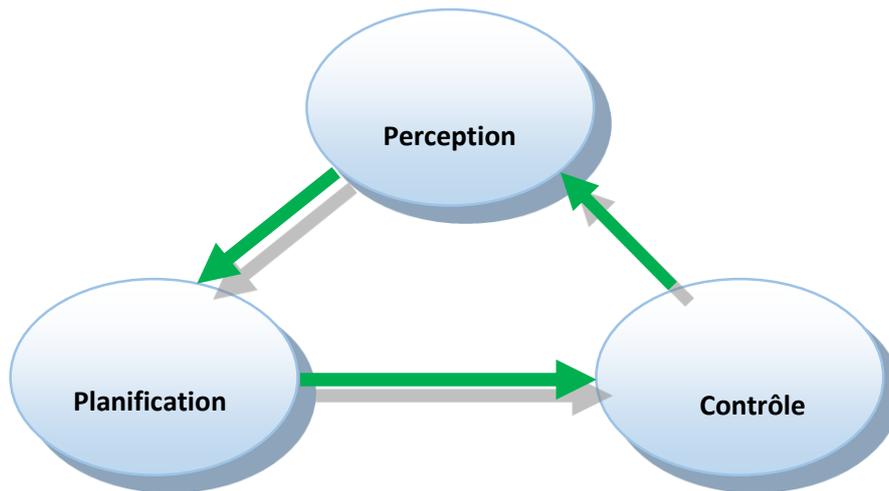


Figure 2 : Navigation autonome.

I.3.2 Planification de trajectoires

La planification des trajectoires se fait généralement en deux étapes : une planification globale et une planification locale :

La planification globale

La planification globale est déterminée à partir des informations d'une cartographie et d'un système qui permet la localisation comme le GPS.

La planification locale

Est faite à partir des données obtenues de l'étape de la planification globale et des informations acquise à partir des capteurs, afin de créer une carte locale de la route. Ensuite, plusieurs trajectoires possibles sont calculées. Enfin, la trajectoire de référence est choisie en se basant sur plusieurs critères, de manière à assurer une navigation sécurisée et d'éviter les obstacles fixes et mobiles.

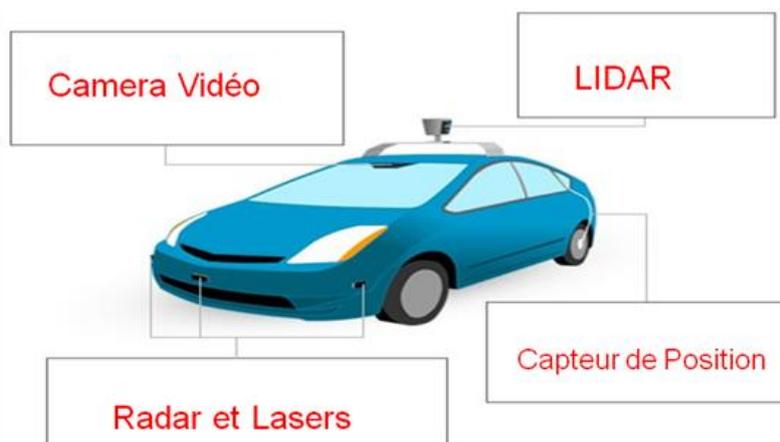


Figure 3 : Les principaux capteurs d'une voiture autonome³.

³ <http://voitureautonome-2014.kazeo.com>

I.3.3 Contrôle du véhicule

Cette étape peut englober deux tâches : le contrôle longitudinal et le contrôle latéral [4]. Dans le contrôle longitudinal, les entrées sont le frein et l'accélérateur et la sortie est l'erreur d'inter distance véhiculaire. Pour le contrôle latéral, l'entrée est l'angle de direction (en agissant sur le volant) et la sortie est l'erreur de positionnement latéral.

I.4 Objectif et Étapes de Recherche

Actuellement, l'un des challenges primordiaux dans le domaine des véhicules est d'assurer une navigation autonome à grande vitesse (supérieures à 25 km/h) en présence des perturbations telles que le vent, les glissements, les incertitudes...etc. Pour résoudre cette problématique, le présent travail a pour double objectifs. Le premier, est la réalisation de l'étape de contrôle par l'élaboration des lois de commande robuste pour un contrôle latéral sous les perturbations citées. Le deuxième objectif est la planification des trajectoires réalisables.

Avec une manière très succincte, nous citons, ci-après, les principales contributions réalisées à travers ce travail :

1. Le développement d'un nouveau contrôleur SMC où on a introduit l'observateur de perturbations, le système flou, et la programmation des gains (gain scheduling).
2. Le développement d'un nouveau contrôleur adaptatif SMC où nous avons basé sur l'Observateur de Perturbations, les réseaux neuronaux, et la loi double atteinte hyperbolique.
3. Le développement d'un nouvel Observateur de Perturbation, ce dernier a démontré de bonnes performances dont il a bien estimé les perturbations inadéquates.
4. l'application de la méthode des champs de potentiels pour la planification de trajectoire de véhicule autonome.
5. Et enfin, la validation de nos contributions est effectuée à l'aide des simulations.

I.5 Plan du manuscrit

Après cette partie introductive, cette thèse s'articule autour des quatre chapitres, le chapitre 1 dresse les différents axes technologiques sur lesquels notre travail va se baser, aussi, un état de l'art des travaux proposés dans la littérature. Dans le reste des chapitres, 2,3 et 4, nous présenterons en détail les différentes contributions de ce travail, à la fin une conclusion générale pour achever notre thèse. Ci-après, les objectifs de ces quatre chapitres :

Chapitre 1 : expose un état de l'art des principaux travaux de développement des stratégies de contrôle et de planification de trajectoire, y compris à la modélisation de la dynamique latérale du véhicule.

Chapitre 2 : présente l'application de plusieurs stratégies de la littérature au contrôle latéral du véhicule autonome, dans le même chapitre nous avons appliqué la méthode des champs potentiels pour la planification de trajectoire de véhicule.

Chapitre 3 : décrit le développement de nos nouveaux contrôleurs et l'utilisation du théorème

de stabilité de « Lyapunov » pour prouver la stabilité globale du système en boucle fermée.

Chapitre 4 : ce chapitre présente les résultats des simulations et les comparaisons entre nos stratégies de contrôles et celles appliquées pour le contrôle latéral.

À la fin, une conclusion générale ainsi qu'un aperçu sur les perspectives de travaux futurs sont exposés.

CHAPITRE I

Dynamique de véhicule et état de l'Art



Chapitre I : Dynamique de véhicule et état de l'Art

I.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous ferons un état de l'art sur la planification de trajectoire et le contrôle des véhicules autonomes ; nous explorerons les différentes stratégies de planification de trajectoire et de contrôle utilisées dans la littérature, ce qui nous permettra, par la suite, de développer de nouvelles stratégies. Le chapitre sera donc organisé comme suit : la deuxième section sera consacrée à la présentation de la dynamique de véhicule et les différents modèles de véhicule. La troisième section présentera un état de l'art sur le contrôle latéral, et la dernière concernera la planification de trajectoires.

I.2 Dynamique du véhicule

I.2.1 Système d'axes et les mouvements du véhicule

Un véhicule est soumis aux forces et aux mouvements externes suivant le système d'axes : la dynamique longitudinale, la dynamique latérale et la dynamique verticale. La nature des forces est due aux perturbations comme le vent, la pluie, l'interaction pneus-chaussée, etc. Dans ce travail, nous nous intéresserons uniquement au comportement latéral du véhicule.

Les rotations autour des trois axes sont, respectivement (voir figure I.1) :

- Le roulis, autour de l'axe longitudinal de véhicule ;
- Le tangage, autour de l'axe latéral de véhicule ;
- Le lacet, autour de l'axe vertical de véhicule.

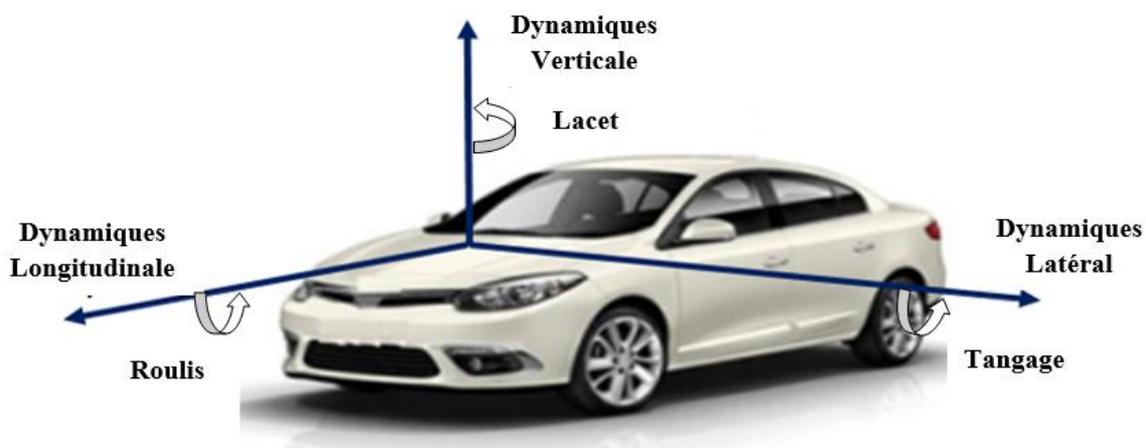


Figure I.1 : Mouvements du véhicule

I.2.2 Modélisation du véhicule

Modéliser un système, c'est entre autres le représenter par un autre, plus facile à appréhender où on peut mettre des équations différentielles qui caractérisent l'évolution des paramètres et variables du système au cours du temps. Nous trouvons dans la littérature plusieurs modèles de véhicule avec des simplifications plus ou moins importantes, faites selon le besoin de l'application à concevoir. Dans ce qui suit, nous présenterons les modèles de véhicule les plus

mentionnés dans la littérature.

I.2.2 .1 Modèles bicyclettes

Le modèle bicyclette développé par Segel en 1956 [5], ce dernier est considéré comme le père de ce modèle, et comme son nom l'indique, le modèle ne comporte que deux roues, l'une placée à l'avant et l'autre à l'arrière, il existe deux modèles bicyclettes, le modèle bicyclette dynamique et le modèle bicyclette cinématique. Ce sont les modèles les plus utilisés pour la génération de trajectoire et l'élaboration des lois de commande pour le contrôle du véhicule [6].

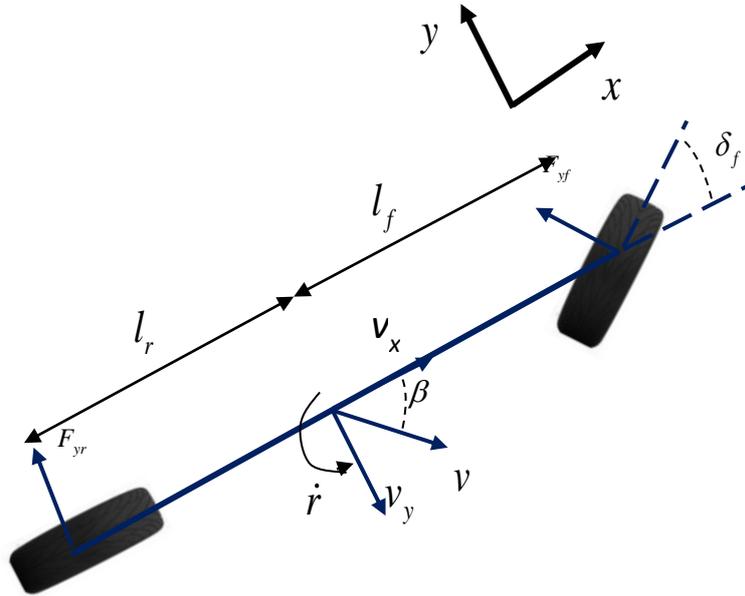


Figure I.2 : Modèle bicyclette dynamique

I.2.2.1.a Modèle bicyclette dynamique

Dans ce modèle, le véhicule a l'angle de glissement β au centre de gravité (C.G) et la vitesse de lacet \dot{r} . c_f et c_r représentent la rigidité des pneus avant et arrière, respectivement. m dénote la masse totale de véhicule. I_z représente le moment d'inertie. Nous utilisons v_y et v_x pour représenter la vitesse latérale et longitudinale du véhicule, respectivement. l_f et l_r sont les distances de l'essieu avant / arrière - C.G, respectivement. δ_f est l'angle de direction, cette dernière est responsable de changer la direction des roues avant. F_{yf} et F_{yr} représentent les forces latérales avant et arrière du pneu, qui sont liées aux angles de dérive α_f et α_r des roues avant et arrière, respectivement, et peuvent être décrites comme suit :

$$F_{yf} = c_f \alpha_f(t), \quad F_{yr} = c_r \alpha_r(t) \quad (\text{I.1})$$

En raison de l'imprécision probable de la masse du véhicule m et de la rigidité des pneus c_f et c_r , nous pouvons définir: $m = m_0 + \Delta m$, $c_f = c_{f_0} + \Delta c_f$, $c_r = c_{r_0} + \Delta c_r$ dont m_0 est la masse

générale et Δm représente les incertitudes de la masse. c_{f_0} et c_{r_0} sont la rigidité générales des pneus et $\Delta c_f, \Delta c_r$ représentent les termes incertains non linéaires supplémentaires.

Les angles de dérives peuvent être donnés par [6] :

$$\begin{cases} \alpha_f(t) = \delta_f(t) - \frac{l_f r(t)}{v_x} - \beta(t) \\ \alpha_r(t) = \frac{l_r r(t)}{v_x} - \beta(t) \end{cases} \quad (I.2)$$

Les équations dynamiques du modèle de véhicule dans le plan de lacet peuvent être décrites comme suit [6] :

$$\begin{cases} \dot{\beta} = -\frac{\mu(C_f + C_r)}{mV_x} \beta - \left(1 + \frac{\mu(L_f C_f - L_r C_r)}{mV_x^2}\right) \dot{r} + \frac{\mu C_f}{mV_x} \delta_f \\ \ddot{r} = -\frac{\mu(L_f C_f - L_r C_r)}{I_z} \beta - \frac{\mu(L_f^2 C_f + L_r^2 C_r)}{I_z V_x} \dot{r} + \frac{\mu L_f C_f}{I_z} \delta_f \end{cases} \quad (I.3)$$

L'erreur latérale est donnée par [7]:

$$\dot{x}_2 = -\frac{\mu(C_f + C_r)}{m} \beta - \frac{\mu(l_f C_f + l_r C_r)}{mv_x} \dot{r} + \frac{\mu C_f}{m} \delta_f - V_x^2 rho \quad (I.4)$$

\dot{x}_2 peut être exprimé comme

$$\dot{x}_2 = a + b_1 \delta_f + b_2 rho \quad (I.5)$$

Où

$$\begin{cases} a = -\frac{\mu(C_f + C_r)}{m} \beta - \frac{\mu(L_f C_f - L_r C_r)}{mV_x} \dot{r} \\ b_1 = \frac{\mu C_f}{m} \\ b_2 = -v_x^2 \end{cases} \quad (I.6)$$

Ajoutant la perturbation inadéquate d , on obtient :

$$\dot{x}_1 = x_2 + d \quad (\text{I.7})$$

Où x_1 est l'erreur latérale.

En ajoutant l'erreur latérale (I.7) et sa dérivée (I.5) au système (I.3), on obtient :

$$\begin{cases} \dot{\beta} = -\frac{\mu(C_f + C_r)}{mV_x} \beta - \left(1 + \frac{\mu(L_f C_f - L_r C_r)}{mV_x^2}\right) \dot{r} + \frac{\mu C_f}{mV_x} \delta_f \\ \ddot{r} = -\frac{\mu(L_f C_f - L_r C_r)}{I_z} \beta - \frac{\mu(L_f^2 C_f + L_r^2 C_r)}{I_z V_x} \dot{r} + \frac{\mu L_f C_f}{I_z} \delta_f \\ \dot{x}_2 = -\frac{\mu(C_f + C_r)}{m} \beta - \frac{\mu(l_f C_f - l_r C_r)}{mV_x} \dot{r} + \frac{\mu C_f}{m} \delta_f - V_x^2 rho \\ \dot{x}_1 = x_2 + d \end{cases} \quad (\text{I.8})$$

L'erreur latérale et sa dérivée peuvent s'écrire comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x) + g_1 u + g_2 rho + g_3 d, \\ y = x_1 \end{cases} \quad (\text{I.9})$$

Où $x = [x_1, x_2]^T$, $f(x) = [x_2, a]^T$, $g_1 = [0, b_1]^T$, $g_2 = [0, b_2]^T$, $g_3 = [1, 0]^T$, $u = \delta_f$.

Tableau I.1 : paramètres du modèle bicyclette dynamique.

Symbole	Désignation
β	l'angle de glissement
\dot{r}	La vitesse de lacet
δ_f	l'angle de braquage du pneu avant
V_x	la vitesse longitudinale
M	la masse du véhicule
I_z	le moment d'inertie
l_f	la distance d'essieu avant -CG
l_r	la distance d'essieu arrière-CG
C_f	la rigidité du pneu avant
C_r	la rigidité du pneu arrière

I.2.2.1.b Modèle bicyclette cinématique

Ce modèle est généralement utilisé pour représenter la dynamique du véhicule sans tenir compte des forces qui influent sur le mouvement ainsi que l'angle de dérive peut être négligé. On obtient alors un modèle purement géométrique [4] (Figure I.3).

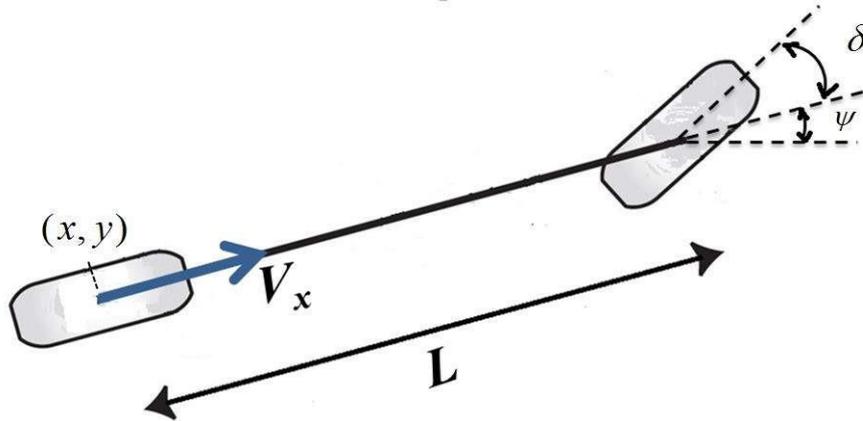


Figure I.3: Modèle bicyclette cinématique[4].

Il est représenté par les équations [6] :

$$\begin{aligned} \dot{r} &= \frac{v_x}{L} \tan(\delta) \\ \dot{x} &= v_x \cos(\psi) \\ \dot{y} &= v_x \sin(\psi) \end{aligned} \tag{I.10}$$

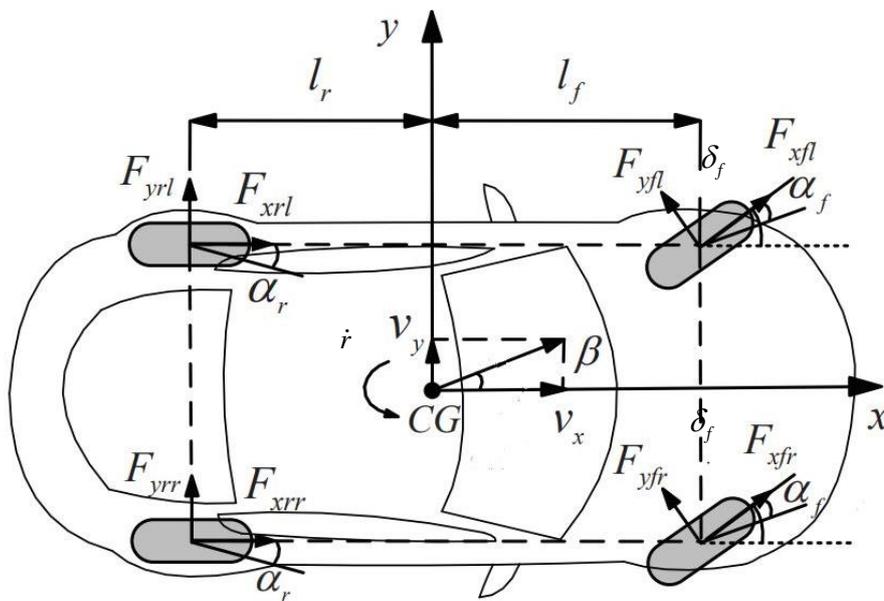


Figure I.4 : Modèle à 4 roues [8].

Tableau I.2 : Paramètres du Modèle à 4 roues [4].

Symbole	Désignation
V_x, V_y	vitesse longitudinale et latérale
F_{xij}, F_{yij}	les forces longitudinales et latérales des pneus
I_{xx}	le moment d'inertie par rapport à l'axe de roulis
I_{xz}	le moment d'inertie roulis/lacet
E	longueur de l'essieu
G	la constante gravitationnelle
H	la hauteur du centre de gravité
m_s	la masse suspendue
ϕ_v	l'angle de roulis
$K_{\phi f}, K_{\phi r}$	les coefficients de frottement roulis avant et arrière
$C_{\phi f}, C_{\phi r}$	la rigidité du roulis avant et arrière
ϕ_r	l'angle de dévers de la route
C_x	le coefficient de traînée aérodynamique
S	la surface frontale du véhicule
ρ_a	la masse volumique de l'air
α_{ij}	L'angle de dérive

I.2.2.2 Modèle à 4-roue

Ce modèle est moins utilisé par rapport aux modèles bicyclettes dans l'implémentation des contrôleurs à cause de sa complexité, par contre il est largement utilisé pour la validation des algorithmes embarqués.

Les équations des différentes dynamiques sont données par [4] :

$$\left\{ \begin{array}{l}
 \dot{V}_x = \dot{r}V_y + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 F_{xij} - F_{aero} + m_s h \dot{r} \phi_v \\
 \dot{V}_y = -\dot{r}V_x + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 F_{yij} - F_{bank} + m_s h \dot{r} \phi_v \\
 \ddot{r} = \frac{1}{I_z} \left(\sum_{i=1}^4 M_{zi} + I_{xz} \ddot{\phi}_v \right) \\
 \ddot{\phi}_v = \frac{1}{I_{xx}} \left(\sum_{i=1}^4 M_{xi} - m_s h (y + \dot{r}V_x) + I_{xz} \ddot{r} \right) \\
 a_x = \dot{V}_x - V_y \dot{r} \\
 a_y = \dot{V}_y - V_x \dot{r}
 \end{array} \right. \quad (I.11)$$

Où,

$$\left\{ \begin{array}{l}
 \sum_{i=1, j=1}^2 F_{xij} = -(F_{y11} + F_{y12}) \sin \delta + (F_{x11} + F_{x12}) \cos \delta + F_{x21} + F_{x22}, \\
 \sum_{i=1, j=1}^2 F_{yij} = -(F_{y11} + F_{y12}) \cos \delta + (F_{x11} + F_{x12}) \sin \delta + F_{y21} + F_{y22}, \\
 \sum_{i=1}^4 M_{zi} = L_f \left((F_{y11} + F_{y12}) \cos \delta + (F_{x11} + F_{x12}) \sin \delta \right) - L_r (F_{y21} + F_{y22}) \\
 + \frac{E}{2} \left((F_{y11} + F_{y12}) \sin \delta + (F_{x11} + F_{x12}) \cos \delta + F_{x22} - F_{x21} \right) \\
 \sum_{i=1}^4 M_{xi} = [m_s g h - (K_{\phi_f} + K_{\phi_r})] \phi_v - (C_{\phi_f} + C_{\phi_r}) \dot{\phi}_v \\
 F_{aero} = \frac{1}{2} \rho_a S C_x V_x^2 \\
 F_{bank\phi} = mg \sin(\phi_r)
 \end{array} \right. \quad (I.12)$$

I.3 Contrôle latéral de véhicule

Le contrôle latéral est l'un des problèmes les plus rudimentaires pour le mouvement des véhicules autonome. Il a pour objectif de guider les véhicules au long de la trajectoire de référence et de faire converger le décalage latéral vers zéro en tenant compte de la sécurité et de la stabilité du véhicule. Dans la littérature, de nombreuses approches différentes ont été proposées pour le contrôle latéral, telles que la technique à base de Lyapunov avec le contrôleur LQR-LMI, développée dans [9] pour le guidage de véhicule autonome. Dans [10], les idées de backstepping et de feed-forward sont exploitées dans le contrôle de la dynamique latérale du véhicule. (Han et al, 2017) [11] ont conçu un contrôleur latéral permettant de suivre la trajectoire de référence à l'aide des réseaux de neurones et le contrôleur PID.

Le modèle de contrôle prédictif (MPC) est largement utilisé dans la littérature [12-16]. De plus, les auteurs dans [17] ont proposé un système de contrôle hiérarchique comprenant le NMPC (modèle non linéaire prédictif) et le contrôleur PID. Le NMPC est appliqué dans la couche supérieure pour résoudre le problème des entrées multiples, sorties multiples, cependant le PID est utilisé dans la couche inférieure pour le contrôle de glissement des roues. Généralement, les contrôleurs MPC fournissent des résultats acceptables, mais le temps de calcul reste leur principal inconvénient.

De plus, d'autres travaux ont contribué de manière significative dans ce domaine. Dans [18], la loi de contrôle proportionnelle-intégrale (PI) modifiée est proposée pour le contrôle de la dynamique latérale du véhicule. L'approche Udwadia-Kalaba est adoptée pour le contrôle de suivi de trajectoire d'un véhicule autonome en [19]. Les réseaux de neurones et le Backstepping sont appliqués dans [20]. Une stratégie de contrôle du mouvement latéral basée sur le contrôle de sortie H_∞ a été développée dans [21-22].

Le contrôleur SMC (Sliding Mode Controller) est un autre contrôleur largement utilisé dans la commande de mouvement de véhicules autonomes. La stratégie de contrôle SMC basé sur un système flou de type Takagi-Sugeno (T-S) est appliquée dans [23]. Dans [24], le contrôleur SMCH ∞ est proposé. Pour la stratégie de contrôle SMC intégré, il est généralement appliqué

pour le suivi de chemin de référence [8][25].

Dans ce qui suit, nous ferons une étude comparative entre quelques travaux en ce qui concerne les stratégies de commande latéral des véhicules.

Le contrôleur PID et H_∞ [26] : Dans ce travail ils ont proposé une stratégie de commande pour le contrôle longitudinal et latéral de véhicule. Le contrôle longitudinal a été réalisé par le contrôleur PID, cependant le contrôle latéral a été effectué par la synthèse des contrôleurs PID et H_∞ . Les résultats obtenus montrent que la stratégie développée peut donner des résultats acceptables.

La commande Neuro-Floues [27] : Dans [27] ont utilisé le modèle ANFIS (Adaptive Network based Fuzzy Inference System) pour le développement de la loi de commande. ANFIS est un système d'inférence adaptatif neuro-flou combine les avantages de la logique floue et les réseaux de neurones. La commande ANFIS dans ce travail a donné des résultats acceptables et se révèle robuste vis-à-vis des variations de la vitesse. Il est noté que la dynamique de véhicule n'est pas prise en compte où le véhicule est considéré comme un point qui se déplace dans une trajectoire prédéfinie.

La commande Backstepping [28] : Dans [28] ont abordé la méthode backstepping comme un outil pour la commande d'un véhicule léger sur un itinéraire connu et sécurisé à basse vitesse. Le principe de backstepping est d'établir de manière récursive la loi de commande avec la considération de quelques variables d'état comme étant des commandes virtuelles, les modèles de véhicule utilisé dans ce travail sont deux : le modèle bicyclette dynamique et le modèle d'un seul roue. Les résultats obtenus montrent que la commande Backstepping peut assurer un suivi efficace de la trajectoire de désirée.

La commande mode glissant du deuxième ordre (Algorithme du super-twisting) [1] : Dans ce travail, la commande par mode glissant (SMC) du deuxième ordre est appliquée pour le contrôle latéral, L'entrée de commande est l'angle de braquage et la sortie est l'erreur latérale. La particularité de cette stratégie est qu'elle permet de d'augmenter la robustesse et de réduire le "broutement", l'inconvénient majeur du mode glissant du premier ordre. Le modèle de véhicule utilisé dans ce travail est le modèle bicyclette dynamique. Les résultats obtenus montrent que la commande par mode glissant du deuxième ordre peut fournir un suivi robuste de la trajectoire de référence.

La commande par le principe d'Immersion et Invariance [4] : L'objectif du travail [4] est de minimiser l'erreur latérale, ils ont développé un contrôleur robuste par l'utilisation du principe d'Immersion et Invariance (I & I) où ils ont basé sur le modèle bicyclette dynamique. Le contrôleur développé dans ce travail à assurer la stabilité et a démontré de bonnes performances par rapport aux variations/incertitudes paramétriques.

Le contrôleur proportionnel (PI) [18] : Dans [18], une loi de commande PI modifiée a été proposée. Ils ont utilisé un modèle à deux degrés de liberté (modèle bicyclette dynamique) comme model de véhicule. Les résultats obtenus dans ce travail montrent que le contrôleur proposé peut améliorer la stabilité latérale de véhicule.

Les approches d'Udwadia et Kalaba : Dans [19], la vitesse latérale et le taux de lacet ont été contrôlés simultanément, pour cela une méthodologie de commande robuste basée sur les approches d'Udwadia et Kalaba a été utilisée. Le modèle de véhicule utilisé dans ce travail est le modèle bicyclette dynamique. Les résultats obtenus montrent que le suivi de la trajectoire est parfait et que la nouvelle approche pour la commande de la vitesse latérale et le taux de lacet du véhicule répond aux exigences.

