



ENSTA Bretagne

Spécialité Robotique

PROJET DE FIN D'ÉTUDE

Etude de traversabilité d'un véhicule tout-terrain

Présenté par :
Titouan LEOST

Encadré par :
Luc JAULIN

Entreprise :
Florian PHILIPPE, Matthias SPISSER

Année universitaire : 2024-2025

Résumé

L'autonomie de robot terrestre en milieux non structurés est un secteur de recherche actif avec de nombreuses applications dans l'agriculture, la défense ou le spatial. Ce projet de fin d'étude porte sur l'estimation de la traversabilité d'un environnement tout-terrain à partir de critères proprioceptifs. Cette approche a pour but de compléter une analyse extéroceptive. Les travaux ont été menés sur KIPP, une plateforme tout-terrain instrumentée. Trois critères ont été étudiés et mis en œuvre : le glissement, la résistance au roulement et la rugosité. Les résultats obtenus sont prometteurs et montrent la pertinence de l'approche, bien que de nombreuses améliorations soient possibles.

Mots-clés : traversabilité, environnement déstructuré, robotique mobile, proprioception, extéroception

Abstract

Autonomous ground robot navigation in unstructured environments is an active research field with numerous applications in agriculture, defense, and space exploration. This final year project focuses on estimating the traversability of all-terrain environments using proprioceptive criteria. This approach aims to complement exteroceptive analysis. The work was conducted on KIPP, an instrumented all-terrain platform. Three criteria were studied and implemented : slip, rolling resistance, and roughness. The obtained results are promising and demonstrate the relevance of the approach, although many improvements are still possible.

Keywords : traversability, unstructured environment, mobile robotics, proprioception, exteroception

Remerciements

Je souhaite tout d'abord remercier Matthias SPISSER et Florian PHILIPPE pour m'avoir accordé leur confiance sur ce stage et m'avoir accueilli au sein d'Englab. Je tiens particulièrement à remercier Florian PHILIPPE pour son accompagnement et sa pédagogie durant ce stage. Il m'a permis de découvrir le monde de la recherche appliquée et a su me guider dans la réalisation de ce projet. Je remercie également Matthias SPISSER pour son encadrement lors des essais sur le terrain.

Je souhaite également remercier Jules MATZ pour ses explications sur les phénomènes de glissement et de résistance au roulement, ainsi que pour son accompagnement lors des mesures réalisées sur le terrain. Son aide m'a été précieuse pour la compréhension des phénomènes physiques en jeu et pour la mise en place des mesures.

Enfin, je tiens à remercier l'ensemble de l'équipe d'Innolab. Ils m'ont permis de facilement m'intégrer et travailler à leur côté est toujours un plaisir.

Table des matières

Résumé	i
Abstract	ii
Remerciements	iii
Table des matières	iv
Table des figures	vi
Liste des tableaux	x
Glossaire	xi
1 Introduction	1
1.1 Présentation de l'entité d'accueil	1
1.2 Contexte	2
1.3 Problématique	4
1.4 Objectifs	4
1.5 Planification du projet	4
2 État de l'art	6
2.1 Analyse extéroceptive	6
2.1.1 Approche visuelle	7
2.1.2 Approche géométrique	7
2.1.3 Approche mixte	8
2.2 Analyse proprioceptive	9
3 Méthodologie	12
3.1 Approche générale	12
3.2 Définition des critères étudiés	12
3.2.1 Glissement	12
3.2.2 Résistance au roulement	14

3.2.3	Rugosité	16
4	Développement	18
4.1	Simulation Gazebo	18
4.2	Mesures proprioceptives	19
4.3	Pipeline d'analyse	20
4.4	Développement des critères	22
4.4.1	Glissement	22
4.4.2	Résistance au roulement	28
4.4.3	Rugosité	33
4.5	Carte topologique	40
5	Résultats et évaluation	42
5.1	Tests expérimentaux	42
5.2	Résultats expérimentaux	42
5.2.1	Glissement	42
5.2.2	Résistance au roulement	46
5.2.3	Carte topologique	47
6	Conclusion et perspectives	54
A	Annexes	56
A.1	Interface PyQtGraph	56
A.2	Trajectoires suivies lors des essais	57
A.3	Résultats expérimentaux	63
A.3.1	Glissement	63
A.3.2	Résistance au roulement	68
	Bibliographie	70

Table des figures

1.1	Organigramme de l'équipe véhicule autonome d'Innolab.	2
1.2	KIPP, la plateforme expérimentale tout-terrain de Innolab.	3
1.3	Diagramme de Gantt du projet	5
3.1	Exemple de courbes de force en fonction du glissement extrait de [1]. Ces valeurs sont calculées à l'aide de la magic tyre formula $F_x = F_z \cdot D \cdot \sin(C \cdot \arctan(B\mu - E[B\mu - \arctan B\mu]))$ où F_x est la force de traction, F_z la force normale au sol, B , C , D et E sont des coefficients dépendants du type de terrain et de la roue.	13
3.2	Schéma décrivant la résistance au roulement	14
3.3	Schéma des forces agissant sur le robot. \vec{P} représente le poids du robot, $\vec{\tau}_w$ le couple au niveau des roues, \vec{F}_x la force motrice du robot, \vec{F}_{rr}^{wf} et \vec{F}_{rr}^{wr} sont respectivement les forces de résistance au roulement des roues avant et arrière, \vec{N}_f et \vec{N}_r les forces normales au sol pour les roues avant et arrière, \vec{F}_τ la force motrice efficace du robot et α l'angle de la pente du terrain. Le repère du robot est noté $\vec{e}_x, \vec{e}_y, \vec{e}_z$	15
4.1	Modélisation de KIPP dans Gazebo Classic.	18
4.2	Photos des différents terrains parcourus au Fort Foch : (a) et (b) asphalte et terre compact humide, (c) herbes hautes, (d), (e) et (f) sentier caillouteux, (g) et (h) sentier mélangeant terre compacte et herbes basses.	20
4.3	Schéma de la pipeline d'analyse des critères proprioceptifs.	22
4.4	Présentation des zones de friction simulées dans Gazebo Classic. Les zones de couleurs vert foncé, vert clair, orange, rouge et bleu correspondent respectivement à des coefficient de friction de 10 (à des fin de debug), 1, 0.5, 0.1 et 0.01.	23
4.5	Essais en phase d'accélération et de décélération sur les différentes zones de friction simulées dans Gazebo Classic. (a) zone de haute friction, (b) zone de friction moyenne, (c) zone de faible friction, (d) zone de très faible friction.	24

4.6	Essais à vitesse constante sur les cinq zones de friction simulées dans Gazebo Classic.	24
4.7	Présentation du setup de mesure de glissement dans Gazebo Classic.	25
4.8	Evolution de la force en fonction du glissement simulées dans Gazebo Classic.	26
4.9	Mesures de glissement de l'essai 2.	26
4.10	Calculs de glissement réalisées à partir des essais : (a) 6, (b) 7, (c) 8. Les couleurs de fond indiquent le type de terrain traversé : rouge, mélange terre et herbe ; vert, herbes hautes ; orange, terre ; gris foncé, asphalte ; gris clair, sentier terre compact humide.	27
4.11	Nuage de points de force motrice en fonction du glissement tracé pour l'essai 3.	30
4.12	Coefficient de résistance au roulement de l'essai 3.	31
4.13	Coefficient de résistance au roulement de l'essai 7. Les couleurs de fond indiquent le type de terrain traversé : rouge, mélange terre et herbe ; vert, herbes hautes ; orange, terre ; gris, asphalte.	31
4.14	Coefficient de résistance au roulement de l'essai 9.	32
4.15	Résultat de la régression linéaire pour calculer l'invariant de pente sur l'essai 3.	33
4.16	Présentation de la carte d'élévation créée avec Python. L'altitude affichée est réduite lors du chargement de la carte sur Gazebo.	34
4.17	Résultat dans Gazebo de la carte d'élévation générée avec Blender.	35
4.18	Résultats de la simulation de rugosité dans Gazebo.	35
4.19	Résultats de rugosité pour l'essai 5. Les couleurs de fond indiquent le type de terrain traversé : rouge, mélange terre et herbe ; gris clair : terre compacte humide ; gris, asphalte.	36
4.20	Résultats de rugosité pour l'essai 7. Les couleurs de fond indiquent le type de terrain traversé : rouge, mélange terre et herbe ; vert, herbes hautes ; orange, terre ; gris, asphalte.	37
4.21	Analyse fréquentielle des mesures de l'IMU à 4 km/h sur de l'asphalte lors de l'essai 1.	37
4.22	Analyse fréquentielle des mesures de l'IMU à 5 km/h sur de l'asphalte lors de l'essai 1.	38
4.23	Analyse fréquentielle des mesures de l'IMU à 8 km/h sur de l'asphalte lors de l'essai 1.	38
4.24	Analyse fréquentielle des mesures de l'IMU à (a) 4 km/h, (b) 5 km/h et (c) 8 km/h dans les herbes hautes lors de l'essai 2.	39
4.25	Affichage de la variance des mesures de l'IMU en fonction de la vitesse du robot sur l'essai 1.	40

5.1	Photos des différentes classes de terrain rencontrées à Verexal : (a) et (b) asphalté; (c) et (d) herbe; (e) et (f) mélange terre et herbe; (g), (h) et (i) terre.	43
5.2	Calcul de glissement sur le rosbag de l'essai 2.	43
5.3	Calculs de glissement réalisées sur le rosbag de l'essai 6. Les couleurs de fond indiquent le type de terrain traversé : rouge, mélange terre et herbe; vert : herbes hautes; orange : terre; gris : asphalté.	44
5.4	Estimations de force motrice maximale et minimale transmissible sur l'essai 3.	45
5.5	Estimations de force motrice maximale et minimale transmissible sur les essais : (a) 6, (b) 7, (c) 8. Les couleurs de fond indiquent le type de terrain traversé : rouge, mélange terre et herbe; vert : herbe; orange : terre; gris foncé : asphalté.	45
5.6	Coefficient de résistance au roulement sur le rosbag de l'essai 3.	47
5.7	Coefficient de résistance au roulement sur le rosbag de l'essai 8.	48
5.8	Coefficient de résistance au roulement sur le rosbag de l'essai 9.	48
5.9	Mesure du tangage de KIPP pour l'essai sur le parking de l'Englab. La zone marquée en vert correspond à l'aller et la zone en rouge au retour. . .	49
5.10	Cartes topologiques générées avec le script python pour l'enregistrement de 30 minutes à Verexal : (a) résistance au roulement; (b) force motrice maximale; (c) force motrice minimale. Un coût de 0 correspond à un environnement très favorable et un coût de 1 à un environnement très défavorable. Les rectangles rouge sur (a) et (b) correspondent respectivement aux zoom des Figures 5.13 et 5.12.	50
5.11	Vue satellite de la zone parcourue à Verexal.	50
5.12	Zoom sur la carte topologique de force maximale transmissible présentée par la Figure 5.10 (b) avec application du masque d'incertitude.	51
5.13	Zoom sur la carte topologique de C_{rr} présentée par la Figure 5.10 (a) avec application du masque d'incertitude.	51
5.14	Carte topologique de force maximale transmissible obtenue avec la version online du code et affichée sur Rviz. L'échelle de couleur va du blanc (très traversable) au noir (très peu traversable).	52
5.15	Carte topologique de C_{rr} obtenue avec la version online du code et affichée sur Rviz. L'échelle de couleur va du blanc (très traversable) au noir (très peu traversable).	52
A.1	Capture d'écran de l'interface reposant sur PyQtGraph pour analyser les mesures.	56
A.2	Trajectoire suivie lors de l'essai 1.	57

A.3	Trajectoire suivie lors de l'essai 2.	57
A.4	Trajectoire suivie lors de l'essai 3.	58
A.5	Trajectoire suivie lors de l'essai 4.	58
A.6	Trajectoire suivie lors de l'essai 5.	58
A.7	Trajectoire suivie lors de l'essai 5.	59
A.8	Trajectoire suivie lors de l'essai 6.	59
A.9	Trajectoire suivie lors de l'essai 7.	59
A.10	Trajectoire suivie lors de l'essai 8.	60
A.11	Trajectoire suivie lors de l'essai 9.	60
A.12	Trajectoire suivie lors de l'essai 9 bis.	60
A.13	Trajectoire suivie lors de l'essai 10.	61
A.14	Trajectoire suivie lors de l'essai 10 bis.	61
A.15	Trajectoire suivie lors de l'essai sur le parking d'Englab.	61
A.16	Trajectoire suivie lors du long enregistrement à Verexal.	62
A.17	Résultats de glissement (colonne de gauche) et de forces extrêmes transmissibles (colonne de droite) pour les essais 1 à 4.	64
A.18	Résultats de glissement (colonne de gauche) et de forces extrêmes transmissibles (colonne de droite) pour les essais 5 à 8. Les couleurs de fond correspondent aux terrains traversés. Rouge : mélange herbe et terre ; orange : terre ; vert : herbe ; gris : asphalte.	65
A.19	Résultats de glissement (colonne de gauche) et de forces extrêmes transmissibles (colonne de droite) pour les essais 9, 9 bis, 10 et 10 bis.	66
A.20	Résultats de (a) glissement et de (b) forces extrêmes transmissibles pour le long enregistrement à Verexal. Les couleurs de fond correspondent aux terrains traversés. Rouge : mélange herbe et terre ; orange : terre ; gris : asphalte.	67
A.21	Coefficient de résistance au roulement sur les rosbags des essais 1 à 6 (respectivement (a) à (f)). Les couleurs de fond correspondent aux terrains traversés. Rouge : mélange herbe et terre ; orange : terre ; vert : herbe ; gris : asphalte.	68
A.22	Coefficient de résistance au roulement sur les rosbags des essais (a) 7, (b) 8, (c) 9, (d) 9 bis, (e) 10, (f) 10 bis et (g) long enregistrement Verexal. Les couleurs de fond correspondent aux terrains traversés. Rouge : mélange herbe et terre ; orange : terre ; vert : herbe ; gris : asphalte.	69

Liste des tableaux

4.1	Liste des essais réalisés au Fort Foch	21
4.2	Liste des essais réalisés à Verexal	22
4.3	Fréquences des pics d'amplitude relevées sur l'asphalte.	37

Glossaire

ANN Artificial Neural Network
CAN Controller Area Network
CNN Convolutional Neural Network
CVaR Conditional Value at Risk
DEM Digital Elevation Map
ECU Electronic Control Unit
EKF Extended Kalman Filter
GA Genetic Algorithm
GNSS Global Navigation Satellite System
GP Gaussian Process
IMU Inertial Measurement Unit
LiDAR Light Detection and Ranging
LWPR Locally Weighted Projection Regression
MoE Mixture of Experts
MPC Model Predictive Control
NIR Near Infrared
PFD Principe Fondamental de la Dynamique
PID Proportional Integral Derivative
RANSAC RANdom Sample Consensus
RBF Radial Basis Function
RC Radio Control
RGB Red Green Blue
RGBD Red Green Blue Depth
ROS Robot Operating System
SGP Sparsed Gaussian Process
SSM State Space Model

SVM Support Vector Machine

TTA Terrain Traversability Analysis

UGV Unmanned Ground Vehicle

URDF Unified Robot Description Format

Chapitre 1

Introduction

1.1 Présentation de l'entité d'accueil

Le stage s'est déroulé au sein d'Englab, le bureau d'ingénierie en mécatronique industrielle du groupe Technology & Strategy. Technology & Strategy est un groupe de conseil franco-allemand fondé en 2008 à Strasbourg, spécialisé dans l'ingénierie, le digital/IT, le conseil et la gestion de projets. Présent dans treize pays, il intervient dans des secteurs variés : automobile, ferroviaire, aéronautique et défense, énergie, finance, santé, biomédical. Le groupe compte plus de 3 500 employés et a réalisé un chiffre d'affaires de 350 millions d'euros en 2024.

