

UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE
Faculté de génie
Département de génie mécanique

DÉVELOPPEMENT D'UN ALGORITHME
D'ÉVITEMENT DE COLLISIONS POUR UN
VÉHICULE DANS DES CONDITIONS DE
FAIBLE ADHÉRENCE.

Mémoire de maîtrise
Spécialité : génie mécanique

Olivier LECOMPTE

Sherbrooke (Québec) Canada

Novembre 2021

MEMBRES DU JURY

Alexandre GIRARD

Directeur

Alexis LUSSIER-DESBIENS

Évaluateur

François GRONDIN

Évaluateur

RÉSUMÉ

Malgré les développements technologiques considérables dans le domaine de l'assistance à la conduite, le nombre d'accidents de la route au Québec se voit augmenter de 30 % en présence de conditions hivernales, caractérisées par la présence de glace et de neige au sol, par rapport aux autres saisons. Le projet de recherche dont traite ce mémoire est réalisé dans le cadre du programme de maîtrise en génie mécanique à l'Université de Sherbrooke et vise à développer un algorithme intelligent d'évitement des collisions basé sur la physique pour un véhicule évoluant dans des conditions de faible adhérence. La stratégie proposée vise à développer une méthode de contrôle hybride entre une approche basée sur un modèle dynamique et une approche basée sur les données, pour favoriser un apprentissage rapide dans des scénarios pour lesquels la disponibilité des données est limitée. Cette approche consiste à fournir un ensemble de paramètres pertinents à la caractérisation de la relation entre le véhicule et le sol à un algorithme dont le rôle est de déterminer la manoeuvre optimale à effectuer en fonction des paramètres estimés par le filtre.

Ce mémoire présente la réalisation d'une preuve de concept expérimentale d'un algorithme d'évitement de collision pour véhicules évoluant dans des conditions de faible adhérence, implémenté sur une plateforme de voiture à l'échelle 1/5ème. Un estimateur basé sur un modèle dynamique traite d'abord les données de capteurs provenant du IMU, du LIDAR et des encodeurs pour estimer les paramètres pertinents du véhicule et des conditions du sol, tels que la vitesse inertielle du véhicule v , la vitesse angulaire des roues ω , l'accélération a , le coefficient de friction μ , la cohésion c et l'angle de cisaillement interne ϕ . Ensuite, un prédicteur piloté par les données est entraîné pour prédire la manoeuvre optimale à effectuer dans la situation caractérisée par les paramètres estimés. L'expérimentation démontre qu'il est possible de produire une estimation en temps réel des paramètres du véhicule et du sol et de déterminer une manoeuvre optimale d'évitement des collisions sur la base des paramètres estimés.

Mots-clés : Véhicules intelligents, Assistance à la conduite, Prévention des collisions

TABLE DES MATIÈRES

1	INTRODUCTION	1
1.1	Mise en contexte et problématique	1
1.2	Question de recherche	2
1.3	Objectifs du projet de recherche	2
1.4	Contribution originale	2
1.5	Plan du document	3
2	ÉTAT DE L'ART	4
3	DÉVELOPPEMENT DE LA PLATEFORME EXPÉRIMENTALE	9
4	DEVELOPMENT OF A HYBRID MODEL-BASED DATA-DRIVEN COLLISION AVOIDANCE ALGORITHM FOR VEHICLES IN LOW ADHESION CONDITIONS	12
4.1	Abstract	14
4.2	Introduction	14
4.3	Background	16
4.4	Model-based estimator	16
4.4.1	Determination of the relevant parameters	16
4.4.2	Estimation algorithms	17
4.5	Data-driven predictor	20
4.6	Experimental validation	21
4.6.1	Methodology	21
4.6.2	Results	22
4.7	Conclusion and outreach	28
5	CONCLUSION	29
	LISTE DES RÉFÉRENCES	31

LISTE DES FIGURES

2.1	Illustration de la relation utilisée pour l'estimation du coefficient de friction.	4
2.2	Schématisation de l'estimation avec le filtre de Kalman étendu.	5
2.3	Illustration du modèle de type bicycle pour modéliser la dynamique latérale.	6
2.4	Diagramme de corps libres décrivant la situation selon laquelle une accumulation de matière se trouve devant une roue.	7
3.1	Illustration de la plateforme développée dans le cadre du projet.	9
3.2	Illustration du système de transmission développé pour la plateforme expérimentale.	10
4.1	Proposed approach for the collision avoidance algorithm.	15
4.2	Photo of the modified Traxxas X-MAXX used for the experimentation. . .	15
4.3	Illustration of the slip-slope relation for typical flat grounds.	17
4.4	Illustration of the model-based estimator.	18
4.5	Illustration of the discrete set of maneuvers, where (1) is brake 100 %, (2) is brake ABS, (3) is turn 100 %, (4) is turn 100 %, brake 100 % and (5) is turn 100 %, brake ABS.	21
4.6	State observer outputs for v , ωR and a (—) and the corresponding raw signal data (⋯).	23
4.7	Superposition of the calculated (s_x, ρ) at the front left wheel and typical curves.	24
4.8	Estimation of μ at the front left wheel in time, compared to the theoretical value.	24
4.9	Estimation of c and ϕ in time, compared to the theoretical values.	25
4.10	Decision maps for optimal maneuvers based on the physics-based parameters.	26
4.11	Illustration of the disparities in the optimal maneuvers for the different soil types. In both instances, the optimal maneuver is in red and the obstacle is represented as (*).	27
4.12	Comparison of the predicted values (\square) and the experimental results (*). In both instances, the optimal maneuver is in red.	28

LISTE DES TABLEAUX

2.1	Presentation of the parameters defining the situation.	6
3.1	Spécifications du véhicule	11
4.1	Presentation of the variables.	18
4.2	Vehicle specifications	22
4.3	Ground properties for the experimentation.	23

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

1.1 Mise en contexte et problématique

La montée de l'intelligence dans la mobilité des véhicules a conduit à l'introduction de plusieurs systèmes avancés d'assistance à la conduite (ADAS) dans les véhicules modernes. Parmi ceux-ci figurent le système de freinage antiblocage (ABS), le freinage d'urgence autonome (AEB) et même le contrôle combiné de la direction et du freinage pour les situations où le freinage seul ne suffit pas à éviter une collision [1, 2]. Toutefois, lorsqu'un véhicule évolue dans des conditions hivernales, la performance de ces systèmes se voit être considérablement réduite [3]. Selon le Bilan de la sécurité routière 2019 de la Société d'assurance automobile du Québec, depuis les 6 dernières années, le nombre total d'accidents augmente d'environ 30 % durant l'hiver par rapport aux autres saisons [4]. L'interaction avec la neige et la glace entraîne des difficultés de perception, mais rend également plus complexe la prédiction du comportement d'un véhicule et par conséquent la planification de manoeuvres d'urgence.

Une opportunité pour des véhicules plus sécuritaires serait de développer des ADAS ou des systèmes de conduite autonome qui adaptent leur comportement en fonction des conditions de la route. Dans ce mémoire, l'opportunité d'optimiser une manoeuvre d'évitement de collision automatisée en fonction des paramètres du sol estimés est spécifiquement étudiée.

Avec une architecture de contrôle basée sur un modèle dynamique, comme dans le cas du contrôle par commande prédictive [5], une approche possible serait d'estimer en permanence les paramètres du sol et de les mettre à jour dans le modèle interne. Toutefois, la dynamique des pneus sur les routes recouvertes de glace, d'eau et de neige est difficile à modéliser, même dans le cadre de simulations hors-ligne à forte intensité de calcul [6, 7]. Il serait donc très difficile d'utiliser directement cette méthode dans un contrôleur en temps réel. À l'autre extrémité du spectre, les signaux des capteurs étant de grande dimension, les approches basées exclusivement sur les données exigeraient une quantité irréaliste de données dans ce contexte. L'approche proposée et évaluée dans ce mémoire est un hybride qui répond à ces limitations en utilisant un filtre basé sur la physique fournissant un espace d'entrée réduit, pertinent pour l'interaction véhicule-route, à un algorithme entraîné à sélectionner la manoeuvre optimale à effectuer.

1.2 Question de recherche

À partir de la problématique identifiée découle la question de recherche suivante :

Est-ce qu'un algorithme intelligent d'évitement des collisions pour un véhicule évoluant en condition de faible adhérence peut bénéficier d'une meilleure connaissance de la relation entre le véhicule et la route ?

1.3 Objectifs du projet de recherche

L'objectif principal du projet de recherche est d'évaluer la pertinence de développer un algorithme intelligent d'évitement des collisions pour un véhicule évoluant dans des conditions de faible adhérence basé sur la physique caractérisant la relation entre le véhicule et la route. La réalisation de cet objectif passe par différents sous-objectifs, soit :

1. Déterminer quels sont les paramètres physiques caractérisant l'interaction entre le véhicule et la chaussée ;
2. Développer des algorithmes d'estimation en temps-réel de ces paramètres à partir d'informations mesurés par le véhicule ;
3. Développer un prédicteur pouvant utiliser ces paramètres pour déterminer la manoeuvre optimale à effectuer afin d'éviter une collision.

1.4 Contribution originale

Les travaux de recherche sur lesquels porte ce mémoire présentent une preuve de concept qui constitue la première démonstration de la pertinence d'une approche hybride jumelant la modélisation dynamique à l'utilisation de données afin de développer une stratégie d'évitement de collisions pour véhicules évoluant dans des conditions de faible adhérence. De cette contribution principale sont issues trois contributions secondaires, soit :

1. La réalisation d'un filtre basé sur la physique composé de plusieurs algorithmes d'estimation permettant de retrouver un ensemble de paramètres pertinents à la caractérisation de la relation entre le véhicule et le sol à partir de données mesurées par le véhicule ;
2. Le développement d'un prédicteur qui permet de déterminer la manoeuvre optimale à effectuer en fonction des paramètres estimés par le filtre
3. Le développement d'un véhicule servant de plateforme expérimentale à l'échelle 1 : 5.

1.5 Plan du document

Le chapitre 2 de ce mémoire de recherche présente l'état de l'art sur les algorithmes d'évitement de collisions ainsi que les notions relatives à la caractérisation de la relation entre le véhicule et le sol. Le chapitre 3 présente le développement de la plateforme expérimentale utilisée pour le projet. Le chapitre 4 présente l'approche développée dans le cadre de mon projet à la maîtrise avec un article soumis à la revue *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*. Pour terminer, le chapitre 5 présente la conclusion du projet de recherche ainsi qu'une ouverture quant à la recherche dans le domaine des véhicules intelligents.