Le Backstepping contrôleur et les réseaux de neurones artificiel : Dans [20], une stratégie de commande latéral d'un véhicule autonome à l'aide du Backstepping et des réseaux de neurones artificiel est développé, ces derniers sont conçus pour compenser les incertitudes de la rigidité du pneu. Ils ont basé sur trois modèles principales de véhicule pour la conception du contrôleur : Le modèle de chemin de référence, le modèle bicyclette dynamique et le modèle bicyclette cinématique. Les résultats obtenus montrent que la stratégie développée dans ce travail offre une capacité de suivi de trajectoire suffisante.

Le SMC et le Modèle Takagi-Sugeno (T-S) : Dans [23], le contrôleur SMC et le Modèle Takagi-Sugeno (T-S) sont conçu pour assurer le suivi de trajectoire et le contrôle latéral du véhicule, pour cela, un modèle de dynamique latérale à 2 degrés de liberté (modèle bicyclette) est utilisé pour la conception du contrôleur. Les résultats obtenus montrent que la stratégie proposée dans ce travail est capable d'améliorer la stabilité de véhicule.

Néanmoins, les contrôleurs précédemment proposés pour le contrôle latéral du véhicule étaient difficiles à gérer, car ils ne tenaient pas en compte toutes les perturbations en même temps. En revanche, il ressort clairement de cette analyse que le modèle bicyclette dynamique est appropriée pour le développement des stratégies de commande, cependant pour les lois de commande, il est clairement vu que le SMC peut donner de bonnes résultats par rapport aux autres stratégies mais il ne peut pas gérer toutes les perturbations.

Le tableau I.3 synthétise les aspects principaux des travaux étudiés. **Model de véhicule** :est le model utilisé pour l'implémentions de la stratégie du contrôle latéral, **Contrôleur** : est la stratégie de commande et les outilles utilisé pour le contrôle, **incc** : signifie les incertitudes des paramètres de véhicule, **Var Cf , Cr et m** : la variation de la rigidité de pneus avant et arrière, et la masse de véhicule. **Var V_x** : est la variation de la vitesse, **Perturbation inadéquates** : est la perturbation externe telle que l'effet de vent sur le véhicule et le (**x**) signifie que le travail considéré pris en compte le type de perturbation coché.

Tableau I.3 : Comparaison entre les travaux de l'Etat de l'Art du contrôle latérale

Travaux	Model de Véhicule	Contrôleur	Perturbations			
			incc	Var Cf, Cr et m	Var Vx	Perturbation inadéquates
(Hima et al.,2011) [26]	-Bicyclette dynamique	PID et H_{∞}	X		X	
(Nehaoua et Nouvelière,2012) [28]	-Bicyclette dynamique -model d'une seule roue	Backstepping	X		X	
(Selma et Chouraqui, 2013) [27]	- Définie comme un point	Neuro-Floues			X	
(Gissing,2002) [1]	-Bicyclette dynamique	Mode glissant du second ordre	X	X	X	
(Tagne et al., 2013) [4]	-Bicyclette dynamique	Immersion et Invariance	X	X	X	
(Zhang et Wang, 2016) [18]	-Bicyclette dynamique	PI contrôleur proportionnelle	X	X	X	
(Sun et al., 2018) [19]	-Bicyclette dynamique	Udwadia et Kalaba	X			
(Ma et al.,2018) [23]	-Bicyclette dynamique	SMC et le Modèle Takagi-Sugeno (T-S)	X	X		

I.4 Planification de la trajectoire

La planification de la trajectoire consiste à déterminer une trajectoire de référence, qui respecte le code de la route, le confort des passagers, la sécurité, et tous en évitons les obstacles. La planification des trajectoires se fait généralement en deux étapes : une planification globale et une planification locale.

I.4.1 la planification globale

La planification globale permet de calculer un itinéraire à long terme à l'aide du système de localisation et d'une carte numérique.

I.4.2 la planification locale

La planification locale permet de calculer un itinéraire très précis dit trajectoire de référence, ce dernier est calculé en temps réel à partir des informations de la planification

globale et selon les évènements rencontrés où le meilleur chemin est choisis en garantissant l'évitement des obstacles fixes et mobiles avec un faible risque et peu de temps (figure I.5). Dans ce qui suit, nous présenterons quelques méthodes de planification de trajectoire locale :

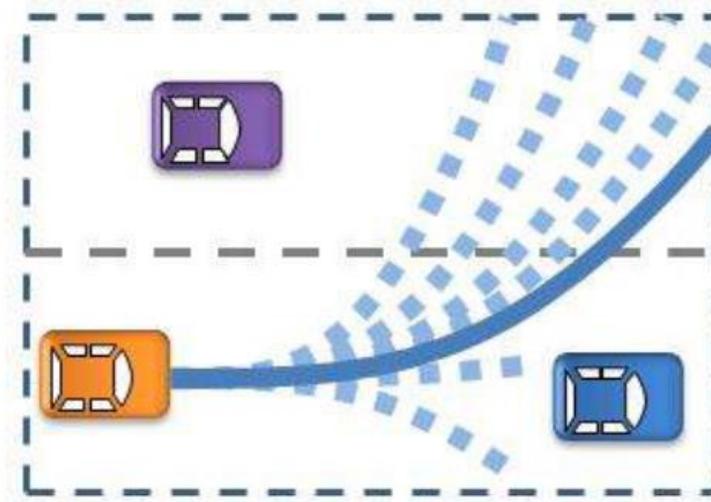


Figure I.5: la planification locale des trajectoires[4].

1.4.2.1.a Méthode basée sur la connectivité de l'espace navigable

Dans cette méthode une séquence de courbes de connexion entre le point initial et final est choisie [29]. Le principe de cette méthode est illustré dans la figure I.6.

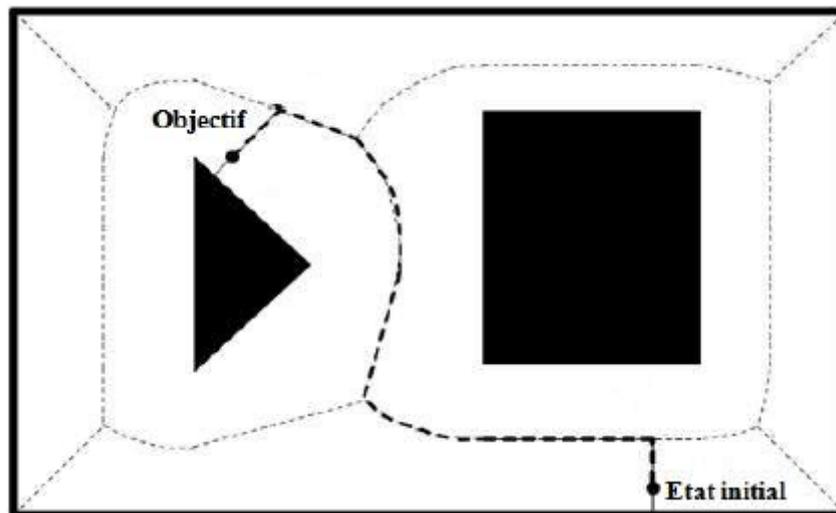


Figure I.6 : Principe des méthodes basées sur la connectivité de l'espace navigable : Diagrammes de Voronoï [29].

1.4.2.1.b Méthode des tentacules

Dans cette méthode le meilleur tentacule est choisi à chaque pas de calcul en utilisant certains critères définis au préalable et il sera exécuté par la suite, il est noté que les tentacules sont des antennes virtuelles liée au véhicule. Le principe de la méthode des tentacules est illustré à la figure I.7.

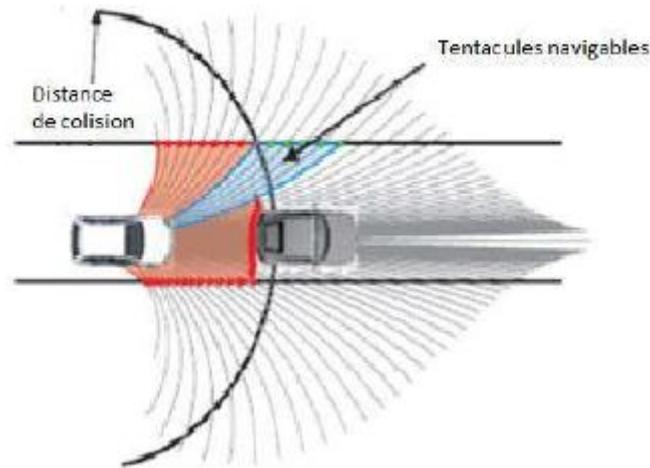


Figure I.7 : Principe de la méthode des tentacules [30]

1.4.2.1.c Méthode des champs de potentiels :

Cette méthode a été inventée par Khatib en 1986. La méthode des champs de potentiels est une approche réactive. Elle consiste à définir une fonction de potentiel qui permet d'éviter les obstacles, son principe est d'affecter un faible potentiel aux champs attractifs par contre les champs répulsifs sont affecté par un grand potentiel afin de définir un chemin de référence qui permet d'éviter les obstacles et de garantir le déplacement vers la destination en toute sécurité.

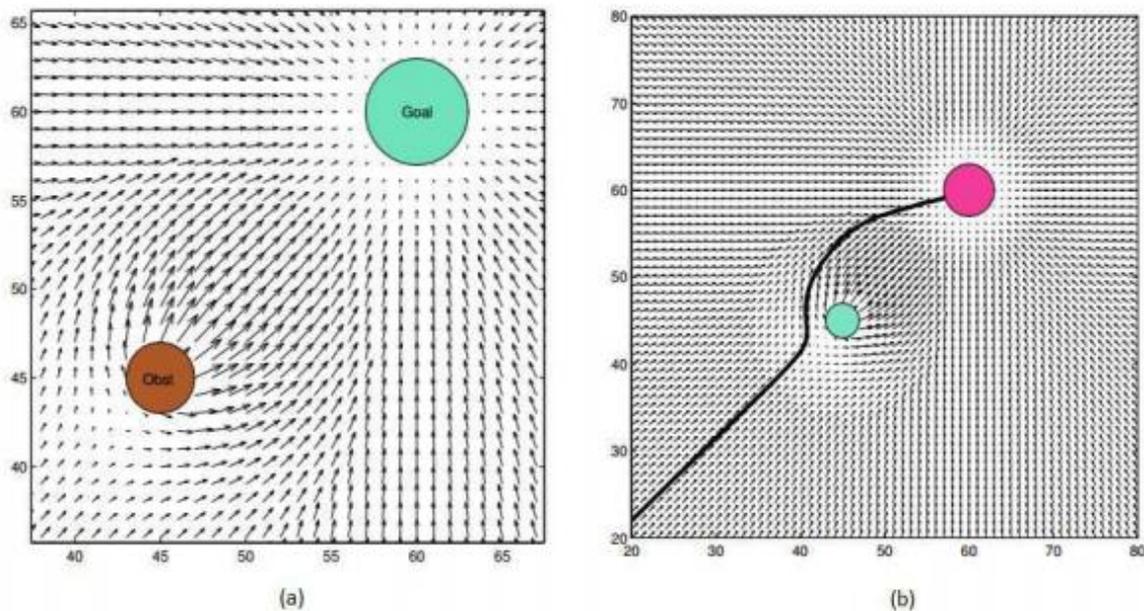


Figure I.8 : Principe de la méthode des champs potentiels [31] : (a) : génération de trajectoire, (b) : sélection de trajectoire

1.4.2.1.d Méthode de navigation courbure-vélocité

La planification de trajectoire dans cette méthode est définie comme un problème d'optimisation sous un espace dite «espace de vitesse» .La méthode de navigation courbure-vélocité permet d'analyser et d'évaluer les trajectoires possibles dans cette espace (Figure.I.9)

puis la sélection du mouvement qui permet de se rapprocher au but et d'éviter les obstacles.

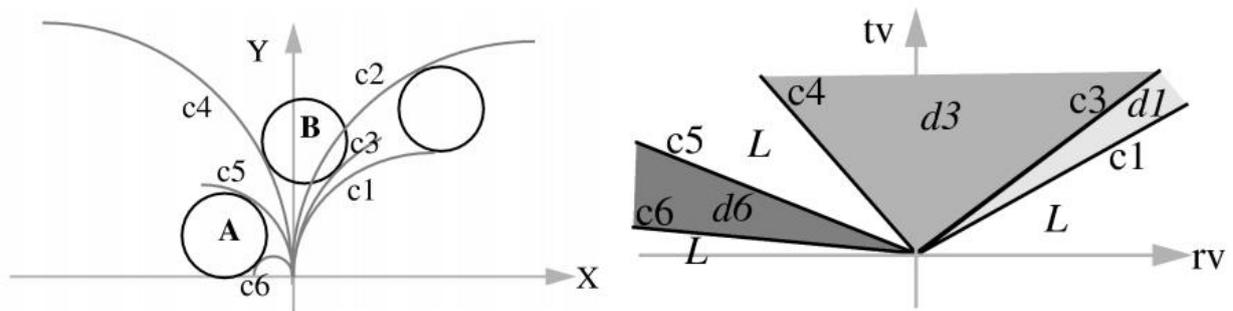


Figure I.9: Méthode de navigation courbure-vélocité [32]: (a) Trajectoires possible représentées dans l'espace, (b) Contrôles correspondant aux trajectoires candidates.

I.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les modèles de véhicule les plus utilisés dans la littérature ainsi qu'un état de l'art sur les stratégies de contrôle et de la planification de trajectoire de véhicule autonome.

Dans le chapitre suivant, nous allons détailler le contrôle latéral et la planification de trajectoire locale sur lesquels nous allons baser pour donner notre solution pour satisfaire les objectifs de ce travail.

CHAPITRE II

Contrôle et planification de trajectoire



Chapitre II : Contrôle et planification de trajectoire

II.1 Introduction

Une navigation autonome peut être dévisée en trois étapes principales : la perception de l'environnement, la planification de trajectoire, et le contrôle de véhicule. Dans notre travail, nous nous sommes intéressés à la planification de trajectoire et au contrôle, plus particulièrement au contrôle latéral du véhicule autonome.

Dans ce chapitre, nous allons appliquer plusieurs stratégies de la littérature du contrôle latéral des véhicules autonomes. En ce qui concerne la planification de trajectoire, nous appliquerons la méthode des champs potentiels.

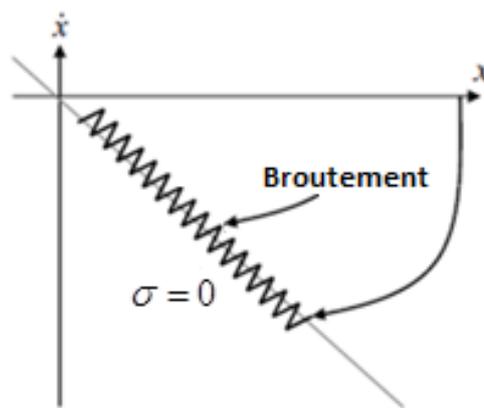


Figure II.1 : Le principe du SMC et le phénomène de broutement.

II.2 SMC Contrôleur

Le contrôleur SMC (Sliding Mode Controller) est reconnu comme l'une des stratégies les plus prometteuses pour un contrôle robuste des véhicules autonomes. Cependant, ce contrôleur présente certains inconvénients, comme le broutement (voir figure II.1) et sa sensibilité aux variations rapides des paramètres. La conception du contrôleur SMC nécessite le passage par trois étapes principales [33] :

- *Première étape : Choix de la surface.*

Dans la littérature, plusieurs travaux proposent la forme suivante de la surface de glissement [4],[7],[34]:

$$\sigma = \left(\frac{d}{dt} + \lambda \right)^{r-1} e \quad (\text{II.1})$$

Avec : e est l'écart de la variable à réguler et λ est une constante positive.

- *Deuxième étape : L'établissement des conditions d'existence de la convergence.*

Les conditions d'existence et de convergence sont les critères qui permettent au système de converger vers la surface de glissement. Dans notre travail, nous utilisons l'approche de « Lyapunov » pour assurer la convergence. Il est à noter que cette approche peut être utilisée pour étudier la robustesse et la stabilité des systèmes. Dans cette approche on doit choisir une fonction scalaire positive dite "Lyapunov" : $V = \frac{1}{2}\sigma^2$ pour le système et de déterminer une stratégie de contrôle qui fera décroître cette fonction ($\dot{V} < 0$).

➤ **Troisième étape:** La détermination de la stratégie de commande.

La loi de commande SMC comprend généralement la commande équivalente et la commande de robuste, où :

$$u_{SMC} = u_{equivalente} + u_{robuste} \quad (II.2)$$

La commande équivalente maintient l'état du système sur la surface de glissement en ramenant l'état du système vers la surface définit, tandis que, la commande robuste force le système à glisser sur la surface de glissement (voir figure II.1). La commande équivalente peut être déduite, en mettant la dérivée de la surface de glissement égale à zéro. La forme la plus simple qui peut prendre la commande robuste est :

$$u_{rob} = -Ksign(\sigma) \quad (II.3)$$

Le graphe de la fonction « sign » est illustré dans la figure II.2.

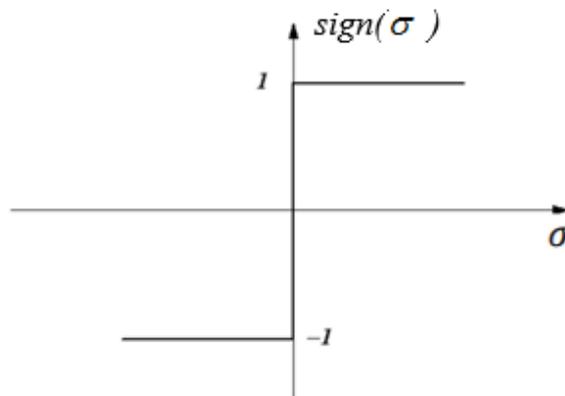


Figure II.2 : Fonction $sign(\sigma)$

Plusieurs méthodes ont été utilisées dans la littérature pour réduire le problème de broutement et d'augmenter la robustesse du contrôleur SMC, parmi ces méthodes, nous pouvons citer :

1. L'utilisation de l'algorithme de Super-Twisting.
2. La combinaison du SMC avec le Backstepping,

3. Le remplacement de la fonction « sign » par la fonction « sat » (voir figure II.3), cette dernière est une fonction lisse [35], et peut être définie par :

$$\begin{cases} sat(\sigma) = 1 & \text{si } \sigma > \mu \\ sat(\sigma) = -1 & \text{si } \sigma < -\mu \\ sat(\sigma) = \frac{\sigma}{\mu} & \text{si } |\sigma| < \mu \end{cases} \quad (\text{II.4})$$

Où μ est un paramètre positif.

4. La combinaison du SMC avec l'observateur de perturbation.

Dans ce qui suit, nous appliquons les quatre contrôleurs : Super-Twisting , SMC Backstepping, SMC-DOB et le conventionnel SMC au véhicule autonome.

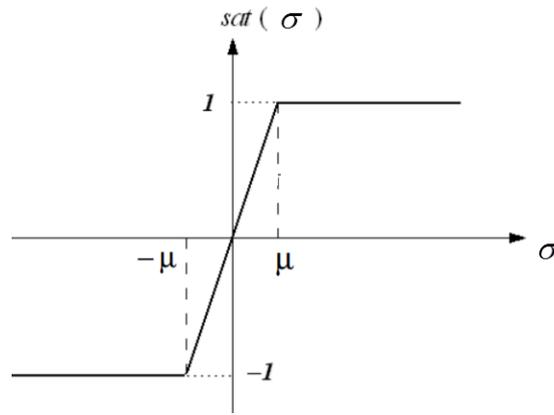


Figure II.3 : Fonction de saturation

II.2.1 Application des stratégies de contrôle au véhicule autonome

Nous avons utilisé le model bicyclette dynamique (II.5) pour l'implémentation de différents contrôleurs :

$$\begin{cases} \dot{\beta} = -\frac{\mu(C_f + C_r)}{mV_x} \beta - \left(1 + \frac{\mu(L_f C_f - L_r C_r)}{mV_x^2}\right) \dot{r} + \frac{\mu C_f}{mV_x} \delta_f \\ \ddot{r} = -\frac{\mu(L_f C_f - L_r C_r)}{I_z} \beta - \frac{\mu(L_f^2 C_f + L_r^2 C_r)}{I_z V_x} \dot{r} + \frac{\mu L_f C_f}{I_z} \delta_f \\ \dot{x}_2 = -\frac{\mu(C_f + C_r)}{m} \beta - \frac{\mu(l_f C_f - l_r C_r)}{m v_x} \dot{r} + \frac{\mu C_f}{m} \delta_f - V_x^2 rho \\ \dot{x}_1 = x_2 + d \end{cases} \quad (\text{II.5})$$

L'erreur latérale et sa dérivée peuvent s'écrire comme suit:

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x) + g_1 u + g_2 rho + g_3 d, \\ y = x_1 \end{cases} \quad (\text{II.6})$$

Où $x = [x_1, x_2]^T$, $f(x) = [x_2, a]^T$, $g_1 = [0, b_1]^T$, $g_2 = [0, b_2]^T$, $g_3 = [1, 0]^T$, $u = \delta_f$.

Avec $a = -\frac{\mu(C_f + C_r)}{m} \beta - \frac{\mu(L_f C_f - L_r C_r)}{m V_x} \dot{r}$, $b_1 = \frac{\mu C_f}{m}$ et $b_2 = -v_x^2$.

Plus de détails sur le model bicyclette se trouvent dans le chapitre I.

II.2.1.1 Conventiennel SMC et le SMC basé sur l'observateur de perturbations

Nous avons appliqué le SMC basé sur l'observateur de perturbations (SMC-DOB) au contrôle latéral de véhicule autonome.

Dans [36], ont utilisé l'Observateur de Perturbations (II.7) pour estimer les perturbations inadéquates :

$$\begin{cases} \dot{p} = -lg_2 p - l[g_2 l x + f(x) + g_1(x)u], \\ \hat{d} = p + l x \end{cases} \quad (\text{II.7})$$

Où p est l'état interne, l est le gain de l'observateur, et \hat{d} est l'estimation de la perturbation inadéquate.

Choisir la surface de glissement σ par :

$$\sigma = x_2 + c x_1 + \hat{d} \quad (\text{II.8})$$

Où c est un constant positif

L'application du SMC-DOB au véhicule autonome est définie comme suit [36] :

$$\begin{aligned} \delta_f &= -b_1^{-1}(x) \left(a(x) + b_2 rho + c(x_2 + \hat{d}) + k \text{sign}(\sigma) \right) \\ &= \frac{\mu(C_f + C_r)}{C_f} \beta + \frac{(L_f C_f - L_r C_r)}{C_f V_x} \dot{r} + \frac{m V_x^2 rho}{\mu C_f} - \frac{m c(x_2 + \hat{d})}{\mu C_f} - \frac{m k \text{sign}(\sigma)}{\mu C_f} \end{aligned} \quad (\text{II.9})$$

L'application du conventiennel SMC au véhicule autonome est définie comme suit :

Choisir la surface de glissement σ par :

$$\sigma = x_2 + cx_1 \quad (\text{II.10})$$

Où c est un constant positif.

Le conventionnel SMC peut être définie comme suit :

$$\begin{aligned} \delta_f &= -b_1^{-1}(x)(a(x) + b_2 rho + cx_2 + ksign(\sigma)) \\ &= \frac{\mu(C_f + C_r)}{C_f} \beta + \frac{(L_f C_f - L_r C_r)}{C_f V_x} \dot{r} + \frac{mV_x^2 rho}{\mu C_f} - \frac{mcx_2}{\mu C_f} - \frac{mK \operatorname{sgn}(\sigma)}{\mu C_f} \end{aligned} \quad (\text{II.11})$$

II.2.1.2 SMC basé sur l'algorithme de Super-Twisting (ST)

Le SMC Super-Twisting est un contrôleur en mode glissant de deuxième ordre. Le Super-Twisting (ST) est l'un des algorithmes efficaces contre les incertitudes où il possède de grandes capacités d'élimination de broutement « chattering », ce qui rend le contrôleur robuste, continu et lisse. Cet algorithme est largement utilisé dans les systèmes industriels complexes et dans des travaux récents tels que [37],[38],[39],[40]. Dans ce qui suit, nous avons présenté l'algorithme de Super-Twisting et nous avons montré son application via le contrôleur développé dans [7], dans lequel ils l'ont appliqué au contrôle latéral d'un véhicule autonome.

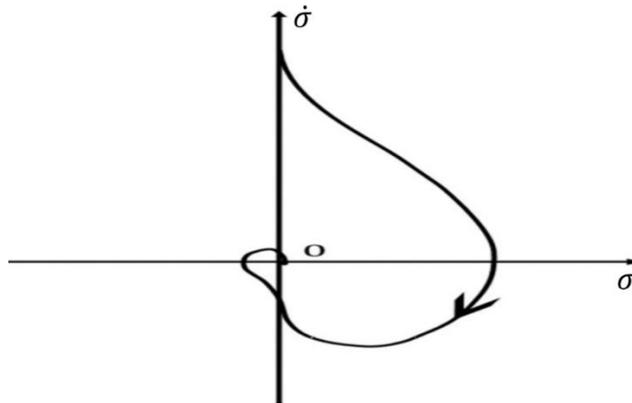


Figure II.4 : Super-Twisting : convergence de la trajectoire du système

L'algorithme Super-Twisting est défini comme suit :

$$\begin{cases} u_1 = -\alpha_1 |\sigma|^{\frac{1}{2}} \operatorname{sign}(\sigma) \\ \dot{u}_2 = -\alpha_2 \operatorname{sign}(\sigma) \end{cases} \quad (\text{II.12})$$

Et la commande de commutation utilisant l'algorithme ST est égale à la somme de u_1 et u_2 :

$$u_{ST} = u_1 + u_2 \quad (\text{II.13})$$

Choisir la surface de glissement σ comme :

$$\sigma = x_2 + cx_1 \quad (\text{II.14})$$

Où c est un constant positif

L'application du SMC Super-Twisting au contrôle latéral est définie comme suit [7]:

$$\delta_f = -b_1^{-1}(x) \left(a(x) + b_2 rho + cx_2 + \alpha |\sigma|^{\frac{1}{2}} \text{sign}(\sigma) + \alpha \int \text{sign}(\sigma) \right) \quad (\text{II.15})$$

Les lecteurs peuvent également consulter [7] pour plus de détails sur l'algorithme de ST et son application.

II.2.1.3 Backstepping SMC Contrôleur: BSMC

Le Backstepping est une technique développée en 1992 par Petar V. Kokotovic [41]. Le principe cette technique est de deviser le processus de développement de la loi de commande en plusieurs étapes, et à chaque étape, on génère une commande virtuelle, pour assurer la convergence du système vers l'état d'équilibre.

Les deux contrôleurs : Backstepping et SMC exploitent la notion de fonction de Lyapunov. Dans cette sous-section, nous utiliserons ce point commun pour développer un contrôleur hybride entre ces deux techniques connues sous le nom : Backstepping SMC contrôleur, ce dernier est largement utilisé dans les travaux récents, que ce soit dans le domaine des véhicules ou bien dans autres domaines [42],[43].

Considérons le système suivant avec des incertitudes, présenté par :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = a(x) + b(x)u \\ y = x_1 \end{cases} \quad (\text{II.16})$$

Les étapes de mise en œuvre du contrôleur BSMC sont les suivantes :

Etape 01 :

Sélectionnez la fonction Lyapunov par :

$$V_1 = \frac{1}{2} x_1^2 \quad (\text{II.17})$$

La dérivée de V_1 est donnée par :

$$\dot{V}_1 = x_1 x_2 \quad (\text{II.18})$$

Nous sélectionnons la surface de glissement comme suit :

$$\sigma = x_2 + c_1 x_1 \quad (\text{II.19})$$

Où c_1 est une constant positif.

Ensuite, nous avons

$$x_2 = \sigma - c_1 x_1 \quad (\text{II.20})$$

Soumettre les équations (II.20) à (II.18), on obtient

$$\dot{V}_1 = \sigma x_1 - c_1 x_1^2 \quad (\text{II.21})$$

Etape 2 :

Sélectionnez la fonction Lyapunov comme

$$V_2 = V_1 + \frac{1}{2} \sigma^2 \quad (\text{II.22})$$

En dérivant V_2 , et à partir de (II.21), on obtient

$$\dot{V}_2 = \sigma x_1 - c_1 x_1^2 + \sigma \dot{\sigma} \quad (\text{II.23})$$

Par conséquent, nous avons

$$\dot{V}_2 = -c_1 x_1^2 + \sigma(a(x) + b(x)u + x_1 + c_1 x_2) \quad (\text{II.24})$$

Ensuite, l'entrée de contrôle est sélectionnée comme suit

$$u = \frac{1}{b(x)} (-a(x) - c_1 x_2 - x_1 - c_2 \sigma - K \operatorname{sgn}(\sigma)) \quad (\text{II.25})$$

Où c_2 est un constant positif.

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &= -c_1 x_1^2 + \sigma (a(x) + b(x) \left(\frac{1}{b(x)} (-a(x) - c_1 x_2 - x_1 - c_2 \sigma - K \operatorname{sgn}(\sigma)) \right) + x_1 + c_1 x_2) \\ &= -c_1 x_1^2 + \sigma (a(x) - a(x) - c_1 x_2 - x_1 - c_2 \sigma - K \operatorname{sgn}(\sigma) + x_1 + c_1 x_2) \\ &= -c_1 x_1^2 + \sigma (-c_2 \sigma - K \operatorname{sgn}(\sigma)) \\ &= -c_1 x_1^2 - c_2 \sigma^2 - K |\sigma| \end{aligned} \quad (\text{II.26})$$

Ce qui implique que

$$\dot{V}_2 = -c_2 \sigma^2 - c_1 x_1^2 - K |\sigma| \leq 0 \quad (\text{II.27})$$

L'application de ce contrôleur au véhicule autonome s'obtient comme suit :

$$\delta_f = \frac{1}{b_1(x)} (-a(x) - b_2 \rho - c_1 x_2 - x_1 - c_2 \sigma - K \operatorname{sgn}(\sigma)) \quad (\text{II.28})$$

II.3 Méthode des champs de potentiels

La planification de trajectoire consiste à planifier et choisir une trajectoire de référence, de façon à éviter les obstacles et garantir la sécurité de véhicule. Nous avons utilisé la méthode des champs de potentiel où le problème de recherche de trajectoire est traité sous forme de problème d'optimisation. Pour ce faire, nous utilisons le minimum de la fonction quadratique [44] :

$$J(x, y) = w_1 J_o(x, y) + w_2 J_g(x, y) \quad (\text{II.29})$$

Avec $J(x_i^*, y_i^*) \leq J(x_i, y_i)$ et $i = 1, 2, \dots, N$. La fonction d'obstacle est représenté par $J_o(x, y)$ tandis que la fonction objectif est représenté par $J_g(x, y)$. Les poids w_1 et w_2

représentent l'importance relative de l'évitement d'obstacles et d'atteindre l'objectif.
Et

$$w_2 J_g(x, y) = w_2 [[x, y]^T - [x_{ig}, y_{ig}]^T]^T [[x, y]^T - [x_{ig}, y_{ig}]^T] \quad (\text{II.30})$$

Où le point actuel est (x_i, y_i) , le point suivant est (x_i^*, y_i^*) et $w_2 > 0$ est un facteur d'échelle.
La fonction d'obstacle $J_o(x, y)$ peut prendre plusieurs formes. Dans notre travail, les obstacles sont représentés par des fonctions gaussiennes (voir chapitre IV).