Créé en 2021, Englab rassemble l'expertise d'ingénierie du groupe au sein d'une seule entité. Englab est divisé en plusieurs pôles d'expertise, dont le pôle innovation, Innolab, où j'ai réalisé mon stage. Ce dernier est dédié à la recherche et au développement de solutions innovantes, notamment dans les domaines de l'industrie 4.0 et de la robotique autonome.

Innolab rassemble 13 ingénieurs, docteurs, et doctorants spécialisés dans divers domaines tels que la mécatronique, la robotique, l'intelligence artificielle, ou encore les sciences cognitives. Innolab accueille également régulièrement plusieurs stagiaires.

Les effectifs sont divisés en deux équipes, l'une se concentrant sur la partie industrie 4.0 et proposant des solutions innovantes pour les processus industriels, et l'autre sur la robotique mobile et l'autonomie des véhicules. C'est dans cette dernière équipe que j'ai effectué mon stage.

L'objectif d'Innolab est de développer les connaissances du groupe dans ces domaines afin d'être en capacité de proposer des solutions innovantes à ses clients.

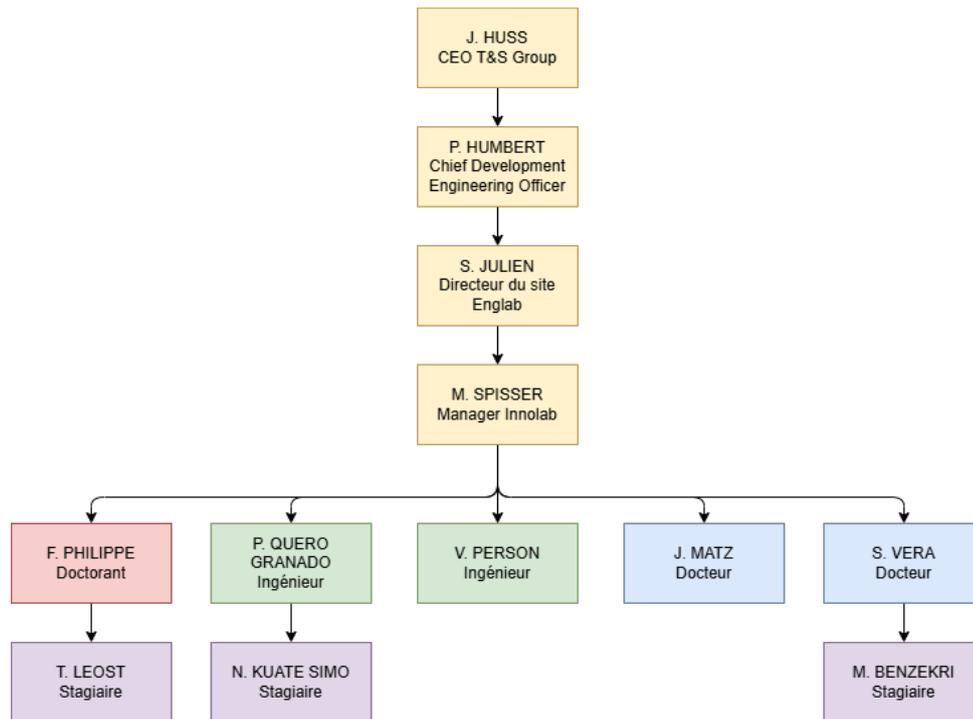


FIGURE 1.1 – Organigramme de l'équipe véhicule autonome d'Innolab.

1.2 Contexte

Ce projet de fin d'étude s'appuie sur KIPP, un robot terrestre tout-terrain conçu comme plateforme expérimentale pour la recherche en robotique mobile.

KIPP est un robot basé sur un essieu de quad, équipé d'un moteur électrique et d'une très grande variété de capteurs dont le développement a débuté en 2021. Cette plateforme intègre notamment :

- Des caméras RGBD
- Une caméra thermique
- Une caméra multispectrale
- Un LiDAR
- Une IMU
- Des antennes GNSS pour la localisation
- Un système d'odométrie aux roues
- Des potentiomètres mesurant le déplacement des suspensions
- Un système de bumper pour la détection de contacts

L'ensemble de ces informations sensorielles, ou leur analyse, est transmis via un bus CAN, assurant une communication robuste entre les différents ECU. Le développement de la stack de perception s'appuie sur ROS1 Noetic.

Le système dispose d'une interface logicielle, l'Operation Center, dédiée à la gestion des missions et au contrôle du robot, ainsi que d'un jumeau numérique implémenté sur Gazebo Classic pour la simulation. Cette plateforme simulée permet de tester et valider



FIGURE 1.2 – KIPP, la plateforme expérimentale tout-terrain de Innolab.

les algorithmes dans un environnement virtuel. Les tests en conditions réels nécessitant une organisation importante et étant dépendant de la météo, la possibilité de valider les développements en amont avec la simulation est très importante. De plus, la simulation permet de facilement reproduire les mêmes conditions expérimentales, ainsi que de vérifier les performances globales de l'ensemble de la plateforme après une mise à jour.

KIPP peut être contrôlé de façon autonome ou manuelle, en s'appuyant sur deux types de contrôleur : PID et de réduction du glissement. Les modes autonomes sont au nombre de quatre :

- Follow Me : suivi de personne,
- Follow Path : suivi d'itinéraire avec waypoints,
- Evitement d'obstacles : Mission MPC,
- Navigation : Mission TTA.

L'un des axes de recherche actuel vise à rendre le robot autonome en environnement agricole, particulièrement dans les vergers et vignobles, en s'appuyant sur des techniques d'extéroception. C'est dans ce contexte que s'inscrit ce projet de fin d'étude.

1.3 Problématique

Actuellement, KIPP analyse la traversabilité de son environnement en se basant uniquement sur des données extéroceptives issues de capteurs tels que le LiDAR et la caméra multispectrale. Cependant, avec la seule extéroception, il peut-être difficile de différencier certains types de terrain, comme la terre sèche et la terre humide par exemple. De plus, l'analyse extéroceptive repose uniquement sur un apriori sur l'environnement. Or, l'environnement peut évoluer du fait de la navigation du véhicule ou bien des conditions extérieures. Il devient alors intéressant d'envisager l'utilisation de données proprioceptives, qui renseigneront sur l'état du robot, en utilisant des capteurs tels que l'IMU et les odomètres des roues. La proprioception donne accès à des critères physiques permettant de mieux évaluer la traversabilité du terrain une fois celui-ci traversé.

Contrairement à l'extéroception qui récolte des informations autour du robot, la proprioception nécessite un contact entre le robot et son environnement, ne renseignant donc que sur le terrain directement sous le robot. Il est alors impossible d'anticiper la traversabilité de l'environnement en se basant uniquement sur une analyse proprioceptive. La proprioception vient donc compléter l'extéroception, permettant une évaluation plus complète de la traversabilité du terrain.

La problématique de ce projet est la suivante : **comment corriger les prédictions de l'analyse de traversabilité extéroceptive à l'aide de mesures proprioceptives ?**

1.4 Objectifs

Les objectifs du projet sont les suivants :

- Étudier les données proprioceptives disponibles sur la plateforme KIPP et leur pertinence pour l'analyse de traversabilité.
- Intégrer les données proprioceptives dans l'analyse de traversabilité.
- Évaluer l'impact des données proprioceptives sur la précision des prédictions de traversabilité.

1.5 Planification du projet

L'organisation du projet est exposée par la Figure 1.3.

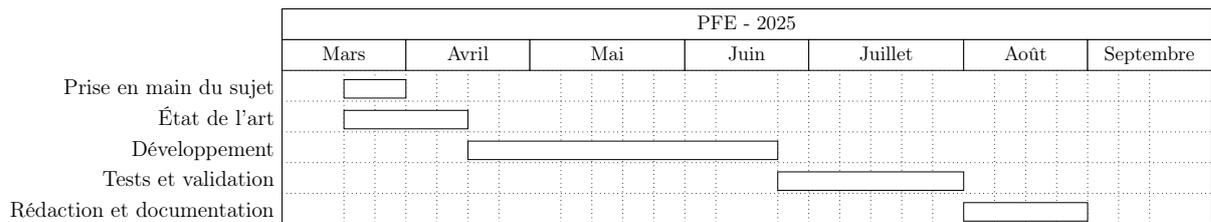


FIGURE 1.3 – Diagramme de Gantt du projet

Chapitre 2

État de l'art

La robotique terrestre tout-terrain est un domaine de recherche en pleine expansion, avec des applications dans divers secteurs, notamment l'agriculture, la défense et l'exploration spatiale [2]. Cependant, les environnements non structurés sont complexes et dynamiques, imprévisibles et présentent divers défis pour les véhicules terrestres sans pilote (UGV). De plus, différents types d'UGV ont des capacités et des limitations différentes, ce qui complique davantage la navigation des véhicules autonomes dans des environnements tout-terrain [3]. Leur capacité à naviguer en toute sécurité dans des environnements non structurés dépend de leur aptitude à comprendre et évaluer le terrain qu'ils traversent. Comprendre signifie connaître le type de terrain et ses caractéristiques, tandis qu'évaluer signifie déterminer le coût de traversabilité du terrain [4].

Ainsi, de très nombreuses recherches se sont concentrées sur l'analyse de traversabilité, qui est le processus d'évaluation de la capacité d'un véhicule à traverser un terrain donné. L'analyse de traversabilité peut être réalisée à l'aide de données extéroceptives, qui proviennent de capteurs comme des caméras, LiDAR ou bien radar et fournissent des informations sur l'environnement du robot. L'analyse de traversabilité peut également être réalisée à l'aide de données proprioceptives, qui sont fournies par des capteurs comme des IMU, odomètres ou potentiomètres et fournissent des informations sur l'état du robot lui-même.

2.1 Analyse extéroceptive

La majorité des travaux réalisés dans le domaine de l'analyse de traversabilité s'appuient sur l'utilisation de données extéroceptives. En effet, ces données présentent l'avantage d'analyser le terrain à distance, permettant ainsi d'anticiper sa traversabilité. En fonction des capteurs utilisés, deux approches principales se détachent : les méthodes visuelles et celles géométriques. L'approche visuelle se base sur des informations issues de caméras pour classifier le terrain en différents types, tandis que l'approche géométrique consiste à s'appuyer sur des informations issues de LiDAR comme la pente, la rugosité ou la

hauteur d'obstacle pour évaluer la traversabilité. Une troisième approche, qualifiée de mixte, combine les deux précédentes en utilisant à la fois des informations visuelles et géométriques.

2.1.1 Approche visuelle

La méthode proposée par Drews et al. [5] définit une structure logicielle permettant la conduite agressive d'une voiture RC. La conduite agressive consiste à conduire le robot à la limite de ses capacités. Cela nécessite d'analyser le terrain et de mettre à jour la boucle de contrôle à des fréquences élevées. Drews et al. utilisent un réseau de neurones convolutifs (CNN) pour calculer une carte de coût de traversabilité à 40 Hz. Le robot se déplaçant sur un circuit de terre, la carte de coût est construite de façon à ce que le coût soit minimal au centre de la voie et augmente à mesure que l'on s'éloigne de celle-ci. Cependant, cette méthode ne permet pas de s'adapter à différents types d'environnements.

Khan et al. [6] proposent une approche permettant de classifier cinq types de terrains. Cette méthode repose sur l'utilisation d'un descripteur, Speeded Up Robust Features (SURF) [7], qui est ensuite utilisé pour entraîner une random forest à classifier le terrain. Les auteurs montrent que la classification fonctionne y compris dans des conditions sous optimales, avec des images présentant des artefacts ou des variations de luminosité.

2.1.2 Approche géométrique

L'une des faiblesses des méthodes visuelles est la difficulté à évaluer la géométrie du terrain, ce qui peut poser un risque pour la navigation du robot. En effet, la stabilité du robot peut être compromise si le terrain est en pente ou présente des obstacles. La méthode proposée par Norouzi et al [8] utilise une caméra Kinect disposant d'un capteur de profondeur pour générer un nuage de points 3D du terrain. Ce dernier est ensuite utilisé pour estimer les points de contact du robot avec le sol. Cela permet de définir une trajectoire tenant compte de la stabilité du robot.

La prise en compte de l'incertitude liée à l'estimation de la géométrie du terrain permet également de renforcer la sécurité de la navigation du robot. L'approche décrite par Leininger et al. [9] s'appuie sur des données LiDAR afin d'évaluer un ensemble de critères de traversabilité. Pour cela, le nuage de points obtenu par le LiDAR est utilisé pour entraîner un Sparsed Gaussian Process (SGP). Le SGP est un modèle de régression capable ici de prédire l'élévation du terrain en tout point de l'espace. À partir de ce modèle, la pente, la planéité et la hauteur d'obstacle sont estimées. Ces critères sont ensuite combinées par somme pondérée pour produire une carte de coût de traversabilité. L'utilisation d'un SGP permet également de produire une carte d'incertitude associée à la carte du coût. Ainsi, un masque d'incertitude est généré et appliqué à la carte de coût, permettant de ne considérer que les zones où l'incertitude est faible.