CHAPITRE 2

ÉTAT DE L'ART

Certaines stratégies d'évitement des collisions intègrent l'estimation du coefficient de frottement dans le processus de prise de décision [8]. Parmi les techniques d'estimation proposées dans la littérature, la courbe de glissement est souvent mise de l'avant. Cette dernière correspond à la relation entre les forces longitudinales normalisées ρ et le glissement longitudinal s_x . Ces termes sont définis mathématiquement à l'équation 2.1, où m [kg] est la masse du véhicule, g [N/kg] est la constante gravitationnelle, v [m/s] est la vitesse inertielle du véhicule, ω [rad/s] est la vitesse angulaire de la roue et R [m] est le rayon de la roue. Normaliser le glissement longitudinal en utilisant le $\max(\omega R, v)$ permet de regrouper les équations respectives de l'accélération et de la décélération. La figure 2.1 illustre la relation discutée pour différentes surfaces susceptibles de se retrouver en conditions hivernales. La portion linéaire comprise dans un domaine de glissement longitudinal de ± 0.03 correspond à une interaction statique avec le sol alors que les portions contenues aux extrémités indiquent un comportement cinétique. Quant aux extrema de la relation, ils représentent le coefficient de friction statique maximal de l'interaction.

$$\rho = \frac{F_x}{F_z} = \frac{ma}{mg}; \quad s_x = \frac{(\omega R - v)}{\max(\omega R, v)} \quad (2.1)$$

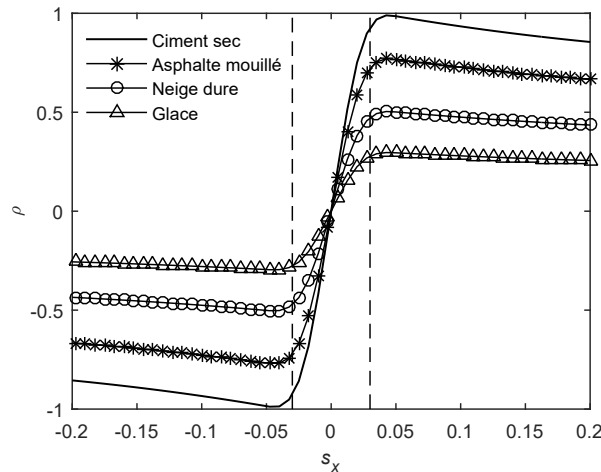


FIGURE 2.1 Illustration de la relation utilisée pour l'estimation du coefficient de friction.

La technique principalement utilisée est de mesurer la vitesse de rotation des roues, la vitesse du véhicule et son accélération et d'employer la méthode des moindres carrés récurrente afin d'estimer la pente de la relation dans un contexte pour lequel le glissement longitudinal est de faible amplitude. Par la suite, cette pente peut être utilisée pour retrouver le coefficient de friction [9, 10]. Si le glissement longitudinal est plus important, le coefficient de friction peut être retrouvé en déterminant la valeur de saturation des forces longitudinales normalisées.

Plusieurs travaux portent également sur l'estimation du coefficient de friction maximal à bord d'un véhicule à partir d'un modèle d'états dynamique. Depuis 1997, les filtres de Kalman sont utilisés pour estimer l'effet qu'a le coefficient de friction sur la dynamique longitudinale. Un filtre de type particulière a aussi été développé afin de déterminer le coefficient de friction le plus probable à l'interface entre les pneus d'un véhicule et le sol à partir d'estimations des forces horizontales et verticales appliquées au niveau du pneu pour des situations de conduite conventionnelles [11]. Le filtre particulière s'applique également à des modèles non-linéaires, ce qui n'est pas le cas pour le filtre de Kalman.

Dans le même ordre d'idées, une méthode d'estimation intéressante du coefficient de friction propose de jumeler un filtre de Kalman, ayant sensiblement le même rôle que le filtre particulière de la situation précédente, à un filtre de Bayes afin de déterminer le coefficient de friction le plus probable en fonction de différentes hypothèses [11]. Ce concept est illustré à la figure 2.2.

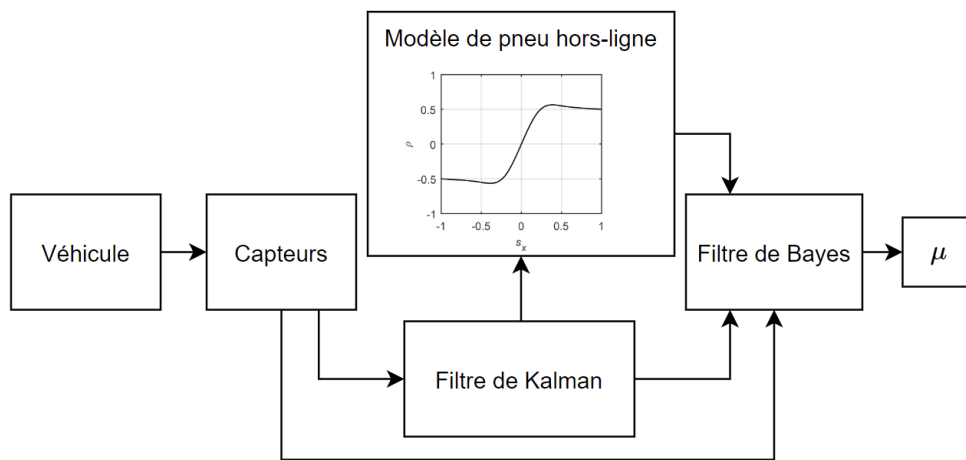


FIGURE 2.2 Schématisation de l'estimation avec le filtre de Kalman étendu.

Un autre algorithme d'estimation propose de modéliser la dynamique longitudinale et latérale du véhicule pour obtenir une estimation du coefficient de friction. Dans ce contexte, un modèle de type bicycle peut être utilisé afin de représenter la dynamique latérale d'un

corps à deux essieux. Le modèle est tel que présenté à la figure 2.3 et les variables sont présentées au tableau 2.1. Les entrées du modèle sont alors le couple aux roues et l'angle de rotation des roues avants. Quant aux états, les forces d'interaction entre les roues du véhicule et le sol sont ajoutées aux états conventionnels. C'est de l'estimation de ces forces en temps-réel que provient l'intérêt d'inclure la dynamique latérale dans la modélisation. En effet, cela permet de retrouver une estimation du coefficient de friction basée sur une meilleure compréhension de la relation entre le véhicule et le sol que si seule la dynamique longitudinale est utilisée [12].

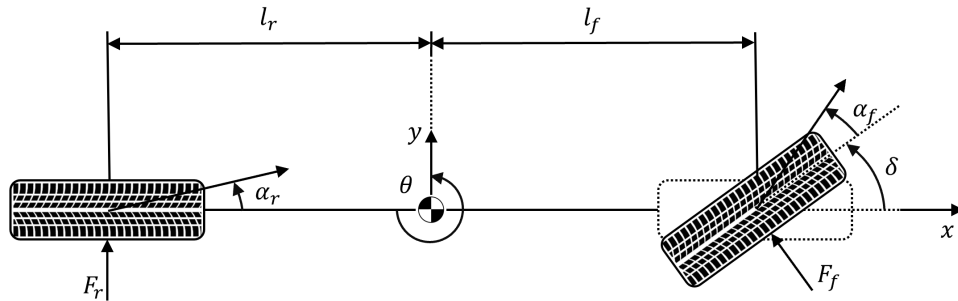


FIGURE 2.3 Illustration du modèle de type bicycle pour modéliser la dynamique latérale.

TABLEAU 2.1 Presentation of the parameters defining the situation.

Variable	Unités	Description
l_f	m	Distance entre l'axe avant et le centre de masse
l_r	m	Distance entre l'axe arrière et le centre de masse
θ	rad	Orientation du véhicule
δ	rad	Angle du volant
α_f, α_r	rad	Angles de glissement aux roues
F_f, F_r	N	Forces latérales appliquée aux essieux

Des moyens moins conventionnels constituent de l'information complémentaire pouvant être pertinente dans l'évaluation du coefficient de friction [13]. Ces méthodes d'estimation se classifient en deux types, soit le type effet et le type cause. La premier type se base sur un effet engendré par l'interaction entre un véhicule et le sol. Par exemple, un article propose d'utiliser des capteurs acoustiques afin de déterminer quel est le type de surface sur laquelle le véhicule évolue [9]. Quant au deuxième type, l'estimation est basée des facteurs pouvant influencer la relation entre le véhicule et le sol. Parmi ceux-ci se trouvent la température ambiante et la couleur de la chaussée, perçue par une caméra [12].

La caractérisation plus complexe de l'interaction entre un véhicule et un terrain déformable, par exemple du sable, du gravier ou de la neige, se doit également d'être étudiée dans le développement de systèmes d'évitement de collision en conditions hivernales. Un article propose une solution pour estimer la résistance au roulement entraînée par la présence de neige et de glace sur la chaussée en la traitant comme une force appliquant une résistance au roulement et agissant à l'interface entre le pneu et le sol [14]. Toutefois, ce dernier ne discute pas de l'effet que l'accumulation de matière devant les roues d'un véhicule en mouvement sur un terrain déformable peut avoir sur son comportement. Or, tel que démontré expérimentalement dans la littérature, cette information n'est pas négligeable [15].

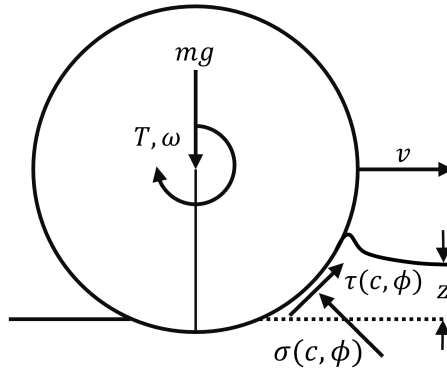


FIGURE 2.4 Diagramme de corps libres décrivant la situation selon laquelle une accumulation de matière se trouve devant une roue.