II.4 Conclusion

Dans le présent chapitre, nous avons présenté et appliqué le contrôle latéral de véhicule autonome selon trois stratégies de commande. Ainsi, nous avons présenté l'algorithme de la méthode des champs de potentiels. Cette dernière a été utilisée pour la planification de la trajectoire de véhicule en vue d'obtenir un chemin de référence.

Dans le chapitre suivant, nous montrerons les nouvelles stratégies de commande proposée pour le contrôle latéral et ses applications au véhicule autonome.

CHAPITRE III

Nouvelles stratégies pour le contrôle latéral du véhicule autonome



Chapitre III : Nouvelles stratégies pour le contrôle latéral du véhicule autonome

III.1 Introduction

La conduite des véhicules à grande vitesse dans des situations complexes telles que la route enneigée et glacée est un exercice périlleux et peut provoquer la sortie de voie surtout au niveau d'un virage serré. Les perturbations dans les systèmes de véhicules sont généralement compliquées et incommensurables. Parmi les solutions les plus efficaces pour le traitement de décalage latéral est l'utilisation de véhicule autonome. Ce dernier peut être défini comme un véhicule intelligent qui peut accomplir sa tâche sans l'intervention d'un être humain. Dans ce chapitre nous présentons le développement de deux nouvelles stratégies pour le contrôle latéral du véhicule autonome à haute vitesse, tout en traitant les perturbations qui pourraient surgir.

III.2 Développement des nouveaux contrôleurs

Cette section discute nos propositions en matière de contrôleurs pour un véhicule autonome, nous nous sommes basés sur le SMC contrôleur, la programmation des gains, les techniques d'intelligence artificielles et l'Observateur de Perturbation.

III.2.1 SMC contrôleur basé sur l'Observateur de Perturbations, le Système Flou, et la programmation des gains

Tout d'abord, nous présentons la description de l'Observateur de Perturbations (DOB :Disturbance Observer), les Réseaux de Neurones (NN : Neural Networks), le Système Flou (FS :Fuzzy System), et la conception du contrôleur SMC proposé en considérant des incertitudes et les perturbations inadéquates. Les incertitudes du système sont considérées comme des perturbations internes, et les perturbations inadéquates sont les perturbations qui ne sont pas dans la même équation qui contient l'entrée de commande, et elles sont considérées comme des perturbations externes.

Considérant le système suivant avec les incertitudes et les perturbations inadéquates, présenté par :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 + d(t) \\ \dot{x}_2 = a(x) + b(x)u \\ y = x_1 \end{cases} \quad (\text{III.1})$$

Où $[x_1, x_2]$ est le vecteur d'état, $a(x)$ and $b(x)$ sont deux fonctions incertaines non linéaires, u est l'entrée de contrôle, $d(t)$ est la perturbation inadéquante, et y est la sortie.

Le système (III.1) peut être exprimé par :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x) + g_1(x)u + g_2d, \\ y = x_1 \end{cases} \quad (\text{III.2})$$

Où $x = [x_1, x_2]^T$, $f(x) = [x_2, a(x)]^T$, $g_1 = [0, b(x)]^T$, $g_2 = [1, 0]^T$.

Hypothèse 1 La perturbation $d(t)$ est bornée et définie par $d^* = \sup_{t>0} |d(t)|$.

III.2.1.1 L'Observateur de Perturbations

Les perturbations externes telles que l'effet du vent et les erreurs de modélisation ont des effets négatifs sur la stabilité et les performances du véhicule. Une des meilleures idées pour traiter ces problèmes consiste à estimer la perturbation externe à partir des variables mesurées, puis les considérer dans l'action de contrôle.

Dans cette recherche, nous avons utilisé l'Observateur de Perturbations (DOB: Disturbance Observer) défini par l'équation (III.3) pour estimer les perturbations inadéquates. Cet observateur est présenté et décrit par [36,45] pour l'estimation des perturbations. Les équations du DOB sont définies comme suit :

$$\begin{cases} \dot{p} = -lg_2 p - l[g_2 lx + f(x) + g_1(x)u], \\ \hat{d} = p + lx \end{cases} \quad (\text{III.3})$$

Où p est l'état interne, l est le gain de l'observateur, et \hat{d} est l'estimation de la perturbation.

Hypothèse 2 Les dérivées des perturbations $d(t)$ dans (III.1) sont bornées et satisfont : $\lim_{t \rightarrow \infty} \dot{d}(t) = 0$.

Lemme 1 [46] Supposons que les hypothèses 1 et 2 soient vérifiées pour le système (III.1). L'estimation de perturbation \hat{d} de DOB (III.3) permet de suivre la perturbation d du système (III.1) de manière asymptotique si le gain de l'observateur l est choisi de manière à tenir $lg_2 > 0$, ce qui implique que $\dot{e}_d(t) + lg_2 e_d(t) = 0$ est globalement asymptotiquement stable, où $e_d(t) = d(t) - \hat{d}(t)$; l'erreur d'estimation convergera vers zéro de manière asymptotique.

III.2.1.2 Réseaux de Neurones à Fonctions de Base Radiales

Les Réseaux de Neurones sont des assemblages d'unités de calcul appelées neurones formels ; Il existe plusieurs types de Réseaux de Neurones, notamment Hopfield, Hamming, Perceptron, multicouches,...etc. Nous nous intéressons aux Réseaux de Neurones à Fonctions de Base Radiales (RBFNN : Radial Basis Function Neural Network) pour l'approximation des deux fonctions incertaines non linéaires $a(x)$ and $b(x)$; les RBFNN appartiennent à une classe particulière de Réseaux de Neurones multicouches. Ils sont généralement utilisés pour résoudre des problèmes d'approximation de fonctions. Les réseaux neuronaux RBFNN constituent une puissante architecture Feedforward à trois couches : couche d'entrée, couche cachée et couche de sortie (voir la Figure III.1) :

Couche d'entrée : c'est la première couche, elle est utilisée pour transférer les informations d'entrée aux neurones de la deuxième couche.

Deuxième couche : est la plus importante de ce réseau et peut être composée de plusieurs couches cachées. Chaque neurone de cette couche est composé d'une fonction de base radiale.

Couche de sortie : c'est la troisième couche qui permet de former les sorties du réseau en faisant une somme pondérée des sorties de la couche précédente.

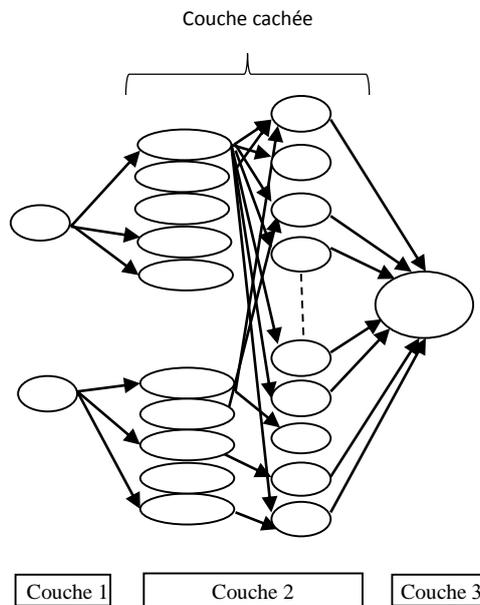


Figure III.1 : Système de Réseaux de Neurones à fonctions de base radiales

L'algorithme de la Fonction a Base Radiale est défini comme suit [47]:

$$\begin{aligned} a &= w_1^T \xi(x) + \varepsilon_1 \\ b &= w_2^T \eta(x) + \varepsilon_2 \end{aligned} \quad (\text{III.4})$$

Où

$$\begin{aligned} \xi_i(x) &= e^{-\|x-c_{1i}\|^2/2\sigma_{1i}^2} & i &= 1, 2, \dots, n_1 \\ \eta_j(x) &= e^{-\|x-c_{2j}\|^2/2\sigma_{2j}^2} & j &= 1, 2, \dots, n_2 \end{aligned} \quad (\text{III.5})$$

Avec x est l'entrée du réseau, i et j sont les numéros d'entrées du réseau. w est le poids des Réseaux de Neurones, ε_1 et ε_2 sont les erreurs d'approximation du réseau de neurones. σ_{2i}, σ_{2j} et c_{1i}, c_{2j} sont la variance et le centre des $i^{\text{ème}}, j^{\text{ème}}$ fonctions de base.

Les entrées sont sélectionnées comme $[x_1, x_2]$, et les sorties de RBFNN sont :

$$\begin{aligned} \hat{a} &= \hat{w}_1^T \xi(x) \\ \hat{b} &= \hat{w}_2^T \eta(x) \end{aligned} \quad (\text{III.6})$$

Où \hat{a}, \hat{b} sont l'approximation de a et b respectivement.

Soit $\theta(x)$ une fonction définie par :

$$\begin{aligned}
 \theta(x) &= a(x) - \hat{a}(x) + ((b(x) - \hat{b}(x))u(t)) \\
 &= w_1^T \xi(x) + \varepsilon_1 - \hat{w}_1^T \xi(x) + (w_2^T \eta(x) + \varepsilon_2 - \hat{w}_2^T \eta(x))u(t) \\
 &= \tilde{w}_1^T \xi(x) + \tilde{w}_2^T \eta(x)u(t) + \varepsilon_1 + u(t)\varepsilon_2 \\
 &= \tilde{w}_1^T \xi(x) + \tilde{w}_2^T \eta(x)u(t) + e_z(t)
 \end{aligned} \tag{III.7}$$

Avec $\tilde{w}_1^T = w_1^T - \hat{w}_1^T$ et $\tilde{w}_2^T = w_2^T - \hat{w}_2^T$,

Où

$$e_z(t) = \varepsilon_1 + u(t)\varepsilon_2 \tag{III.8}$$

III.2.1.3 Système Floue

Le concept des ensembles flous a été introduit par Lotfi Zadeh en 1965 [48]; il est considéré comme le père du Système Flou, puis ses principes ont été appliqués en 1974 par E.H Mamdani [49] à la construction d'un contrôleur flou. Dans notre travail, nous l'avons utilisé pour développer le SMC contrôleur avec la programmation de gains, nous nous sommes basés sur le travail de [50], dans lequel les gains de la fonction « sign » sont programmés de manière adaptative par le Système Floue (FS). Les règles du FS peuvent être écrites comme suit:

$R^{(i)}$: Si σ_i est A_σ^j et $\dot{\sigma}_i$ est $A_{\dot{\sigma}}^j$ Alors \hat{h}_i est B^j

Où \hat{h}_i est le gain, et B^j est le résultat de la $j^{\text{ème}}$ règle FS.

En utilisant le principe du FS, les résultats peuvent être exprimés comme suit [51]:

$$\hat{h}_i = \frac{\sum_{j=1}^m \omega_{h_i}^i (\prod_{i=1}^n \mu_{F_j^i}(x_i))}{\sum_{j=1}^m (\prod_{i=1}^n \mu_{F_j^i}(x_i))} = \Gamma_{h_i}^T \phi_{h_i}(x_i) \tag{III.9}$$

Avec $\phi(x) = \frac{(\prod_{j=1}^n \mu_{A_j^i}(x_j))}{\sum_{i=1}^m (\prod_{j=1}^n \mu_{A_j^i}(x_j))}$, Où m et n représente le nombre de règles floues, $\mu_{A_j^i}$ est la

valeur moyenne de la fonction d'appartenance, $\phi(x)$ est le vecteur de la hauteur des fonctions d'appartenance et $\Gamma_{h_i}^T = [\omega_{h_i}^1 \dots \omega_{h_i}^i \dots \omega_{h_i}^m]$.

Hypothèse 3 Les erreurs d'estimation des perturbations sont bornées, et elles sont définies par : $e_d^* = \sup_{t>0} |e_d(t)|$ et $e_z^* = \sup_{t>0} |e_z(t)|$.

Lemme 2 [52]: Considérons un système non linéaire $\dot{x} = F(x, w)$, lequel est EES (Entrée à l'Etat Stable) si l'entrée satisfait $\lim_{t \rightarrow \infty} w(t) = 0$ alors $\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = 0$.

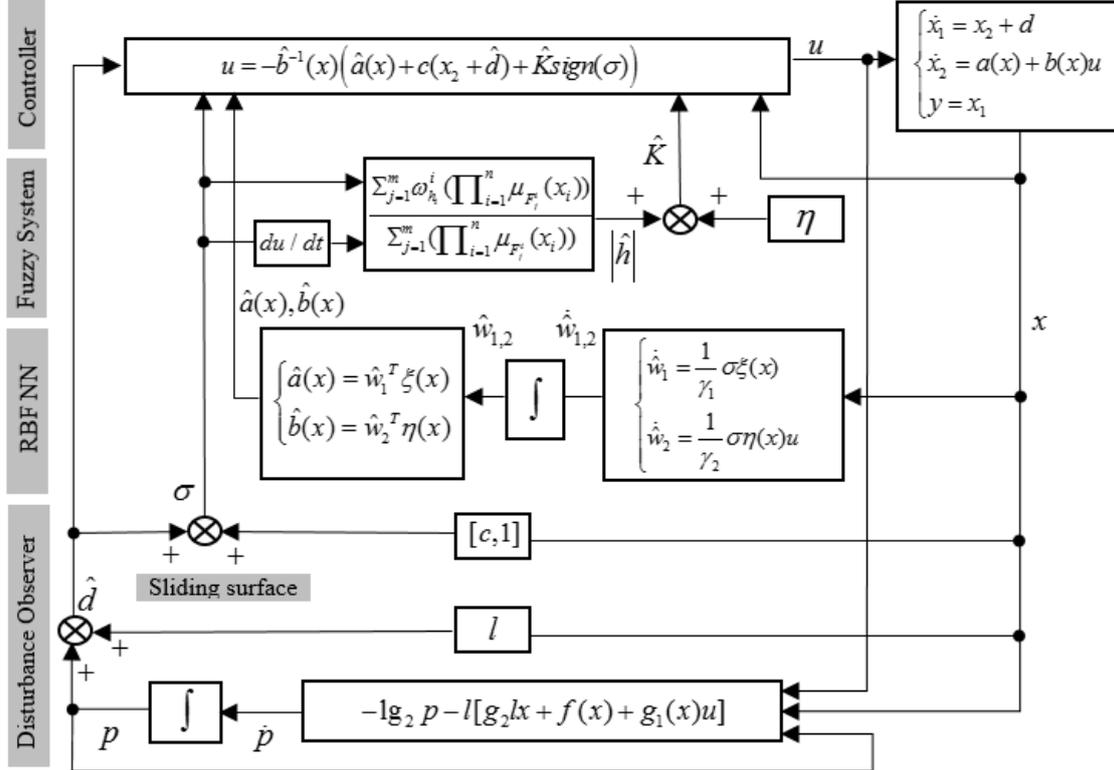


Figure III.2 : Schéma fonctionnel du premier contrôleur proposé

III.2.1.4 Conception du contrôleur et analyse de stabilité

Dans cette section, nous développons le nouveau contrôleur SMC, dans lequel nous nous sommes basés sur la surface de glissement (III.10) proposée par le travail de [36], en tenant compte des incertitudes et des perturbations inadéquates.

$$\sigma = x_2 + cx_1 + \hat{d} \quad (\text{III.10})$$

Théorème 1 : En considérant le système (III.1) sous des incertitudes et des perturbations inadéquates, nous avons proposé un nouveau contrôleur SMC (III.11) :

$$u = -\hat{b}^{-1}(x) \left(\hat{a}(x) + c(x_2 + \hat{d}) + \hat{K}(t) \text{sgn}(\sigma) \right) \quad (\text{III.11})$$

\hat{K} est sélectionné comme :

$$\hat{K}(t) = \left| \hat{h}(t) \right| + \eta \quad (\text{III.12})$$

Où $\hat{h}(t)$ est la sortie du Système Flou.

Supposons que le système (III.1) vérifie les hypothèses 1, 2 et 3, le gain l de l'observateur est choisi de telle sorte que $lg_2(x) > 0$, si le gain est choisi de telle sorte $\eta > (c + lg_2)e_d^* + e_z^*$, le système en boucle fermée est asymptotiquement stable.

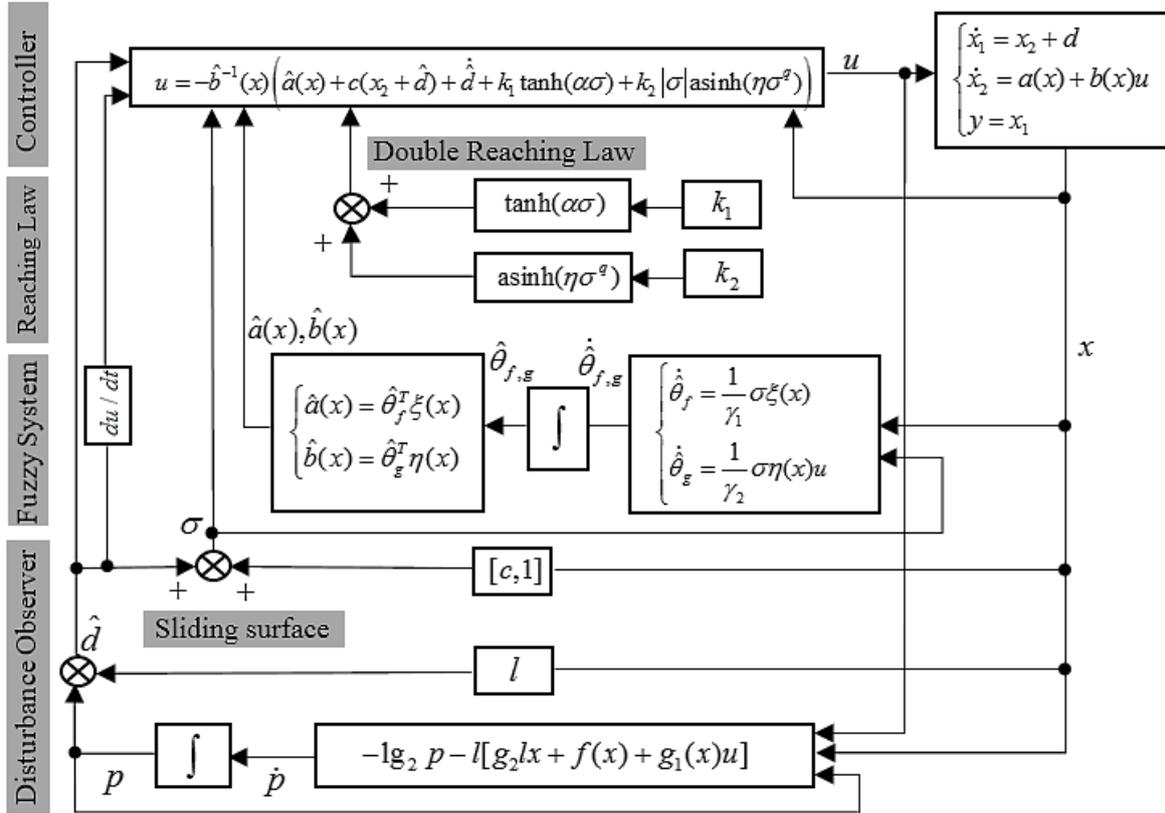


Figure III.3 L'architecture du contrôleur proposé

Preuve : On définit une fonction de Lyapunov prenant la forme :

$$V = \frac{1}{2} \sigma^2 + \frac{1}{2} (\gamma_1 \tilde{w}_1^T \tilde{w}_1 + \gamma_2 \tilde{w}_2^T \tilde{w}_2) \quad (\text{III.13})$$

De (III.3), on peut déduire que

$$\dot{d} = \dot{p} + l\dot{x} \quad (\text{III.14})$$

En remplaçant \dot{x} et \dot{p} par ses expressions (III.2) et (III.3) respectivement, on obtient

$$\dot{\hat{d}} = -lg_2 p - l[g_2 lx + f(x) + g_1(x)u] + lf(x) + lg_1(x)u + lg_2 d \quad (III.15)$$

A partir de l' Eqs. (III.3), nous avons

$$p = \hat{d} - lx \quad (III.16)$$

Substitution des équations. (III.16) en (III.15), donne :

$$\dot{\hat{d}}(t) = lg_2(d(t) - \hat{d}(t)) \quad (III.17)$$

En prenant le dérivé de σ défini dans (III.10), donne :

$$\dot{\sigma} = \dot{x}_2 + c\dot{x}_1 + \dot{\hat{d}} \quad (III.18)$$

La substitution de (III.1) et (III.17) à (III.18), donne :

$$\dot{\sigma} = a(x) + b(x)u + c(x_2 + d) + lg_2 e_d \quad (III.19)$$

En substituant la loi de commande (III.11) à (III.19), on obtient :

$$\begin{aligned} \dot{\sigma} &= a(x) - \hat{a}(x) + b(x)u - \hat{b}(x)u - \hat{K} \operatorname{sgn}(\sigma) + lg_2 e_d \\ &= \tilde{a}(x) + \tilde{b}(x)u + (c + lg_2)e_d - \hat{K} \operatorname{sgn}(\sigma) \end{aligned} \quad (III.20)$$

Où $\tilde{a}(x) = a(x) - \hat{a}(x)$ et $\tilde{b}(x) = b(x) - \hat{b}(x)$.

Ensuite, la dérivée de la fonction de Lyapunov (III.13) est donnée par :

$$\dot{V} = \sigma \dot{\sigma} - \gamma_1 \tilde{w}_1^T \hat{w}_1 - \gamma_2 \tilde{w}_2^T \hat{w}_2 \quad (III.21)$$

Soumettre les équations (III.20) en (III.21), on obtient

$$\dot{V} = \sigma \left(\tilde{a}(x) + \tilde{b}(x)u + (c + lg_2)e_d - \hat{K} \operatorname{sgn}(\sigma) \right) - \gamma_1 \tilde{w}_1^T \dot{\hat{w}}_1 - \gamma_2 \tilde{w}_2^T \dot{\hat{w}}_2 \quad (\text{III.22})$$

En remplaçant $\tilde{a}(x)$ et $\tilde{b}(x)$ par ses expressions, on obtient :

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \tilde{w}_1^T \xi(x)\sigma + \tilde{w}_2^T \eta(x)\sigma u + (\varepsilon_1 + u\varepsilon_2)\sigma + e_d(c + lg_2)\sigma - \hat{K} |\sigma| - \gamma_1 \tilde{w}_1^T \dot{\hat{w}}_1 - \gamma_2 \tilde{w}_2^T \dot{\hat{w}}_2 \\ &= \tilde{w}_1^T (\xi(x)\sigma - \gamma_1 \dot{\hat{w}}_1) + \tilde{w}_2^T (\eta(x)\sigma u - \gamma_2 \dot{\hat{w}}_2) + (\varepsilon_1 + u(t)\varepsilon_2)\sigma + e_d(c + lg_2)\sigma - \hat{K} |\sigma| \end{aligned} \quad (\text{III.23})$$

Par conséquent, les règles adaptatives sont sélectionnées comme suit

$$\begin{aligned} \dot{\hat{w}}_1 &= \frac{1}{\gamma_1} \sigma \xi(x) \\ \dot{\hat{w}}_2 &= \frac{1}{\gamma_2} \sigma \eta(x) u \end{aligned} \quad (\text{III.24})$$

La substitution de (III.24) à (III.23), donne

$$\begin{aligned} \dot{V} &= (\varepsilon_1 + u(t)\varepsilon_2)\sigma + (c + lg_2)e_d\sigma - \hat{K} |\sigma| \\ &\leq -\hat{K} |\sigma| + |\sigma|(c + lg_2)e_d^* + |\sigma|e_z^* \\ &= |\sigma|(-\hat{K} + (c + lg_2)e_d^* + e_z^*) \\ &= -\sqrt{2} \left[\hat{K} - (c + lg_2)e_d^* - e_z^* \right] V^{\frac{1}{2}} \end{aligned} \quad (\text{III.25})$$

Où $\hat{K} = |\hat{h}(t)| + \eta$.

Avec la condition donnée : $\eta > (c + lg_2)e_d^* + e_z^*$ dans le théorème 1, on peut déduire de (III.25) que les états du système en temps fini atteindront la surface de glissement $\sigma = 0$, ce qui implique que :

$$\dot{x}_1 = -cx_1 + e_d \quad (\text{III.26})$$

Avec ce résultat obtenu, on peut déduire du lemme 2 [52] que (III.25) est EES.

Les états du système satisfont $\lim_{t \rightarrow \infty} e_d(t) = 0$ et $\lim_{t \rightarrow \infty} x_1(t) = 0$, selon le lemme 2. Cela n'implique que les états du système situés sous le contrôleur proposé convergent vers le point d'équilibre souhaité au long de la surface de glissement (III.10).

Le schéma fonctionnel du contrôleur SMC proposé est illustré dans la figure III.2.

III.2.1.4.a Application du premier contrôleur proposé au véhicule autonome.

Nous avons utilisé le model bicyclette dynamique pour l'implémentation du contrôleur proposé :

$$\begin{cases} \dot{\beta} = -\frac{\mu(C_f + C_r)}{mV_x} \beta - \left(1 + \frac{\mu(L_f C_f - L_r C_r)}{mV_x^2}\right) \dot{r} + \frac{\mu C_f}{mV_x} \delta_f \\ \ddot{r} = -\frac{\mu(L_f C_f - L_r C_r)}{I_z} \beta - \frac{\mu(L_f^2 C_f + L_r^2 C_r)}{I_z V_x} \dot{r} + \frac{\mu L_f C_f}{I_z} \delta_f \\ \dot{x}_2 = -\frac{\mu(C_f + C_r)}{m} \beta - \frac{\mu(l_f C_f - l_r C_r)}{mv_x} \dot{r} + \frac{\mu C_f}{m} \delta_f - V_x^2 \rho \\ \dot{x}_1 = x_2 + d \end{cases} \quad (III.27)$$

L'erreur latérale et sa dérivée peuvent s'écrire comme suit:

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x) + g_1 u + g_2 \rho + g_3 d, \\ y = x_1 \end{cases} \quad (III.28)$$

Où $x = [x_1, x_2]^T$, $f(x) = [x_2, a]^T$, $g_1 = [0, b_1]^T$, $g_2 = [0, b_2]^T$, $g_3 = [1, 0]^T$, $u = \delta_f$.

Avec $a = -\frac{\mu(C_f + C_r)}{m} \beta - \frac{\mu(L_f C_f - L_r C_r)}{mV_x} \dot{r}$, $b_1 = \frac{\mu C_f}{m}$ et $b_2 = -v_x^2$.

Choisir la surface de glissement σ comme suit :

$$\sigma = x_2 + c x_1 + \hat{d} \quad (III.29)$$

Où c est une constante positive

L'entrée de contrôle est définie comme suit :

$$\delta_f = -\frac{1}{\hat{b}_1} \left(\hat{a} + b_2 \rho + c(x_2 + \hat{d}) + \hat{K}(t) \text{sgn}(\sigma) \right) \quad (III.30)$$

Avec

$$\hat{K}(t) = |\hat{h}(t)| + \eta \quad (III.31)$$

Où \hat{a} et \hat{b}_1 sont des fonctions estimées par les réseaux de neurones, \hat{d} est la perturbation estimée, et $\hat{h}(t)$ est la sortie du Système Flou.

Les équations d'DOB sont définies comme suit :

$$\begin{cases} \dot{p} = -lg_3 p - l[g_3 lx + f(x) + g_1(x)u + g_2 rho], \\ \hat{d} = p + lx, \end{cases} \quad (III.32)$$

Où $x = [x_1, x_2]^T$, $f(x) = [x_2, a]^T$, $g_1 = [0, b_1]^T$, $g_2 = [0, b_2]^T$, $g_3 = [1, 0]^T$.

III.2.2 Contrôleur SMC adaptatif basé sur l'Observateur de Perturbations et de réseaux neurones

Cette section décrit comment notre deuxième contrôleur proposé est développé. Dans un premier temps, les concepts fondamentaux du Système Flou et de l'Observateur de Perturbations seront présentés avec la loi de double atteinte hyperbolique :

III.2.2.1 L'Observateur de Perturbations proposé

Compte tenu des exigences élevées en matière de robustesse et de contrôle de précision, les perturbations inadéquates telles que les erreurs de modélisation et l'effet du vent sur le véhicule entraînent des impacts négatifs sur les performances de contrôle et la stabilité du système.

À cette fin et dans cette étude, nous avons utilisé l'Observateur de Perturbations (DOB: Disturbance Observer) pour estimer la perturbation inadéquate, puis nous avons les considéré estimées dans l'action de contrôle. Cependant, pour augmenter la précision de l'estimation de la perturbation, nous avons proposé un nouvel Observateur de Perturbation (DOB-FS : Disturbance Observer based on Fuzzy system) où nous avons combiné le Système Flou avec l'Observateur de Perturbation standard définie dans Eqs III.3; Dans ce qui suit, nous présentons les équations de l'Observateur de Perturbations proposé :

$$\begin{cases} \dot{p} = -lg_2 p - l[g_2 lx + f(x) + g_1(x)u], \\ \hat{d} = p + lx \end{cases} \quad (III.33)$$

Avec $x = [x_1, x_2]^T$, $f(x) = [x_2, \hat{a}(x)]^T$, $g_1 = [0, \hat{b}(x)]^T$, $g_2 = [1, 0]^T$, Où $\hat{a}(x)$ et $\hat{b}(x)$ sont les deux fonctions incertaines non linéaires estimées par le Système Flou (voir Eqs III.34).