L'approche de Dixit et al. [10] s'appuie également sur un LiDAR pour évaluer la traversabilité du terrain. Cependant, la prise en compte de l'incertitude et des risques liés au calcul de la traversabilité est particulièrement mise en avant. En effet, la trajectoire du robot est planifiée de façon à minimiser la Conditional Value-at-Risk (CVaR). La CVaR est une mesure de risque qui permet d'évaluer la perte potentielle dans les pires scénarios [11]. En cherchant à minimiser la CVaR, le robot est capable de planifier une trajectoire qui minimise les risques associés à la traversabilité du terrain.

2.1.3 Approche mixte

Les approches visuelles et géométriques présentent chacune des avantages et des inconvénients. En effet, les méthodes visuelles sont plus sensibles aux variations de luminosité et ont plus de difficultés à évaluer les distances et donc à différencier un terrain en pente d'un terrain plat, tandis que les méthodes géométriques ne tiennent pas compte du type de terrain, ce qui peut être problématique, un chemin de terre étant par exemple plus facile à traverser qu'un chemin de sable. Ainsi, les approches mixtes tentent de combiner les deux précédentes pour tirer parti de leurs avantages respectifs.

L'approche exposée par Leung et al. [4] combine les données d'une caméra RGB et d'un LiDAR. Une segmentation sémantique est réalisée sur les images RGB à l'aide d'un CNN pour identifier les différents types de terrain. Le nuage de points du LiDAR est utilisé pour créer une carte d'élévation contenant des informations sur la pente, la hauteur d'obstacle et la rugosité du terrain. Ces informations sont ensuite combinées pour produire une carte de coût de traversabilité.

De façon similaire, Breitfuß et al. [3] proposent une approche mixte reposant sur un LiDAR et une caméra RGB. L'accent est ici mis sur l'adaptabilité de la méthode à une variété de véhicules terrestres. Ainsi, la carte d'élévation prend en compte la présence d'obstacles suspendus en fonction de la hauteur du véhicule.

L'une des difficultés de la navigation en environnement agricole provient de la présence importante d'obstacles végétaux comme des herbes hautes, des buissons ou de petits arbustes. En effet, ces éléments apparaîtront comme des obstacles dans les données LiDAR, mais ne sont pas nécessairement des obstacles pour le robot. La méthode proposée par Philippe et al. [12] combine des données LiDAR avec l'utilisation d'une caméra multispectrale pour évaluer la traversabilité du terrain. La large résolution fréquentielle de la caméra multispectrale vient augmenter le nuage de points LiDAR afin de réaliser une segmentation sémantique. La présence de végétation peut être détectée par l'analyse de la réflectance dans le rouge et le proche infrarouge (NIR), qui est plus importante pour la végétation que pour d'autres types de terrain. La densité de masse de l'environnement est ensuite estimée et utilisée pour évaluer la perte de vitesse du robot en fonction de l'environnement traversé. Ce critère permet alors de mettre en place une carte de coût de

traversabilité, qui est ensuite utilisée pour planifier le chemin du robot.

En fonction du type de terrain traversé, le comportement du robot peut changer, ce qui nécessite d'adapter les contrôleurs du robot. Prado et al. [13] proposent une approche mixte pour évaluer le type de terrain traversé et adapter les paramètres du contrôleur en fonction du sol parcouru. Pour cela, une première phase d'entraînement est réalisée pour trouver les meilleurs jeux de paramètres pour le contrôleur du robot en fonction du type de terrain. L'entraînement consiste à minimiser une fonction de coût traduisant la capacité du robot à correctement suivre la trajectoire calculée par le planificateur de trajectoire.

2.2 Analyse proprioceptive

Bien que les données extéroceptives soient très utiles pour évaluer la traversabilité du terrain, les coûts de traversabilités associés à ces données sont souvent arbitraires et ne traduisent pas toujours la réalité physique du terrain. Il devient alors intéressant d'envisager l'utilisation de données proprioceptives, qui renseignent sur l'état du robot et donc donnent accès à des critères physiques permettant de mieux évaluer la traversabilité du terrain.

El-Sayegh et al. [14] et Salmivaara et al. [15] proposent d'étudier le coefficient de résistance au roulement pour analyser la traversabilité du terrain. El-Sayegh et al. [14] mesurent en simulation le coefficient de résistance au roulement d'un pneu de camion tout terrain afin d'entraîner un réseau de neurones artificiel (ANN) et un Genetic Algorithm (GA) à prédire le coefficient de résistance au roulement en fonction des paramètres du terrain et des conditions d'opération. Salmivaara et al. [15] proposent d'analyser des données réelles issues d'abatteuses forestières pour estimer le coefficient de résistance au roulement de nombreuses zones forestières. La grande variété de données récoltées permet d'évaluer l'impact de différents paramètres comme l'humidité du terrain sur la valeur du coefficient de résistance au roulement.

Reina et al. [16] estiment la traversabilité du terrain à partir de mesure de glissement d'un UGV à direction différentielle. Pour cela, un filtre de Kalman estime le glissement des roues du robot en fonction de la vitesse des roues mesurée par les odomètres, du taux de rotation du robot mesurée par l'IMU et du courant consommé par le moteur brushless. Le robot est alors capable de classifier le terrain en le parcourant.

Khizar et al. [17] proposent un nouveau capteur de traversabilité basé sur la physique, qui utilise les forces exercées par la végétation sur le robot. Cette approche donne accès à une métrique physique de traversabilité qui peut alors être utilisée pour évaluer la capacité du robot à traverser un terrain donné. La méthode est ainsi similaire à celle proposée par Philippe et al. [12], mais mesure directement la force exercée par la végétation sur le robot plutôt que d'estimer la masse de la végétation sur la base de données extéroceptives.

Cependant, les méthodes proposées par Salmivaara et al. [15], Reina et al. [16] et Khizar et al. [17] ne permettent pas d'anticiper la traversabilité du milieu, le robot devant parcourir le terrain pour en estimer la traversabilité. Cette limite est liée à la nature même de la proprioception. Les analyses proprioceptives sont donc majoritairement utilisées en combinaison avec des capteurs extéroceptifs.

Ainsi, Angelova et al. et Ma et al. [18, 19] proposent des modèles de prédiction du glissement. Angelova et al. [18], utilisent une structure logicielle de mélange d'experts (MoE) [20] pour prédire le glissement des roues en fonction du type et de la géométrie du terrain à traverser. Ma et al. [19] proposent d'utiliser les données de tangage, roulis, différence de tangage et de roulis ainsi que le glissement à l'itération précédente pour prédire le glissement des roues sur un type de terrain donné en fonction de sa géométrie. Pour cela, deux méthodes sont testées : une méthode globale (ANN) et une méthode locale (Locally Weighted Projection Regression, LWPR). Il est montré que l'utilisation des différences de tangage et de roulis ainsi que du glissement précédent améliore grandement la précision des deux méthodes.

De nombreuses recherches proposent d'utiliser les vibrations d'une IMU pour caractériser la rugosité du terrain traversé. Castro et al. [21] proposent d'appliquer une analyse fréquentielle basée sur la méthode de Welch [22] aux vibrations verticales de l'IMU pour mettre en place un indicateur de rugosité du terrain. Cet indicateur est ensuite combiné à des données visuelles afin d'entraîner un CNN à prédire la rugosité du terrain. L'approche présentée par Oliveira et al. [23] est relativement similaire, mais utilise des données LiDAR plutôt que visuelle pour entraîner un CNN à prédire la rugosité du terrain. Kurup et al. [24] convertissent également les vibrations dans le domaine fréquentiel, puis les utilisent pour calculer sept indicateurs permettant de décrire le terrain traversé. Ces indicateurs sont ensuite combinés à des images RGB pour entraîner une Support Vector Machine (SVM) à classifier le terrain. Il est montré que la SVM donne de meilleurs résultats en utilisant les données inertielles en combinaison avec les données visuelles plutôt qu'en utilisant uniquement les données visuelles, ou uniquement les données inertielles.

Les données inertielles sont particulièrement affectées par les variations de vitesse du robot, il est donc important de prendre en compte cet effet pour correctement les exploiter. Castro et al. [21] utilisent l'information de vitesse comme entrée du CNN au côté des données de rugosité, le CNN apprenant ainsi à corriger les effets de la vitesse sur les vibrations. Oliveira et al. [23] appliquent une version modifiée de la fonction Inertial Speed-Invariant Transformation (ISIT) [25] pour corriger les données inertielles.

De nombreuses méthodes d'analyse de traversabilité reposent sur des modèles de machine learning dont l'entraînement requiert des quantités de données importantes et de qualité. Cependant, les datasets décrivant des environnements tout-terrain sont plutôt rares et difficiles à constituer. Ainsi, LaRocque et al. [26] proposent de fusionner deux datasets enregistrés dans des conditions et des environnements différents pour constituer

une base d'apprentissage plus conséquente et diversifiée. Ces datasets sont ensuite utilisés pour entraîner un CNN et un State Space Model (SSM), l'architecture Mamba [27], afin de classifier le terrain traversé à partir de données inertielles. Il est montré que l'architecture Mamba donne de meilleurs résultats que le CNN lorsqu'entraînée sur les deux datasets fusionnés.

L'utilisation de réseaux de neurones s'accompagne systématiquement d'un certain niveau d'incertitude. Ainsi, Cai et al. [28] proposent une méthode d'apprentissage évidentiel pour évaluer la traversabilité du terrain. Cette méthode permet de quantifier les incertitudes aléatoires liées au bruit dans les données qui ne permettent pas toujours de différencier deux types de terrain, et les incertitudes épistémiques liées à la capacité du modèle à généraliser sur des types de terrain qu'il n'a pas encore rencontrés. La méthode développée permet de prédire la traction du robot en fonction du terrain traversé en tenant compte de ces incertitudes.

La plupart des méthodes présentées jusqu'ici basent leur analyse uniquement sur la projection de mesures proprioceptives autour du robot à l'aide de données extéroceptives afin d'anticiper la traversabilité du terrain. Cependant, il est également possible d'utiliser les données proprioceptives pour compléter et améliorer une analyse extéroceptive déjà fonctionnelle. Ainsi, Yoo et al. [29] proposent de compléter une approche géométrique avec les orientations du robots pour améliorer l'analyse de traversabilité. Han et al. [30] complètent une approche mixte combinant LiDAR et caméras par une analyse des couples du robot incluant le couple gravitationnel, le couple inertiel et les couples dus aux forces des roues. Cette approche permet au robot de conduire de façon agressive sur un terrain accidenté en adaptant la consigne du robot en fonction des couples afin que les roues ne quittent pas le sol. Ainsi, contrairement à la proposition de Drews et al. [5], le robot n'est pas contraint à rester sur un circuit, mais peut naviguer librement dans un environnement complexe. Elnoor et al. [31] proposent une méthode prenant en compte de nombreuses données d'extéroception pour adapter l'allure d'un robot chien en fonction du terrain traversé et anticiper les crash du robot. Cette méthode vient se superposer à une approche extéroceptive et permet d'augmenter le taux de succès des missions jusqu'à 40% selon les auteurs.

Chapitre 3

Méthodologie

3.1 Approche générale

En s'appuyant sur l'Etat de l'Art réalisé, il a été décidé de concentrer l'étude sur trois critères de proprioception : le glissement, la résistance au roulement et la rugosité. En effet, ces trois critères sont régulièrement cités dans la littérature comme des facteurs influençant la traversabilité des terrains pour les UGV.

La combinaison de ces trois indicateurs permettra alors de décrire le terrain sur la base de critères physiques et pourra donc venir compléter l'analyse de traversabilité extéroceptive déjà réalisée par le robot. En collectant les données de ces trois critères pendant le déplacement du robot, il sera possible de construire une carte topologique basée sur la proprioception décrivant la traversabilité du terrain. Cette carte pourra alors être comparée à la carte de traversabilité extéroceptive pour évaluer la pertinence de l'analyse proprioceptive.

3.2 Définition des critères étudiés

3.2.1 Glissement

Le glissement μ est un critère important pour évaluer la capacité d'un robot à se déplacer efficacement sur un terrain donné. De fait, il décrit le mouvement relatif entre les roues du robot et le sol. Un glissement élevé indique une perte d'adhérence, ce qui peut limiter la capacité du robot à se mouvoir. Le glissement μ d'une roue peut être défini comme suit :

$$\mu = \frac{|V_{wheel}| - |V_{vcl}|}{\max(\max(|V_{wheel}|, |V_{vcl}|), \epsilon)} \quad (3.1)$$

où V_{wheel} est la vitesse linéaire au moyeu de la roue, V_{vcl} est la vitesse linéaire du véhicule, et ϵ est une petite constante pour éviter la division par zéro.

Ainsi μ varie entre -1 et 1 et décrit trois situations :

- $\mu = 0$: la roue et le véhicule se déplacent à la même vitesse, il y a roulement sans glissement.
- $\mu > 0$: la roue va plus vite que le véhicule, il y a glissement. Celui-ci entraîne une surconsommation et une dégradation de la mobilité du robot.
- $\mu < 0$: la roue va moins vite que le véhicule, il y a glissement. Ce dernier implique une défaillance du système de freinage.

Afin de calculer le glissement, nous faisons l'hypothèse que seules les roues avant, qui sont motrices, glissent. Ainsi, on peut prendre V_{wheel} comme étant la vitesse moyenne des roues avant et V_{vcl} comme étant la vitesse moyenne des roues arrière. L'hypothèse de non glissement des roues arrière est acceptable car elles sont libres et, au vu des faibles vitesses du robot (0 à 10 km/h), elles ne devraient pas se retrouver en l'air. La vitesse des roues avant et arrière étant déjà calculée à partir de l'odométrie des roues, il est donc possible de calculer le glissement à partir des données mesurées par le robot.

Pour quantifier la traversabilité du terrain à partir de l'information de glissement, nous proposons de calculer les forces maximales et minimales transmissibles au sol. En effet, ces forces sont directement liées à l'adhérence du terrain. Il est donc possible de tracer pour chaque terrain une courbe de force en fonction du glissement.