Les notions de mécanique des sols sont utilisées afin d'estimer deux paramètres, soit la cohésion c et l'angle de cisaillement interne ϕ [16, 17]. À partir de ces paramètres, il est possible de caractériser sur quel type de sol un véhicule évolue. Le diagramme de corps libre illustré à la figure 2.4 décrit l'interaction entre la roue et le sol où T est le couple appliqué aux roues, z est l'enfoncement de la roue, τ est la contrainte de cisaillement appliquée sur la roue et σ est la contrainte normale appliquée sur la roue. L'algorithme était initialement destiné aux véhicules effectuant de l'exploration lunaire dans le but d'optimiser les consignes de couple administrées aux roues, mais son application a évolué de façon à ce que la neige, le sable et d'autres types de sols susceptibles être retrouvés en conditions hivernales puissent être identifiés. Certains travaux proposent également de classifier différents types de terrain en déterminant les propriétés terramécaniques avec des approches d'intelligence artificielle [7]. Cependant, les systèmes de prévention des collisions les plus récents n'exploitent pas les propriétés du sol, car ils sont rarement développés spécifiquement pour les conditions de terrains déformables.

Récemment, plusieurs algorithmes d'intelligence artificielle sont utilisés dans le développement de stratégies d'évitement des collisions. Par exemple, l'apprentissage par renforcement a été utilisé pour décider de la manière dont un véhicule doit freiner ou tourner afin de minimiser le risque d'accident avec un obstacle [18, 19]. Trois types de capteurs sont principalement employés pour faire l'identification d'un obstacle, soit des caméras, des lidars et des sonars [20–22]. La fusion de capteurs est également une technique récurrente [23]. Certains algorithmes fusionnent par exemple une caméra avec des capteurs à ultrasons pour répondre aux problèmes de perception générés par la présence de neige et de brouillard liés aux conditions hivernales [24]. Lorsque l'obstacle est identifié, différents paramètres caractéristiques, tels que sa géométrie, sa position relative et sa vitesse relative, sont extraits. Dans l'ensemble, de nombreux algorithmes ont été proposés pour résoudre les problèmes de perception dans des situations où le comportement est purement cinématique. Cependant, l'utilisation d'intelligence artificielle dans l'évitement des collisions pour des conditions de faible adhérence a été moins étudié [3].

La nouveauté du travail présenté est qu'il s'agit de la première démonstration d'un algorithme d'évitement des collisions basé sur des données qui exploite les informations estimées caractérisant les propriétés du sol pour optimiser la manœuvre dans des conditions de faible adhérence.

CHAPITRE 3

DÉVELOPPEMENT DE LA PLATEFORME EXPÉRIMENTALE

Un véhicule à l'échelle 1 : 5 basé sur un Traxxas X-MAXX, illustré à la figure 3.1 a été développé pour évaluer l'algorithme d'évitement de collision proposé. Les dimensions pertinentes sont présentées dans le tableau 3.1a, les capteurs sont présentés dans le tableau 3.1b, les actionneurs sont présentés dans le tableau 3.1c et le matériel utilisé pour l'architecture de contrôle est présenté au tableau 3.1d.

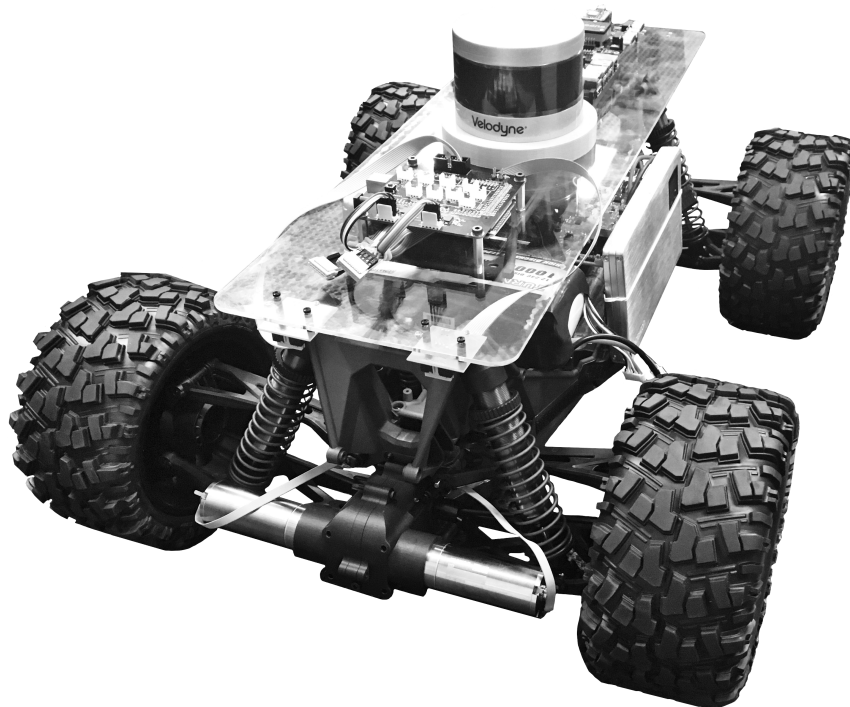
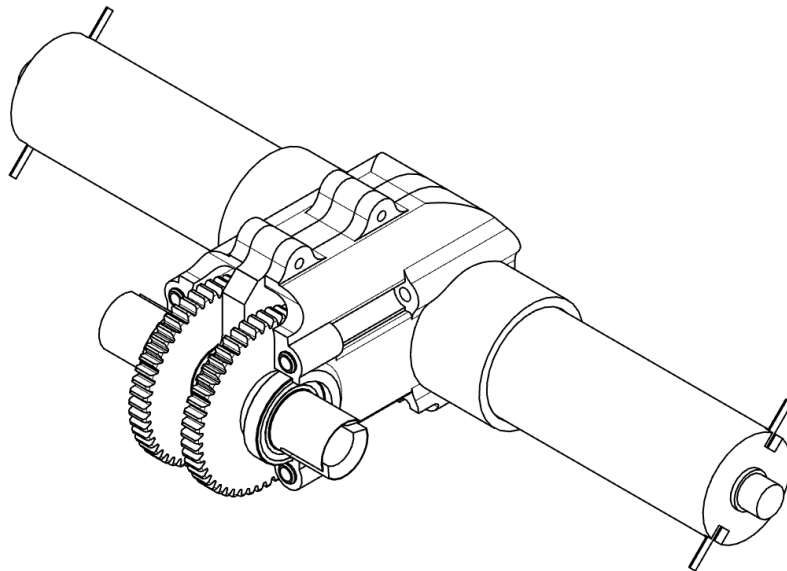


FIGURE 3.1 Illustration de la plateforme développée dans le cadre du projet.

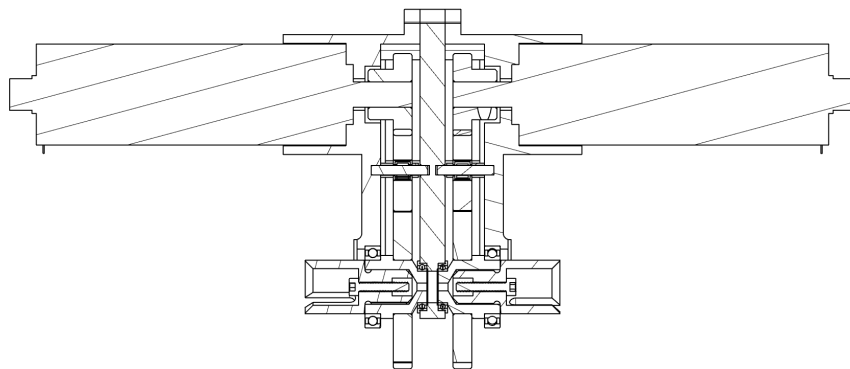
L'instrumentation embarquée est choisie pour émuler les ensembles de capteurs présents sur les véhicules intelligents modernes. Un algorithme de SLAM est utilisé pour récupérer la position $[X, Y]$ du véhicule dans l'espace via l'application ROS rtabmap. [25]. En ce qui concerne l'architecture de contrôle, un ordinateur embarqué réalise la boucle de commande de haut niveau, en administrant les instructions au microcontrôleur en fonction des manœuvres à effectuer. Le microcontrôleur agit alors comme une interface pour transmettre

les consignes aux actionneurs et pour retourner les informations mesurées par les capteurs au contrôleur de haut niveau. La boucle de contrôle de la vitesse des roues est implémentée dans l'électronique de puissance des moteurs. Quant au contrôle de l'angle du volant, le microcontrôleur transmet la commande appropriée au servomoteur de la direction.

La motorisation d'origine a été remplacée et un système de transmission a été développé, tel qu'illustré à la figure 3.2. Le système s'installe directement sur le châssis d'origine et permet de contrôler deux roues, ce qui fait en sorte qu'on en retrouve un à l'avant du véhicule et un autre à l'arrière. De cette façon, chaque roue est contrôlée indépendamment, ce qui permet de simuler le freinage d'un véhicule standard et le développement de stratégies de contrôle plus complexes.



(a) Vue isométrique de l'assemblage du système de transmission



(b) Vue de coupe de l'assemblage du système de transmission

FIGURE 3.2 Illustration du système de transmission développé pour la plateforme expérimentale.

TABLEAU 3.1 Spécifications du véhicule

(a) Dimensions

Dimension	Variable	Valeur	Unité
Masse	m	14.85	kg
Longueur	l	0.77	m
Largeur	w	0.54	m
Rayon de la roue	R	0.1	m
Largeur de la roue	b	0.07	m

(b) Capteurs

Mesure	Description	Capteur	Type
a_{imu}	Accélération inertielle	Xsens MTi-670	IMU
X_{lidar}, Y_{lidar}	Position du véhicule	Velodyne PUCK	3D Lidar
ω_r, ω_f	Vitesse angulaire des roues	Maxon ENX10	Encodeur

(c) Actionneurs

Actionneur	Description
Moteur	MAXON DCX32L GB KL 24V Réduction - GPX32 C 5.3 :1
Servomoteur	Traxxas 2085X

(d) Contrôle

Élément de contrôle	Description
Électronique de commande	Contrôleur Escon 70/10
Microcontrôleur	Arduino Mega 2560 Rev3
Ordinateur	Ensemble de développement NVIDIA Jetson TX2

CHAPITRE 4

DEVELOPMENT OF A HYBRID MODEL-BASED DATA-DRIVEN COLLISION AVOIDANCE ALGORITHM FOR VEHICLES IN LOW ADHESION CONDITIONS

Avant-propos

Auteurs et affiliations :

Olivier Lecompte : auteur principal, étudiant à la maîtrise, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

Alexandre Girard : coauteur, professeur, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

William Therrien : coauteur, étudiant à la maîtrise, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

Date de soumission : 24 novembre 2021

Revue : IEEE Transactions on Intelligent Vehicles

Titre anglais : Intelligent collision avoidance algorithm based on physics for vehicles evolving in winter conditions.