III.2.2.2 Système Flou

Au cours des dernières années, le Système Flou (FS : Fuzzy System) a été largement utilisé dans les produits de consommation et les systèmes industriels en raison de ses nombreux avantages tels que sa robustesse, le théorème d'approximation universelle... etc. La structure

d'un Système Flou est généralement composée de trois blocs : la fuzzification, le moteur d'inférence, et la defuzzification. Toutefois, les performances FS sont influencées par la forme de la fonction d'appartenance, les règles de raisonnement flou et la méthode de défuzzification. Le moteur d'inférence flou utilise les règles floues : SI – ALORS pour effectuer un mappage d'un vecteur d'entrée $x^T = [x_1, x_2, \dots, x_n] \in R^n$ sur une sortie $f \in R$.

Dans cette thèse, le FS est adopté car il ne nécessite pas de modèle mathématique explicite, ainsi qu'il est rapide en termes de vitesse de calcul [53]. De ce fait, nous l'avons utilisé pour approximer les fonctions non linéaires a et b du système (III.1), puis nous les considérons dans les actions de contrôle. Il est noté que a et b sont deux fonctions incertaines et non linéaires.

Les règles floues peuvent être écrites sous la forme:

$$\begin{aligned} R^{(i)} : & \text{Si } x_1 \text{ is } A_1^i \text{ et...et } x_n \text{ is } A_n^i \text{ Alors } \hat{a} \text{ is } a^i \\ R^{(i)} : & \text{Si } x_1 \text{ is } B_1^i \text{ et...et } x_n \text{ is } B_n^i \text{ Alors } \hat{b} \text{ is } b^i \end{aligned}$$

En utilisant le principe de FS, les résultats peuvent être exprimés sous la forme suivante [53]:

$$\begin{aligned} \hat{a}(x) &= \frac{\sum_{i=1}^m a^i (\prod_{j=1}^n \mu_{A_j^i}(x_j))}{\sum_{i=1}^m (\prod_{j=1}^n \mu_{A_j^i}(x_j))} = \hat{\theta}_a^T \xi(x) \\ \hat{b}(x) &= \frac{\sum_{i=1}^m b^i (\prod_{j=1}^n \mu_{B_j^i}(x_j))}{\sum_{i=1}^m (\prod_{j=1}^n \mu_{B_j^i}(x_j))} = \hat{\theta}_b^T \eta(x) \end{aligned} \tag{III.34}$$

Avec

$$\begin{aligned} \xi(x) &= \frac{(\prod_{j=1}^n \mu_{A_j^i}(x_j))}{\sum_{i=1}^m (\prod_{j=1}^n \mu_{A_j^i}(x_j))} \\ \eta(x) &= \frac{(\prod_{j=1}^n \mu_{B_j^i}(x_j))}{\sum_{i=1}^m (\prod_{j=1}^n \mu_{B_j^i}(x_j))} \end{aligned} \tag{III.35}$$

Ou $\mu_{A_j^i}(x_j)$ and $\mu_{B_j^i}(x_j)$ sont les fonctions d'appartenances ; m et n sont le nombre des règles floues, a^i et b^i sont les valeurs moyennes des fonctions d'appartenances.

Supposons que le paramètre optimal soit :

$$\begin{aligned}\theta_a^* &= \arg \min_{\theta \in \Omega_a} \left(\sup_{x \in \mathbb{R}^n} \left| \hat{a}(x / \theta_a) - a(x) \right| \right) \\ \theta_b^* &= \arg \min_{\theta \in \Omega_b} \left(\sup_{x \in \mathbb{R}^n} \left| \hat{b}(x / \theta_b) - b(x) \right| \right)\end{aligned}\tag{III.36}$$

Où Ω_a et Ω_b sont l'ensemble de θ_a et θ_b , respectivement.

Les deux fonctions $a(x)$ and $b(x)$ peuvent être exprimées comme :

$$\begin{aligned}a(x) &= \theta_a^{*T} \xi(x) + \varepsilon_1 \\ b(x) &= \theta_b^{*T} \eta(x) + \varepsilon_2\end{aligned}\tag{III.37}$$

Où ε_1 et ε_2 sont les erreurs d'approximations.

L'entrée du Système Flou est sélectionnée comme $x = [x_1, x_2]$ et les sorties sont définies comme suit:

$$\begin{aligned}\hat{a}(x / \theta_a) &= \hat{\theta}_a^T \xi(x) \\ \hat{b}(x / \theta_b) &= \hat{\theta}_b^T \eta(x)\end{aligned}\tag{III.38}$$

Où \hat{a} et \hat{b} sont les approximations de a et b , respectivement.

Soit $\Omega(x, \theta_a, \theta_b)$ une fonction définie par :

$$w(x, \theta_a, \theta_b) = a(x, t) - \hat{a}(x, \theta_a^*) + ((b(x, t) - \hat{b}(x, \theta_b^*))\mu(t)\tag{III.39}$$

Hypothèse 4: Ω est une fonction bornée définie par $w^* = \sup_{t>0} |w(x, \theta_a, \theta_b)|$

III.2.2.3 Loi hyperbolique double atteinte

Nous avons utilisé la loi hyperbolique double atteinte pour réduire le problème de broutement «chattering» et d'assurer les performances de suivi élevées. Cette loi est composée de deux fonctions hyperboliques ayant les caractéristiques d'amplitude opposées et un taux de changement similaire. La loi hyperbolique double atteinte est donnée par [54]:

$$\dot{\sigma} = -k_1 \tanh(\alpha\sigma) - k_2 |\sigma| \cdot \operatorname{asinh}(\eta\sigma^q)\tag{III.40}$$

Avec

$$\begin{aligned}\tanh(\sigma) &= \frac{e^{\sigma} - e^{-\sigma}}{e^{\sigma} + e^{-\sigma}} \\ \operatorname{asinh}(\sigma) &= \ln(\sigma + \sqrt{\sigma^2 + 1})\end{aligned}\tag{III.41}$$

Où σ est la surface de glissement ; k_1, k_2, α et η , représentent les paramètres de réglage positifs ; q dénote le terme de puissance et il est positif.

III.2.2.4 Conception du contrôleur et analyse de stabilité

Dans cette section, la conception du contrôleur et l'analyse de la stabilité seront présentées en tenant compte des incertitudes, des perturbations inadéquates et de la variation des paramètres du système.

Définissez la surface de glissement comme σ [36]:

$$\sigma = x_2 + cx_1 + \hat{d}\tag{III.42}$$

Théorème 2: *Considérant le système (III.1) sous les incertitudes, les perturbations inadéquates et la variation des paramètres du système, nous avons proposé un nouveau contrôleur SMC :*

$$u = -\hat{b}^{-1}(x) \left(\hat{a}(x) + c(x_2 + \hat{d}) + \dot{\hat{d}} + k_1 \tanh(\alpha\sigma) + k_2 |\sigma| \operatorname{asinh}(\eta\sigma^q) \right)\tag{III.43}$$

Supposons que les hypothèses 1,2 et 4 soient satisfaites, si la surface de glissement satisfait $|\sigma| \geq \frac{1}{\alpha} \operatorname{atanh}\left(\frac{w^* + ce_d^*}{k_1}\right)$, alors le système en boucle fermée est asymptotiquement stable.

Preuve : Considérons la fonction de Lyapunov suivante définie comme

$$V = \frac{1}{2}\sigma^2 + \frac{1}{2}(\gamma_1 \tilde{\theta}_a^T \tilde{\theta}_a + \gamma_2 \tilde{\theta}_b^T \tilde{\theta}_b)\tag{III.44}$$

Où $\gamma_1 > 0, \gamma_2 > 0$.

Prendre la dérivée de la surface de glissement σ défini en (III.42), on obtient :

$$\dot{\sigma} = \dot{x}_2 + cx_1 + \dot{\hat{d}}\tag{III.45}$$

En soumettant (III.1) en (III.45), nous avons

$$\dot{\sigma} = a(x) + b(x)u + c(x_2 + d(t)) + \hat{d}(t) \quad (\text{III.46})$$

En substituant (III.43) en (III.46), les équations suivantes peuvent être obtenues :

$$\begin{aligned} \dot{\sigma} &= a(x) + b(x)u - \hat{a}(x) - c(x_2 + \hat{d}(t)) - k_1\sigma \tanh(\alpha\sigma) - k_2\sigma|\sigma| \operatorname{asinh}(\eta\sigma^q) \\ &\quad - \hat{b}(x)u + c(x_2 + d(t)) \\ &= a(x) - \hat{a}(x) + b(x)u - \hat{b}(x)u + ce_d - k_1\sigma \tanh(\alpha\sigma) - k_2\sigma|\sigma| \operatorname{asinh}(\eta\sigma^q) \\ &= \theta_a^{*T} \xi(x) - \hat{\theta}_a^T \xi(x) + \theta_b^{*T} \eta(x)u - \hat{\theta}_b^T \eta(x)u + w(x) + ce_d - k_1\sigma \tanh(\alpha\sigma) \\ &\quad - k_2\sigma|\sigma| \operatorname{asinh}(\eta\sigma^q) \end{aligned} \quad (\text{III.47})$$

L'équation (III.47) peut être réécrite comme

$$\dot{\sigma} = \tilde{\theta}_a^T \xi(x) + \tilde{\theta}_b^T \eta(x)u + w(x) + ce_d - k_1\sigma \tanh(\alpha\sigma) - k_2\sigma|\sigma| \operatorname{asinh}(\eta\sigma^q) \quad (\text{III.48})$$

Où

$$\begin{aligned} \tilde{\theta}_a &= \theta_a^* - \hat{\theta}_a \\ \tilde{\theta}_b &= \theta_b^* - \hat{\theta}_b \end{aligned} \quad (\text{III.49})$$

En prenant la dérivée de la fonction de Lyapunov définie dans (III.44), on obtient

$$\dot{V} = \sigma\dot{\sigma} + \gamma_1\tilde{\theta}_a^T \dot{\tilde{\theta}}_a + \gamma_2\tilde{\theta}_b^T \dot{\tilde{\theta}}_b \quad (\text{III.50})$$

Puis, en substituant (III.48) à (III.50), les équations suivantes peuvent être dérivées

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \sigma \left(\tilde{\theta}_a^T \xi(x) + \tilde{\theta}_b^T \eta(x)u + w(x) + ce_d - k_1\sigma \tanh(\alpha\sigma) - k_2\sigma|\sigma| \operatorname{asinh}(\eta\sigma^q) \right) \\ &\quad - \gamma_1\tilde{\theta}_a^T \dot{\tilde{\theta}}_a - \gamma_2\tilde{\theta}_b^T \dot{\tilde{\theta}}_b \end{aligned} \quad (\text{III.51})$$

Par conséquent, les règles adaptatives sont sélectionnées comme suit :

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{\theta}}_a &= \frac{1}{\gamma_1} \sigma \xi(x) \\ \dot{\tilde{\theta}}_b &= \frac{1}{\gamma_2} \sigma \eta(x)u \end{aligned} \quad (\text{III.52})$$

Ensuite, en remplaçant (III.46) dans (III.45), on obtient

$$\begin{aligned}
 \dot{V} &= \sigma w + \sigma c e_d - k_1 \sigma \tanh(\alpha \sigma) - k_2 \sigma |\sigma| \operatorname{asinh}(\eta \sigma^q) \\
 &\leq |\sigma| (w^* + c e_d^*) - k_1 \sigma \tanh(\alpha \sigma) - k_2 \sigma |\sigma| \operatorname{asinh}(\eta \sigma^q) \\
 &= -\left(k_1 \tanh(\alpha \sigma) \operatorname{sign}(\sigma) - (w^* + c e_d^*)\right) |\sigma| - k_2 \sigma |\sigma| \operatorname{asinh}(\eta \sigma^q) \\
 &= -\left(k_1 \tanh(\alpha |\sigma|) - (w^* + c e_d^*)\right) |\sigma| - k_2 \sigma |\sigma| \operatorname{asinh}(\eta \sigma^q)
 \end{aligned} \tag{III.53}$$

À partir de (III.53), on peut toujours trouver que $k_2 \sigma |\sigma| \operatorname{asinh}(\eta \sigma^q) \geq 0$, et pour que le système soit stable, il doit satisfaire :

$$k_1 \tanh(\alpha |\sigma|) \geq (w^* + c e_d^*) \tag{III.54}$$

Et ceci mène à :

$$|\sigma| \geq \frac{1}{\alpha} \operatorname{atanh}\left(\frac{w^* + c e_d^*}{k_1}\right) \tag{III.55}$$

Cela signifie que $\dot{V} \leq 0$ est obtenu lorsque la surface de glissement $|\sigma|$ satisfait $|\sigma| \geq \frac{1}{\alpha} \operatorname{atanh}\left(\frac{w^* + c e_d^*}{k_1}\right)$. Alors, la surface de glissement σ converge vers la limite de $\frac{1}{\alpha} \operatorname{atanh}\left(\frac{w^* + c e_d^*}{k_1}\right)$ à partir de la valeur initiale σ_0 , c'est-à-dire que la limite d'erreur d'état stable du système est $|\sigma| \leq \frac{1}{\alpha} \operatorname{atanh}\left(\frac{w^* + c e_d^*}{k_1}\right)$, lorsque le système a des erreurs d'estimation de perturbations limitées e_d^* et w^* .

Avec ce résultat obtenu en (III.53), les états du système atteindront la surface de glissement $\sigma = 0$ en temps fini, ce qui implique que :

$$\dot{x}_1 = -c x_1 + e_d \tag{III.56}$$

On peut alors déduire que (III.53) est EES selon le lemme 5.5 [52].

À partir du lemme 2, on peut voir que les états du système satisfont $\lim_{t \rightarrow \infty} e_d(t) = 0$ et $\lim_{t \rightarrow \infty} x_1(t) = 0$. Ce qui implique que les états du système convergent vers le point d'équilibre au

long de la surface de glissement σ . L'architecture du deuxième SMC proposé est illustrée à la figure III.3.

Pour plus de détails sur la loi d'atteinte et la valeur initiale de la surface de glissement σ_0 , le lecteur peut voir [54].

III.2.2.4.a Application au véhicule autonome

Dans cette section, nous allons appliquer le deuxième contrôleur proposé au contrôle latéral du véhicule autonome en considérant la présence de la variation de vitesse / courbure, la non-linéarité des pneus, les perturbations inadéquates et les incertitudes du système.

En choisissant la surface de glissement σ comme (III.42) et en fonction du contrôleur proposé, c'est-à-dire du théorème 2, l'entrée de contrôle est obtenue comme suit :

$$\delta_f = -\hat{b}_1^{-1}(x) \begin{pmatrix} \hat{a}(x) + b_2 rho + c(x_2 + \hat{d}) + \dot{\hat{d}} + k_1 \tanh(\alpha\sigma) \\ +k_2 |\sigma| \operatorname{asinh}(\eta\sigma^q) \end{pmatrix} \quad (\text{III.57})$$

Où rho représente la courbure de la route du chemin de référence.

Les équations de l'observateur de perturbations proposé (DOB-FS) sont obtenues comme suit :

$$\begin{cases} \dot{p} = -l g_3 p - l [g_3 l x + f(x) + g_1(x)u + g_2 rho], \\ \hat{d} = p + l x, \end{cases} \quad (\text{III.58})$$

Où $x = [x_1, x_2]^T$, $f(x) = [x_2, \hat{a}]^T$, $g_1 = [0, \hat{b}_1]^T$, $g_2 = [0, b_2]^T$, $g_3 = [1, 0]^T$.

Pour montrer l'avantage de l'ajout du Système Flou à notre contrôleur, nous avons supprimé le Système Flou dans le contrôleur proposé (théorème 2) et dans l'Observateur de Perturbation (III.58), le contrôleur modifié est alors défini comme suit :

$$\delta_f = -\hat{b}_1^{-1}(x) \begin{pmatrix} a(x) + b_2 rho + c(x_2 + \hat{d}) + \dot{\hat{d}} + k_1 \tanh(\alpha\sigma) \\ +k_2 |\sigma| \operatorname{asinh}(\eta\sigma^q) \end{pmatrix} \quad (\text{III.59})$$

Les équations de la DOB standards sont définies comme suit :

$$\begin{cases} \dot{p} = -l g_3 p - l [g_3 l x + f(x) + g_1(x)u + g_2 rho], \\ \hat{d} = p + l x, \end{cases} \quad (\text{III.60})$$

Où $x = [x_1, x_2]^T$, $f(x) = [x_2, a]^T$, $g_1 = [0, b_1]^T$, $g_2 = [0, b_2]^T$, $g_3 = [1, 0]^T$.

Remarque 1: La preuve de la stabilité du contrôleur (III.59) suit les mêmes étapes mentionnées dans cette section, sauf que la condition de la stabilité $k_1 \tanh(\alpha|\sigma|) \geq (w^* + ce_d^*)$ doit être modifié par $k_1 \tanh(\alpha|\sigma|) \geq ce_d^*$.

III.3 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons proposé deux nouveaux contrôleurs où nous nous sommes basés sur le SMC contrôleur, la programmation des gains, les techniques d'intelligence artificielles et l'Observateur de Perturbation.

Dans le chapitre suivant nous décrirons la mise en œuvre des contrôleurs développés (chapitre III) ainsi que l'implémentation des contrôleurs appliqués au véhicule autonome (chapitre II) afin de comparer les performances de nos contrôleurs avec les contrôleurs développées dans la littérature.

CHAPITRE IV

Mise en œuvre et validation



Chapitre IV : Mise en œuvre et validation

IV.1 Introduction

En vue de montrer la faisabilité de nos propositions sur le contrôle et la planification du véhicule autonome qui sont citées et conçues dans les deux chapitres précédents, ce dernier chapitre a pour but d'implémenter et de valider les différentes stratégies et les contrôleurs développés. La validation sera effectuée à l'aide du Simulink et le simulateur de conduite Carsim. Ces deux outils sont complémentaires et permettent d'enrichir la simulation et d'obtenir des résultats clairs.

IV.2 Contrôleurs développés

Après avoir rappelé les deux stratégies de commande développées dans les deux chapitres précédents, nous présenterons les résultats obtenus des simulations.

Table IV.1 : Paramètre des contrôleurs

Contrôleurs	Paramètres
Traditionnel SMC	$c = 10, K = 10$
SMC-DOB	$c = 10, K = 10, l=[6,0]$
BSMC	$c_1 = 10, c_2 = 2, K = 10$
SMC proposé	$c = 10, \eta = 10, l = [6,0], \gamma_1 = 0.008, \gamma_2 = 0.08, \alpha = 8$

IV.2.1 SMC contrôleur basé sur l'Observateur de Perturbations, le Système Flou, et la programmation des gains

Afin de démontrer les avantages attendus du premier contrôleur proposé (Eqs IV.1), deux tests de conduite sont conçus pour faire appel à la robustesse et d'éliminer les inconvénients du SMC. Dans le premier test, le contrôleur proposé est mis en œuvre avec une conduite sur une route sèche avec un petit taux d'incertitudes, et sans inclusion de perturbations externes. Ce test consiste à évaluer les performances de notre contrôleur en conduite normale en le comparant avec le traditionnel SMC.

Dans le deuxième test, le coefficient de frottement est pris dans conditions différentes : sec, humide, neige et glace [55], et nous avons inclus les incertitudes paramétriques telles que la masse du véhicule, la rigidité des pneus, la variation des paramètres, et les perturbations externes (les effets du vent et les erreurs de modélisation). Dans le même test, nous avons ajouté les deux contrôleurs : SMC basés sur l'observateur de perturbations (SMC-DOB) [36] et le Backstepping SMC (BSMC) pour vérifier l'avantage du SMC proposé. Ce test est divisé en deux scénarios; dans le premier scénario, nous avons inclus les perturbations avec un taux moyen; et dans le second scénario, nous avons augmenté le taux de perturbations. Il est noté

que la fonction de «sign» des trois contrôleurs (SMC-DOB, BSMC et le SMC proposé) est remplacée par la fonction «sat» pour éviter le broutement.

La première stratégie développée (SMC proposé) est donnée par (Eqs III.30, chapitre III) :

$$\delta_f = -\frac{1}{\hat{b}_1} \left(\hat{a} + b_2 rho + c(x_2 + \hat{d}) + \hat{K}(t) \text{sgn}(\sigma) \right) \quad (\text{IV.1})$$

$$\text{Avec } a = -\frac{\mu(C_f + C_r)}{m} \beta - \frac{\mu(L_f C_f - L_r C_r)}{mV_x} \dot{r}, b_1 = \frac{\mu C_f}{m} \text{ et } b_2 = -v_x^2.$$

Le contrôleur SMC basé sur l'observateur de perturbation (SMC-DOB) [36] est donné par (Eqs. II.9, chapitre II) :

$$\delta_f = \frac{\mu(C_f + C_r)}{C_f} \beta + \frac{(L_f C_f - L_r C_r)}{C_f V_x} \dot{r} + \frac{mV_x^2 rho}{\mu C_f} - \frac{mc(x_2 + \hat{d})}{\mu C_f} - \frac{mK \text{sgn}(\sigma)}{\mu C_f} \quad (\text{IV.2})$$

Le contrôleur Backstepping SMC (BSMC) est donné par (Eqs. II.25, chapitre II) :

$$\delta_f = \frac{1}{b_1(x)} (-a(x) - b_2 rho - c_1 x_2 - x_1 - c_2 \sigma - K \text{sgn}(\sigma)) \quad (\text{IV.3})$$

$$\text{Avec } a = -\frac{\mu(C_f + C_r)}{m} \beta - \frac{\mu(L_f C_f - L_r C_r)}{mV_x} \dot{r}, b_1 = \frac{\mu C_f}{m} \text{ et } b_2 = -v_x^2.$$

Le conventionnel SMC (Traditional SMC) est donnée par (Eqs II.15, chapitre II) :

$$\delta_f = \frac{\mu(C_f + C_r)}{C_f} \beta + \frac{(L_f C_f - L_r C_r)}{C_f V_x} \dot{r} + \frac{mV_x^2 rho}{\mu C_f} - \frac{mcx_2}{\mu C_f} - \frac{mK \text{sgn}(\sigma)}{\mu C_f} \quad (\text{IV.4})$$

Toutes les simulations sont effectuées dans Matlab / Simulink et Carsim, ce dernier est intégré à Simulink pour obtenir le profil du véhicule. La figure IV.1 montre la courbure de la route de référence tandis que la figure IV.2 montre la vitesse longitudinale. Le graphe des fonctions d'appartenances est illustré à la Figure IV.3. Les étiquettes linguistiques sont les suivantes: NB: est négatif et grand, NS: est négatif et petit, Z: approximativement zéro, PS: est positif et petit, PB: est positif et grand. Les paramètres de contrôle pour les quatre stratégies de contrôle sont illustrés dans le tableau IV.1.

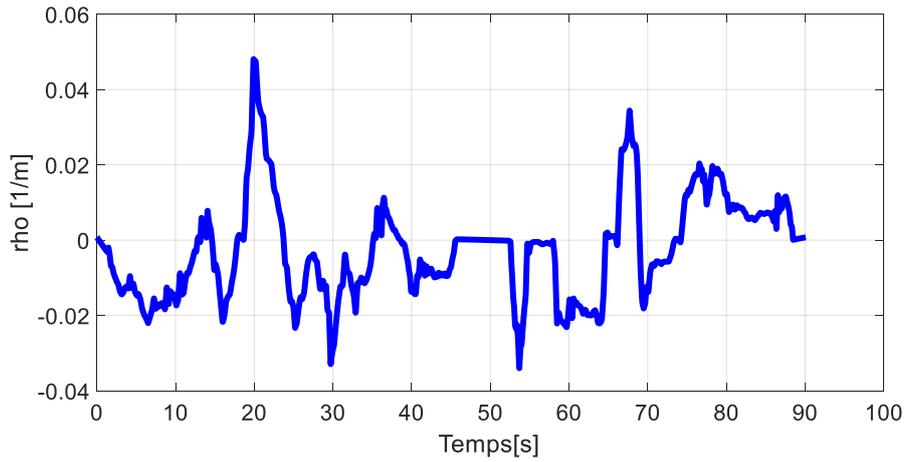


Figure IV.1 : Courbure de la route de la trajectoire de référence

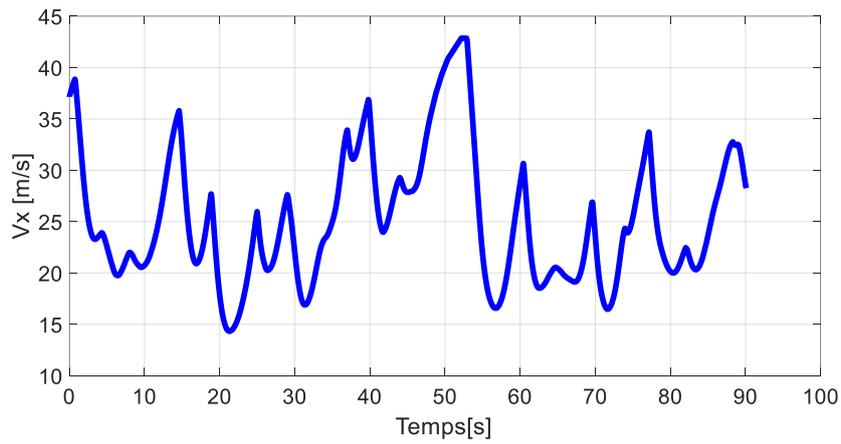


Figure IV.2 : Vitesse longitudinale

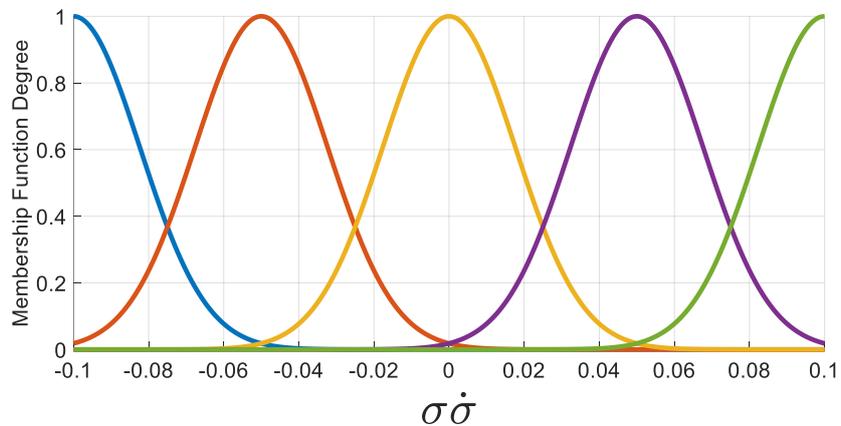


Figure IV.3 : Fonctions d'appartenances

Remarque 1 : Dans la littérature, les travaux ont pris la valeur de la vitesse comme une constante [56,57,58] ou ils l'ont considéré comme une variation très simple de la vitesse comme dans [7]; ainsi, la vitesse maximale utilisée dans la littérature ne dépasse pas (120 km / h). Notez que le véhicule est plus susceptible d'être instable / incontrôlable à grande vitesse ou

à une vitesse qui varie rapidement. Dans notre travail, la conduite se fait à grande vitesse jusqu'à 155 km / h et varie très rapidement (voir Figure IV.2).

Table IV.2 Paramètres du véhicule [7].

Indice	Désignation	Valeur	Unité
m	masse du véhicule	(1421)	[kg]
I_z	Moment d'inertie du véhicule	(2570)	[kg.m ²]
C_f, C_r	Rigidité des pneus avant et arrière	(170550,137844)	[N/rad]
l_f, l_r	Distance de l'essieu avant / arrière	(1.195, 1.513)	[m]
v_x	Vitesse longitudinale	[19-44]	[m/s]
F_{yf}, F_{yr}	forces latérales du pneu	-	[rad]
B	Angle de glissement	-	[rad]
r	angle de lacet	-	[rad]
δ_f	angle de braquage	-	[rad]
v_y	Vitesse latérale	-	[m/s]
μ	coefficient de friction	[0-1]	-
d	Perturbation inadéquate	-	-

IV.2.1.1 Premier test : Test du contrôleur en conduite normale

Pendant le mouvement du véhicule, plusieurs perturbations peuvent être rencontrées ; certains paramètres tels que la masse, la rigidité des pneus et le frottement de la route deviennent incertains, d'autres paramètres varient très rapidement comme la vitesse et la courbure de la route ; ainsi que des perturbations externes telles que les effets du vent. Un contrôleur robuste doit donc fonctionner indépendamment des perturbations. Dans ce test, la conduite s'effectue sur une surface sèche avec un coefficient de frottement égal à 0,9 avec une variation de la vitesse et de la courbure de la route.

La masse du véhicule peut être modifiée ou mal estimée [7], cela dépend du nombre de personnes dans le véhicule, de la quantité de carburant, etc., de la même manière, la rigidité en virage du pneu varie en fonction de la cambrure. , le type de route... etc. En conduite normale, il existe de petites incertitudes dans la masse du véhicule, telles que les erreurs d'estimation de la masse, la quantité de carburant, la masse de la roue de secours, etc., ainsi que l'estimation de la valeur exacte de la rigidité en virage est difficile car il varie selon plusieurs facteurs, comme expliqué précédemment; cependant, la plupart des travaux dans la littérature (comme dans [3]) négligent ces petites incertitudes malgré qu'elles existent dans la réalité.