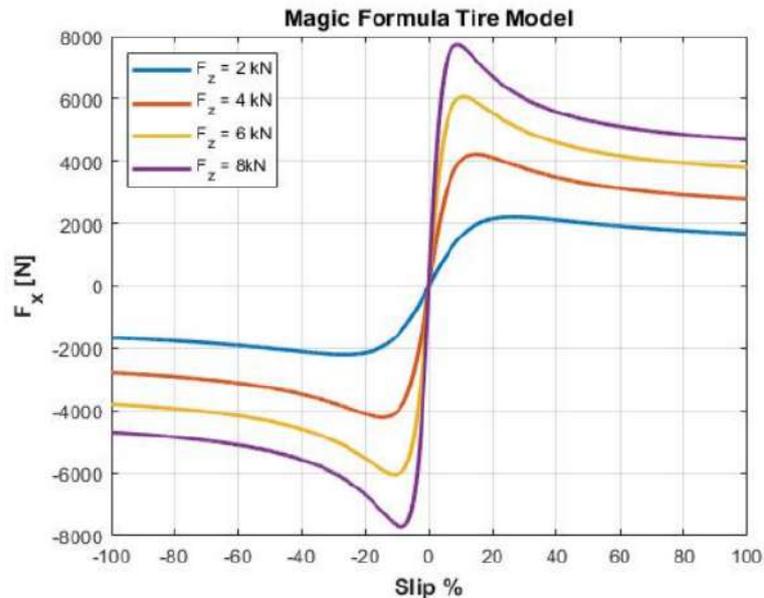


FIGURE 3.1 – Exemple de courbes de force en fonction du glissement extrait de [1]. Ces valeurs sont calculées à l'aide de la magic tyre formula $F_x = F_z \cdot D \cdot \sin(C \cdot \arctan(B\mu - E[B\mu - \arctan B\mu]))$ où F_x est la force de traction, F_z la force normale au sol, B , C , D et E sont des coefficients dépendants du type de terrain et de la roue.

3.2.2 Résistance au roulement

Le coefficient de résistance au roulement C_{rr} est liée à la déformation du sol et/ou de la roue lors du contact. Dans un cas idéal sans déformation, la force résultante du sol sur la roue est perpendiculaire à la surface et ne crée pas de résistance au roulement. Cependant, dans la réalité, la déformation du sol et/ou de la roue entraîne un décalage de la force résultante par rapport à la verticale, ce qui crée une force de résistance au roulement. Ce phénomène est décrit par la Figure 3.2.

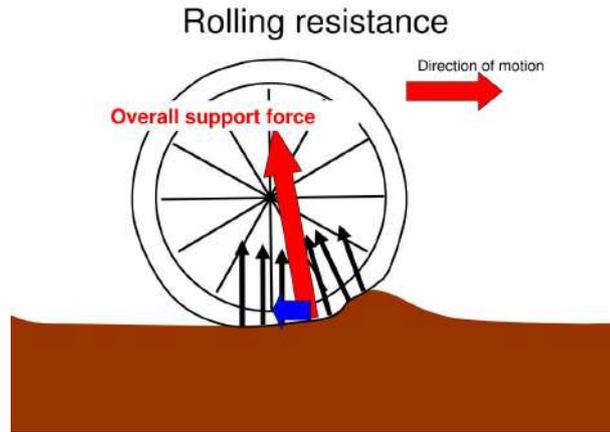


FIGURE 3.2 – Schéma décrivant la résistance au roulement

Il existe plusieurs modèles pour calculer le coefficient de résistance au roulement, mais un modèle simple est donné par :

$$C_{rr} = \frac{F_{rr}}{N} \quad (3.2)$$

où F_{rr} est la force de résistance au roulement et N est la force normale au sol entraînée par le poids du robot. Il nous faut donc exprimer ces deux forces en fonction de valeurs mesurées par le robot. Pour cela, nous appliquons le principe fondamental de la dynamique (PFD) au robot. Nous ne nous intéressons ici qu'à la résultante longitudinale de la force de résistance au roulement qui vient directement s'opposer à la force motrice du robot. Ainsi, le système peut être simplifié en un problème plan exposé par la Figure 3.3.

Le robot se déplaçant à une vitesse faible (inférieure à 3 m/s), nous pouvons négliger l'action des forces aérodynamiques sur le robot. Nous avons donc le bilan des forces suivant, exprimé dans le repère du robot $\vec{e}_x, \vec{e}_y, \vec{e}_z$:

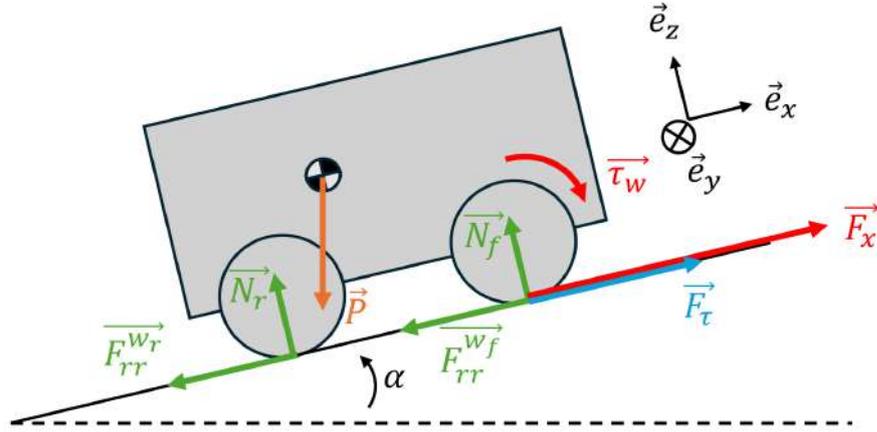


FIGURE 3.3 – Schéma des forces agissant sur le robot. \vec{P} représente le poids du robot, $\vec{\tau}_w$ le couple au niveau des roues, \vec{F}_x la force motrice du robot, \vec{F}_{rr}^{wf} et \vec{F}_{rr}^{wr} sont respectivement les forces de résistance au roulement des roues avant et arrière, \vec{N}_f et \vec{N}_r les forces normales au sol pour les roues avant et arrière, \vec{F}_τ la force motrice efficace du robot et α l'angle de la pente du terrain. Le repère du robot est noté $\vec{e}_x, \vec{e}_y, \vec{e}_z$.

$$\begin{aligned}\vec{F}_x &= F_x \cdot \cos \delta_{ack} \cdot \vec{e}_x + F_x \cdot \sin \delta_{ack} \cdot \vec{e}_y \\ \vec{F}_{rr} &= -(F_{rr}^{wf} + F_{rr}^{wr}) \cdot \vec{e}_x + \vec{F}_{rr}^{e_y} \\ \vec{P} &= -m \cdot g \cdot \sin \alpha \cdot \vec{e}_x - m \cdot g \cdot \cos \alpha \cdot \vec{e}_y \\ \vec{N} &= (N_f + N_r) \cdot \vec{e}_z = N \cdot \vec{e}_z\end{aligned}$$

Avec m la masse du robot, g l'accélération de la pesanteur, δ_{ack} l'angle d'Akermann de braquage des roues, et α l'angle de la pente du terrain. En appliquant le PFD au système décrit par la Figure 3.3, on obtient :

$$m \cdot \vec{a} = \vec{F}_x + \vec{F}_{rr} + \vec{P} \quad (3.3)$$

Où $\vec{a} = a_x \cdot \vec{e}_x + a_y \cdot \vec{e}_y$ est l'accélération du robot. En projetant cette équation suivant l'axe \vec{e}_x , et en posant $F_{rr} = F_{rr}^{wf} + F_{rr}^{wr}$ on obtient :

$$m \cdot a_x = F_x \cdot \cos \delta_{ack} - F_{rr} - m \cdot g \cdot \sin \alpha \quad (3.4)$$

En posant la force motrice efficace du robot $F_\tau = F_x \cdot \cos \delta_{ack} - F_{rr}$, l'équation 3.4 devient :

$$m \cdot a_x = F_\tau - m \cdot g \cdot \sin \alpha \quad (3.5)$$

Avec l'équation 3.5, nous pouvons réexprimer la force motrice efficace comme suit :

$$F_\tau = m \cdot (a_x + g \cdot \sin \alpha) \quad (3.6)$$

α est l'angle de la pente du terrain que l'on approxime comme étant l'angle de tangage du robot. Cet angle est estimé par le filtre de Kalman étendu (EKF) du robot et est donc facilement accessible. L'accélération a_x peut être estimée à partir de la vitesse du robot et de la fréquence d'échantillonnage des données. Ainsi, connaissant la masse du robot m et l'accélération de la pesanteur g , nous pouvons calculer la force motrice efficace F_τ . Pour calculer la force de résistance au roulement F_{rr} , il nous faut également calculer la force motrice F_x du robot :

$$F_x = 2 \cdot \frac{\tau_w}{r} = 2 \cdot \frac{\tau_{mot} \cdot K \cdot \eta}{r} \quad (3.7)$$

où r est le rayon des roues, τ_w le couple au niveau des roues, τ_{mot} le couple au niveau du moteur, K le gain entre la sortie du moteur et l'axe des roues et η le rendement mécanique de la chaîne de transmission. Le couple moteur est déjà calculé à partir du courant consommé par le moteur et est donc facilement accessible. Le gain K et le rendement η sont estimés à partir des caractéristiques du moteur et de la chaîne de transmission. Il est donc possible de calculer la force motrice F_x à partir des données mesurées par le robot.

Ainsi, à partir des équations 3.6 et 3.7, nous pouvons accéder à la force de résistance au roulement F_{rr} :

$$F_{rr} = 2 \cdot \frac{\tau_{mot} \cdot K \cdot \eta}{r} \cdot \cos \delta_{ack} - m \cdot (a_x + g \cdot \sin \alpha) \quad (3.8)$$

Il reste donc à exprimer la force normale au sol N en fonction des données mesurées par le robot. Pour cela, nous projetons l'équation du PFD 3.3 selon l'axe \vec{e}_z :

$$0 = N - m \cdot g \cdot \cos \alpha \quad (3.9)$$

Nous obtenons ainsi la force normale au sol :

$$N = m \cdot g \cdot \cos \alpha \quad (3.10)$$

Les équations 3.2, 3.8 et 3.10 nous permettent donc de calculer le coefficient de résistance au roulement C_{rr} :

$$C_{rr} = \frac{2 \cdot \frac{\tau_{mot} \cdot K \cdot \eta}{r} \cdot \cos \delta_{ack} - m \cdot (a_x + g \cdot \sin \alpha)}{m \cdot g \cdot \cos \alpha} \quad (3.11)$$

3.2.3 Rugosité

La rugosité est un critère qui permet de quantifier la texture du terrain et donc son aspect plus ou moins traversable. Il existe de très nombreux indicateurs permettant de

calculer la rugosité à partir de cartes d'élévation [32, 33]. Cependant, l'objectif est ici de quantifier la rugosité à partir des données mesurées par le robot. Pour cela, nous nous appuyons sur la méthode décrite par Castro et al. [21] qui proposent d'appliquer la méthode de Welch aux vibrations verticales mesurées par l'IMU du robot, puis d'intégrer le spectre de puissance obtenu pour calculer un indice de rugosité. Castro et al. utilisent ensuite cet indice pour entraîner un CNN, mais nous utiliserons directement la valeur de rugosité pour compléter l'analyse extéroceptive.

La méthode de Welch [22] est une méthode d'estimation de la densité spectrale de puissance qui permet de réduire le bruit dans les signaux. Elle consiste à diviser le signal en segments, à appliquer une fenêtre à chaque segment afin d'éviter le phénomène de fuite spectrale, puis à calculer la densité spectrale de puissance pour chaque segment. La densité spectrale de puissance est ensuite moyennée sur tous les segments pour obtenir une estimation globale. Castro et al. proposent d'appliquer ce traitement à des échantillons de 5 s d'accélération verticale mesurée par l'IMU du robot, puis d'intégrer le spectre de puissance obtenu entre 1 et 30 Hz. Ces fréquences ont été choisies à partir de l'analyse des vibrations mesurées par l'IMU d'un UGV Warthog sur différents terrains [21].

Chapitre 4

Développement

4.1 Simulation Gazebo

La possibilité de simuler le comportement d'un robot est un atout majeur pour tout projet de développement robotique. En effet, cela permet de tester en toute sécurité les algorithmes dans un environnement contrôlé. La plateforme expérimentale KIPP disposant d'un jumeau numérique dans Gazebo Classic, il était donc naturel de s'appuyer un maximum sur la simulation dans les premières phases de développement des critères proprioceptifs. Cependant, la mise en place de la simulation était relativement récente dans le projet. Celle-ci a donc nécessité quelques ajustements pour améliorer le comportement du robot. J'ai également ajouté un plugin simulant une IMU, afin de simuler les mesures de rugosité.



FIGURE 4.1 – Modélisation de KIPP dans Gazebo Classic.

Malgré la praticité de la simulation dans les premières phases du projet, il est important de garder à l'esprit que celle-ci ne peut pas remplacer les mesures réelles. En effet, la simulation comporte des limites, particulièrement visible dans le cas d'une étude proprioceptive. Les tests réalisés ont permis de mettre en évidence les limites suivantes :

1. Gazebo Classic ne permet pas de simuler la déformation des matériaux. Par conséquent, la résistance au roulement n'est pas simulable et le réalisme de la simulation

de la rugosité est limité.

2. Les pertes énergétiques dans la chaîne de transmission du robot ne sont pas simulées.
3. Le robot ne glisse plus que très peu une fois sa vitesse consigne atteinte.
4. Les limitations des fichiers URDF utilisés par ROS pour décrire les robots ne permettent pas de représenter le système de suspension à l'identique de sa version réelle.
5. La simulation peut parfois être à l'origine de comportements étranges du robot, notamment un phénomène de glissement latéral du robot lorsque celui-ci est à l'arrêt.

Ainsi, pour palier aux limites de la simulation, des mesures réelles ont été effectuées assez tôt dans le projet.

4.2 Mesures proprioceptives

Afin d'accompagner et valider le développement des différents critères proprioceptifs et de la carte topologique, et pour palier aux limitations de la simulation, il est important de pouvoir s'appuyer sur des mesures réelles. Une première série de mesures est donc réalisée avec la plateforme KIPP au Fort Foch (lat 48.627, lon 7.692), une zone présentant de nombreux types de terrain ainsi que des reliefs variés. Les différents terrains rencontrés sont les suivants : asphalte, terre compacte humide, herbes hautes, sentier caillouteux, sentier mélangeant terre compacte et herbes basses. Des photos de ces terrains sont présentées dans la Figure 4.2. Quatre types d'essais ont été réalisés :

- Essais à vitesse variable sur terrain homogène et plat.
- Essai en contrôlant le robot en boucle ouverte pour différents couples sur terrain homogène en pente.
- Essais à vitesse constante en passant d'un terrain à l'autre.
- Essai à vitesse constante sur terrain homogène en pente et sur sol plat en effectuant un aller-retour.