Titre en français : Algorithme intelligent d'évitement des collisions basé sur la physique pour véhicules évoluant dans des conditions hivernales.

Contribution au document : Cet article constitue la principale contribution de ce mémoire. On y présente le développement d'un modèle présentant un hybride entre une approche basée sur les données et une approche basée sur la modélisation dans le but de développer une stratégie d'évitement de collisions en conditions de faible adhésion. Pour commencer, la littérature pertinente est présentée. Ensuite, les paramètres pertinents à la caractérisation d'une situation d'urgence définie sont répertoriés. Les algorithmes menant à l'estimation de ces derniers sont également présentés.

Finally, a predictor is developed in order to determine the optimal manoeuvre to perform in order to minimize the risk of collision.

Résumé français : Les conditions hivernales, caractérisées par la présence de glace et de neige au sol, sont plus susceptibles d'entraîner des accidents de la route. Cet article présente une preuve de concept expérimentale d'un algorithme d'évitement de collision pour les véhicules évoluant dans des conditions de faible adhérence, implémenté sur une plateforme de voiture à l'échelle 1/5ème. Dans l'approche proposée, un estimateur basé sur un modèle dynamique traite d'abord les données de capteurs à haute dimension provenant du IMU, du LIDAR et des encodeurs pour estimer les paramètres pertinents du véhicule et des conditions du sol tels que la vitesse inertielle du véhicule v , la vitesse angulaire des roues ω , l'accélération a , le coefficient de friction μ , la cohésion c et l'angle de cisaillement interne ϕ . Ensuite, un prédicteur piloté par les données est entraîné pour prédire la manoeuvre optimale à effectuer dans la situation caractérisée par les paramètres estimés. L'expérimentation montre qu'il est possible 1) de produire une estimation en temps réel des paramètres du véhicule et du sol, et 2) de déterminer une manoeuvre optimale d'évitement des collisions sur la base des paramètres estimés.

4.1 Abstract

Winter conditions, characterized by the presence of ice and snow on the ground, are more likely to lead to road accidents. This paper presents an experimental proof of concept of a collision avoidance algorithm for vehicles evolving in low adhesion conditions, implemented on a 1/5th scale car platform. In the proposed approach, a model-based estimator first processes the high-dimensional sensors data of the IMU, LIDAR and encoders to estimate physically relevant vehicle and ground conditions parameters such as the inertial velocity of the vehicle v , the friction coefficient μ , the cohesion c and the internal shear angle ϕ . Then, a data-driven predictor is trained to predict the optimal maneuver to perform in the situation characterized by the estimated parameters. Experiments show that it is possible to 1) produce a real-time estimate of the relevant ground parameters, and 2) determine an optimal collision avoidance maneuver based on the estimated parameters.

4.2 Introduction

The rise of intelligence in vehicle mobility led to the implementation of several advanced driver-assistance systems (ADAS) in modern vehicles. Among these are the anti-lock braking system, the autonomous emergency braking and even combined control of steering and braking in situations where braking alone is not enough to avoid a collision [1,2]. However, when evolving in winter conditions, their performance is significantly reduced [3]. According to the 2019 Road Safety Record of the Society of automobile insurance of Quebec, since the last 6 years, the number of total accidents goes up by around 30 % during months featuring winter road conditions [4]. Encountering snow and ice leads to perception challenges [24] but also makes it more complex to predict the behavior of a vehicle and plan accordingly.

An opportunity for safer vehicles would be to develop ADAS or autonomous driving systems that adapt their behavior according to the road conditions. In this paper, the opportunity of optimizing an automated collision avoidance maneuver according to estimated ground parameters is specifically studied.

With a model-based control scheme, for instance model predictive control [5], one possible approach would be to continuously estimate ground parameters and update them in the internal model. However, tire dynamics on ice, water and snow covered roads are difficult to model, even in the context of offline computationally intensive simulations [6, 7]. It would thus be very hard to use this approach directly in a real-time controller. At the other end of the spectrum, since the sensors signals are high-dimensional, end-to-end data-driven approaches would require an unrealistically huge amount of data in this context.

The proposed approach evaluated in this paper is a hybrid addressing these limitations. As illustrated in Fig. 4.1, it is proposed here to use a model-based estimator providing a reduced input-space, characterizing the vehicle-road interaction, to a data-driven algorithm trained to select the optimal maneuver to perform.

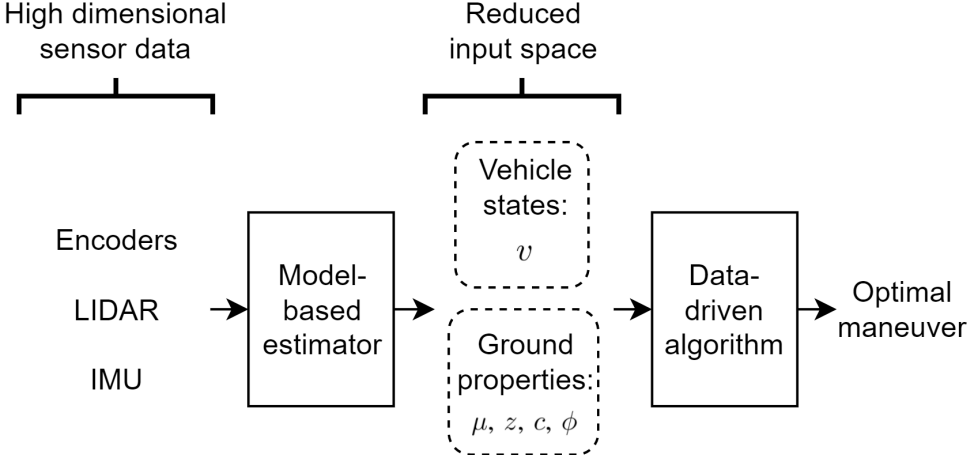


FIGURE 4.1 Proposed approach for the collision avoidance algorithm.

This article presents an experimental proof of concept of this approach with a 1/5th scale platform, illustrated at Fig. 4.2, for a simplified emergency situation. An algorithm selecting the optimal maneuver (in a set of five discrete possibilities) in order to maximize the distance to a static obstacle is developed and tested. Section 4.3 discusses the relevant related works, section 4.4 presents the algorithms that compose the model-based estimator, section 4.5 details the data-driven algorithm and section 4.6 presents and discusses the experimental results.

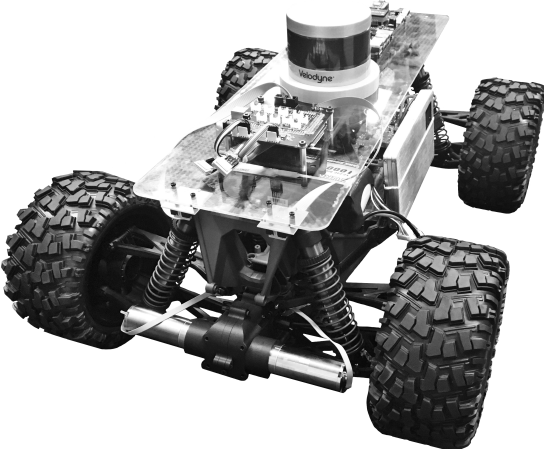


FIGURE 4.2 Photo of the modified Traxxas X-MAXX used for the experimentation.

4.3 Background

Some collision avoidance strategies incorporate the estimation of the coefficient of friction in the decision making process [8]. Several estimation techniques are proposed in the literature. Among them are the slip-slope method, which uses the relationship between the forces applied on the vehicle and the wheel slip [10], various methods based on the longitudinal and lateral dynamics of the vehicle [12] and some works even discuss the use of complementary information, such as image processing, acoustic sensors and ambient temperature measurement [13].

The more complex characterization of the interaction between a vehicle and a deformable terrain, for instance sand, gravel or snow, has been studied especially in the context of rover explorations [16]. A model-based estimation algorithm was proposed to optimize torque inputs [16]. Also, some work proposes classifying different types of terrain by retrieving terramechanics properties with data-driven approaches [7]. However, state-of-the-art collision avoidance systems rarely leverage ground properties since they are not developed for deformable terrain conditions.

Recently, several artificial intelligence algorithms have been proposed for collision avoidance strategies. Reinforcement learning was used to decide how a vehicle should brake or turn in order to minimize the risk of accidents with an obstacle [18, 19]. Some algorithms merge camera vision with ultrasonic sensors to address the problems of perception that are generated by the presence of snow and fog related to winter conditions [24]. Many algorithms have been proposed to address perception issues in situations where the behavior is purely kinematic, but there has been much less investigation of collision avoidance in low adhesion conditions [3].

The contribution of the presented work is a demonstration of a novel data-driven collision avoidance algorithm leveraging estimated information characterizing ground properties to optimize the selected maneuver in low adhesion conditions.

4.4 Model-based estimator

4.4.1 Determination of the relevant parameters

On a hard surface, the relationship between the vehicle and the road is characterized by the friction coefficient μ [11]. The latter is a function of the normalized traction force ρ and the slip-ratio s_x . Both terms are defined in equation (4.1), where m [kg] is the mass of the vehicle, g [N/kg] is the gravitational constant, v [m/s] is the inertial velocity of the vehicle, ω [rad/s] is the angular velocity of the wheel and R [m] is the radius of the

wheel. The slip-slope, illustrated at Fig. 4.3, is defined as the relation between s_x and ρ . For values of s_x between ± 0.03 , μ is proportional to the slope of the relation whereas for large values of s_x , μ corresponds to the plateau of the $\rho(s_x)$ curve [10].

$$\rho = \frac{F_x}{F_z} = \frac{ma}{mg}; \quad s_x = \frac{(\omega R - v)}{\max(\omega R, v)} \quad (4.1)$$

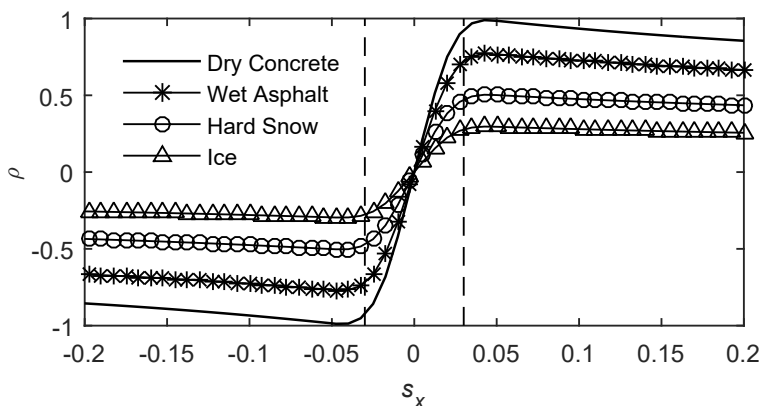


FIGURE 4.3 Illustration of the slip-slope relation for typical flat grounds.