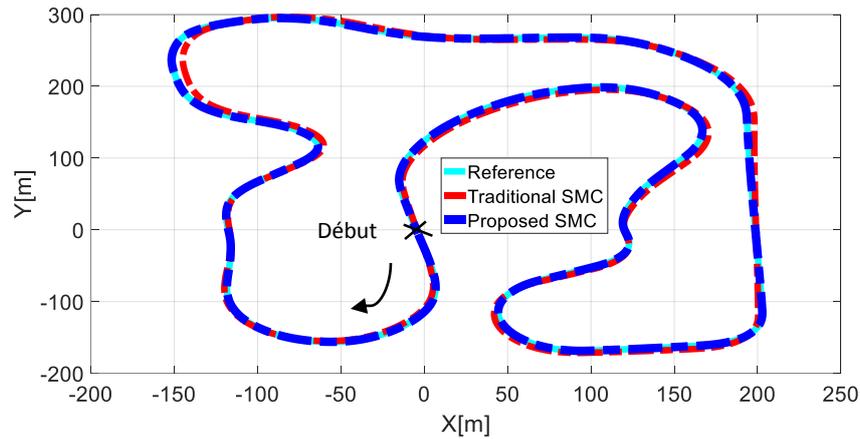


Figure IV.4 : Les résultats de suivi de la trajectoire de référence avec 5% d'incertitudes

Pour que ce test se déroule le plus proche possible à la réalité, nous avons considéré les petites incertitudes de la masse et de la rigidité en virage avec un faible taux (5%) des valeurs nominales: $c_f = c_f \pm 05\%$, $c_r = c_r \pm 05\%$, et $m = m \pm 05\%$. Les paramètres du véhicule et leurs unités physiques utilisées dans la simulation suivante sont présentés dans le tableau IV.2. La figure IV.4 montre que le SMC proposé peut augmenter la précision du suivi de trajectoire par rapport au traditionnel SMC, même dans les virages serrés.

La figure IV.5 montre que l'erreur latérale fournie par notre contrôleur est très petite et converge rapidement vers zéro, mais avec le traditionnel SMC, l'erreur latérale est très grande. De plus, nous pouvons voir que les performances transitoires des erreurs latérales sont grandement améliorées par le SMC proposé.

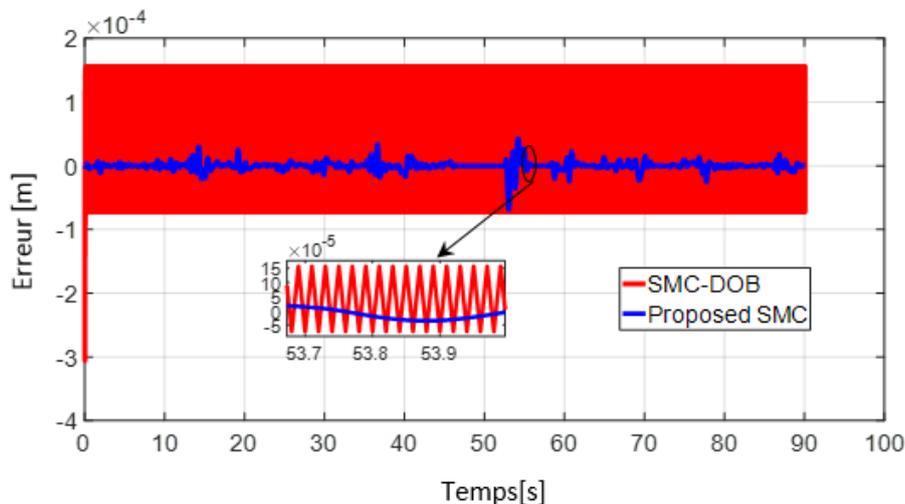


Figure IV.5 : Erreur latérale avec 05% d'incertitudes.

Dans la figure IV.6, autour de $t = [52,58]$, le véhicule franchit le virage serré à grande vitesse, les gains sont approximativement augmentés par le FS qui améliore les performances du contrôleur proposé ; grâce à ce contrôle de gain automatique, le SMC proposé a bénéficié d'un gain élevé qui permet d'obtenir une convergence rapide de l'erreur latéral.

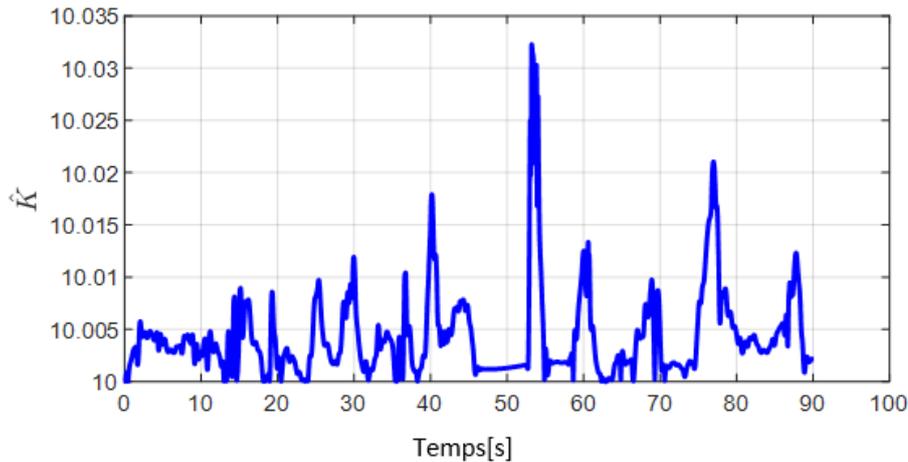


Figure IV.6 : Les gains obtenus avec le Système Floue

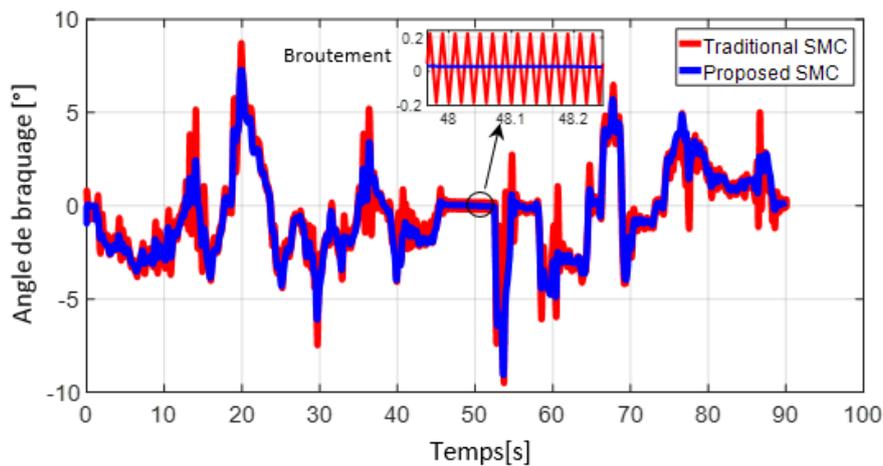


Figure IV.7 : L'angle de braquage avec 05% d'incertitudes

Dans la Figure IV.7, on peut voir que l'angle de braquage obtenu par le SMC proposé est maintenu dans une région raisonnable où il a une variable de tendance très similaire à la courbure de la route (voir la Figure IV.1). Voir que le broustement est totalement éliminé par notre contrôleur, mais le traditionnel SMC fournissait beaucoup de broustement et il est donc très claire dans le zoom appliqué.

Ce test montre donc que le SMC proposé offre un bon suivi de trajectoire à grande vitesse et avec des courbures et des vitesses variables. En outre, le contrôleur proposé offre un angle de braquage lisse sans aucun broustement.

Remarque 2 : Nous avons essayé d'augmenter le gain du SMC traditionnel (K) pour avoir plus de robustesse, mais cela a augmenté le phénomène de broustement.

IV.2.1.2 Deuxième test : Test du contrôleur des conditions extrêmes

Dans ce test, nous avons introduits toutes les perturbations mentionnées précédemment afin que cela soit très pratique.

IV.2.1.2 .a Premier scénario

Ce scénario consiste en l'inclusion de toutes les perturbations. Dans ce cas, le comportement du véhicule devient non linéaire. Les incertitudes relatives à la rigidité en virage et à la masse du véhicule sont définies à 15% de la valeur normale: $c_f = c_f \pm 15\%$, $c_r = c_r \pm 15\%$, $m = m \pm 15\%$, les frottements de la route concernent l'état de la chaussée mouillée: $\mu \in [0.5 - 0.89]$, et les perturbations extérieures: $d \in [-0.2, 0.2]$.

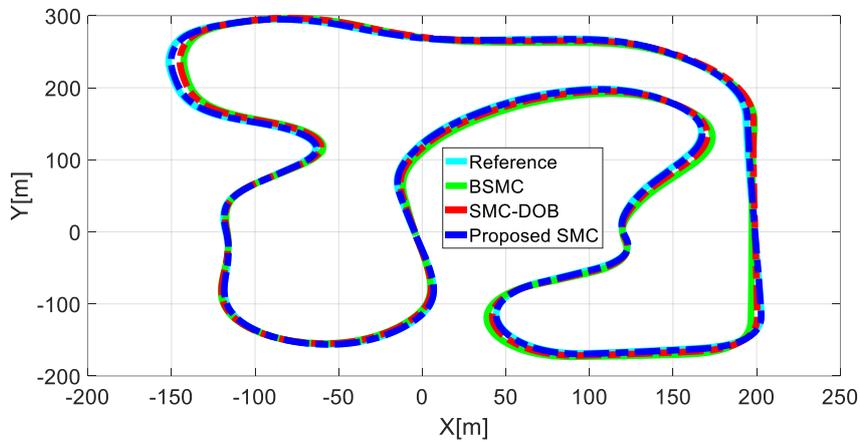


Figure IV.8: Les résultats de suivi de la trajectoire de référence avec 15% d'incertitudes et un niveau moyen de perturbation inadéquate.

La Figure IV.8 montre les trajectoires obtenues. On peut voir que le SMC proposé peut effectivement augmenter la précision du suivi de trajectoire par rapport au SMC-DOB et au BSMC.

Les résultats de la simulation d'erreur latérale et de vitesse de lacet sont illustrés aux figures IV.9 et IV.10, respectivement. On constate que les erreurs latérales sont stabilisées par les deux contrôleurs SMC-DOB et le SMC proposé, mais avec BSMC, les erreurs sont grandes et convergent vers des valeurs faibles et non nulles. Cependant, l'erreur latérale converge rapidement vers zéro avec le SMC proposé et ne dépasse pas 3×10^{-3} m, ce qui peut être très critique dans les situations d'urgence.

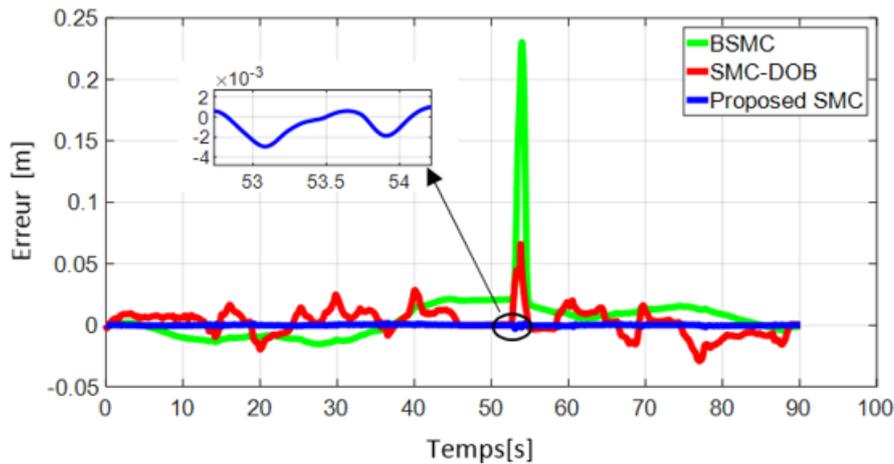


Figure IV.9 : Erreur latérale avec 15% d'incertitudes et un niveau moyen de perturbation inadéquate

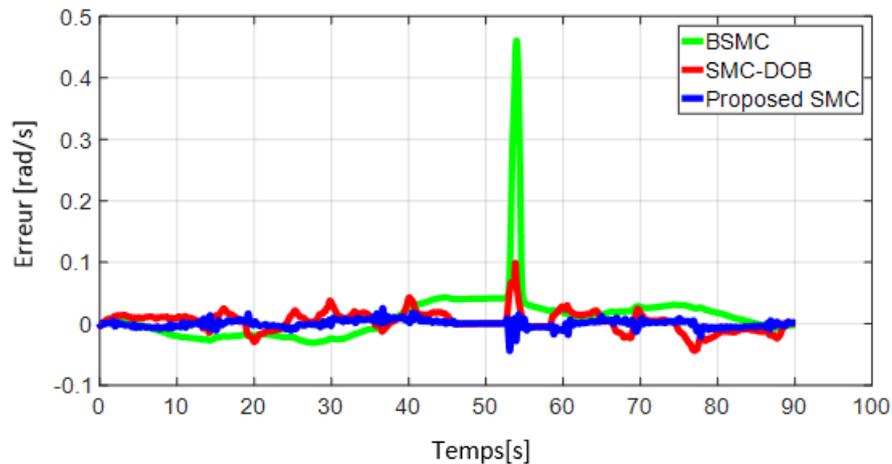


Figure IV.10: Erreur de taux de lacet avec 15% d'incertitudes et un niveau moyen de perturbation inadéquate

Ce résultat de l'erreur latérale nous a montré que le DOB peut fournir une solution très efficace contre les perturbations externes, où il a permis au contrôleur proposé et au SMC-DOB de converger à zéro après l'application de perturbations externes, ce qui n'est pas le cas pour le BSMC.

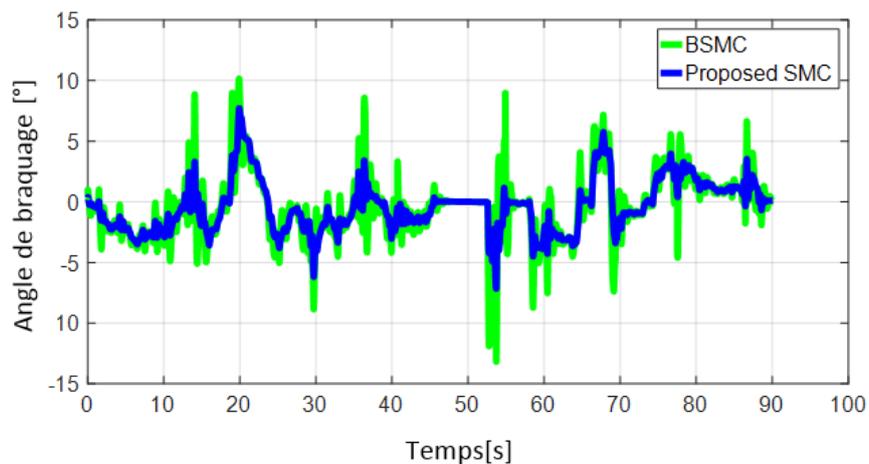


Figure IV.11: Angles de braquage du SMC et du BSMC proposés avec 15% d'incertitudes et un niveau de perturbation moyen inadéquate

Après ces résultats acceptables des deux contrôleurs SMC-DOB et du SMC proposé en présence de perturbations externes, nous les avons comparés aux niveaux des incertitudes / variations de paramètres. Nous pouvons donc constater que le contrôleur proposé peut gérer les incertitudes / variations de paramètres par rapport au SMC-DOB et ceci est très clair sur la figure IV.9 à $t = [15,25]$, $t = [52,58]$, ce résultat obtenu par le SMC proposé est dû à l'utilisation des réseaux de neurones et le FS, ce dernier a permis de gérer la variation des paramètres par son ajustement automatique des gains du contrôleur SMC (voir Figure IV.13).

De même, pour l'erreur de vitesse de lacet sur la figure IV.10, elle est convergée à zéro par le SMC proposé, mais avec le SMC-DOB, les erreurs peuvent être convergées à zéro lorsque le véhicule suit la trajectoire de la ligne $t = [45, 50]$ et lorsque le véhicule commence à changer

de voie, l'erreur de vitesse de lacet commence à trembler jusqu'à ce que la manœuvre de changement de voie soit terminée, mais avec le contrôleur BSMC, l'erreur de vitesse de lacet ne converge pas à zéro et sa tendance est cohérente avec la perturbation inadéquate.

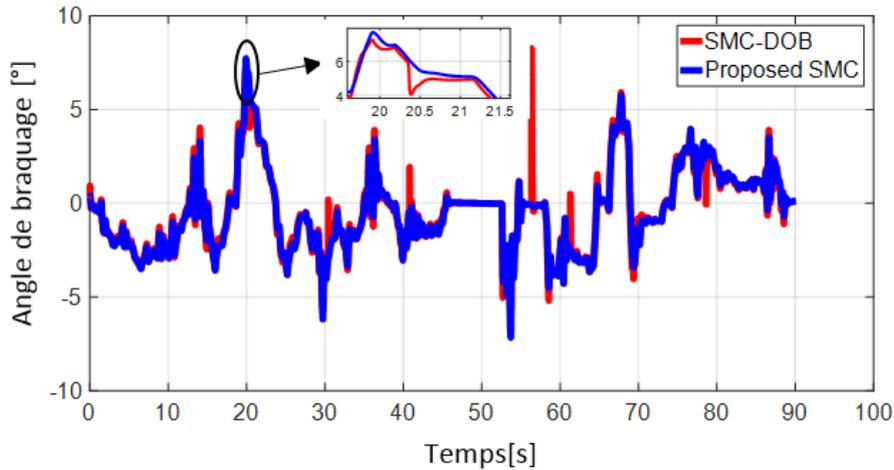


Figure IV.12 : Angles de braquage du SMC et du SMC-DOB proposés avec 15% d'incertitudes et niveau moyen de perturbation inadéquate

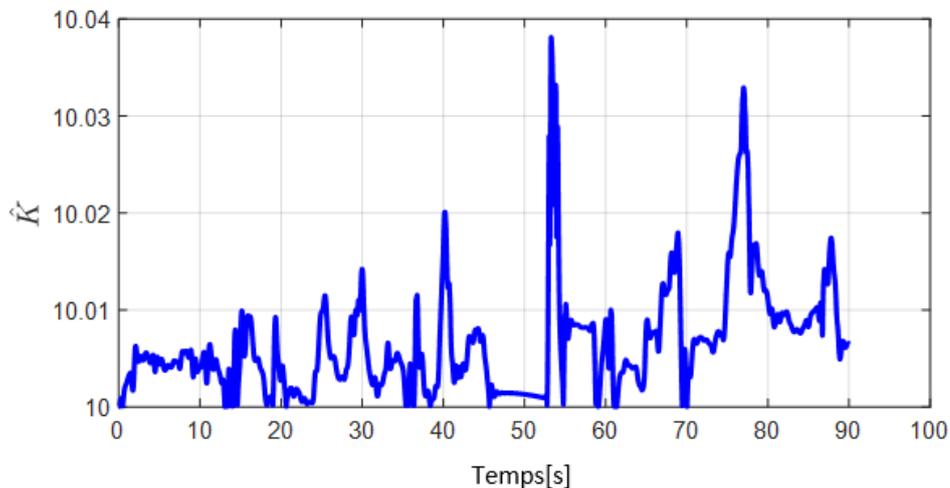


Figure IV.13 : Les gains obtenus avec FS

Étant donné que la réponse aux erreurs latérales transitoires revêt une grande importance pour les véhicules lors de manœuvres critiques telles que l'évitement des collisions, le SMC proposé peut améliorer considérablement la sécurité des véhicules.

Sur les figures IV.11 et IV.12, nous pouvons voir que l'angle de braquage fourni par le SMC proposé est lisse, il est maintenu dans une zone raisonnable où il a une tendance variable très similaire à celle de la courbure (voir la figure IV.1), et le broutement est totalement éliminé ; Les deux contrôleurs SMC-DOB, BSMC ont réduit le broutement par rapport au traditionnel SMC, mais cela n'est pas suffisant.

Les résultats de l'estimation des perturbations inadéquates sont présentés à la Figure IV.14, nous pouvons voir que les perturbations peuvent être bien estimées par l'observateur de perturbations (DOB).

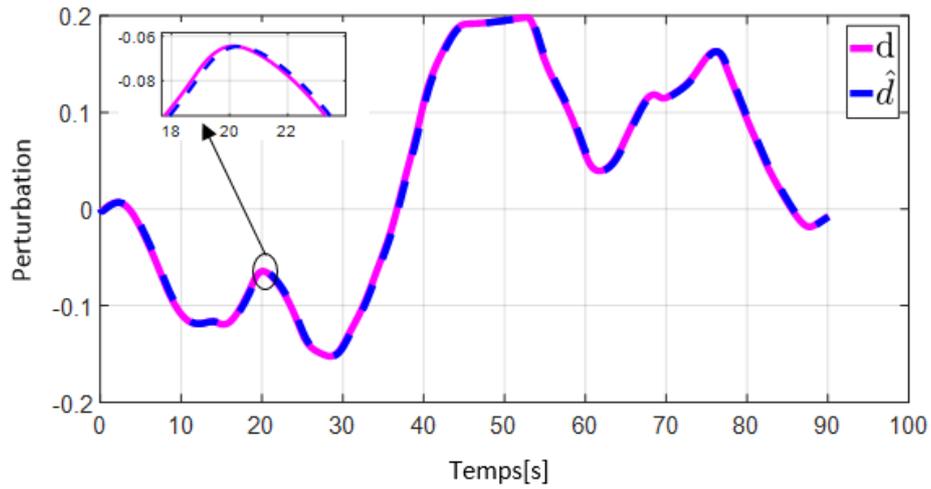


Figure IV.14 : Les valeurs d'estimation des perturbations inadéquates

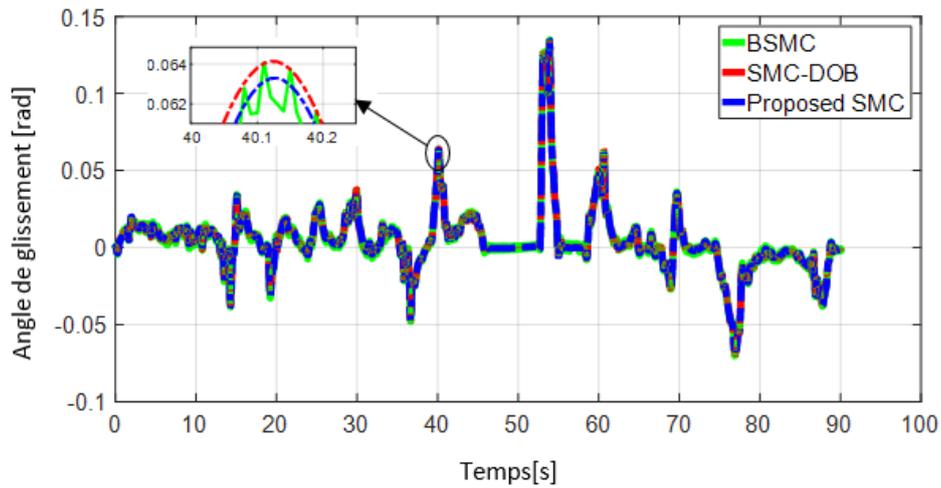


Figure IV.15 : Angle de glissement avec 15% d'incertitudes et niveau moyen de perturbation inadéquate

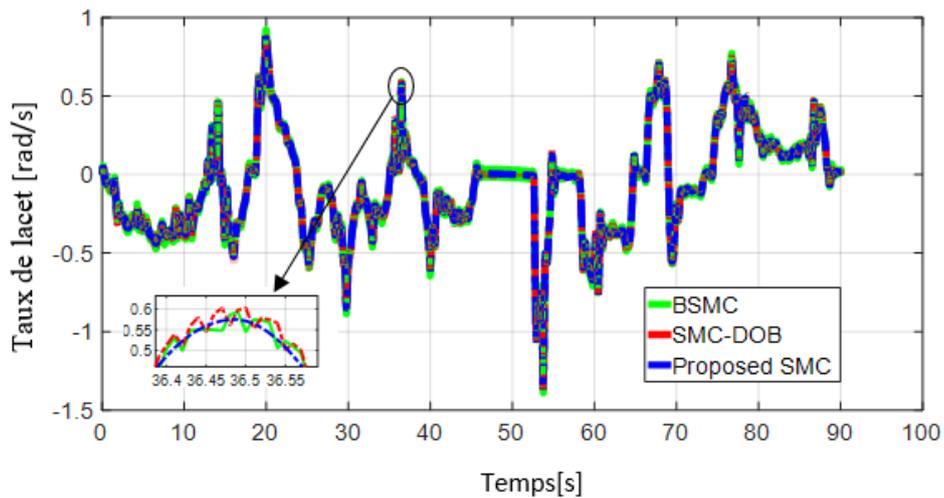


Figure IV.16 : Taux de lacet avec 15% d'incertitudes et niveau moyen de perturbation inadéquate

Les résultats de suivi de l'angle de glissement et de la vitesse de lacet sont illustrés aux figures IV.15 et IV.16, respectivement. Comparé au SMC-DOB et au BSMC, le SMC proposé peut effectivement stabiliser et faire converger l'angle de glissement à zéro. En outre, les deux contrôleurs SMC-DOB et BSMC fournissent des résultats raisonnables et acceptables de l'angle de glissement, mais le contrôleur proposé offre toujours les meilleures performances en minimisant l'angle de glissement, ce qui est très clair dans le zoom appliqué. De même, pour le taux de lacet, le SMC proposé donne toujours le meilleur résultat.

IV.2.1.2 .b Deuxième scénario

Ce second scénario consiste à augmenter le taux de perturbation. Dans ce cas, le comportement du véhicule devient hautement non linéaire. Les incertitudes relatives à la rigidité en virage et à la masse du véhicule sont définies à 35% des valeurs nominales : $c_f = c_f \pm 35\%$, $c_r = c_r \pm 35\%$ et $m = m \pm 35\%$; les frottements de la route sont dus aux conditions de chaussée $\mu \in [0.01-1]$: sèche, humide, de neige et de glace, et aux perturbations extérieures $d \in [-0.25, 0.25]$.

Les figures IV.17 et IV.18 confirment les résultats précédents, dans lesquels le véhicule avec le contrôleur proposé reste stable malgré le changement de masse et la rigidité en virage, jusqu'à 35%, et l'augmentation des perturbations externe.

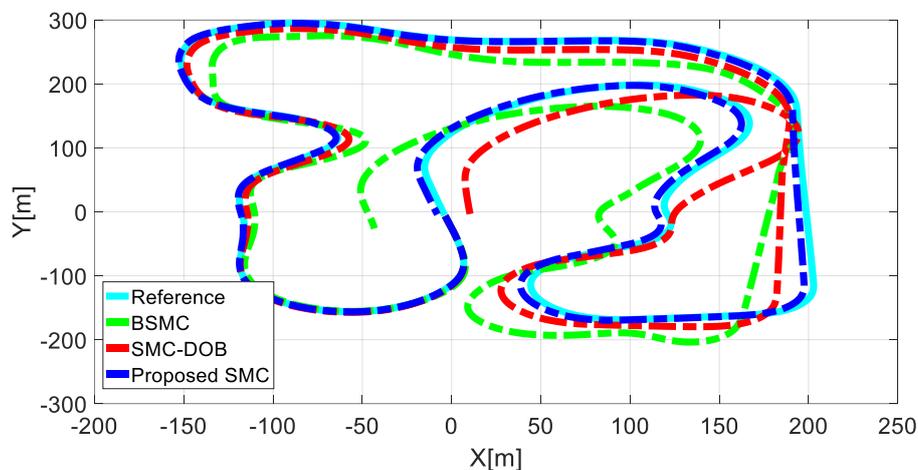


Figure IV.17 : Les résultats de suivi de la trajectoire de référence avec 35% d'incertitudes et un niveau élevé de perturbations inadéquates.

Le contrôleur proposé présente toujours les meilleures performances. La Figure IV.18 montre que l'erreur latérale provoquée par le SMC proposé reste toujours très faible et converge très rapidement vers 0.

L'erreur latérale fournie par le SMC proposé est légèrement accrue par rapport au premier scénario. Cependant, ce résultat est très acceptable par rapport au taux d'incertitude élevé (35%) (L'erreur latérale ne dépasse pas 10 cm). L'erreur fournie par le SMC-DOB a beaucoup augmenté, avec le BSMC, l'erreur est très grande et ne converge pas vers 0, elle atteint environ 2,5 m, ce qui crée un grand danger pour le véhicule.

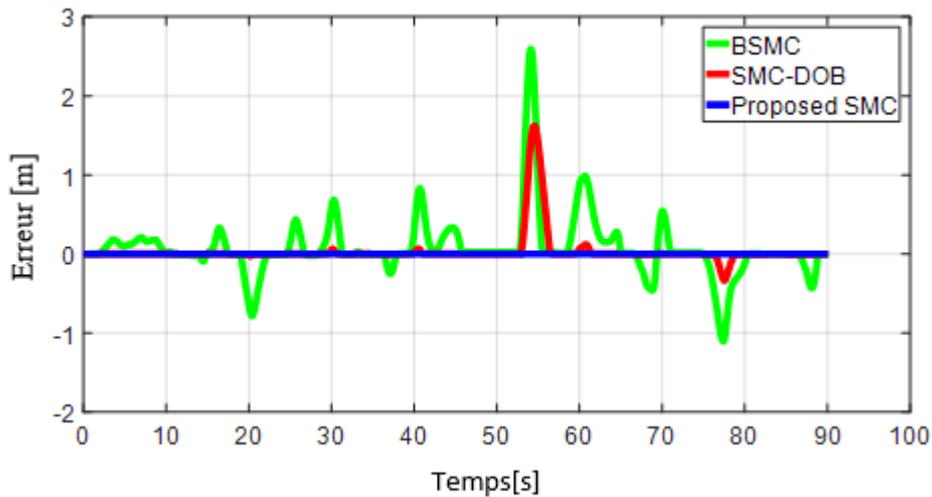


Figure IV.18 : Erreur latérale avec 35% d'incertitudes et un niveau élevé de perturbations inadéquates

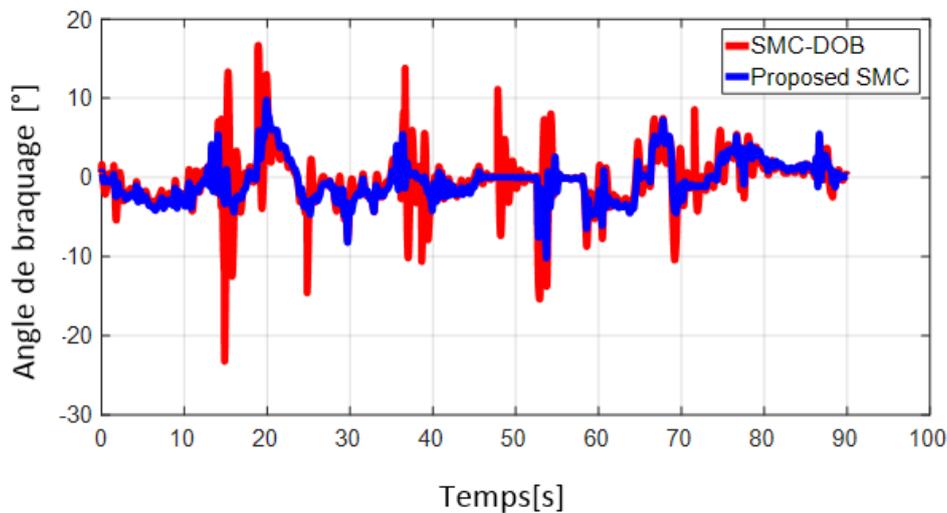


Figure IV.19 : Angle de braquage du SMC proposé et du SMC-DOB avec 35% d'incertitudes et un taux élevé de perturbations inadéquates

La figure IV.19 montre que le SMC proposé peut toujours éliminer le broutement par rapport au SMC-DOB qui a fourni beaucoup de broutement. La comparaison entre les résultats des deux scénarios nous a montré que le contrôleur proposé présente de bonnes performances, où il a géré la variation des paramètres (courbure et vitesse); ainsi que le broutement est complètement éliminé, et cela est très clair dans le résultat du premier scénario.