Le principal objectif des essais à vitesse variable est d'observer l'impact de la vitesse sur les différents critères et notamment d'être en mesure de construire un invariant de vitesse pour la rugosité, en se basant sur les travaux d'Oliveira et al. [25, 23]. L'essai en boucle ouverte permet de séparer l'impact du couple moteur de l'impact de la vitesse. Les essais de changement de terrain permettent de mesurer les variations des critères en fonction du terrain. L'essai aller-retour à vitesse constante permet d'une part de mesurer l'impact de la pente et d'autre part de vérifier la robustesse des mesures en comparant les valeurs mesurées dans les deux sens.



FIGURE 4.2 – Photos des différents terrains parcourus au Fort Foch : (a) et (b) asphalte et terre compacte humide, (c) herbes hautes, (d), (e) et (f) sentier caillouteux, (g) et (h) sentier mélangeant terre compacte et herbes basses.

Plus tard dans le projet, une seconde série de mesures est réalisée à Verexal (lat 48.469, lon 7.505), un verger ne présentant globalement pas de relief et disposant de sentier gravillonneux, de zones herbeuses et de sentier mélangeant terre et herbes. Seul des essais à vitesse variable sur terrain homogène sont réalisés.

Toutes les mesures sont enregistrées à l'aide d'enregistrement du bus CAN de KIPP. L'ensemble des essais sont listés dans les tableaux 4.1 et 4.2 et référencés par un numéro. Dans la suite de ce rapport, je me référerai aux essais en utilisant leur numéro pour en simplifier la lecture.

4.3 Pipeline d'analyse

La pipeline d'analyse des critères proprioceptifs est décrite par la Figure 4.3. Le développement général du projet est découpé en deux blocs : un bloc s'occupant du calcul des critères proprioceptifs et un bloc mettant en place une carte topologique à partir de ces critères.

Chacun de ces blocs comporte deux implémentations. Une première sous forme de noeud ROS écrit en C++ ayant pour but de fonctionner en temps réel sur le robot (online). Le C++ est choisi pour cette implémentation en raison de ses performances, ce qui est important pour le calcul des critères en temps réel. Une seconde sous forme

TABLE 4.1 – Liste des essais réalisés au Fort Foch

Numéro	Terrain(s) traversé(s)	Relief	Vitesse(s)/Couple	Notes
1	Asphalte	Plat	2, 4, 5, 8, 10 km/h	Paliers de vitesses en ligne droite en marche avant et arrière
2	Herbes hautes	Plat	2, 4, 5, 8, 10 km/h	Paliers de vitesses en ligne droite
3	Sentier caillouteux	Plat et pente	3.5 et 4 km/h	Aller-retour
4	Sentier caillouteux	Pente	10 Nm	Contrôle sur le couple en boucle ouverte
5	Sentier terre compact humide, asphalte, sentier mélangeant terre et herbe	Plat et pente	5 km/h	/
6	Sentier terre compact humide, asphalte, sentier mélangeant terre et herbe, herbes hautes	Plat et pente	3 km/h	/
7	Asphalte, sentier mélangeant terre et herbe, herbes hautes	Plat et pente	5 km/h	/
8	Asphalte, sentier mélangeant terre et herbe, herbes hautes	Plat et pente	7 km/h	/

TABLE 4.2 – Liste des essais réalisés à Verexal

Numéro	Terrain(s) tra-versé(s)	Relief	Vitesse(s)/Couple	Notes
9	Herbes basses	Plat	2, 4, 5, 8, 10 km/h	Paliers de vitesses en ligne droite
9 bis	Herbes basses	Plat	2, 4, 5, 8, 10 km/h	Essai identique au 9
10	Sentier gravilloneux	Plat	2, 4, 5, 8, 10 km/h	Paliers de vitesses en ligne droite
10 bis	Sentier gravilloneux	Plat	2, 4, 5, 8, 10 km/h	Essai identique au 10

de script Python pouvant tourner a posteriori (offline) sur des données enregistrées. Le Python est choisi pour cette implémentation du fait de sa simplicité et de la présence de très nombreuses bibliothèque facilitant d'autant le développement. Cette implémentation permet de réaliser tous les calculs d'un essai instantanément ce qui facilite grandement l'ajustement des algorithmes. Une fois ces ajustements réalisés, il peuvent être appliqués à la version online du code.

Enfin, dans le but de simplifier l'analyse des résultats des calculs des critères proprioceptifs, une interface reposant sur la bibliothèque PyQtGraph a été développée.

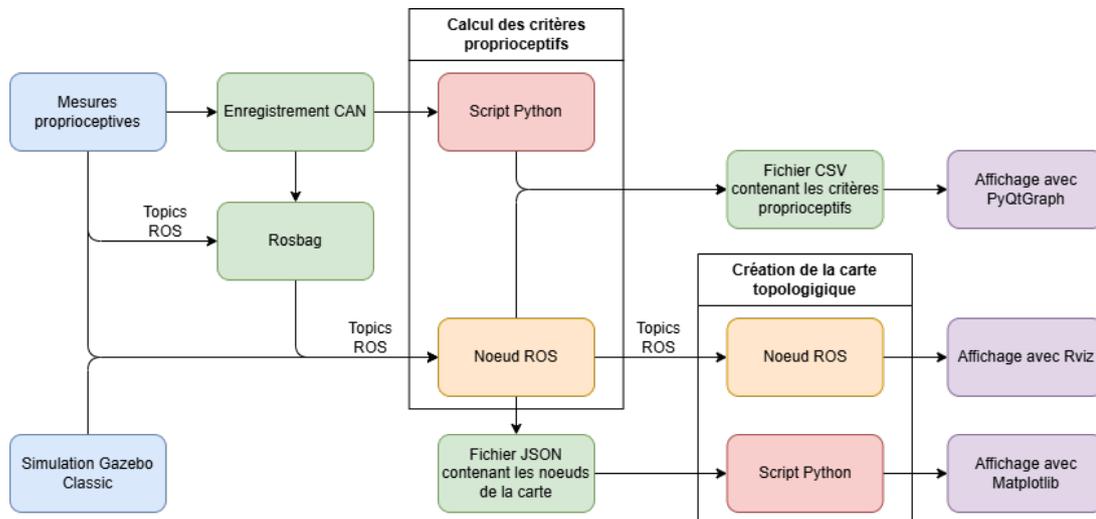


FIGURE 4.3 – Schéma de la pipeline d'analyse des critères proprioceptifs.

4.4 Développement des critères

4.4.1 Glissement

Gazebo Classic est capable de simuler différents coefficient de friction sol-roue. Le coefficient de friction est une mesure de l'adhérence d'un sol et varie entre 0 et 1, 0 représentant un sol sans adhérence. La première étape du développement du critère de

glissement a donc été de simuler le comportement du robot sur des surfaces comportant différents coefficients de friction. Pour cela, j'ai mis en place une piste de terrain comportant quatre zones de friction différentes : une zone à haute friction (coefficient de friction de 1.0), une zone à friction moyenne (coefficient de friction de 0.5), une zone à faible friction (coefficient de friction de 0.1) et une zone à très faible friction (coefficient de friction de 0.01).

Les essais en simulations ont d'abord consisté à étudier le comportement du robot sur des phases d'accélération et de décélération sur chacune de ces zones. Les résultats de ces expérimentations sont exposés dans la Figure 4.5. Les résultats sont plutôt concluant puisque l'on peut observer que le glissement à l'accélération est plus important sur les zones de faible friction. L'augmentation du glissement à la fin des essais est due à un problème de simulation lié à Gazebo, qui fait glisser le robot lorsqu'il est à l'arrêt.

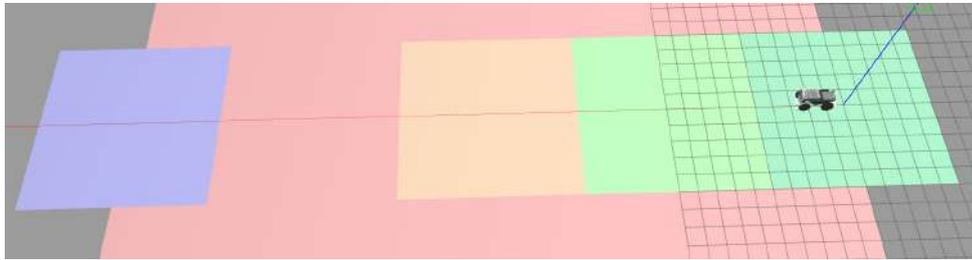


FIGURE 4.4 – Présentation des zones de friction simulées dans Gazebo Classic. Les zones de couleurs vert foncé, vert clair, orange, rouge et bleu correspondent respectivement à des coefficients de friction de 10 (à des fins de debug), 1, 0.5, 0.1 et 0.01.

Un second test est réalisé en parcourant l'ensemble des zones à vitesse constante. L'objectif est d'observer si le passage d'une zone à l'autre est visible sur le graphe de glissement du robot. Les résultats sont présentés dans la Figure 4.6. Cet essai n'a pas donné de résultat concluant et a permis de mettre en évidence la troisième limite évoquée dans la Section 4.1.

En effet, pour qu'il y ait glissement, il est nécessaire que la force appliquée par les roues sur le sol soit supérieure à la force maximale transmissible par le sol. Or, comme évoqué dans la Section 4.1, les pertes énergétiques du robot ainsi que la résistance aux roulements ne sont pas simulées. Ensuite, bien qu'il soit possible d'implémenter une résistance aérodynamique, au vu des faibles vitesses consignes de la plateforme KIPP, l'impact de celle-ci serait négligeable sur nos tests. Ainsi, une fois que le robot a atteint sa vitesse consigne, il ne dépense plus que très peu d'énergie pour se maintenir à cette vitesse puisqu'il n'a aucun effort à compenser. Par conséquent, le robot ne génère pas une force suffisante pour dépasser la force maximale transmissible par le sol, quel que soit le coefficient de friction de celui-ci, et ne glisse donc que très légèrement.

Afin d'évaluer le réalisme de la simulation du glissement en fonction de la force appliquée sur le sol, un troisième test est réalisé. L'objectif de ce test est de tracer la courbe de

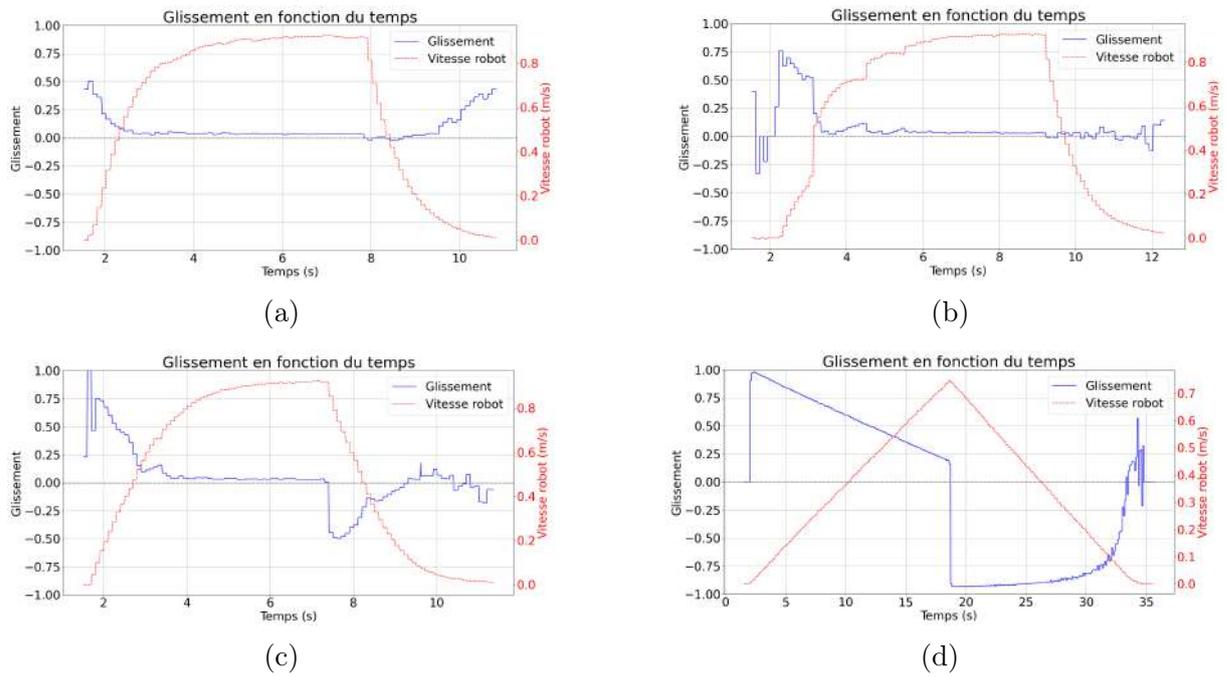


FIGURE 4.5 – Essais en phase d’accélération et de décélération sur les différentes zones de friction simulées dans Gazebo Classic. (a) zone de haute friction, (b) zone de friction moyenne, (c) zone de faible friction, (d) zone de très faible friction.

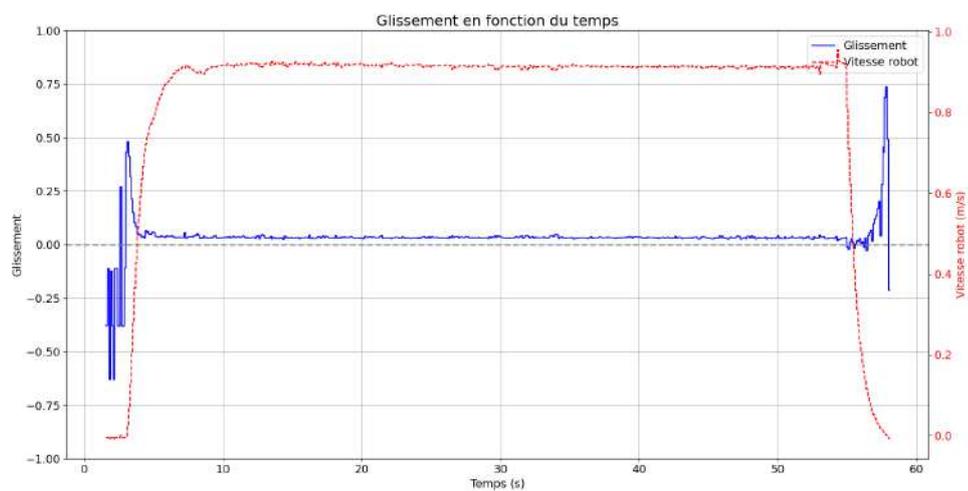


FIGURE 4.6 – Essais à vitesse constante sur les cinq zones de friction simulées dans Gazebo Classic.

force en fonction du glissement et ce pour différents efforts normaux. Pour cela, un setup, décrit par la Figure 4.7, est mis en place, comportant un corridor sans friction guidant le robot en ligne droite sur une surface d'adhérence moyenne (coefficient de friction de 0.5). Pour forcer le robot à appliquer un effort croissant tout au long du test et donc forcer son glissement, des cubes de masse et de friction constants sont répartis à intervalle régulier sur la trajectoire du robot. La masse et la friction des cubes sont déterminées expérimentalement afin d'obtenir une évolution progressive du glissement. La variation d'effort normale est gérée en faisant varier la masse de la plateforme KIPP.