However, in the presence of deformable terrain, an accumulation of particles is likely to form in front of the wheel. The interface between the wheel and the terrain generates a stress region which affects the behavior of the vehicle. The wheel sinkage z , the cohesion c and the internal shear angle ϕ of the soil are parameters typically used to characterize the wheel-ground behavior in such situations [16].

In this proof of concept, the simplified emergency situation is defined as a vehicle encountering an obstacle of negligible width (like a post) that is detected at a distance of 6 m, on a ground that is flat and leveled. The varying conditions that are studied are the initial vehicle velocity and the type of ground. Given the initial uniform rectilinear motion, they will be described here by the set of parameters presented in table 4.1. Two parameters, $[v, \mu]$, are used in the case of the hard surface and four parameters, $[v, z, c, \phi]$, are used for the ground with accumulation.

4.4.2 Estimation algorithms

The model-based estimator, illustrated at Fig. 4.4, is composed of three estimation algorithms, one for the vehicle states v , ω and a , one for the friction coefficient μ and one for the terramechanics properties c and ϕ .

TABLEAU 4.1 Presentation of the variables.

Symbol	Unit	Description
Relevant parameters for the emergency maneuver selection		
v	m/s	Vehicle speed
μ	—	Friction coefficient
z	m	Wheel sinkage
c	kPa	Cohesion
ϕ	rad	Internal shear angle
Intermediate variables		
T	Nm	Motor torque
s_x	—	Longitudinal slip
ρ	—	Normalized traction force
ω	rad/s	Wheel angular velocity
a	m/s	Vehicle linear acceleration

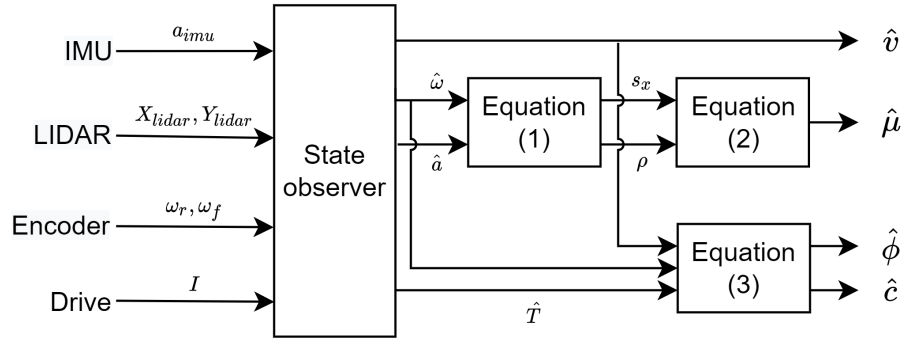


FIGURE 4.4 Illustration of the model-based estimator.

Vehicle states estimation

A state observer estimates the velocity \hat{v} , vehicle acceleration \hat{a} and front wheels angular velocity $\hat{\omega}$ based on the sensor signals $[X_{lidar}, Y_{lidar}]$ provided by the LIDAR (with a SLAM algorithm), ω_r measured by the rear wheels encoders, ω_f provided by the front wheel encoders, a_{imu} provided by the IMU and an estimate of the motor torque \hat{T} obtained from a measurement of the current I . The observer used is based on a linear dynamic model identified with experimental data and its gains were adjusted to obtain an adequate compromise between tracking performance and output noise.

Friction coefficient

The estimation algorithm for the friction coefficient is based on the slip-slope relation presented at section 4.4.1. Here, only the maximum traction force ρ is estimated, corresponding to the plateau of the curve at Fig. 4.3. First, s_x and ρ are computed according

to equation (4.1), using \hat{v} , $\hat{\omega}$ and \hat{a} . Then, the estimation $\hat{\mu}$ is updated based on a sliding average of computed ρ in the last N time steps while $|s_x| \geq 0.03$:

$$\hat{\mu} = \begin{cases} \hat{\mu}_{old} + \frac{1}{N}(|\rho_{n=1}| - |\rho_{n=N}|) & \text{if } |s_x| \geq 0.03 \\ \hat{\mu}_{old} & \text{if } |s_x| < 0.03 \end{cases} \quad (4.2)$$

where $\hat{\mu}_{old}$ is the last estimated value, $\rho_{n=1}$ is the newest normalized traction force calculation and $\rho_{n=N}$ the oldest value of the sliding window. Absolute values are applied to obtain positive consistent values when $s_x \leq -0.03$. Given the estimation method used, the estimate of the friction coefficient is updated only in the event of significant longitudinal slip, i.e. $|s_x| \geq 0.03$.

Cohesion, internal friction angle and sinkage

In the presence of deformable terrain, instead of computing the friction coefficient, an other estimation algorithm is used to obtain an estimate of the cohesion c and the internal shear angle ϕ that characterize the ground. For this purpose, the linear least-squares estimation method proposed by Iagnemma et al. [16] is used as follow :

$$\begin{bmatrix} \hat{c} \\ \tan \hat{\phi} \end{bmatrix} = (K_2^T K_2)^{-1} K_2^T K_1 \quad (4.3)$$

where matrices K_1 and K_2 are composed of j data points of estimated coefficients :

$$K_1 = \begin{bmatrix} \kappa_2^1 & \dots & \kappa_2^j \\ \kappa_3^1 & \dots & \kappa_3^j \end{bmatrix}^T \quad ; \quad K_2 = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ -\kappa_1^1 & \dots & -\kappa_1^j \\ \kappa_3^1 & \dots & \kappa_3^j \end{bmatrix}^T$$

defined as follows :

$$\begin{aligned} \kappa_1 &= \alpha \left(\beta^2 mgR + 4T \sin \beta_1 - 8T \sin \frac{\beta}{2} \right) \\ \kappa_2 &= 4T \left(\cos \beta - 2 \cos \frac{\beta}{2} + 1 \right) \\ \kappa_3 &= \beta R^2 b \left(\cos \beta - 2 \cos \frac{\beta}{2} \right. \\ &\quad \left. + 2\alpha \cos \beta - 4\alpha \cos \frac{\beta}{2} + 2\alpha + 1 \right) \end{aligned}$$

where b is the width of the wheel and

$$\alpha = 1 - e^{\frac{R}{b} \left[\frac{\beta}{2} + (1-\zeta)(-\sin\beta + \sin\frac{\beta}{2}) \right]}$$

$$\beta = \arccos \frac{R - z}{R}$$

$$\zeta = 1 - 1 / \left(\frac{\hat{v}}{\hat{\omega}R} \right)$$

In the presented work, the presence of a deformable layer is assumed to be known in advance and the sinkage z is provided to the estimator. Future work will investigate adding instrumentation and an estimation algorithm to automatically characterize the sinkage in real-time.

4.5 Data-driven predictor

The data-driven predictor selects the optimal maneuver to execute based on the reduced input-space produced by the model-based estimator. For this proof of concept, the objective of the algorithm is to select a maneuver that maximizes the minimal distance d between the trajectory of the vehicle and an immobile punctual obstacle located at a distance of 6 meters in front of the vehicle. Five discrete maneuver options, illustrated in Fig. 4.5, are considered and are defined as follows :

1. Brake 100 % - The wheels are blocked ;
2. Brake ABS - The vehicle is braking with an anti-lock braking system (ABS) ;
3. Turn 100 % - The front wheels are turned to the maximal steering angle of 25 °. The propulsion commands are disabled ;
4. Turn 100 %, Brake 100 % - The front wheels are turned to the maximal steering angle while the wheels are blocked ;
5. Turn 100 %, Brake ABS - The front wheels are turned to the maximal steering angle of 25 ° while the vehicle is braking with the ABS system.

Note that here, the braking is implemented with a closed-loop velocity controller targeting $\omega_f = 0$ rad/s and the ABS is implemented by setting front motor currents to zero when $s_x > 0.03$. In both instances, the rear wheels are free and braking is done only with the front wheels.

To select the optimal maneuver, independent predictor functions first compute the minimum distance d for each maneuver option i . Linear regressions based on augmented input

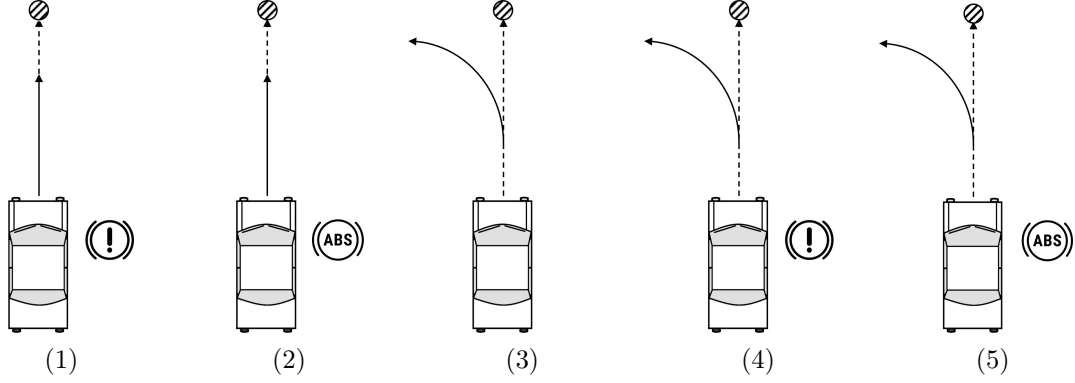


FIGURE 4.5 Illustration of the discrete set of maneuvers, where (1) is brake 100 %, (2) is brake ABS, (3) is turn 100 %, (4) is turn 100 %, brake 100 % and (5) is turn 100 %, brake ABS.

spaces are used to make this prediction :

$$\hat{d}_i = \begin{cases} \gamma_{0i} + \gamma_{1i}v + \gamma_{2i}\mu + \gamma_{3i}v\mu + \gamma_{4i}v^2 + \gamma_{5i}\mu^2 & \text{if } z = 0 \\ \lambda_{0i} + \lambda_{1i}v + \lambda_{2i}z + \lambda_{3i}vc + \lambda_{4i}\phi & \text{if } z > 0 \end{cases} \quad (4.4)$$

where γ and λ are the regression coefficients. Two discrete functions are used, in the case of a hard surface ($z = 0$) or in the case of deformable ground ($z > 0$). The augmented input terms were selected by testing multiple options and keeping the one with the most influence on the predicted output. Then, the optimal maneuver i^* , that is predicted to minimize this distance, is selected and executed by the vehicle :

$$i^* = \underset{i \in \{1,2,3,4,5\}}{\operatorname{argmin}} \hat{d}_i \quad (4.5)$$

4.6 Experimental validation

4.6.1 Methodology

Material

A 1 : 5 scale experimental vehicle platform based on a Traxxas X-MAXX is used to evaluate the proposed collision avoidance algorithm. All wheels are independent and controlled with 4 Maxon motors DCX32L. The relevant specifications are presented in table 4.2. The on-board instrumentation is chosen to emulate the sensor sets present on modern intelligent vehicles. A SLAM algorithm is used to retrieve the location $[X, Y]$ of the vehicle in space via the ROS package rtabmap. [25].