Le deuxième scénario nous a montré que le contrôleur proposé agit presque de la même manière que le contrôleur de base en l'absence de perturbations où il a géré la variation des paramètres; les perturbations externes et les incertitudes paramétriques avec un taux très élevé.

Après ces résultats de simulation, nous pouvons conclure aux avantages et aux inconvénients de chaque stratégie de contrôle (voir tableau IV.3).

Table IV.3 Comparaison entre les stratégies de contrôle

Contrôle stratégie	Avantages	Inconvénients
SMC-DOB Contrôleur	<ul style="list-style-type: none"> • Peut gérer les perturbations externes. 	<ul style="list-style-type: none"> • Sensible aux incertitudes paramétriques • Sensible aux variations paramétriques (courbure et vitesse). • Peut fournir des broutements dans des situations complexes (variation rapide des paramètres) • les perturbations doivent être limitées
BSMC Contrôleur	<ul style="list-style-type: none"> • Loi de contrôle simple 	<ul style="list-style-type: none"> • broutement • Sensible aux perturbations externes • Sensible aux incertitudes/variations de paramètres.
SMC proposé	<ul style="list-style-type: none"> • Le broutement est totalement éliminé • Peut gérer toutes les perturbations • Plus robuste contre les variations de paramètres. • Stabilité Robuste 	<ul style="list-style-type: none"> • les perturbations doivent être limitées

IV.2.2 Contrôleur SMC adaptatif basé sur l'Observateur de perturbations et de réseaux neuronaux

La deuxième stratégie développée (AFSMC-DOB : Adaptive Fuzzy Sliding Mode Controller based on the Disturbance Observer) est donnée par (chapitre III, Eqs III.57) :

$$\delta_f = -\hat{b}_1^{-1}(x) \begin{pmatrix} \hat{a}(x) + b_2 rho + c(x_2 + \hat{d}) + \hat{d} + k_1 \tanh(\alpha\sigma) \\ +k_2 |\sigma| \operatorname{asinh}(\eta\sigma^q) \end{pmatrix} \quad (\text{IV.5})$$

Nous présentons trois cas de simulation, implémenté sur Matlab / Simulink et Carsim, ce dernier étant combiné à Simulink pour obtenir le profil du véhicule. Dans les trois tests, différents coefficients d'adhérence sont adoptés pour vérifier les performances et la robustesse du contrôleur proposé. Les perturbations et les incertitudes du système sont incluses dans les simulations. L'objectif est de faire en sorte que le véhicule suive le chemin de référence en toute sécurité. Dans tous les cas de simulation, le véhicule roule à une vitesse élevée et variable : $v_x \in [50,155] \text{ km/h}$ et avec une courbure de la route $rho \in [-0.03, 0.05] \text{ m}^{-1}$, qui comprend des virages très serrés. Nous avons gardé la même courbure de la route et la même

vitesse utilisée avec le premier contrôleur (voir figure IV.1 et IV.2). Le graphe des fonctions d'appartenances est illustré à la Figure IV.20.

Pour souligner la supériorité du contrôleur proposé, le SMC basé sur l'algorithme de Super-Twisting proposé par [7] est utilisé pour effectuer une simulation comparative. La raison du choix de la Super-Twisting est qu'il s'agit d'un algorithme de contrôle très robuste pouvant générer de faibles erreurs et qu'il est très utilisé par les travaux récents mentionnés précédemment.

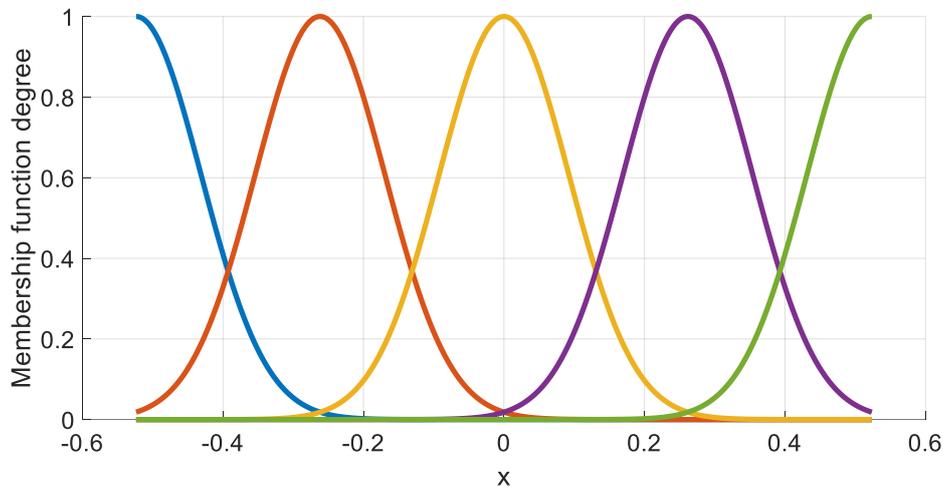


Figure IV.20 : Fonctions d'appartenances

Dans tous les scénarios de simulation, le deuxième contrôleur proposé est nommé AFSMC-DOB (Adaptive Fuzzy Sliding Mode Controller based on Disturbance Observer). Pour montrer l'avantage de l'ajout du Système Flou au contrôleur proposé, nous avons inclus le contrôleur ASMC-DOB dans la simulation comparative. Cependant, ce contrôleur a la même structure du contrôleur proposé, à l'exception du fait qu'il n'a pas le Système Flou. De plus, nous avons utilisé le conventionnel SMC dans le premier test pour montrer les améliorations apportées par le contrôleur proposé. Il est noté que le conventionnel SMC n'est utilisé que dans le premier test car les résultats obtenus par ce contrôleur sont inacceptables.

Nous avons introduit les perturbations à trois niveaux principaux: faible, moyen, et haut, dans lesquels le véhicule roule à grande vitesse dans des conditions extrêmes et dans différentes conditions de frottement: sec, humide, neige et glace [55]. Il est noté que les perturbations sont incluses progressivement dans chaque test, c'est-à-dire que dans chaque niveau. Les perturbations inadéquates ne sont pas incluses dans les deux premiers tests, car nous voulons montrer le comportement des contrôleurs vis-à-vis des incertitudes. Les paramètres de contrôle pour les stratégies de contrôle et les paramètres du véhicule utilisés dans la simulation sont donnés dans les tableaux IV.4 et IV.2, respectivement.

Le contrôleur ASMC-DOB (Adaptive Sliding Mode Controller based on the Disturbance Observer) est donnée par (chapitre III, Eqs III.59) :

$$\delta_f = -b_1^{-1}(x) \begin{pmatrix} a(x) + b_2 \rho + c(x_2 + \hat{d}) + \hat{d} + k_1 \tanh(\alpha \sigma) \\ + k_2 |\sigma| \operatorname{asinh}(\eta \sigma^q) \end{pmatrix} \quad (\text{IV.6})$$

Le SMC Super-Twisting est donnée par (chapitre II, Eqs II.15) :

$$\delta_f = -b_1^{-1}(x) \left(a(x) + b_2 \rho + c x_2 + \alpha |\sigma|^{\frac{1}{2}} \text{sign}(\sigma) + \alpha \int \text{sign}(\sigma) \right) \quad (\text{IV.7})$$

Avec $a = -\frac{\mu(C_f + C_r)}{m} \beta - \frac{\mu(L_f C_f - L_r C_r)}{m V_x} \dot{r}$, $b_1 = \frac{\mu C_f}{m}$ et $b_2 = -v_x^2$.

Le conventionnel SMC est donnée au (Eqs, IV.4).

Table IV.4 : Paramètres des contrôleurs

Contrôleur	Paramètres
Conventionnel SMC	$c = 5, k = 3$
SMC Super-Twisting	$c = 5, \alpha_1 = 0.002, \alpha_2 = 0.008$
ASMC-DOB	$c = 5, k_1 = 100, k_2 = 80, \alpha = 5, \eta = 10, q = 3, l = [6, 0]$
AFSMC-DOB	$c = 5, k_1 = 100, k_2 = 80, \alpha = 5, \eta = 10, q = 3, \gamma_1 = 0.005, \gamma_2 = 0.05, l = [6, 0]$

IV.2.2.1 Premier test : situation non linéaire basse

Dans la première simulation, le véhicule contrôlé se déplace sur une route sèche et mouillée avec un coefficient de frottement élevé entre les pneumatiques et la route: $\mu \in [0.5, 1]$, et le taux d'incertitude de la masse et de la rigidité des pneus est fixé à 15% de la valeur normale: $m = m \pm 15\%$, $c_f = c_f \pm 15\%$, $c_r = c_r \pm 15\%$.

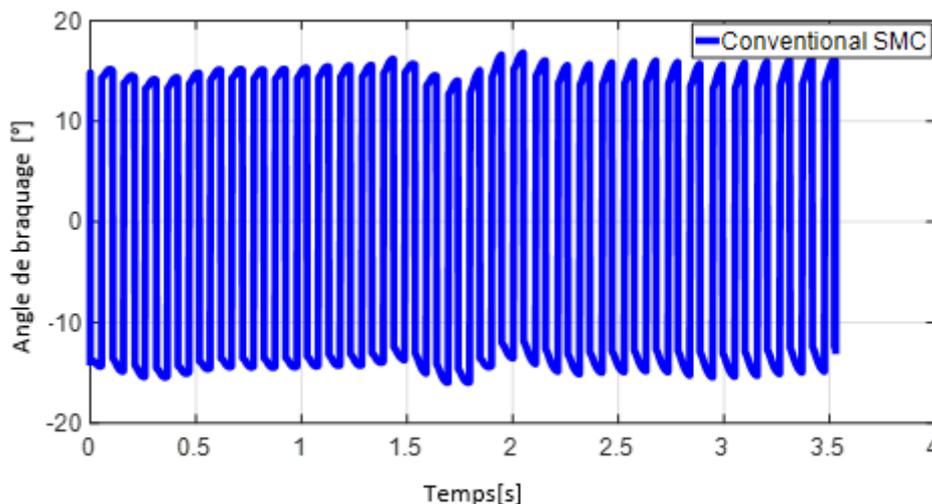


Figure IV.21 : Le résultat de l'entrée de commande avec 15% d'incertitudes et $\mu \in [0.5, 1]$

L'angle de braquage et les résultats de l'erreur latérale du conventionnel SMC sont présentés aux figures IV.21 et IV.22, respectivement. Nous pouvons voir que l'angle de braquage n'est pas maintenu dans une région raisonnable où il produit beaucoup de broutement et ne présente pas de tendance variable similaire par rapport à la courbure de la route de la trajectoire de référence (voir la figure IV.1).

La figure IV.22 montre que l'erreur latérale ne peut pas converger vers 0 et que sa valeur augmente toujours avec le temps. Il est noté que le conventionnel SMC n'a pas terminé la simulation et s'arrête au bout de 4 s, en raison de ses faibles performances face aux incertitudes lors du premier virage serré.

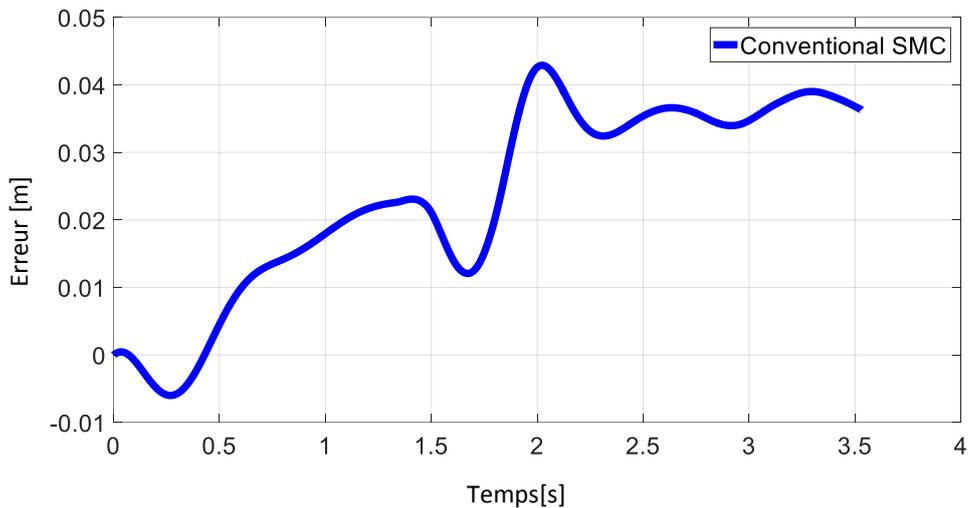


Figure IV.22 : Erreur latérale avec 15% d'incertitudes et $\mu \in [0.5,1]$

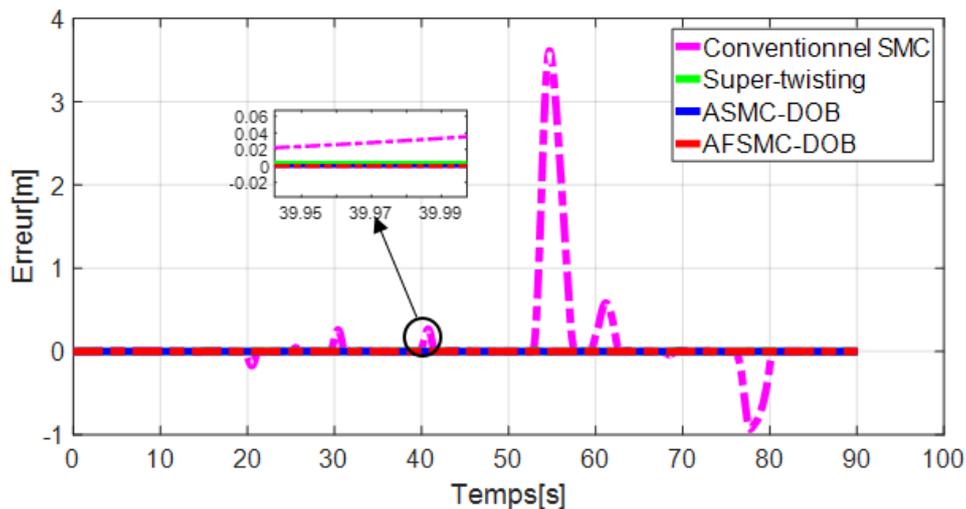


Figure IV.23 Erreur latérale avec 15% d'incertitudes et $\mu \in [0.5,1]$

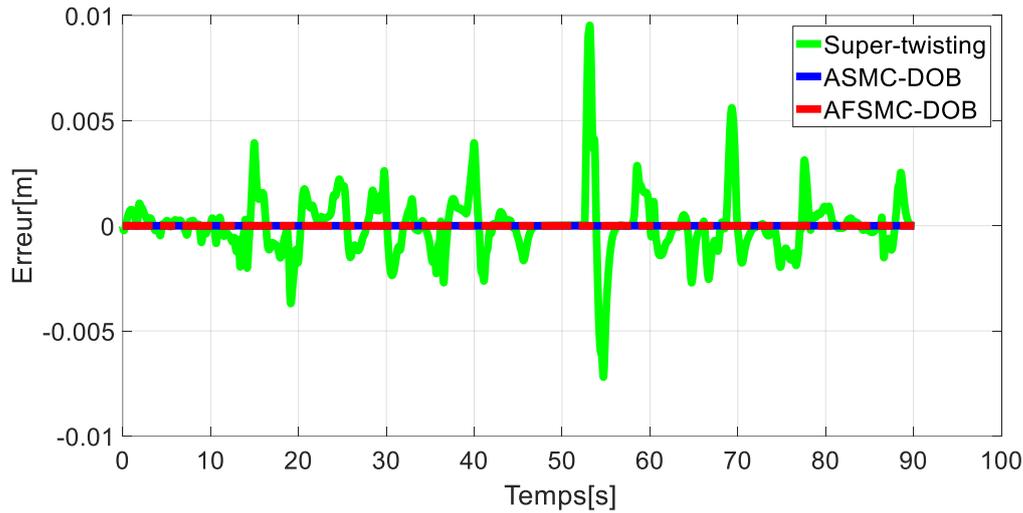


Figure IV.24 Erreur latérale avec 15% d'incertitudes et $\mu \in [0.5, 1]$

Les résultats obtenus avec le conventionnel SMC sont inacceptables, pour cela, nous l'avons amélioré en remplaçant la fonction «signe» par «sat». Le résultat de l'erreur latérale est illustré à la figure IV.23. On peut voir que l'erreur latérale fournie par le conventionnel SMC est améliorée par rapport à la figure IV.22, mais elle a convergé vers zéro quand le véhicule roule à vitesse moyenne et lorsqu'il commence à augmenter la vitesse l'erreur latérale s'augmente également et atteint environ 3,8 m, ce qui constitue un grave danger pour la stabilité du véhicule.

Dans la figure IV.24, nous avons enlevé le conventionnel SMC pour pouvoir comparer le SMC Super-Twisting et le contrôleur proposé. Dans cette figure, on peut observer que les trois contrôleurs : Super-Twisting, ASMC-DOB, AFSMC-DOB peuvent stabiliser les erreurs de poursuite de chemin, mais pour les cas ASMC-DOB et AFSMC-DOB, les performances transitoires des réponses d'erreur latérales sont apparemment améliorés.

Ceci montre quantitativement l'amélioration de la performance transitoire supérieure du contrôleur proposé AFSMC-DOB par rapport au Super-Twisting.

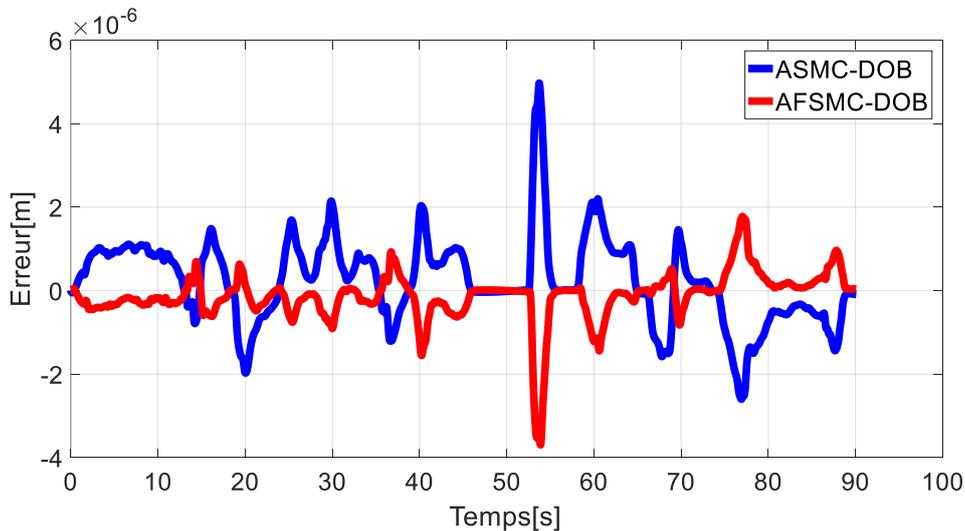


Figure IV.25 Erreur latérale avec 15% d'incertitudes et $\mu \in [0.5,1]$

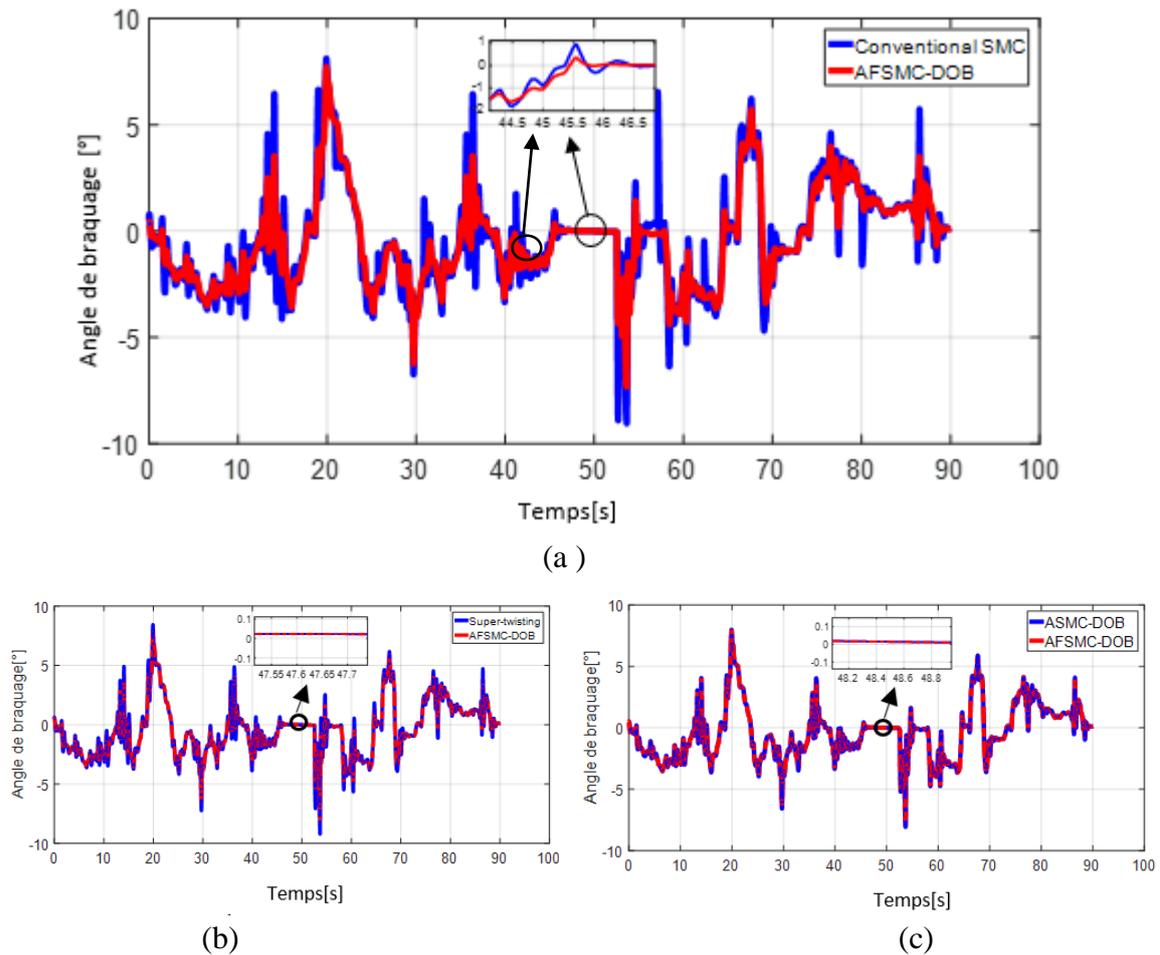


Figure IV.26 Résultats des entrées de contrôle : (a) conventionnel SMC et AFSMC-DOB; (b) Super-Twisting et AFSMC-DOB; (c) ASMC-DOB et AFSMC-DOB.

De même, pour comparer les deux contrôleurs proposés: ASMC-DOB et AFSMC-DOB au niveau de l'erreur latérale, nous avons enlevé la Super-Twisting (voir la figure IV.25). Cette figure permet de constater que, par rapport à ASMC-DOB, l'AFSMC -DOB a considérablement minimisé l'erreur latérale, ce qui contribue grandement à la stabilité et à la sécurité du véhicule.

Dans les variations rapides des paramètres, c'est-à-dire dans le virage serré, le SMC Super-Twisting entraînant un pic important et l'erreur latérale atteignant environ 0,01 m. Cependant, les contrôleurs AFSMC-DOB et ASMC-DOB ont montré une grande robustesse.

L'angle de braquage est illustré à la figure IV.26. On peut voir que les angles de braquage fournis par les trois contrôleurs: Super-Twisting, ASMC-DOB et AFSMC-DOB sont contrôlés dans une zone raisonnable où ils ont une tendance de variation analogue à celle de la courbure de le trajectoire de référence, cependant, l'angle de braquage obtenu par le conventionnel SMC a une tendance non semblable à la courbure de la route ($t = [55,60]$) et il produit beaucoup de broutements, spécialement dans les virages serrés.

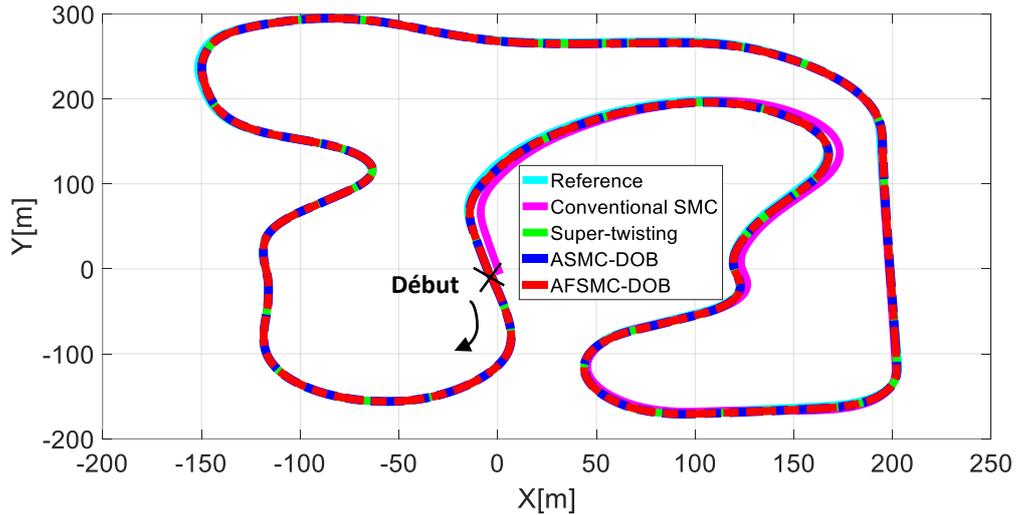
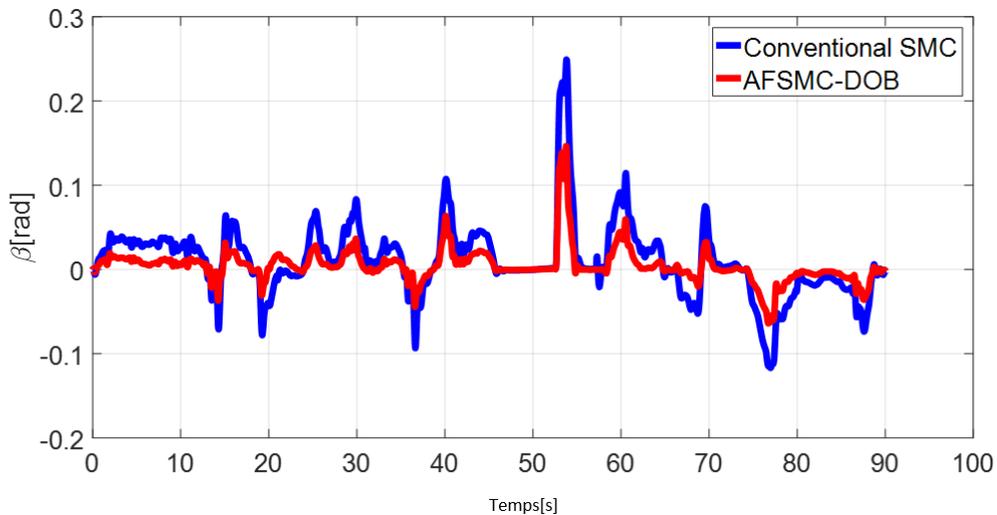
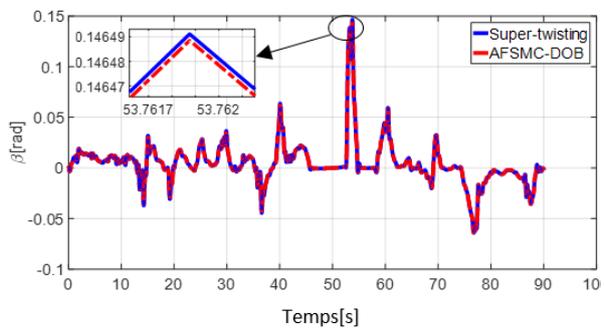


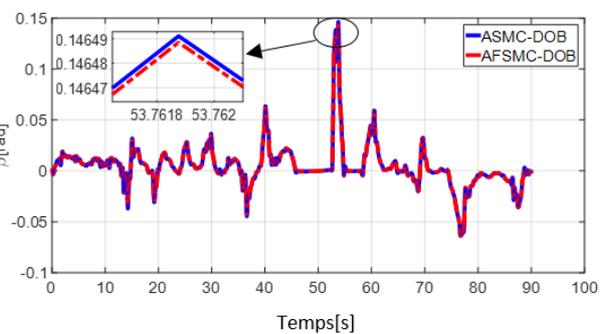
Figure IV.27 Les résultats de suivi de trajectoire de référence avec 15% d'incertitudes et $\mu \in [0.5, 1]$



(a)



(b)



(c)

Figure IV.28 : Résultats de l'angle de glissement : (a) SMC conventionnel et AFSMC-DOB (b) Super-Twisting et AFSMC-DOB (c) ASMC-DOB et AFSMC-DOB.