Les résultats de ce test sont présentés sur la Figure 4.8. On peut observer une évolution sous forme d'exponentielle inverse, ce qui correspond plutôt bien aux courbes que l'on trouve dans la réalité. De plus, on constate une évolution linéaire de la force maximale transmissible en fonction de l'effort normal, ce qui, là aussi, correspond à la réalité. Un essai similaire a ensuite été mené afin de mesurer un glissement négatif. Sans surprise, les résultats se sont avérés concluants.

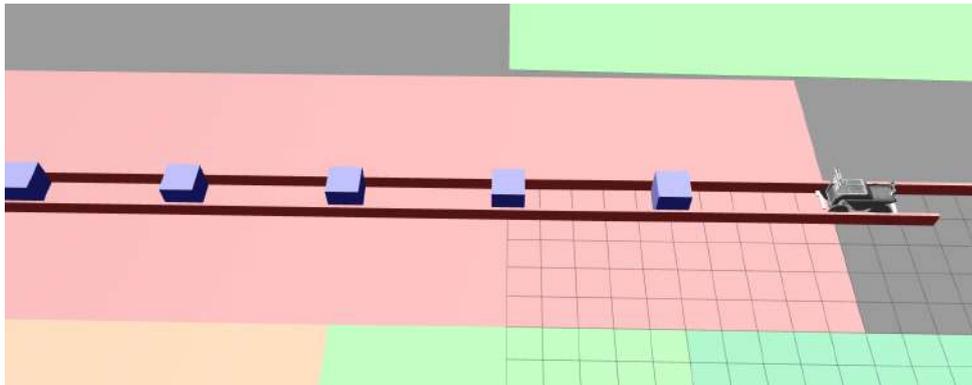


FIGURE 4.7 – Présentation du setup de mesure de glissement dans Gazebo Classic.

La simulation présentant plusieurs limitations malgré une représentation relativement fidèle du glissement, la suite du développement s'est faite en s'appuyant sur les mesures réalisées au Fort Foch et à Verexal.

Les résultats de calcul de glissements sur les mesures réelles sont présentés par les Figures 4.9 et 4.10. Ces résultats sont plutôt concluants puisque l'on peut constater une variation du glissement en fonction du terrain traversé sur la Figure 4.10. L'asphalte ressort particulièrement en présentant un glissement très faible, ce qui est cohérent. De plus, sur la seconde section de mélange terre et herbe, le glissement est partiellement négatif. Cela est cohérent avec la géométrie du terrain puisque le robot descendait sur cette section, les roues venaient donc freiner le véhicule et présentaient alors une vitesse linéaire plus faible. Nous pouvons également observer que le bruit de mesure est plus élevé à 3 km/h qu'à 7 km/h. Cela est dû à la sensibilité des odomètres de la plateforme KIPP qui sont plus précis à plus haute vitesse, mais manquent de résolution à basse vitesse.

Cependant, on peut constater plusieurs pics de glissements sur les relevés de la Figure

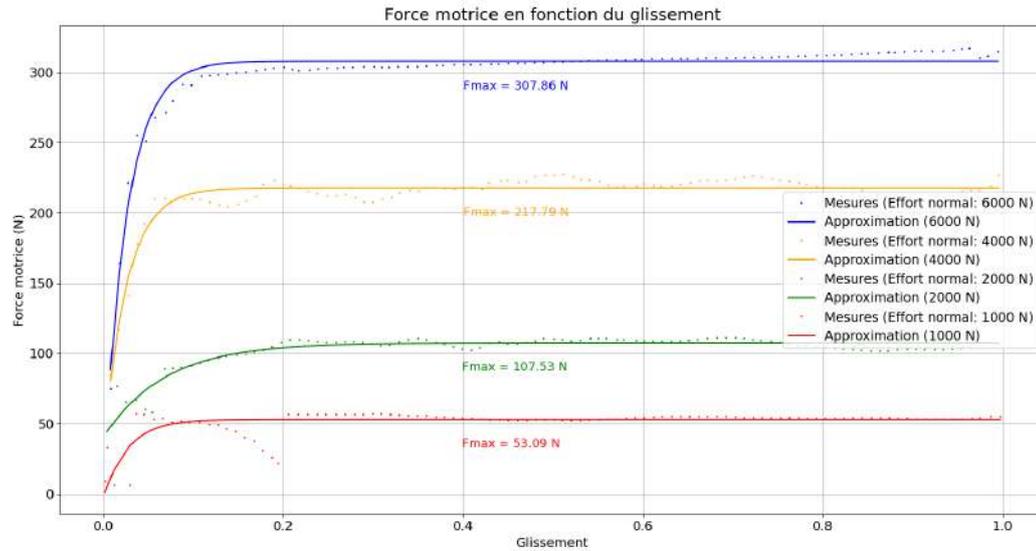


FIGURE 4.8 – Evolution de la force en fonction du glissement simulées dans Gazebo Classic.

4.10. Ces pics ne sont pas dus à un glissement réel du robot, mais sont le résultat de virages pris par KIPP. En effet, le calcul du glissement est réalisé pour un déplacement en ligne droite mais s'adapte mal aux virages. Il est donc important de filtrer les mesures de glissements pour ne conserver que les valeurs pertinentes. Pour cela, le calcul n'est effectué que lorsque l'angle de braquage des roues est inférieur à 5° . Ce seuil a été déterminé en analysant les enregistrements des données réelles afin de retirer les valeurs problématiques tout en gardant un nombre suffisant de mesures de glissement. De plus, un filtre passe bas est appliqué sur cette nouvelle valeur de glissement afin d'en limiter le bruit.

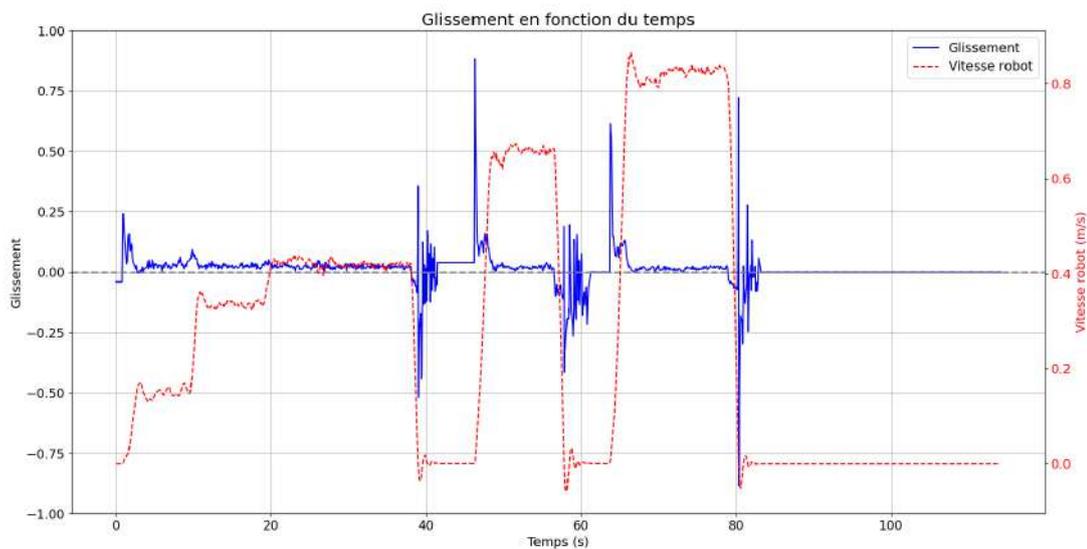
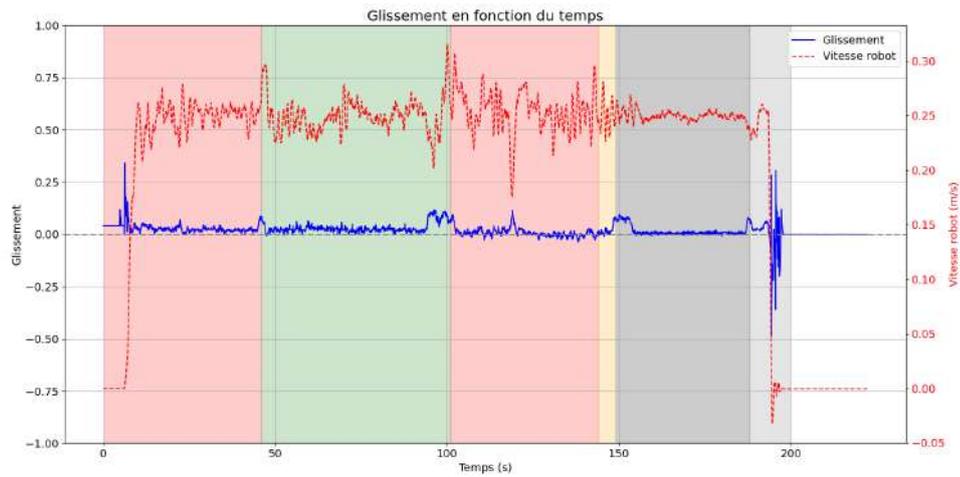
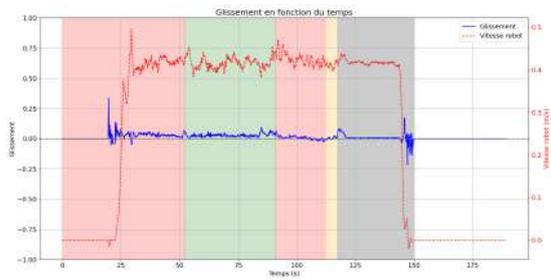


FIGURE 4.9 – Mesures de glissement de l'essai 2.

En connaissant les valeurs de glissement associées à un terrain en fonction du couple



(a)



(b)



(c)

FIGURE 4.10 – Calculs de glissement réalisées à partir des essais : (a) 6, (b) 7, (c) 8. Les couleurs de fond indiquent le type de terrain traversé : rouge, mélange terre et herbe ; vert, herbes hautes ; orange, terre ; gris foncé, asphalte ; gris clair, sentier terre compact humide.

moteur et donc de la force motrice du robot, il est possible de remonter aux forces maximales et minimales transmissibles au sol. Il est cependant difficile de modéliser finement le comportement de chaque sol, la relation liant la force motrice au glissement étant fortement non linéaire. Néanmoins, la section centrale des courbes de force en fonction du glissement peut être approximée comme étant linéaire.

L'idée est donc d'obtenir le nuage de point de force motrice en fonction du glissement et d'en analyser la partie linéaire pour obtenir la pente et l'ordonnée à l'origine de la droite. Ces informations permettent alors d'estimer les forces extrêmes admissibles en prenant l'intersection de la droite avec les valeurs de glissement définissant la zone linéaire. Les forces extrêmes étant dépendantes de l'effort normal et donc de la pente, les mesures de forces motrices sont normalisées en fonction de l'effort normal.

L'estimation de la droite est réalisée à l'aide d'un algorithme de RANdom Sample Consensus (RANSAC) [34]. RANSAC est un algorithme itératif permettant d'estimer les paramètres d'un modèle à partir d'un ensemble de données bruitées. A chaque itération :

1. Deux points sont sélectionnés aléatoirement dans le nuage de points.
2. Une droite est tracée à partir de ces deux points.
3. Le nombre de points du nuage se trouvant à une distance inférieure à un seuil de distance de la droite est compté (inliers).
4. On conserve le modèle ayant le plus grand nombre d'inliers.
5. On répète l'opération un certain nombre d'itérations.

Un premier paramétrage de l'algorithme est réalisé à partir des données obtenus lors de l'essai 3 (cf. Figure 4.11). L'algorithme est appliqué à une fréquence d'1 Hz, sur un nuage contenant au minimum 50 points et au maximum 500 points. Le nombre d'itérations est fixé à 700 afin de permettre à l'algorithme de converger vers une solution satisfaisante sans pour autant impacter trop fortement les performances du noeud ROS. Le seuil de distance est fixé expérimentalement à 0.005 et l'intervalle de glissement linéaire est fixé à 0.05. Un filtre est appliqué sur les résultats de l'algorithme afin de lisser les variations de la pente et de l'ordonnée à l'origine.

L'algorithme 1 ainsi paramétré est testé en simulation en réutilisant le setup décrit par la Figure 4.7. Les résultats obtenus avec le RANSAC sont relativement proche de ceux obtenus sur la courbe de la Figure 4.8, ce qui permet de valider l'implémentation de l'algorithme.

4.4.2 Résistance au roulement

Contrairement au glissement, Gazebo Classic ne supporte pas la résistance au roulement. En effet, ce phénomène étant lié à des déformations, il est très difficile de le simuler.