TABLEAU 4.2 Vehicle specifications

(a) Dimensions

Dimension	Variable	Value	Unit
Vehicle mass	m	14.85	kg
Wheel radius	R	0.1	m
Wheel width	b	0.07	m

(b) Sensors

Measure	Description	Sensor
a_{imu}	Linear acceleration	IMU Xsens MTi-670
X_{lidar}, Y_{lidar}	Vehicle position	3D Lidar Velodyne PUCK
ω_r, ω_f	Wheel angular velocity	Encoder Maxon ENX10

Experimental sequence

To form the data set required to train the data-driven predictors functions, 330 experimental tests are conducted to evaluate the result of each maneuver with multiple initial velocities $v \{1 \text{ m/s}, 2 \text{ m/s}, 3 \text{ m/s}\}$, three types of hard ground (4.3a), four types of ground with accumulation (4.3b) and two values for $z \{1 \text{ cm}, 3 \text{ cm}\}$. For the ground with accumulation, custom mixes of sand, silt, fines and clay were used. Conforming to the ASTM-D2487 standard [26], a poorly graded sand consists of 95 % sand and 5 % fines, a clayey sand consists of 88 % sand and 12 % clay and a clay loam consists of 52 % sand, 40 % silt and 8 % clay. The theoretical cohesion and internal angle cohesion are taken from the literature [27, 28]. Every combination of vehicle initial velocity, type of ground and executed maneuver was conducted experimentally twice.

4.6.2 Results

Vehicle states estimation

Fig. 4.6 presents the estimated output values of the state observer, for an experimental sequence where the vehicle accelerates until a setpoint of 3 m/s is reached. The acceleration phase occurs on a hard ground characterized by a friction coefficient of $\mu = 0.45$ (rubber wheels on linoleum).

TABLEAU 4.3 Ground properties for the experimentation.

(a) Hard surface ground

Wheels and Ground composition	Friction coefficient μ
Plastic wheels on polyethylene	0.25
Rubber wheels on linoleum	0.45
Rubber wheels on rubber	0.9

(b) Ground with accumulation

Ground composition	Cohe- sion c (kPa)	Internal friction angle ϕ (deg)
Poorly graded sand	0	35
Clayey sand (compacted)	74	31
Clay loam (compacted)	83	25
Clay loam (saturated)	15	25

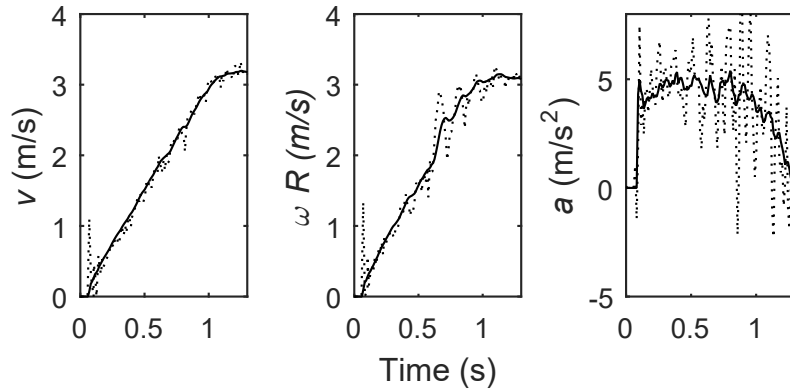


FIGURE 4.6 State observer outputs for v , ωR and a (—) and the corresponding raw signal data (···).

Friction coefficient

The same experimental sequence is used to evaluate the performance of the friction coefficient estimation. Fig. 4.7 presents a superposition of the (s_x, ρ) combinations calculated throughout the experimentation and the theoretical slip-slope relations for typical grounds. Points located to the right of the dashed line are used in the estimation of the friction coefficient as shown in equation (4.2). Fig. 4.8 presents the output of the estimation algorithm for μ at the front left wheel as a function of time for a sliding mean executed with

$N = 10$ terms at 90 Hz. The estimated value converges to the theoretical value of 0.45 in about 0.1 seconds.

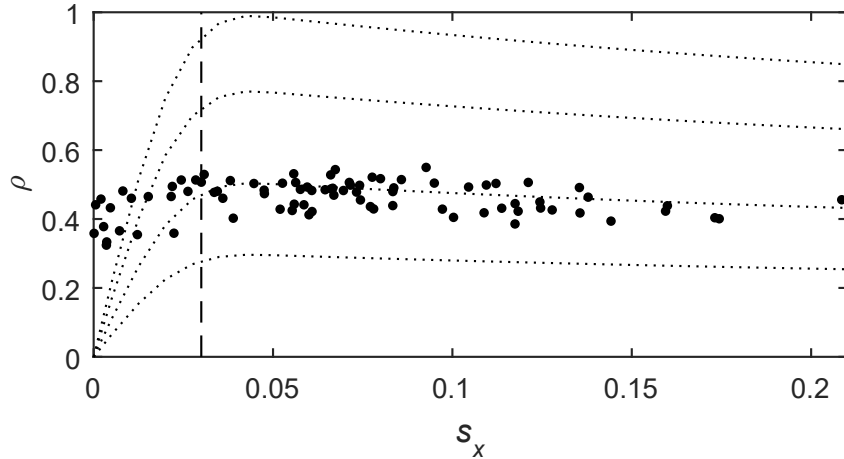


FIGURE 4.7 Superposition of the calculated (s_x, ρ) at the front left wheel and typical curves.

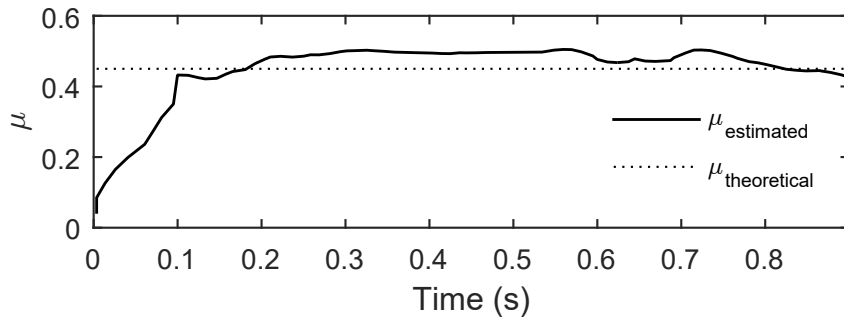


FIGURE 4.8 Estimation of μ at the front left wheel in time, compared to the theoretical value.

Cohesion and internal friction angle

An experimental sequence where the vehicle accelerates on a hard ground until a setpoint of 3 m/s is reached before decelerating by braking and blocking the wheels is conducted to evaluate the performance of the terramechanics properties estimator. The deceleration phase is performed on an accumulation of compacted clayey sand with $z = 0.03$ m. Fig. 4.9 presents the output of the linear least-squares estimation algorithm for c and ϕ with $j = 10$ data points. The estimated values converge rapidly near the theoretical values of 74 kPa for c and 31° for ϕ in about 0.2 seconds.