Les résultats de trajectoire de suivi de trajectoire sont illustrés à la figure IV.27. Les trois contrôleurs Super-Twisting, ASMC-DOB et AFSMC-DOB peuvent augmenter efficacement la

précision du suivi de trajectoire par rapport au conventionnel SMC au niveau du virage serré.

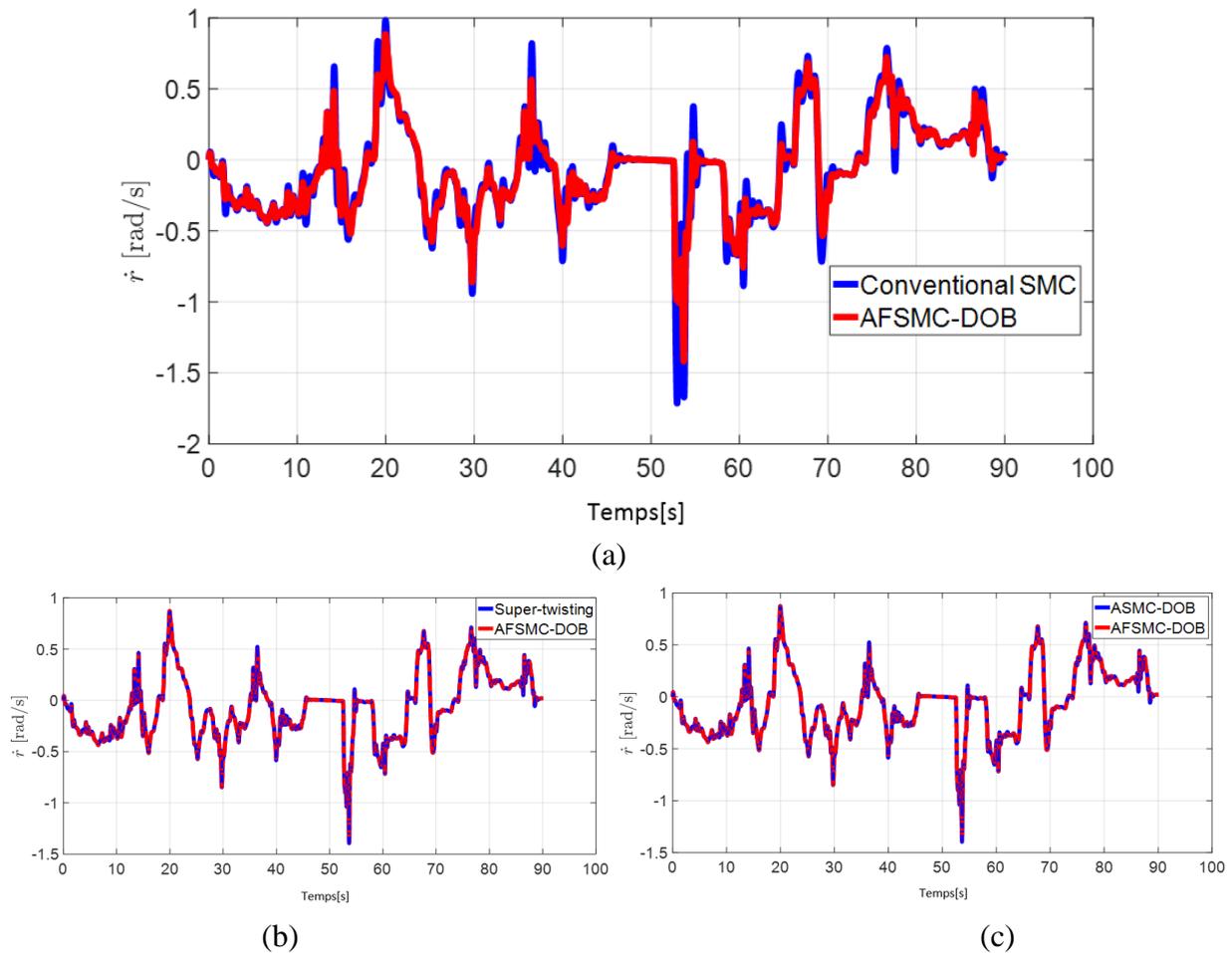


Figure IV.29 : Résultats du taux de lacet : (a) SMC conventionnel et AFSMC-DOB (b) Super-Twisting et AFSMC-DOB (c) ASMC-DOB et AFSMC-DOB

Les résultats de suivi de l'angle de glissement et du taux de lacet sont illustrés aux figures IV.28 et IV.29, respectivement. Par rapport au conventionnel SMC, l'AFSMC-DOB peut efficacement stabiliser et faire converger l'angle de glissement à zéro. Cependant, l'angle de glissement fourni par le conventionnel SMC est très grand et dépasse 0,25 rad. Les deux contrôleurs Super-twisting et ASMC-DOB fournissent des résultats raisonnables et acceptables, mais le contrôleur proposé : AFSMC-DOB a toujours les meilleures performances puisqu'il minimise l'angle de glissement, et cela est très clair dans les zooms appliqués. .

De même, pour le taux de lacet, il peut être convergé et stabilisé par les trois contrôleurs : AFSMC-DOB, Super-Twisting et ASMC-DOB, mais avec le conventionnel SMC, il est large et atteint environ -1,7 rad / s.

Par comparaison, en utilisant AFSMC-DOB, on constate que l'angle de braquage a moins de broutement « chattering », l'erreur latérale a des chocs plus faibles, et peut être stabilisée plus rapidement dans un temps très court par rapport au SMC Super-Twisting et au conventionnel SMC, ce qui confirme l'efficacité de la stratégie de contrôle proposée.

Remarque 3 : Toutes les stratégies robustes et adaptatives développées dans la littérature ne peuvent pas minimiser l'erreur latérale moins de 0,08, bien qu'elles utilisent une vitesse

constante ou une simple variation de la vitesse comme [7][23],[59],[60]. Dans cette étude, malgré la variation rapide de la vitesse/courbure, la vitesse élevée, les incertitudes et les virages serrés, le contrôleur proposé peut effectivement minimiser l'erreur latérale jusqu'à atteindre 4×10^{-6} .

IV.2.2.2 Deuxième test: situation non linéaire moyenne

Ce second scénario consiste à augmenter le taux d'incertitude de la rigidité des pneus et de la masse du véhicule. Dans ce cas, le comportement du véhicule devient non linéaire. Les incertitudes sont fixées à 30% de la valeur normale: $c_f = c_f \pm 30\%$, $c_r = c_r \pm 30\%$, $m = m \pm 30\%$ et le coefficient de frottements de la route est pour une route mouillée: $\mu \in [0.5 - 0.89]$.

Les résultats de la trajectoire de suivi de trajectoire sont illustrés à la figure IV.30. Il a été constaté que les deux contrôleurs ASMC-DOB et AFSMC-DOB peuvent augmenter efficacement la précision du suivi de trajectoire par rapport au SMC Super-Twisting, ce qui est très clair dans le zoom appliqué.

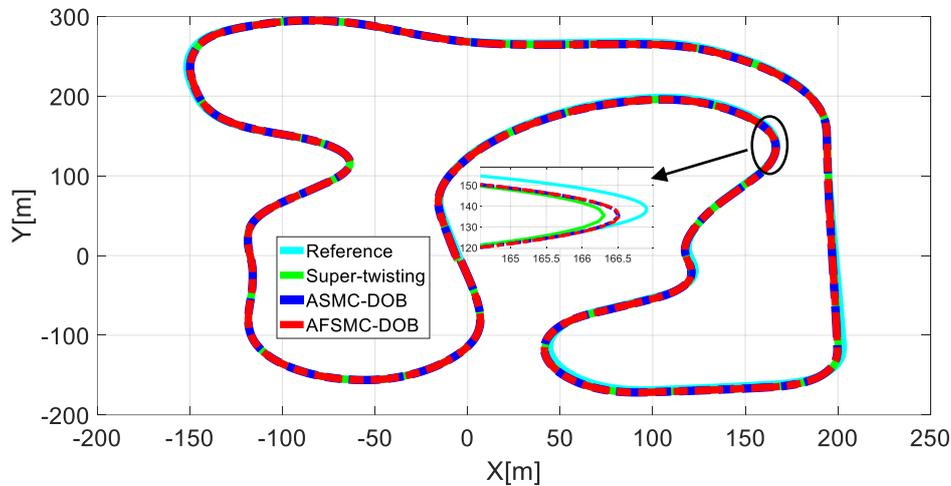


Figure IV.30 : Résultats de trajectoire suivant la trajectoire avec 30% d'incertitudes et $\mu \in [0.5, 0.89]$

Les résultats des erreurs latérales sont illustrés aux figures IV.31 et IV.32. Il est montré que le SMC Super-Twisting est plus sensible aux incertitudes et à la variation des paramètres (vitesse et courbure) que les ASMC-DOB et AFSMC-DOB.

La figure 16 montre que l'AFSMC-DOB s'adapte efficacement aux perturbations et qu'il peut minimiser considérablement l'erreur latérale malgré le taux élevé d'incertitudes, la haute vitesse et les virages serrés. De plus, l'erreur latérale est convergée à zéro, mais avec l'ASMC-DOB, l'erreur converge vers une valeur faible mais non nulle.

Les résultats obtenus des deux tests nous ont montré que l'AFSMC-DOB présente de bonnes performances par rapport au SMC Super-Twisting et au ASMC-DOB, puisqu'il se comporte mieux lors du deuxième test par rapport au premier test, malgré l'augmentation du taux élevé d'incertitude (30%), ce qui signifie que notre contrôleur s'adapte mieux aux incertitudes et que sa robustesse est proportionnelle aux perturbations rencontrées.

Par conséquent, ce résultat obtenu nous montre que l'ajout du Système Flou permet à notre contrôleur d'obtenir un comportement intelligent face aux incertitudes. Il est à noter que les erreurs latérales fournies par les contrôleurs SMC Super-Twisting et ASMC-DOB sont augmentées par rapport au premier test.

Ainsi, on peut conclure que le contrôle latéral utilisant AFSMC-DOB a conservé les avantages du Système Flou et du SMC, encore il est plus précis et beaucoup plus rapide que l'utilisation du SMC Super-Twisting, ce qui est finalement un grand avantage pour améliorer la sécurité, le confort et la stabilité du véhicule.

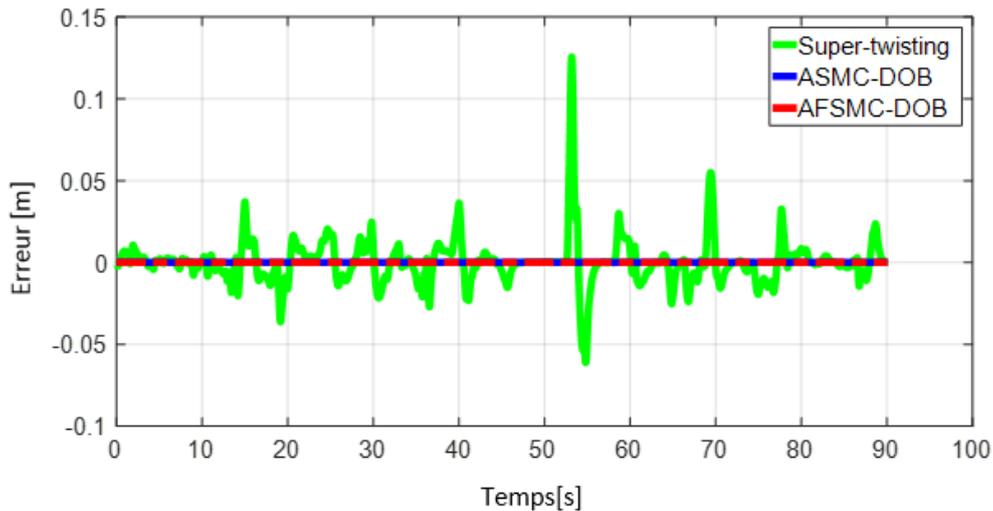


Figure IV.31 : Erreur latérale avec 30% d'incertitudes et $\mu \in [0.5, 0.89]$

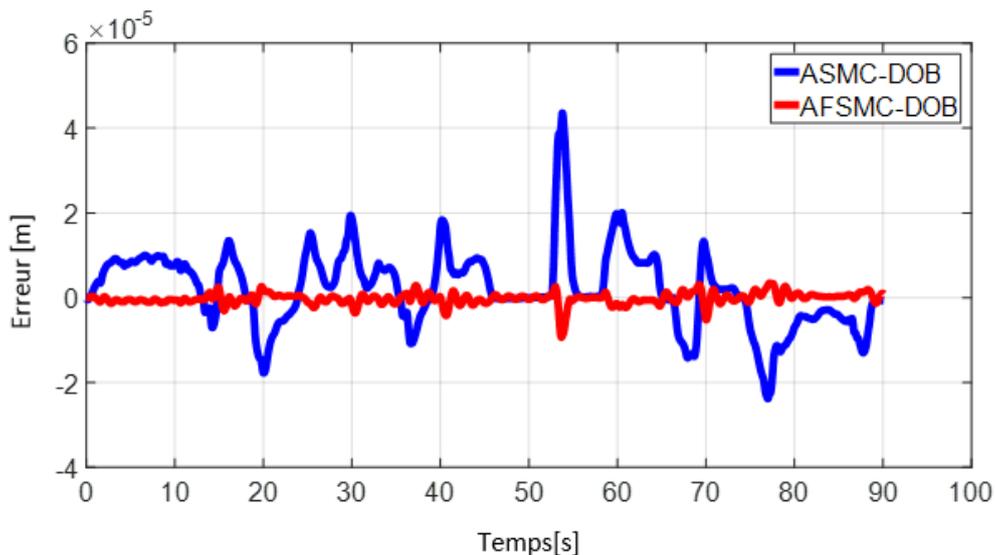


Figure IV.32 : Erreur latérale avec 30% d'incertitudes et $\mu \in [0.5, 0.89]$

IV.2.2.3 Troisième test : situation non linéaire élevée

Ce scénario consiste en l'inclusion de la perturbation inadéquate. Dans ce cas, le comportement du véhicule devient hautement non linéaire. Ce test est divisé en deux scénarios ; dans le

premier scénario, les incertitudes sont définies à 30% de la valeur normale: $c_f = c_f \pm 30\%$, $c_r = c_r \pm 30\%$, $m = m \pm 30\%$, et dans le deuxième scénario, nous avons incrémenté le taux des incertitudes jusqu'à 45%. Dans les deux scénarios, les frottements de la route sont pris pour une route mouillée, enneigée et verglacée $\mu \in [0.01-0.89]$, et les perturbations inadéquates sont définies comme: $d \in [-1,1]$.

IV.2.2.2.a Premier scénario : 30% d'incertitudes et de perturbations inadéquate

Les résultats des erreurs latérales sont illustrés dans la figure IV.33. On peut voir sur cette figure que les deux contrôleurs : ASMC-DOB et AFSMC-DOB peuvent stabiliser les erreurs de suivi de trajectoire. Mais pour le cas SMC Super-twisting, les performances transitoires des erreurs latérales sont apparemment inacceptables et présentent une tendance de variation analogue par rapport à la perturbation inadéquate (voir la figure IV.34); en outre, elle ne peut pas faire converger l'erreur latérale à 0 et dépasse 0,3 m, ce qui signifie que le SMC Super-Twisting ne peut pas gérer les perturbations inadéquates.

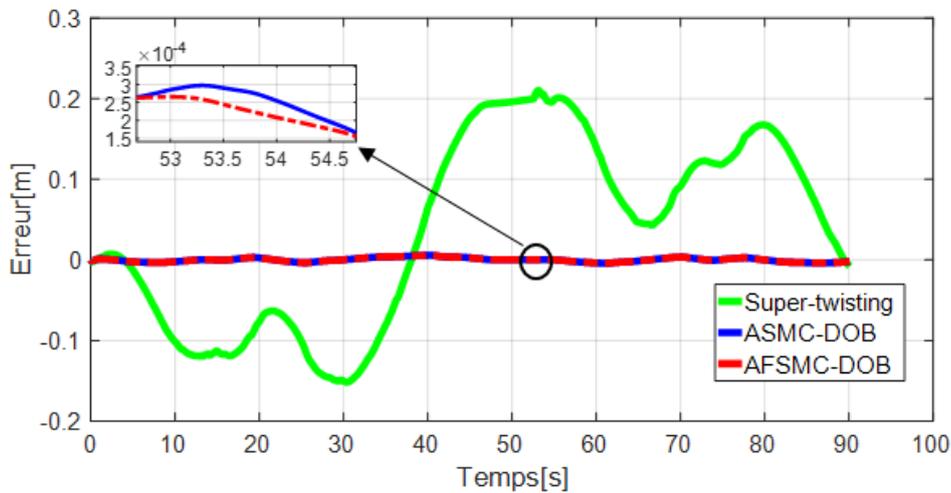


Figure IV.33 : Erreur latérale avec 30% d'incertitudes, et de perturbation inadéquate

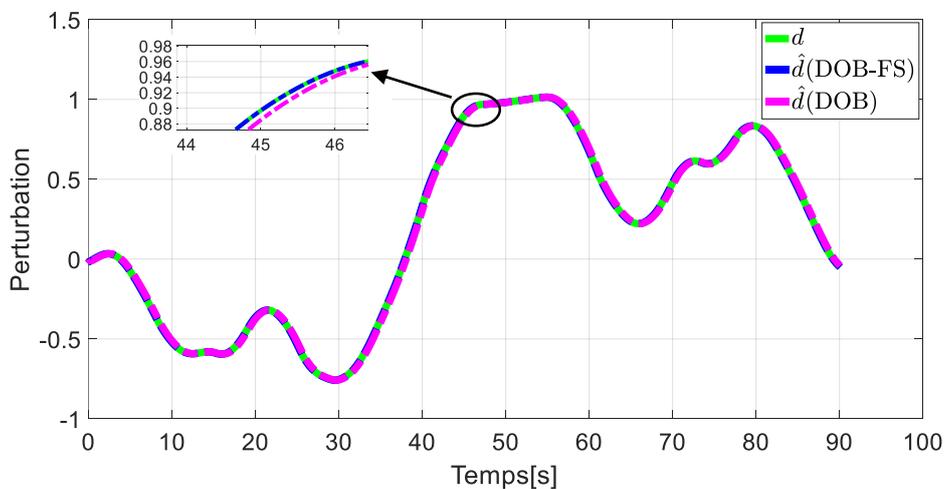


Figure IV.34 : Estimation des perturbations inadéquates

Les résultats de l'estimation de perturbation inadéquates et de l'erreur d'estimation de la perturbation sont illustrés aux figures IV.34 et IV.35, respectivement. La Figure 19 montre que les deux observateurs, (l'observateur amélioré :DOB-FS et l'observateur standard :DOB), peuvent donner des résultats acceptables. Cependant, la figure IV.35 montre que l'observateur amélioré peut bien estimer la perturbation, comme indiqué dans le zoom appliqué.

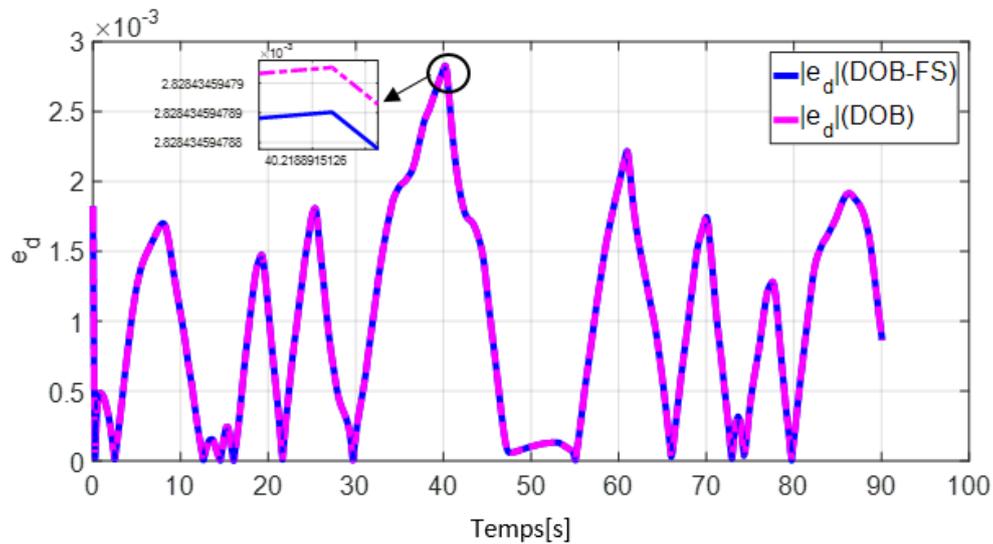


Figure IV.35 : Erreur d'estimation des perturbations inadéquates

Table IV.5 : Comparaison entre les stratégies de contrôle

<i>Stratégie de contrôle</i>	<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
Conventionnel SMC	<ul style="list-style-type: none"> • Une stratégie contrôle Simple 	<ul style="list-style-type: none"> • Sensible aux incertitudes paramétriques • Sensible aux variations paramétriques (courbure et vitesse). • Broutement
SMC Super-Twisting	<ul style="list-style-type: none"> • Stratégie de contrôle relativement simple • élimine le broutement 	<ul style="list-style-type: none"> • Sensible aux perturbations inadéquates. • Sensible aux variations paramétriques (courbure et vitesse).
Contrôleur proposé : AFSMC-DOB	<ul style="list-style-type: none"> • Robuste contre les variations de paramètres. • Robuste contre les incertitudes à très haut niveau. • Robuste contre les perturbations inadéquates. • Sa robustesse est proportionnelle aux perturbations rencontrées. • Stabilité robuste • élimine le broutement 	----

IV.2.2.2.b Deuxième scénario : 45% d'incertitudes et de perturbations incompatibles

Dans ce scénario, le taux d'incertitude est augmenté jusqu'à 45% et nous avons laissé les valeurs de l'état de la chaussée et des perturbations inadéquates comme dans le scénario précédent.

La figure IV.36 confirme le premier scénario et les résultats précédents. De même, en utilisant le contrôleur proposé, l'erreur latérale reste stable malgré les conditions extrêmes. L'erreur fournie par la SMC Super-Twisting est très grande et dépasse 0,8 m, ce qui créer un grand danger pour le véhicule.

La comparaison des résultats des trois tests nous a montré que l'AFSMC-DOB présente de bonnes performances, où il peut traiter toutes les perturbations ; de même que sa robustesse est proportionnelle aux perturbations rencontrées et que l'erreur latérale ne dépasse pas 10^{-5} m, ce qui peut améliorer considérablement la sécurité et la stabilité du véhicule.

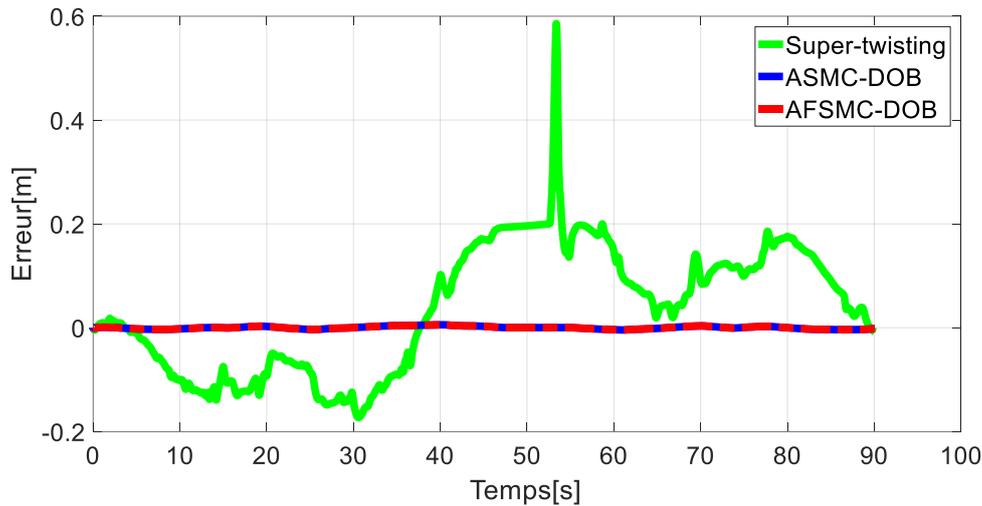


Figure IV.36 : Erreur latérale avec 45% d'incertitudes, perturbation inadéquate $d \in [-1,1]$ et $\mu \in [0.01 - 0.89]$

Après ces résultats de simulation, nous pouvons conclure aux avantages et aux inconvénients de chaque stratégie de contrôle (voir tableau IV.5).

IV.3 Méthode des champs de potentiels

Dans cette sous-section nous montrons les résultats obtenus par l'utilisation de la méthode des champs potentiels. Pour ce faire, Nous avons utilisé un modèle de véhicule purement géométrique (IV.8). Suivant ce modèle, le véhicule se déplace selon un angle θ , et une distance λ (voir figure IV.37) [44] :

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ y(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \end{bmatrix} + \lambda \begin{bmatrix} \cos(\theta) \\ \sin(\theta) \end{bmatrix} + \Delta\lambda \begin{bmatrix} \cos(\Delta\theta) \\ \sin(\Delta\theta) \end{bmatrix} \quad (\text{IV.8})$$

Dans (Eqs IV.8), la somme des deux premiers termes indique la position désirée, et le troisième terme modélise les incertitudes rencontré lors du mouvement radial.

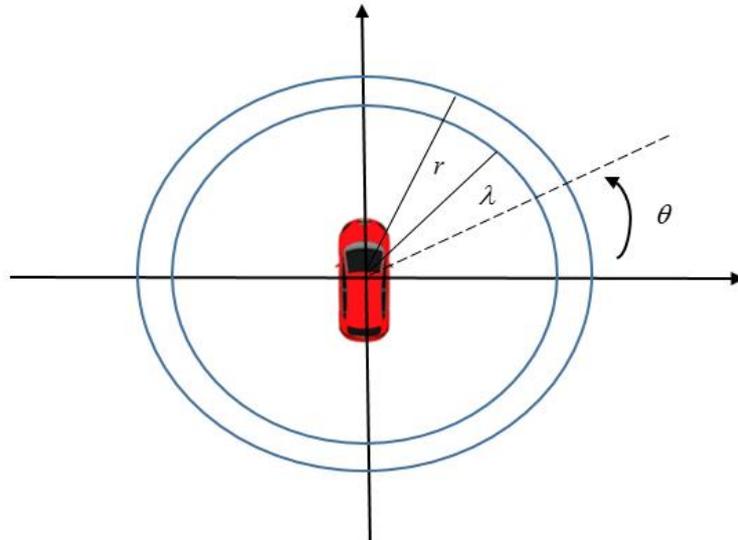


Figure IV.37 : Position de véhicule

Nous implémentons la méthode des champs de potentiel et le model de véhicule (Eqs. IV.8) en utilisant l'environnement MATLAB où nous avons basé sur le travail de [44]. Nous avons choisis : $w_1 = 0.0001$, $w_2 = 0.0001$ et $\lambda = 0.1$. $\Delta\lambda$ représente une incertitude de 10% dans la réalisation du mouvement radial commandé, elle est défini comme un nombre aléatoire choisi à chaque pas de calcul sur $[-0.1\lambda, 0.1\lambda]$, et $\Delta\theta$ représente l'incertitude de l'angle de déplacement et elle est uniformément distribué sur $[-\pi, \pi]$.

IV.3.1 Premier test

Le premier test ce déroule avec six obstacles :

$$J_o = w_1 \max[(e^{-0.8((x(1,1)-16)^2+(x(2,1)-13)^2)}, (e^{-0.8((x(1,1)-8)^2+(x(2,1)-10)^2)}, (e^{-0.8((x(1,1)-10)^2+(x(2,1)-10)^2)}, (e^{-0.8((x(1,1)-12)^2+(x(2,1)-10)^2)}, (e^{-0.8((x(1,1)-24)^2+(x(2,1)-20)^2)}, (e^{-0.8((x(1,1)-15)^2+(x(2,1)-12)^2)})]$$

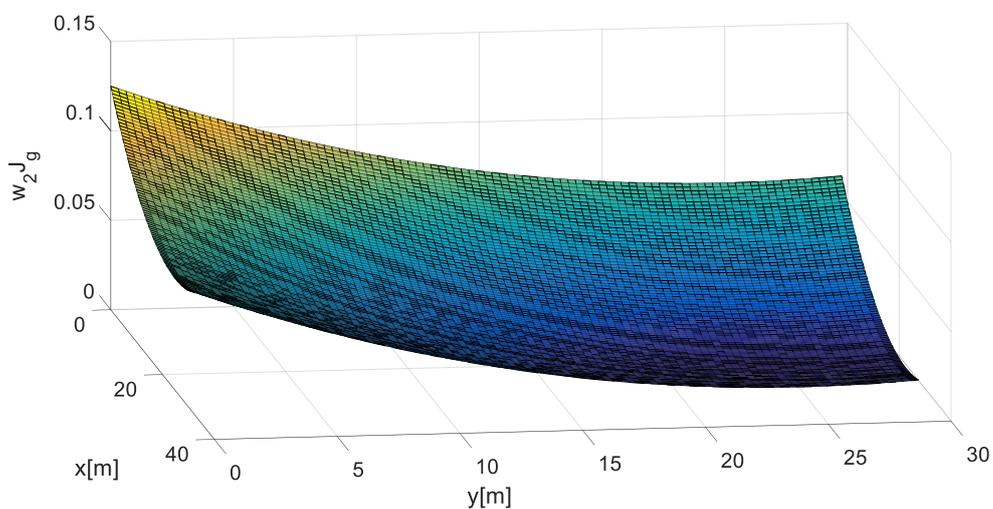


Figure IV.38 : Fonction d'objective $J_g(x, y)$

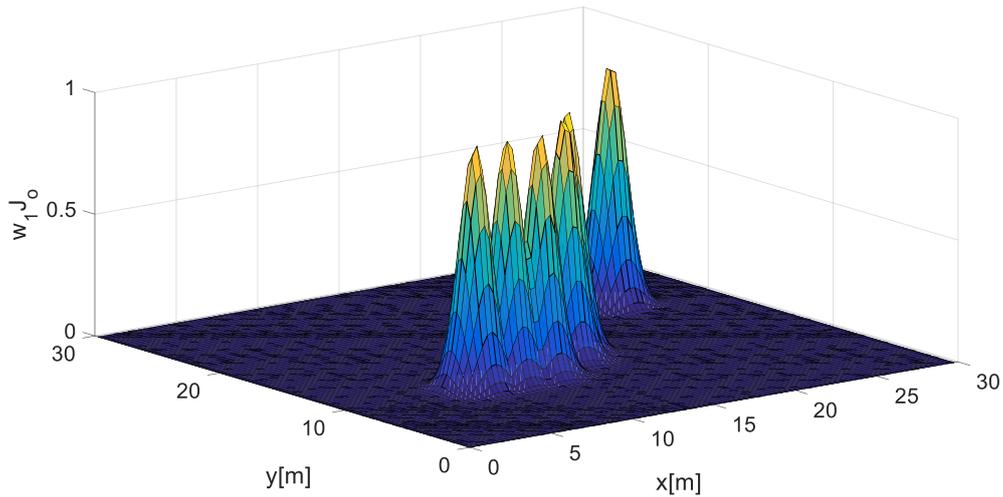


Figure IV.39 : Fonction d'obstacle $J_o(x, y)$

La figure IV.38 et la figure IV.39 montrent le graphe de la fonction d'obstacle $J_o(x, y)$ et la fonction objectif $J_g(x, y)$, respectivement. La figure IV.40 illustre le graphe de Fonction de coût multi-objectifs $J(x, y)$ pour l'évaluation des plans.