Algorithm 1 Algorithme RANSAC pour l'estimation de droite

Entrées: Nuage de points $P = \{(x_i, y_i)\}$, nombre d'itérations N , seuil de distance t **Sorties:** Modèle de droite optimal L^*

```

1:  $score_{max} \leftarrow 0$ 
2: pour  $n = 1$  to  $N$  faire
3:   Sélectionner aléatoirement 2 points  $p_1, p_2 \in P$ 
4:   Calculer la droite  $L : ax + by + c = 0$  passant par  $p_1$  et  $p_2$ 
5:   si  $|b| < 1e8$  alors ▷ Éviter les lignes verticales
6:     Passer à l'itération suivante
7:   fin si
8:   si  $a \cdot b > 0$  alors ▷ S'assurer que la pente de la droite est bien positive
9:     Passer à l'itération suivante
10:  fin si
11:  si  $|\frac{b}{c}| > 0.1$  alors ▷ S'assurer que la droite passe suffisamment proche de l'origine
12:    Passer à l'itération suivante
13:  fin si
14:   $I \leftarrow \emptyset$  ▷ Ensemble des inliers
15:  pour chaque point  $p_i \in P$  faire
16:    Calculer la distance  $d_i = \frac{|ax_i + by_i + c|}{\sqrt{a^2 + b^2}}$ 
17:    si  $d_i < t$  alors
18:       $I \leftarrow I \cup \{p_i\}$ 
19:    fin si
20:  fin pour
21:  si  $|I| > score_{max}$  alors
22:     $score_{max} \leftarrow |I|$ 
23:     $L^* \leftarrow L$ 
24:     $I^* \leftarrow I$ 
25:  fin si
26: fin pour
27: retourner  $L^*$ 

```

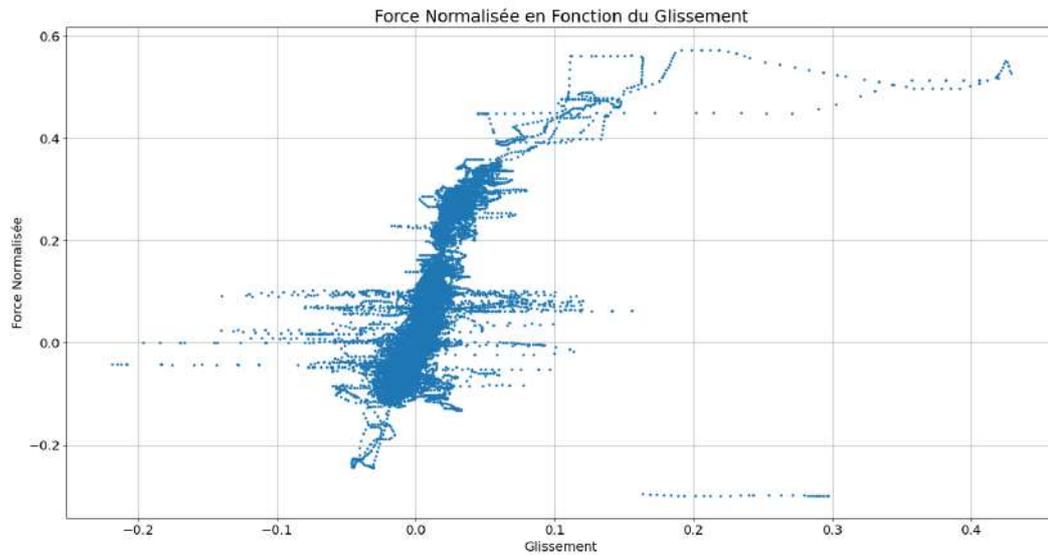


FIGURE 4.11 – Nuage de points de force motrice en fonction du glissement tracé pour l'essai 3.

Il existe cependant d'autres simulateurs implémentant le phénomène de résistance au roulement, comme ProjectChrono. Cependant, ces simulateurs sont plus spécialisés et moins adaptés à une simulation complète de robot couplée avec ROS. Le développement de ce critère s'est donc basé exclusivement sur les mesures réelles.

Le coefficient de résistance au roulement C_{rr} est calculé à partir de l'équation 3.2. La valeur ainsi calculée étant fortement bruitée, elle est moyennée en fonction de la distance parcourue par la plateforme KIPP. Plusieurs conditions doivent être respectées pour que les valeurs de C_{rr} soient moyennées :

- Le nombre de mesures doit être suffisant (150) ET
- Une distance minimale doit avoir été parcourue (2 m) ET
- Une distance maximale a été parcourue (5 m) OU la différence entre le glissement au début de l'acquisition des valeurs et le glissement actuelle est supérieure à un certain palier (0.05).

Les valeurs des différentes conditions sont déterminées expérimentalement en analysant les enregistrements des données réelles. La dernière condition permet de moyenner C_{rr} au moment d'une transition de terrain, le glissement ayant tendance à changer durant la transition.

Les résultats obtenues en calculant C_{rr} sur les mesures réelles sont présentés par les Figures 4.12, 4.13 et 4.14. Ces résultats sont intéressants mais ne sont pas totalement satisfaisants.

En effet, le coefficient de résistance au roulement devrait dépendre uniquement de la nature du sol. Cependant, on peut constater une dépendance très nette à la pente du milieu traversé, notamment sur les résultats de l'essai 3. Cela est dû à la modélisation très simple que nous avons retenus. En effet, il existe de très nombreuses façon de modéliser

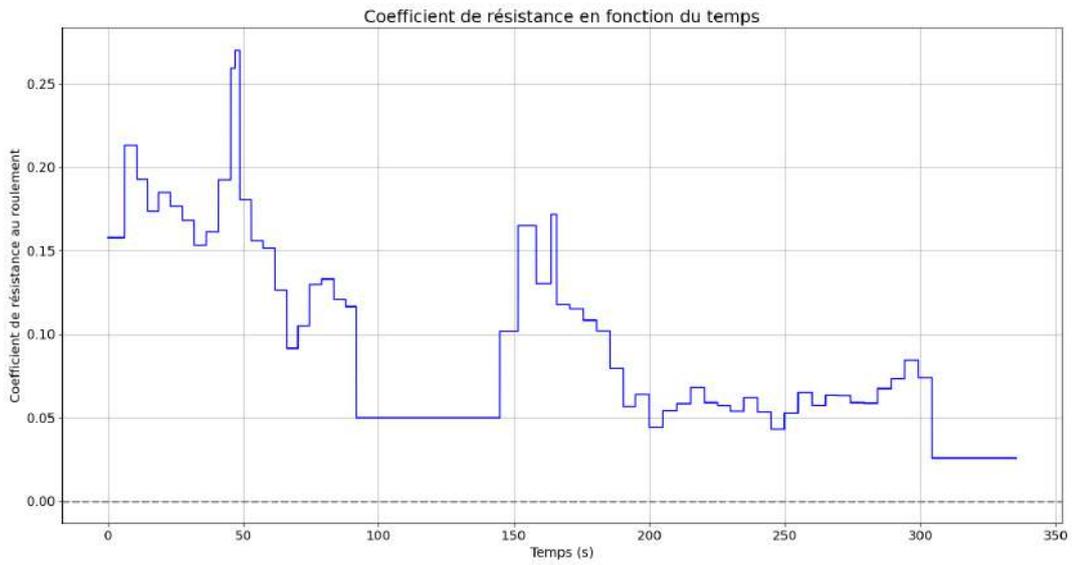


FIGURE 4.12 – Coefficient de résistance au roulement de l’essai 3.

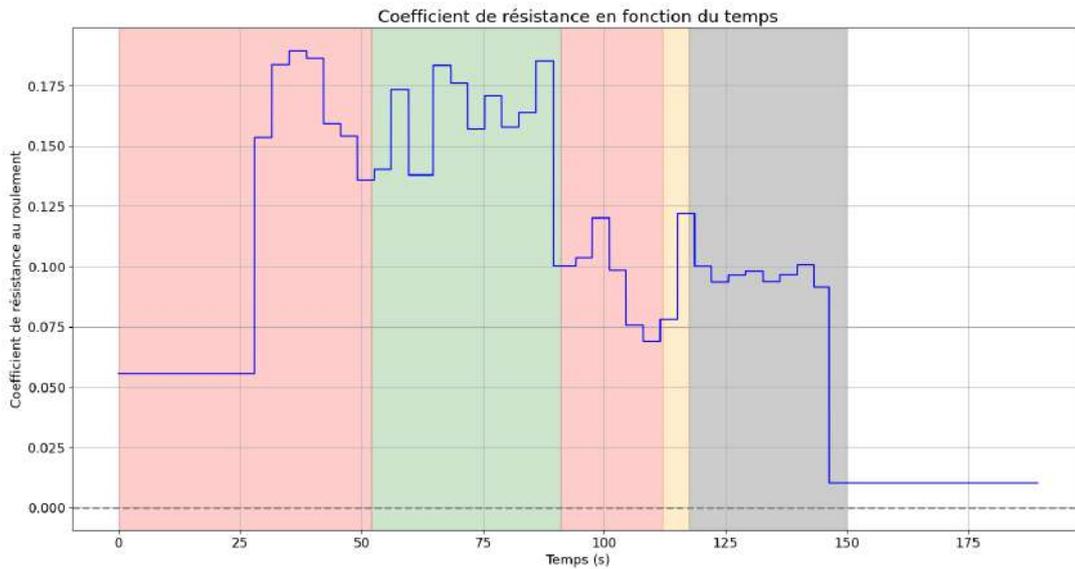


FIGURE 4.13 – Coefficient de résistance au roulement de l’essai 7. Les couleurs de fond indiquent le type de terrain traversé : rouge, mélange terre et herbe ; vert, herbes hautes ; orange, terre ; gris, asphalte.

facteur 100. Le résultat est présenté par la Figure 4.15.

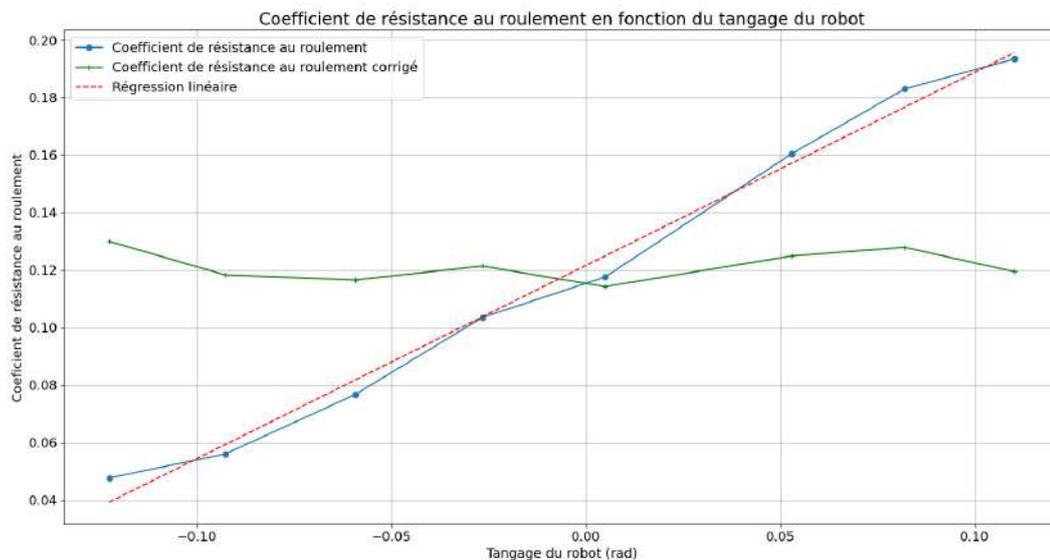


FIGURE 4.15 – Résultat de la régression linéaire pour calculer l’invariant de pente sur l’essai 3.

Un second facteur impactant les mesures de résistance au roulement est l’angle de braquage des roues. En effet, la résistance au roulement, et donc C_{rr} , ont tendance à être plus élevés en virage. Pour corriger cet effet, la valeur de C_{rr} n’est calculée que lorsque l’angle de braquage est inférieur à une certaine valeur. Cette valeur est la même que celle utilisée pour le calcul du glissement, soit 5° .

De même, le calcul de C_{rr} peut être faussé lorsque le glissement est trop important. Une condition est donc ajoutée pour ne calculer C_{rr} que lorsque le glissement est inférieur à un seuil fixé à 0.05.

Ensuite, lors des phases d’accélération, la plateforme KIPP se cabre, ce qui a pour incidence de perturber la mesure de la pente et donc de fausser le calcul de C_{rr} . Ainsi, une condition d’accélération maximale est ajoutée au calcul du coefficient de résistance au roulement.

Enfin, le calcul de C_{rr} n’est effectué que lorsque le robot est déplacement.

4.4.3 Rugosité

Mon calcul de la rugosité repose en grande partie sur la méthode de Welch. Cet algorithme étant déjà implémenté dans la bibliothèque SciPy, j’ai pu facilement l’ajouter à mon script Python de calcul offline des critères proprioceptifs. Cependant, l’implémentation dans le noeud ROS en C++ a été réalisé à la main. Les vibrations verticales nécessaires au calcul de la rugosité étant simulable sur Gazebo via l’implémentation d’une IMU, j’ai pu faire tourner mon noeud ROS sur la simulation. J’ai ensuite comparé les

résultats avec ceux obtenus par le script Python appliqué sur les mêmes essais. Cela m'a permis de valider mon implémentation de la méthode de Welch.

Afin de simuler un terrain, j'ai d'abord créé une carte d'élévation avec un script Python en appliquant des filtres gaussien à un tableau de données aléatoire (cf. Figure 4.16). Je peux alors lancer un monde Gazebo utilisant cette carte d'élévation comme sol. Cette première méthode, bien que pratique, présentait des résultats parfois instables en simulation. La simulation pouvait subir des ralentissements et, dans des cas extrêmes, les roues du robot traversaient le sol et la plateforme KIPP se trouvait projeté en l'air.

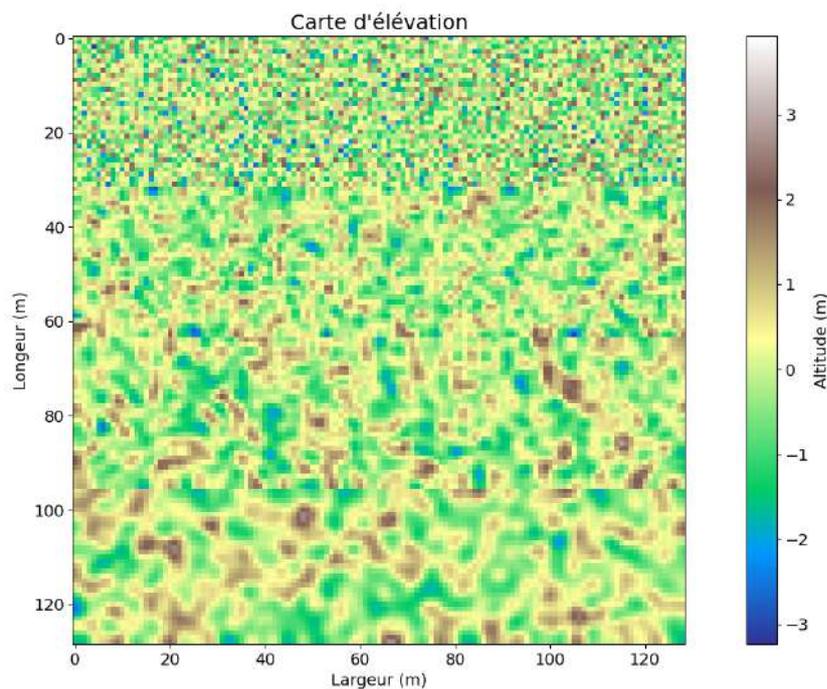


FIGURE 4.16 – Présentation de la carte d'élévation créée avec Python. L'altitude affichée est réduite lors du chargement de la carte sur Gazebo.