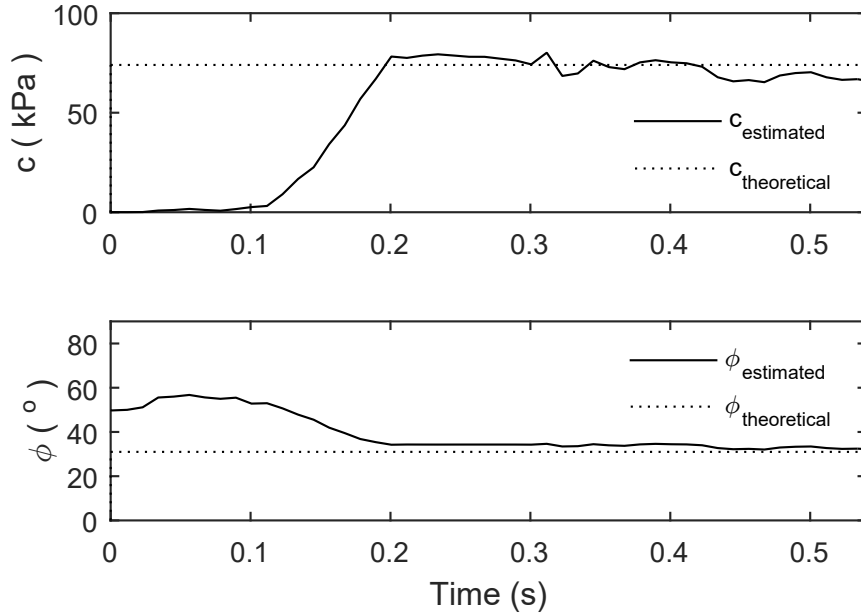


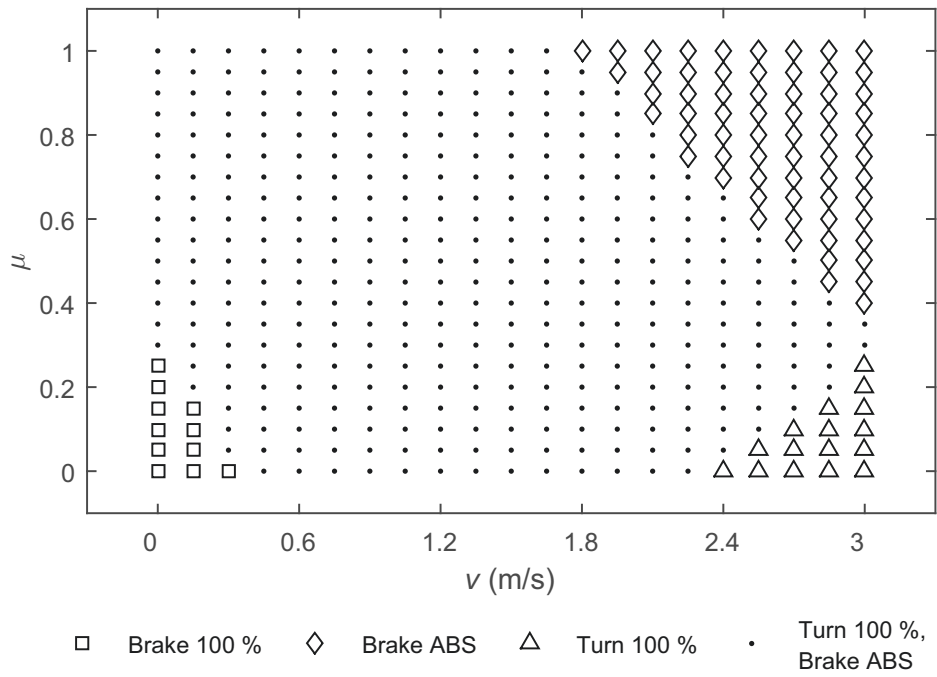
FIGURE 4.9 Estimation of c and ϕ in time, compared to the theoretical values.

Data-driven predictor

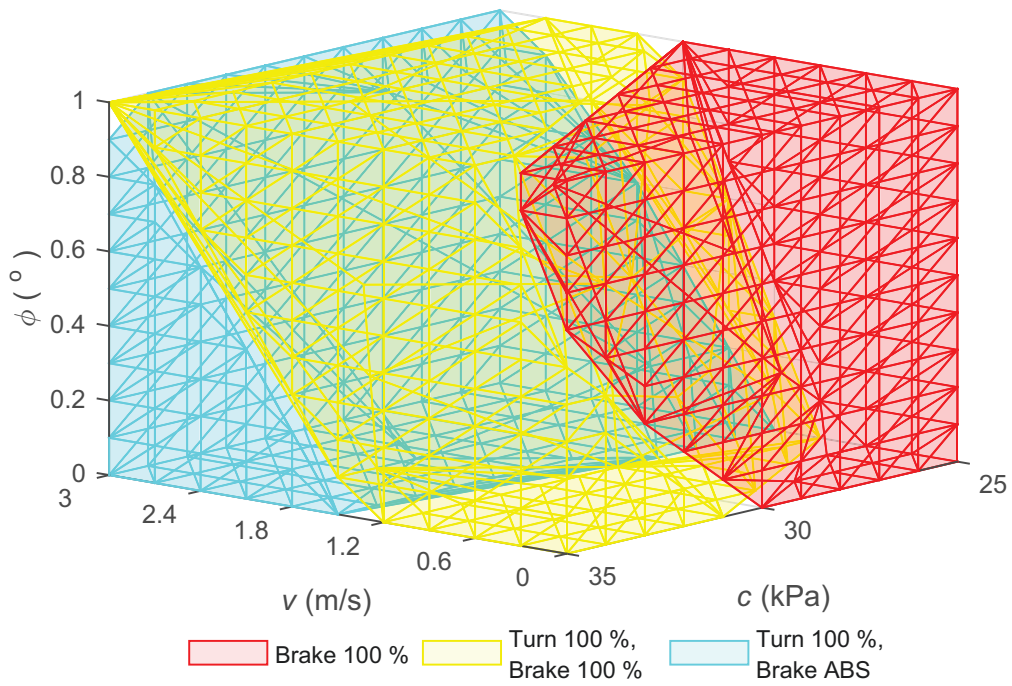
Fig. 4.10 shows two decision maps indicating the optimal maneuvers to perform according to the trained algorithm (the output of equation (4.5)) based on all 330 tests sequences. The optimal decision is displayed according to $[v, \mu]$ for the hard surface ground and according to $[v, c, \phi]$ for the ground with accumulation $z = 0.03$ m. The optimal maneuver increases d by about 75 % compared to the least optimal maneuver, which in some cases does not even prevent a collision.

Fig. 4.11 presents the resulting trajectories of the 5 proposed maneuvers for a specific case : a vehicle initially at 3 m/s (1) for a hard surface ground for which $\mu = 0.25$ and (2) for a ground composed of compacted clay loam with $z = 0.03$ m. Also, for the same conditions, Fig. 4.12 shows the predicted minimum distance and the real minimum distance obtained during experimental sequences.

Despite a slight steering offset, it can be seen that the presence of a deformable layer and its composition affects the behavior of the vehicle and that the predictor is able to select the optimal maneuver accordingly. Furthermore, for most conditions, the ABS braking is favorable on a hard surface but that locking the front wheel is preferable in the presence of a deformable layer. This is probably because accumulation of particles in front of the locked wheel helps slowing the vehicle faster. This demonstrates the relevance of considering ground properties in the development of collision avoidance algorithms and shows the potential of the presented approach, despite a limited data set.

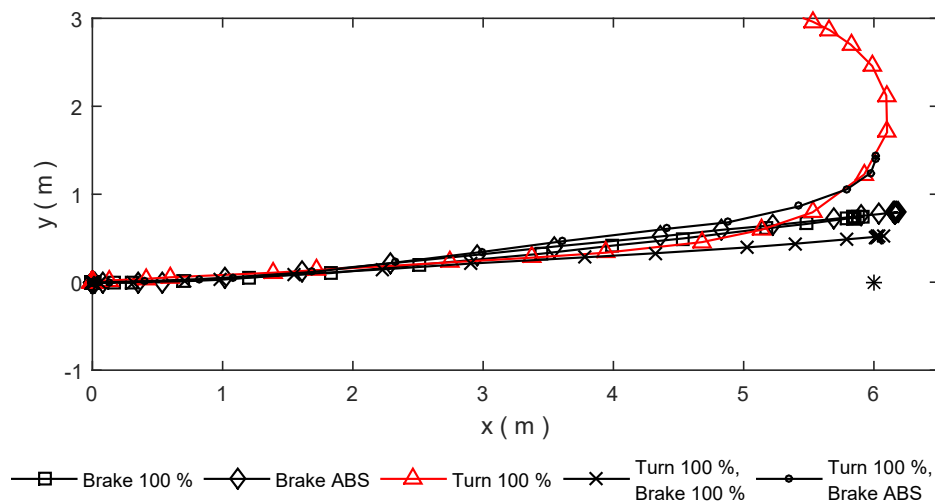


(1) Optimal manoeuver on hard surface ground

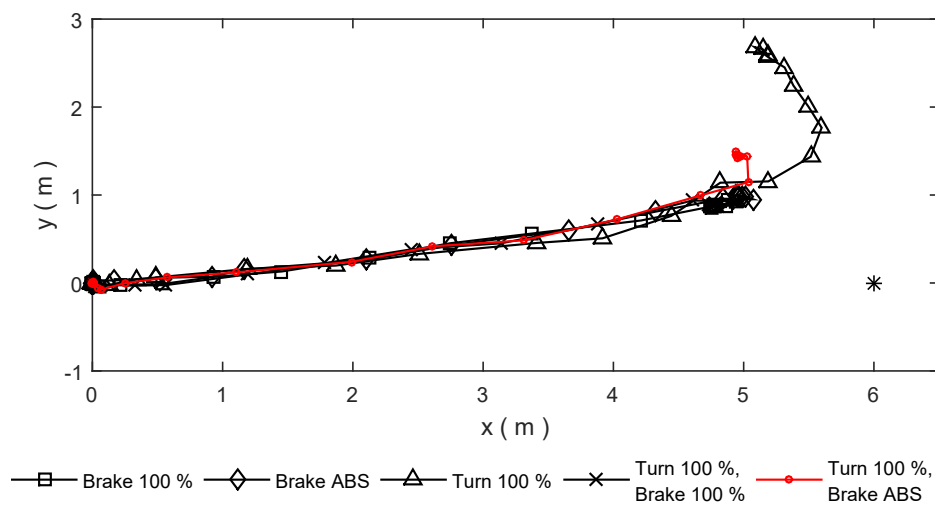


(2) Optimal manoeuver on deformable terrain

FIGURE 4.10 Decision maps for optimal maneuvers based on the physics-based parameters.

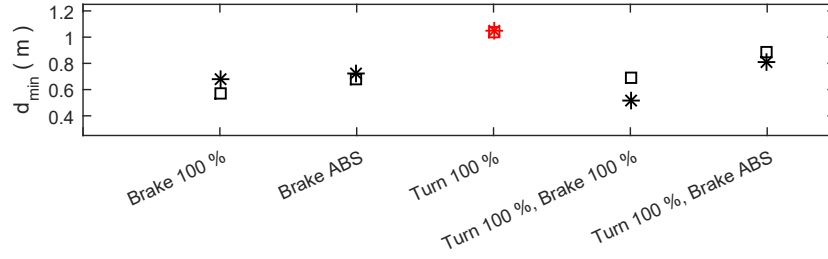


(1) Maneuvers on a hard surface ground with $v = 3$ m/s and $\mu = 0.25$

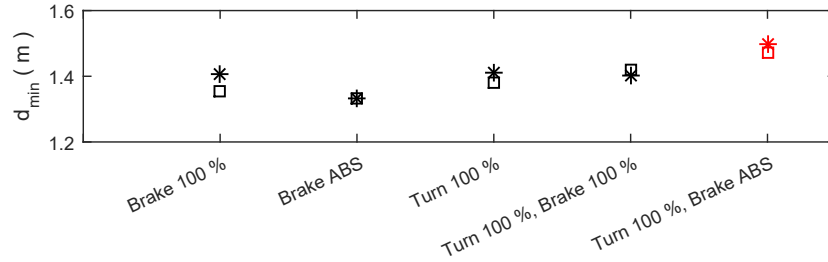


(2) Maneuvers on compacted clay loam with $v = 3$ m/s, and $z = 0.03$ m

FIGURE 4.11 Illustration of the disparities in the optimal maneuvers for the different soil types. In both instances, the optimal maneuver is in red and the obstacle is represented as (*).