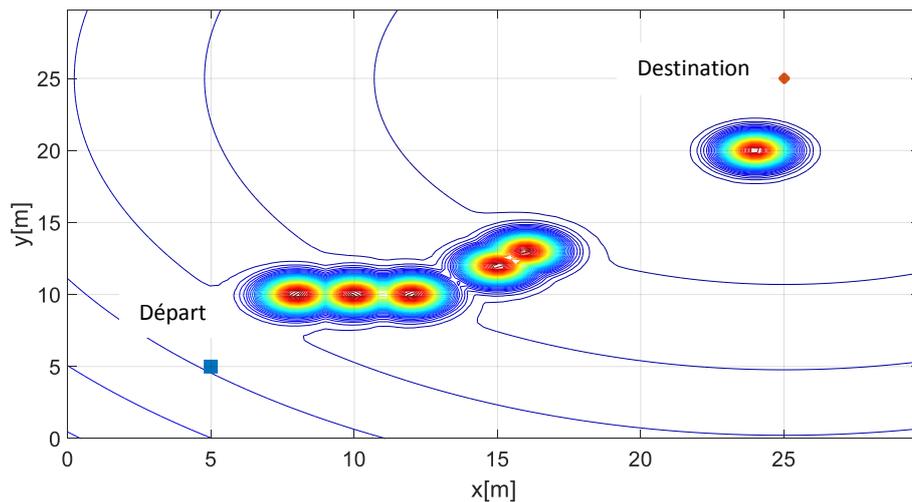


Figure IV.40 : Fonction de coût multi-objectifs $J(x, y)$.

La figure IV.41 montre la trajectoire du véhicule. La position initiale et la position de destination de véhicule sont indiquées par un signe bleu et un signe rouge, respectivement. A travers la figure IV.41 on peut voir que le véhicule peut atteindre le point cible, où il peut éviter les obstacles rencontrés.

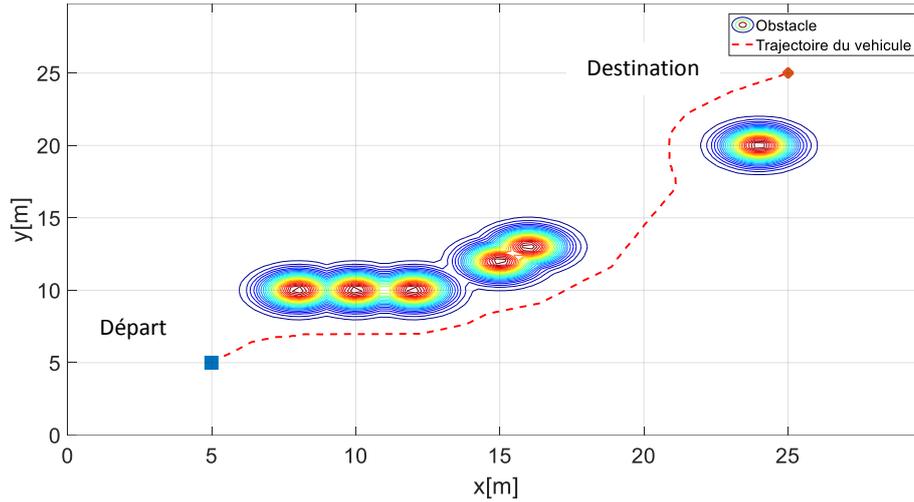


Figure IV.41 : Parcours du véhicule

IV.3.2 Deuxième test

Le deuxième test se déroule avec sept obstacles :

$$J_o = w_1 \max[(e^{-0.8((x(1,1)-20)^2+(x(2,1)-10.7)^2)}), (e^{-0.8((x(1,1)-8)^2+(x(2,1)-10)^2)}), (e^{-0.8((x(1,1)-10)^2+(x(2,1)-10)^2)}), (e^{-0.8((x(1,1)-12)^2+(x(2,1)-10)^2)}), (e^{-0.8((x(1,1)-24)^2+(x(2,1)-20)^2)}), (e^{-0.8((x(1,1)-20)^2+(x(2,1)-17.5)^2)}), (e^{-0.8((x(1,1)-15)^2+(x(2,1)-12)^2)})]$$

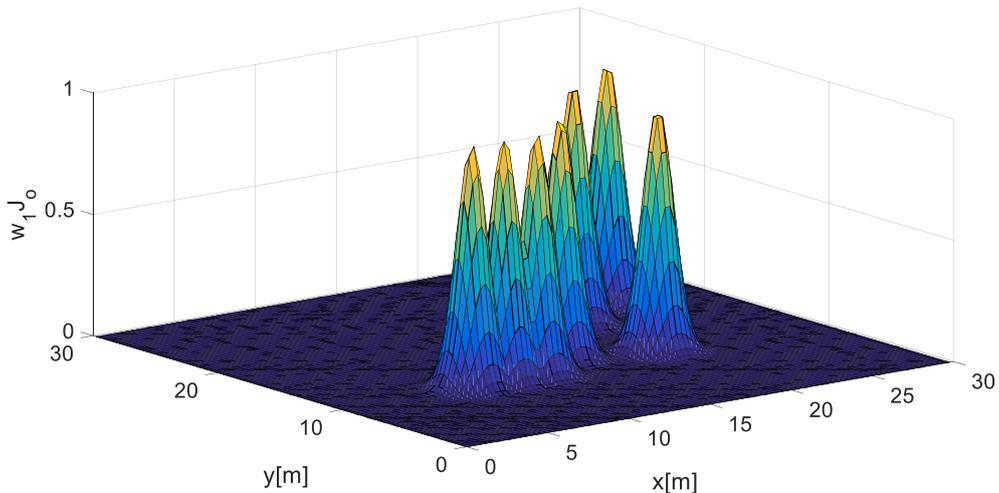


Figure IV.42 : Fonction d'obstacle $J_o(x, y)$

Les graphes de la fonction d'obstacle $J_o(x, y)$ et la fonction objective $J_g(x, y)$ sont illustrés à la figure IV.42 et IV.43, respectivement. La figure IV.44 montre le graphe de la fonction de coût multi-objectifs $J(x, y)$.

La figure IV.45 confirme les résultats du test précédent, où le véhicule peut éviter les obstacles rencontrés et atteindre le point cible.

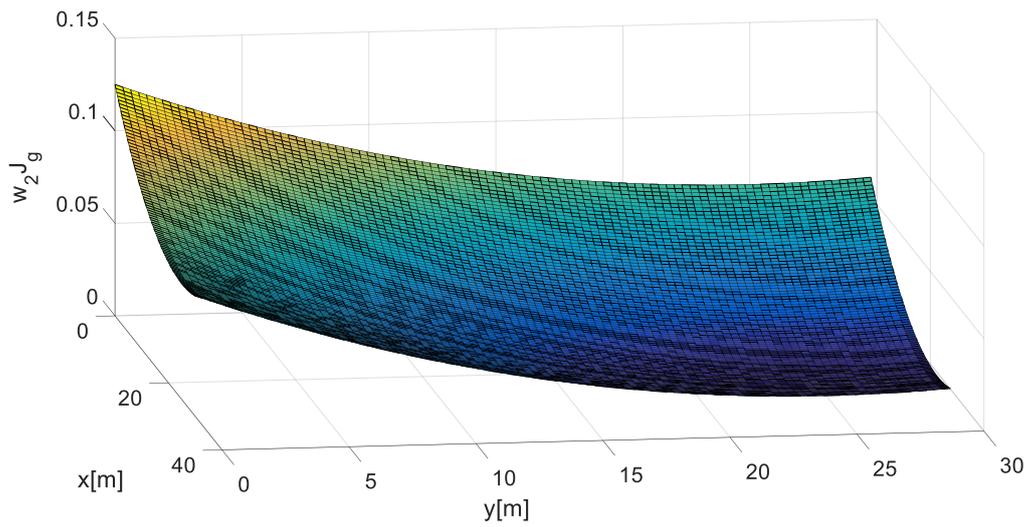


Figure IV.43 : Fonction d'objective $J_g(x, y)$

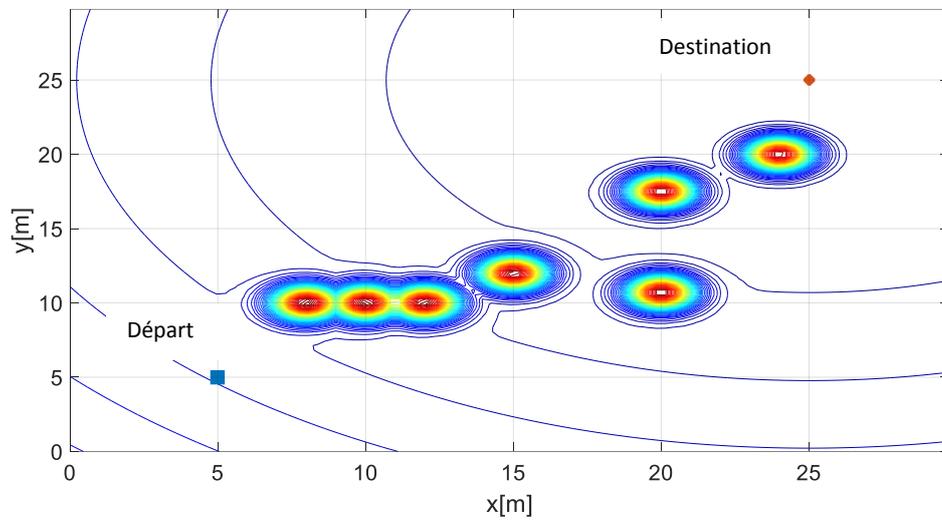


Figure IV.44 : Fonction de coût multi-objectifs $J(x, y)$ pour l'évaluation des plans.

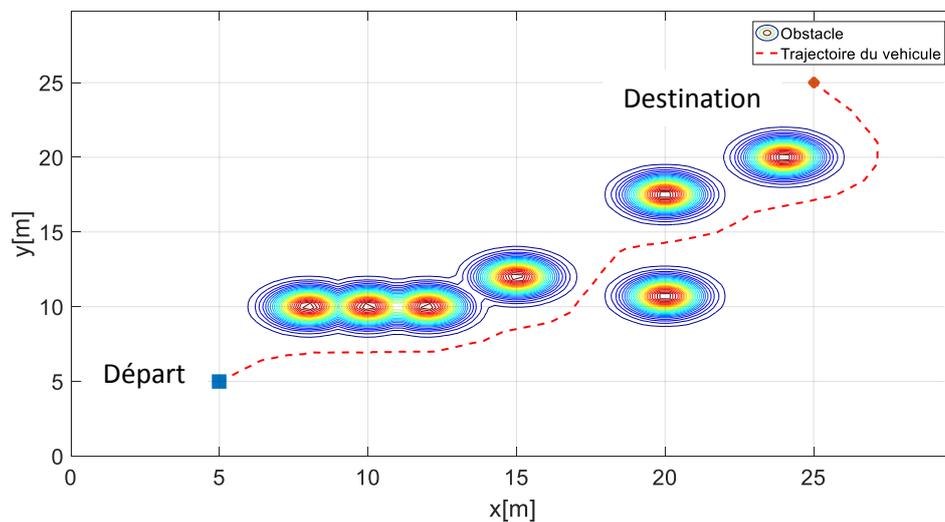


Figure IV.45 : Parcours du véhicule

IV.4 Conclusion

Dans ce chapitre consacré à l'implémentation, nous avons présenté les résultats de simulation sous Carsim et Matlab/Simulink. Ces deux environnements ont permis de valider les performances des contrôleurs proposés selon plusieurs situations de conduite : variation de vitesse/courbure, virage serré, incertitudes paramétrique, perturbations inadéquates...etc.

Nous avons discuté et comparé les résultats obtenus avec les contrôleurs existants et selon plusieurs scénarios et cas d'utilisation. Aussi l'utilisation de Matlab a permis de voir les résultats obtenus par l'utilisation de la méthode des champs de potentiels

Conclusion générale

1. Rappel du cadre et objectif de ce travail

Nous avons porté l'essentiel de nos efforts pour comprendre les véhicules autonomes qui est une part de véhicule intelligents, un véhicule autonome est un véhicule capable de rouler sans l'intervention d'un être humain, il doit pouvoir percevoir, planifier et réagir aux situations rencontrées.

Dans ce travail effectué nous avons essayé de répondre à la problématique de développement des outils de guidage des véhicules autonomes. Pour cela le but principal a consisté en :

- i) Découvert de ce genre de véhicules intelligents.
- ii) Proposition des stratégies de commande permettant de gérer la variation des paramètres et les multiples perturbations et incertitudes.
- iii) Application et utilisation des méthodes de planification de trajectoire pour planifier un chemin de référence, tout en évitant les obstacles.

2. Contributions

Les contributions de cette thèse peuvent être résumées en quatre réalisations :

En premier lieu, un nouveau contrôleur latéral SMC a été proposé. En effet, nous avons développé une stratégie de commande SMC utilisant le système Floue, l'observateur de perturbations et les réseaux de neurones pour minimiser le déplacement latéral. La stabilité de système est prouvée par le théorème de stabilité de Lyapunov. Le contrôleur proposé a agi presque de la même manière que le contrôleur de base en l'absence de perturbations où il a géré la variation des paramètres ; les perturbations externes et les incertitudes paramétriques avec un taux très élevé.

Deuxièmement, pour contraindre de manière compacte le décalage latéral, un nouvel observateur de perturbation a été proposé, ce dernier a démontré de bonnes performances dont il a bien estimé les perturbations inadéquates.

Troisièmement, pour améliorer les performances transitoires de toutes les erreurs de suivi de trajectoire, nous avons développé un deuxième contrôleur SMC très robuste basé sur l'observateur de perturbations proposé, le Système Flou et le hyperbolique double atteinte pour gérer la variation des paramètres et les multiples perturbations et incertitudes, aussi la stabilité du système est prouvée par le théorème de stabilité de Lyapunov. Les résultats de la simulation nous a montré que le deuxième contrôleur proposé peut considérablement réduire les erreurs en régime permanent pour le suivi de trajectoire et qu'il est robuste contre la variation de paramètres, les incertitudes à très haut niveau et les perturbations inadéquates, même dans les virages serrés, ce qui constitue un grand avantage pour améliorer la sécurité, le confort et la stabilité du véhicule. Et aussi, ce deuxième contrôleur peut éliminer le broutement, le majeur inconvénient du conventionnel SMC.

Quatrièmement, pour la réalisation de l'étape de planification de trajectoire, nous avons utilisé et appliqué la méthode des champs de potentiels pour la planification de trajectoire.

3. *Perspectives*

Comme perspectives, pour le contrôle de véhicule, nous comptons développer de nouvelles stratégies avec le H_∞ , le principe d'immersion et d'invariance (I&I)...etc. Aussi pour le contrôle nous comptons faire des comparaisons entre les deux contrôleurs proposés et avec d'autres stratégies développées dans la littérature.

Pour la planification de trajectoire, nous envisageons développer des stratégies réactives qui permettent la prise en compte le code de la route et peuvent éviter les obstacles mobiles.

Bibliographie

- [1] Gissinger, G., & LE FORT-PIAT, N. B. (2002). La voiture intelligente (Traité IC2, série Systèmes automatisés). Hermes Science.
- [2] Bishop, R. (2000, October). A survey of intelligent vehicle applications worldwide. In Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2000 (Cat. No. 00TH8511) (pp. 25-30). IEEE.
- [3] Tagne, G., Talj, R., & Charara, A. (2013, July). Contrôle latéral d'un véhicule autonome par mode glissant du second ordre. In 5èmes Journées Doctorales/Journées Nationales MACS.
- [4] Fokam, G. T. (2014). Commande et planification de trajectoires pour la navigation de véhicules autonomes (Doctoral dissertation).
- [5] Segel, L. (1956). Theoretical prediction and experimental substantiation of the response of the automobile to steering control. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers: Automobile Division, 10(1), 310-330.
- [6] Rajamani, R. (2011). Vehicle dynamics and control. Springer Science & Business Media.
- [7] Tagne, G., Talj, R., & Charara, A. (2015). Design and comparison of robust nonlinear controllers for the lateral dynamics of intelligent vehicles. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 17(3), 796-809.
- [8] Hu, C., Wang, R., Yan, F., Huang, Y., Wang, H., & Wei, C. (2017). Differential steering based yaw stabilization using ISMC for independently actuated electric vehicles. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 19(2), 627-638.
- [9] Alcalá, E., Puig, V., Quevedo, J., Escobet, T., & Comasolivas, R. (2018). Autonomous vehicle control using a kinematic Lyapunov-based technique with LQR-LMI tuning. Control engineering practice, 73, 1-12..
- [10] Jiang, J., & Astolfi, A. (2018). Lateral control of an autonomous vehicle. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 3(2), 228-237.
- [11] Han, G., Fu, W., Wang, W., & Wu, Z. (2017). The lateral tracking control for the intelligent vehicle based on adaptive PID neural network. Senso.
- [12] Guo, J., Luo, Y., Li, K., & Dai, Y. (2018). Coordinated path-following and direct yaw-moment control of autonomous electric vehicles with sideslip angle estimation. Mechanical Systems and Signal Processing, 105, 183-199.
- [13] Guo, H., Cao, D., Chen, H., Sun, Z., & Hu, Y. (2019). Model predictive path following control for autonomous cars considering a measurable disturbance: Implementation, testing, and verification. Mechanical Systems and Signal Processing, 118, 41-60.

- [14] Tan, Q., Dai, P., Zhang, Z., & Katupitiya, J. (2018). MPC and PSO Based Control Methodology for Path Tracking of 4WS4WD Vehicles. *Applied Sciences*, 8(6), 1000.
- [15] Jalali, M., Hashemi, E., Khajepour, A., Chen, S. K., & Litkouhi, B. (2018). A combined-slip predictive control of vehicle stability with experimental verification. *Vehicle system dynamics*, 56(2), 319-340.
- [16] Gutjahr, B., Gröll, L., & Werling, M. (2016). Lateral vehicle trajectory optimization using constrained linear time-varying MPC. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 18(6), 1586-1595.
- [17] Z Zhou, H., Jia, F., Jing, H., Liu, Z., & Güvenç, L. (2018). Coordinated longitudinal and lateral motion control for four wheel independent motor-drive electric vehicle. *IEEE transactions on Vehicular Technology*, 67(5), 3782-3790.
- [18] Zhang, H., & Wang, J. (2016). Vehicle lateral dynamics control through AFS/DYC and robust gain-scheduling approach. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 65(1), 489-494.
- [19] Sun, H., Zhao, H., Huang, K., & Zhen, S. (2018). A new approach for vehicle lateral velocity and yaw rate control with uncertainty. *Asian Journal of Control*, 20(1), 216-227.
- [20] Ji, X., He, X., Lv, C., Liu, Y., & Wu, J. (2018). Adaptive-neural-network-based robust lateral motion control for autonomous vehicle at driving limits. *Control Engineering Practice*, 76, 41-53.
- [21] Li, C., Jing, H., Wang, R., & Chen, N. (2018). Vehicle lateral motion regulation under unreliable communication links based on robust H_{∞} output-feedback control schema. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 104, 171-187.
- [22] He, X., Yang, K. and Liu, Y. (2018) 'A Novel Direct Yaw Moment Control System for Autonomous Vehicle', SAE Technical Paper, pp. 01-1594.
- [23] Ma, X., Wong, P. K., Zhao, J., & Xie, Z. (2019). Cornering stability control for vehicles with active front steering system using TS fuzzy based sliding mode control strategy. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 125, 347-364.
- [24] Wang, R., Yin, G., & Jin, X. (2016, May). Robust adaptive sliding mode control for nonlinear four-wheel steering autonomous Vehicles path tracking systems. In 2016 IEEE 8th international power electronics and motion control conference (IPEMC-ECCE Asia) (pp. 2999-3006). IEEE.
- [25] Xu, D., Shi, Y., & Ji, Z. (2017). Model-free adaptive discrete-time integral sliding-mode-constrained-control for autonomous 4WMV parking systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 65(1), 834-843.
- [26] Hima, S., Lusseti, B., Vanholme, B., Glaser, S., & Mammar, S. (2011). Trajectory tracking for highly automated passenger vehicles. *IFAC Proceedings Volumes*, 44(1), 12958-12963.
- [27] Selma, B., & Chouraqui, S. (2013). Neuro-fuzzy controller to navigate an unmanned vehicle. *SpringerPlus*, 2(1), 188.

- [28] Nehaoua, L. and Nouvelière, L. (2012). Backstepping based approach for the combined longitudinal-lateral vehicle control. In Int. IEEE Conference on Intelligent Vehicles Symposium (IV), pages 395–400, Alcalá de Henares.
- [29] Choset, H., & Burdick, J. (2000). Sensor-based exploration: The hierarchical generalized voronoi graph. *The International Journal of Robotics Research*, 19(2), 96-125.
- [30] Von Hundelshausen, F., Himmelsbach, M., Hecker, F., Mueller, A., & Wuensche, H. J. (2008). Driving with tentacles: Integral structures for sensing and motion. *Journal of Field Robotics*, 25(9), 640-673.
- [31] Goodrich, M. A. (2002). Potential fields tutorial. *Class Notes*, 157.
- [32] Simmons, R. (1996, April). The curvature-velocity method for local obstacle avoidance. In *Proceedings of IEEE international conference on robotics and automation* (Vol. 4, pp. 3375-3382). IEEE.
- [33] Slotine, J. J. E., & Li, W. (1991). *Applied nonlinear control*. Englewood. Englewood Cliffs, NJ: Prentice hall.
- [34] Bentouhami, L. (2010). *Contrôle de la Dynamique Laterale d'un Vehicule avec Estimation des Forces de Contact Roue-Sol* (Doctoral dissertation, Université de Batna 2).
- [35] Ruaux, P., Bourdon, G., & Delaplace, S. (1997). Dynamic control of wheeled mobile robot using sliding mode. In *ROMANSY 11* (pp. 205-212). Springer, Vienna.
- [36] Yang, J., Li, S., & Yu, X. (2012). Sliding-mode control for systems with mismatched uncertainties via a disturbance observer. *IEEE Transactions on industrial electronics*, 60(1), 160-169.
- [37] Poznyak, A. (2017). Stochastic super-twist sliding mode controller. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 63(5), 1538-1544.
- [38] Sadeghi, R., Madani, S. M., Ataei, M., Kashkooli, M. A., & Ademi, S. (2018). Super-twisting sliding mode direct power control of a brushless doubly fed induction generator. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 65(11), 9147-9156.
- [39] Seeber, R., Horn, M., & Fridman, L. (2018). A novel method to estimate the reaching time of the super-twisting algorithm. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 63(12), 4301-4308.
- [40] Liang, D., Li, J., Qu, R., & Kong, W. (2018). Adaptive second-order sliding-mode observer for PMSM sensorless control considering VSI nonlinearity. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 33(10), 8994-9004.
- [41] Kokotovic, P. V. (1992). The joy of feedback: nonlinear and adaptive. *IEEE Control Systems Magazine*, 12(3), 7-17.

- [42] Lei, J., Yang, J., Zhao, J., & Wu, H. (2016). Backstepping sliding mode lane keeping control of lateral position error with dynamic of tire steering device. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 127(5), 2439-2443.
- [43] Santos, C. H. F. D., Cildo, M. U., Terra, M. H., & De Pieri, E. R. (2018). Backstepping sliding mode control with functional tuning based on an instantaneous power approach applied to an underwater vehicle. *International Journal of Systems Science*, 49(4), 859-867.
- [44] Passino, K. M. (2005). *Biomimicry for optimization, control, and automation*. Springer Science & Business Media.
- [45] Chen WH, Ballance DJ, Gawthrop PJ, O'Reilly J (2000) A nonlinear disturbance observer for robotic manipulators. *IEEE Trans Ind Electron* 47(4):932–938.
- [46] Chen W (2003) Dynamic inversion control of missiles. *J Guid Control Dyn* 26(1):161–166.
- [47] Park, J., & Sandberg, I. W. (1993). Approximation and radial-basis-function networks. *Neural computation*, 5(2), 305-316.
- [48] Zadeh LA (1965) Fuzzy sets. *Inf Control* 8(3):338–353 28.
- [49] Mamdani EH (1975) An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *Int J Man Mach Stud* 7:1–13 29.
- [50] Yang, Y., & Yan, Y. (2016). Attitude regulation for unmanned quadrotors using adaptive fuzzy gain-scheduling sliding mode control. *Aerospace Science and Technology*, 54, 208-217.
- [51] Wang, L. X., & Wang, L. X. (1997). *A course in fuzzy systems and control (Vol. 2)*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall PTR.
- [52] Khalil HK (1996) *Nonlinear systems*. Prentice-Hall, Upper Saddle River
- [53] Wang, L. X. (1994). *Adaptive fuzzy systems and control. Design and stability analysis*.
- [54] Tao, L., Chen, Q., Nan, Y., & Wu, C. (2018). Double hyperbolic reaching law with chattering-free and fast convergence. *IEEE Access*, 6, 27717-27725.
- [55] Nielsen, L., Kiencke U. (2005) 'Automotive Control Systems. Springer-Verlag'.
- [56] Krid, M., Benamar, F., & Lenain, R. (2017). A new explicit dynamic path tracking controller using generalized predictive control. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 15(1), 303-314.
- [57] Norouzi, A., Kazemi, R., & Azadi, S. (2018). Vehicle lateral control in the presence of uncertainty for lane change maneuver using adaptive sliding mode control with fuzzy boundary layer. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, 232(1), 12-28.

- [58] Lee, S. H., & Chung, C. C. (2017, May). Predictive control with sliding mode for autonomous driving vehicle lateral maneuvering. In 2017 American Control Conference (ACC) (pp. 2998-3003). IEEE.
- [59] Tagne, G., Talj, R., & Charara, A. (2015, June). Design of passivity-based controllers for lateral dynamics of intelligent vehicles. In 2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV) (pp. 1044-1049). IEEE.
- [60] He, X., Yang, K., Liu, Y., & Ji, X. (2018). A Novel Direct Yaw Moment Control System for Autonomous Vehicle (No. 2018-01-1594). SAE Technical Paper.

Résumé

Un véhicule autonome est un véhicule capable de rouler en toute autonomie dans un environnement réel sans l'intervention d'un être humain dont le rôle est limité à la supervision. Les véhicules autonomes ont de nombreuses applications ; ils peuvent servir à assurer un déplacement sans conducteur, réduire les accidents ou encore d'aide au handicap. Une navigation autonome peut être divisée en trois étapes principales : la perception, la planification de trajectoire et le contrôle de véhicule. La perception consiste à détecter les voies et d'éviter les obstacles, la planification de trajectoire consiste à trouver le meilleur chemin, et le contrôle consiste à guider le véhicule utilisant le volant, l'accélérateur...etc. dans ce travail nous avons adressé comme premier objectif l'étape de contrôle, par l'élaboration des lois de commande pour le contrôle latéral où les perturbations tel que les incertitudes du système, les perturbations externes sont considérés afin d'améliorer la stabilité et la sécurité du véhicule. Notre deuxième objectif est la réalisation de l'étape de planification, par le développement de stratégies qui permettent la détection et l'évitement des obstacles.

Mots clés : Véhicule Autonome, Suivi de Trajectoire, contrôle latéral, Perturbations, Evitement d'obstacles

Abstract

An autonomous vehicle is a vehicle capable of driving independently in a real environment without the intervention of a human being whose role is limited to supervision. Autonomous vehicles have many applications; they can be used to ensure driverless travel, reduce accidents or help with disabilities. An autonomous navigation can be devised in three main stages: perception, trajectory planning and vehicle control. Perception is to detect lanes and avoid obstacles, trajectory planning is about finding the best path, and control is about guiding the vehicle using the steering wheel, accelerator ... etc. in this work we have addressed as a first objective the control step, by elaboration of control laws for lateral control where disturbances such as system uncertainties, external disturbances are considered in order to improve the stability and the vehicle safety. Our second goal is to achieve the planning stage, by developing strategies that enable the detection and avoidance of obstacles.

Keywords: Autonomous Vehicle, Trajectory Tracking, Lateral Control, Disturbances, Obstacle Avoidance