(1) Maneuvers on a hard surface ground with $v = 3$ m/s and $\mu = 0.25$



(2) Maneuvers on compacted clay loam with $v = 3$ m/s, and $z = 0.03$ m

FIGURE 4.12 Comparison of the predicted values (\square) and the experimental results ($*$). In both instances, the optimal maneuver is in red.

4.7 Conclusion and outreach

To conclude, this paper presents a proof of concept for a hybrid model-based data-driven approach to the development of a collision avoidance algorithm in low adhesion conditions. A physics-based filter provides the real-time estimation of a set of relevant parameters to the interaction between a vehicle and the ground to allow a data-driven predictor to determine which maneuver to perform from a set of five maneuvers.

The knowledge presented in this paper is definitely promising for the development of future control algorithms for vehicles evolving in winter road conditions. Moreover, in future work, it would be relevant to define a more complex emergency situation to see if the development of a more comprehensive physics-based filter still holds. In addition, it would be interesting to replace the data-driven predictor with a continuous learning algorithm with a larger dataset and to compare its performance with and without the information provided by the filter. Finally, it would be of interest to replace the discrete set of maneuvers studied by a continuous set that could more specifically address the specific needs of the situation.

CHAPITRE 5

CONCLUSION

En conclusion, l'objectif du projet de recherche était d'évaluer la pertinence de développer un algorithme intelligent d'évitement des collisions basé sur la physique caractérisant la relation entre le véhicule et la route pour un véhicule évoluant dans des conditions de faible adhérence. Une approche hybride jumelant la modélisation dynamique à l'utilisation de données était proposée.

La réalisation d'une preuve de concept expérimentale avec un véhicule à l'échelle réduite 1 : 5 pour une situation d'urgence simplifiée a été effectuée. Pour ce faire, un filtre basé sur la physique, composé d'algorithmes d'estimation, est développé pour estimer les paramètres pertinents à la caractérisation de la relation entre le véhicule et le sol, soit la vitesse inertielle du véhicule v , le coefficient de friction μ , la cohésion c et l'angle de cisaillement interne ϕ . Ensuite, un prédicteur pouvant utiliser ces paramètres pour déterminer la manoeuvre optimale à effectuer pour éviter une collision a été développé et testé.

Les résultats expérimentaux montrent qu'une estimation adéquate et en temps-réel des paramètres pertinents est possible. De plus, le prédicteur est en mesure d'établir la manoeuvre optimale à effectuer en fonction des paramètres fournis par le filtre basé sur la physique. Pour une même vitesse initiale, les manoeuvres optimales varient si le sol est une surface dure ou s'il est déformable. Cela démontre la pertinence de prendre en compte les propriétés du sol dans le développement d'algorithmes d'évitement des collisions et montre le potentiel de l'approche présentée, malgré un ensemble de données limité.

Les résultats présentés dans ce mémoire montrent l'intérêt de l'utilisation des paramètres du sol pour sélectionner la manoeuvre optimale en situation de faible adhérence, et le potentiel de l'approche hybride présentée pour améliorer les algorithmes d'évitement des collisions. Les résultats ayant été obtenus dans une situation simplifiée, il serait pertinent, dans le cadre de travaux futurs, d'évaluer des situations d'urgence plus complexes avec un estimateur basé sur un modèle pour un ensemble plus complet de paramètres, par exemple la position de l'obstacle, sa taille, l'inclinaison du sol, la température, etc. De plus, il serait intéressant de tester l'apprentissage en continu afin que le prédicteur basé sur les données puisse être mis à jour. Enfin, l'ensemble discret de manoeuvres possibles

étudié pourrait être remplacé par un espace d'action continu dans le but de répondre aux besoins de situations d'urgence plus spécifiques.

LISTE DES RÉFÉRENCES

- [1] C. Guo, X. Wang, L. Su, and Y. Wang, “Safety distance model for longitudinal collision avoidance of logistics vehicles considering slope and road adhesion coefficient,” *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D : Journal of Automobile Engineering*, vol. 235, no. 2-3, pp. 498–512, 2021.
- [2] R. Hayashi, J. Isogai, P. Raksincharoensak, and M. Nagai, “Autonomous collision avoidance system by combined control of steering and braking using geometrically optimised vehicular trajectory,” *Vehicle System Dynamics*, vol. 50, no. sup1, pp. 151–168, 2012.
- [3] X. Wang, J. Wang, W. Sun, Y. Wang, F. Xie, and D. Guo, “Development of AEB control strategy for autonomous vehicles on snow-asphalt joint pavement,” *International Journal of Crashworthiness*, pp. 1–21, 2021.
- [4] Société de l’assurance automobile du Québec, *Bilan 2019 : Accidents, parc automobile, permis de conduire*. Société de l’assurance automobile du Québec, 2019, pp. 33–35.
- [5] S. Cheng, L. Li, H.-Q. Guo, Z.-G. Chen, and P. Song, “Longitudinal Collision Avoidance and Lateral Stability Adaptive Control System Based on MPC of Autonomous Vehicles,” *Proceedings of the IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 21, no. 6, pp. 2376–2385, 2020.
- [6] J. H. Lee and D. Huang, “Vehicle-wet snow interaction : Testing, modeling and validation,” *Journal of Terramechanics*, vol. 67, pp. 37–51, 2016.
- [7] B. W. Southwell, “Terramechanics and Machine Learning for the Characterization of Terrain,” Ph.D. dissertation, University of Western Ontario, 2020.
- [8] A. O. Sevil, M. Canevi, and M. T. Soylemez, “Development of an Adaptive Autonomous Emergency Braking System Based on Road Friction,” in *Proceedings of the International Conference on Electrical and Electronics Engineering*, 2019, pp. 815–819.
- [9] P. Boyraz and D. Dogan, “Intelligent traction control in electric vehicles using an acoustic approach for online estimation of road-tire friction,” in *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2013, pp. 1336–1343.
- [10] R. Rajamani, N. Piyabongkarn, J. Lew, K. Yi, and G. Phanomchoeng, “Tire-Road Friction-Coefficient Estimation,” *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 30, no. 4, pp. 54–69, 2010.
- [11] C. Lex, A. Eichberger, and W. Hirschberg, “On-board determination of the friction coefficient between tire and road using standard-application vehicle dynamics sensors,” in *The Dynamics of Vehicles on Roads and Tracks*, 2016, pp. 731–737.
- [12] C. Ahn, H. Peng, and H. E. Tseng, “Robust estimation of road friction coefficient using lateral and longitudinal vehicle dynamics,” *Vehicle System Dynamics*, vol. 50, no. 6, pp. 961–985, 2012.

-
- [13] S. Koskinen, “Sensor Data Fusion Based Estimation of Tyre–Road Friction to Enhance Collision Avoidance,” Ph.D. dissertation, Tampere University of Technology, 2010.
- [14] O. Trigui, Y. Dube, S. Kelouwani, and K. Agbossou, “Comparative Estimation of Electric Vehicle Rolling Resistance Coefficient in Winter Conditions,” in *Proceedings of the IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, 2016, pp. 1–6.
- [15] J. H. Lee, D. Huang, T. H. Johnson, S. Meurer, A. A. Reid, and B. R. Meldrum, “Slip-based experimental studies of a vehicle interacting with natural snowy terrain,” *Journal of Terramechanics*, vol. 49, no. 5, pp. 233–244, 2012.
- [16] K. Iagnemma, S. Kang, H. Shibly, and S. Dubowsky, “Online terrain parameter estimation for wheeled mobile robots with application to planetary rovers,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 20, no. 5, pp. 921–927, 2004.
- [17] M. G. Bekker, *Theory of Land Locomotion : The Mechanics of Vehicle Mobility*. University of Michigan Press, 1962.
- [18] Y. Fu, C. Li, F. R. Yu, T. H. Luan, and Y. Zhang, “A Decision-Making Strategy for Vehicle Autonomous Braking in Emergency via Deep Reinforcement Learning,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 69, no. 6, pp. 5876–5888, 2020.
- [19] C. S. Arvind and J. Senthilnath, “Autonomous RL : Autonomous Vehicle Obstacle Avoidance in a Dynamic Environment using MLP-SARSA Reinforcement Learning,” in *Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics System and Robots*, 2019, pp. 120–124.
- [20] J. D. Estilo and M. Ramos, “Obstacle detection and localization in an automated vehicle using binocular stereopsis and motion field,” in *Proceedings of the IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering*, 2016, pp. 446–451.
- [21] A. N. Catapang and M. Ramos, “Obstacle detection using a 2D LIDAR system for an Autonomous Vehicle,” in *Proceedings of the IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering*, 2016, pp. 441–445.
- [22] C. Huihai, L. Shuqiang, and Z. Yingsheng, “An obstacle detection algorithm used sequential sonar data for Autonomous Land Vehicle,” in *Proceedings of the IEEE International Conference on Electronic Measurement Instruments*, vol. 4, 2011, pp. 255–259.
- [23] S. Yang, H.-S. Lho, and B. Song, “Sensor fusion for obstacle detection and its application to an unmanned ground vehicle,” in *Proceedings of the ICCAS-SICE International Joint Conference*, 2009, pp. 1365–1369.
- [24] A. R. Yadav, J. Kumar, R. Kumar, S. Kumar, P. Singh, and R. Soni, “Real-Time Electric Vehicle Collision Avoidance System Under Foggy Environment Using Raspberry Pi Controller and Image Processing Algorithm,” in *Control Applications in Modern Power System*, A. K. Singh and M. Tripathy, Eds. Springer Singapore, 2021, pp. 111–118.
- [25] M. Labbé, “rtabmap_ros,” Nov. 2021, original-date : 2014-08-11T19 :48 :56Z. [Online]. Available : https://github.com/introlab/rtabmap_ros
-

-
- [26] D18 Committee, “Practice for Classification of Soils for Engineering Purposes (Unified Soil Classification System),” ASTM International, Tech. Rep. [Online]. Available : <http://www.astm.org/cgi-bin/resolver.cgi?D2487-17E1>
- [27] G. data, “Cohesion.” [Online]. Available : <http://www.geotechdata.info/parameter/cohesion>
- [28] —, “Angle of friction.” [Online]. Available : <http://www.geotechdata.info/parameter/angle-of-friction>