J'ai donc changé d'approche et généré des mesh avec le logiciel de modélisation 3D Blender. Cette seconde méthode produit des résultats bien plus stables et a donc été retenue. Le mesh est découpé en quatre sections de rugosité variable. Le résultat en simulation est présentée par la Figure 4.17.

Les tests réalisés en simulation consistent à faire avancer le robot en ligne droite de façon à ce qu'il traverse les quatre zones de rugosité, depuis la zone la plus lisse vers la zone la plus rugueuse. Les résultats, présentés sur la Figure 4.18, montrent une augmentation de la rugosité mesurée qui correspond bien à l'augmentation de la rugosité du terrain. Ce test a cependant ses limites. En effet, le terrain est généré de façon aléatoire et ne correspond pas à la réalité. Ensuite, l'IMU sur le robot réel est placé au niveau de la caisse, qui est séparée des roues par un système de suspension. Les vibrations de l'IMU sont donc nécessairement affectées par ces suspensions, qui sont absentes de la simulation. Enfin, le sol ainsi que les pneus sont déformables dans la réalité mais ne le sont pas dans



FIGURE 4.17 – Résultat dans Gazebo de la carte d’élévation générée avec Blender.

la simulation.

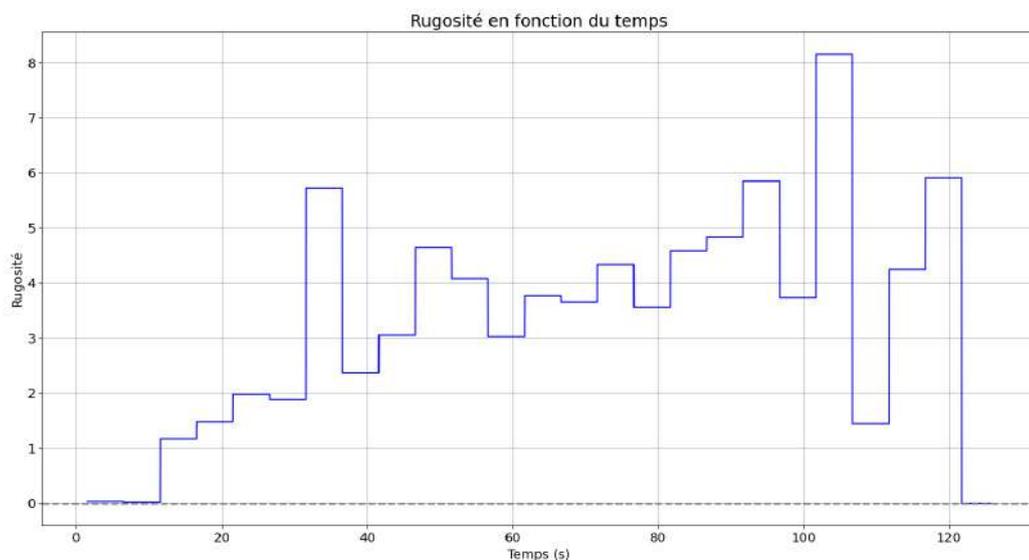


FIGURE 4.18 – Résultats de la simulation de rugosité dans Gazebo.

Une possibilité pour corriger le premier défaut serait d’utiliser une Digital Elevation Map (DEM). En effet, ces cartes générées à partir de mesures réelles de terrains peuvent être importées dans Gazebo. Cependant, je ne suis pas parvenu à trouver de cartes suffisamment résolues pour être intéressantes dans mon étude.

Afin de palier au second problème, j’ai modélisé le système de suspension de KIPP dans la simulation. Cependant, il est très difficile de correctement régler les suspensions pour les faire correspondre à la réalité. De plus, comme évoqué dans la Section 4.1, les fichiers URDF ne permettent pas de reproduire le système de suspension à l’identique.

La simulation permet d’avoir une première appréciation de l’efficacité du critère de

rugosité, mais ne permet pas d'en valider complètement l'implémentation. La suite de l'étude est donc réalisée à partir des mesures proprioceptives réelles.

Les résultats présentés sur les Figures 4.19 et 4.20 démontrent la pertinence du critère de rugosité. De fait, on peut constater des frontières nettes entre les différents types de terrain traversés. De façon assez prévisible, l'asphalte est le terrain le plus lisse, suivi par la terre compacte, puis le mélange terre-herbe et enfin les herbes hautes.

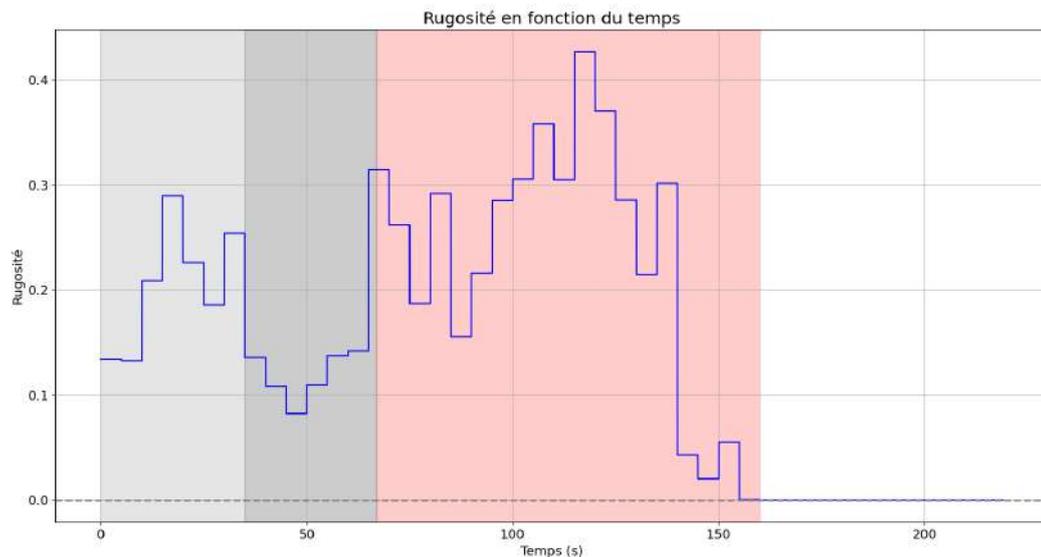


FIGURE 4.19 – Résultats de rugosité pour l'essai 5. Les couleurs de fond indiquent le type de terrain traversé : rouge, mélange terre et herbe ; gris clair : terre compacte humide ; gris, asphalté.

La caisse de KIPP entre en résonance pour une vitesse de déplacement autour de 4 à 5 km/h. La résonance perturbe les mesures de l'IMU ce qui vient fausser le calcul de la rugosité.

Il est donc nécessaire d'analyser plus en profondeur les réponses fréquentielle de l'IMU ainsi que des potentiomètres mesurant le déplacement des suspensions. L'analyse est d'abord effectuée sur des mesures correspondant à de l'asphalte. En effet, l'objectif étant d'isoler les vibrations internes du robot, il est plus pertinent d'analyser les résultats d'un sol présentant peu de rugosité.

Les tracés bleus des Figures 4.21, 4.22 et 4.23 présentent le résultat de l'analyse appliquée à l'essai 1. Sur les différents relevés, on constate la présence de trois pics d'amplitudes. Ces pics ne sont pas à des fréquences fixent mais varient avec la vitesse du robot. En analysant l'ensemble des vitesses relevées sur l'asphalte, on trouve les fréquences résumées dans le tableau 4.3.

A l'exception des mesures à 2 km/h, les relevés suivent tous le même schéma. Les fréquences des trois pics sont obtenues en multipliant la vitesse du robot par un facteur 1.05, 2.3 et 4.6 respectivement. Nous pouvons constater que le troisième pic est positionné

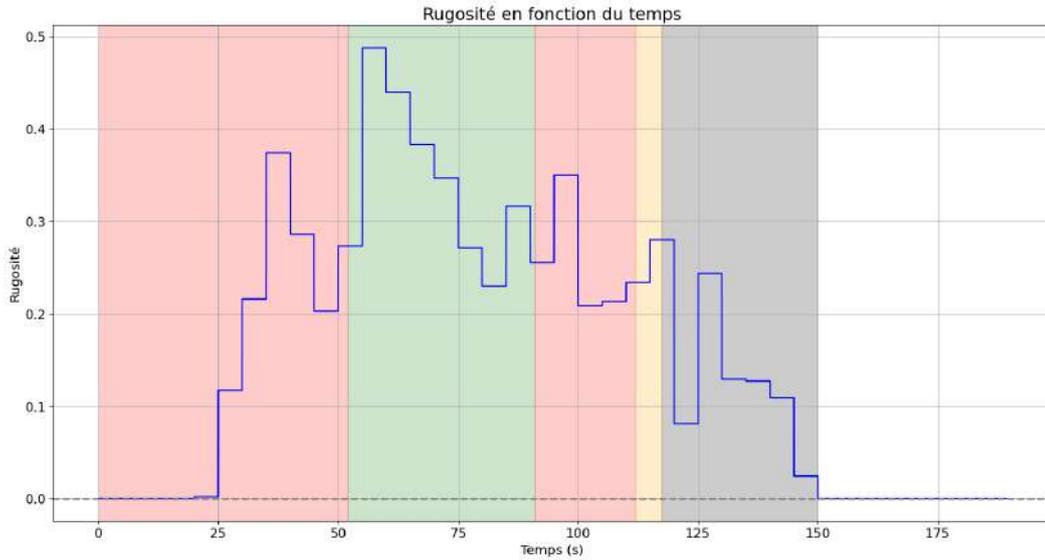


FIGURE 4.20 – Résultats de rugosité pour l’essai 7. Les couleurs de fond indiquent le type de terrain traversé : rouge, mélange terre et herbe ; vert, herbes hautes ; orange, terre ; gris, asphalte.

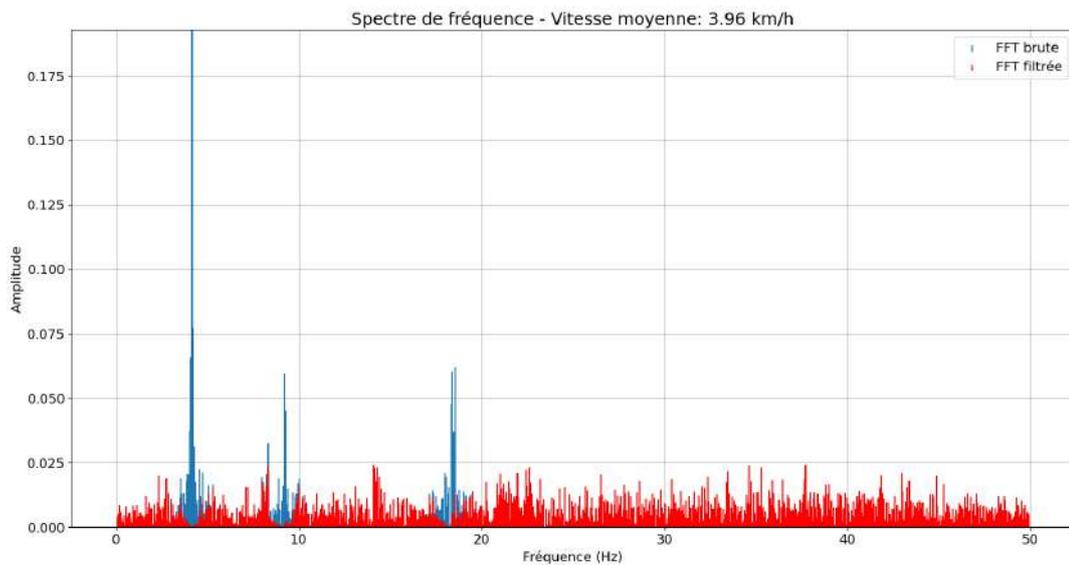


FIGURE 4.21 – Analyse fréquentielle des mesures de l’IMU à 4 km/h sur de l’asphalte lors de l’essai 1.

Vitesse (km/h)	Fréquences (Hz)
2	4.6 - 9 - /
3	3.2 - 6.9 - 13.9
4	4.2 - 9.2 - 18.4
5	5.2 - 11.5 - 23.2
8	8.3 - 18.4 - 37
10	10.3 - 23 - 46.6

TABLE 4.3 – Fréquences des pics d’amplitude relevées sur l’asphalte.

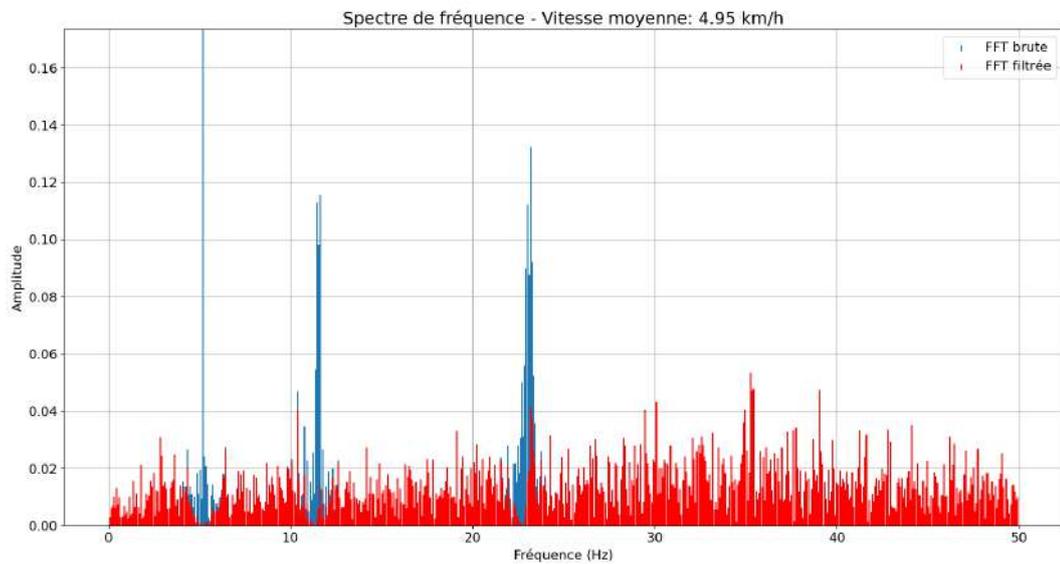


FIGURE 4.22 – Analyse fréquentielle des mesures de l'IMU à 5 km/h sur de l'asphalte lors de l'essai 1.

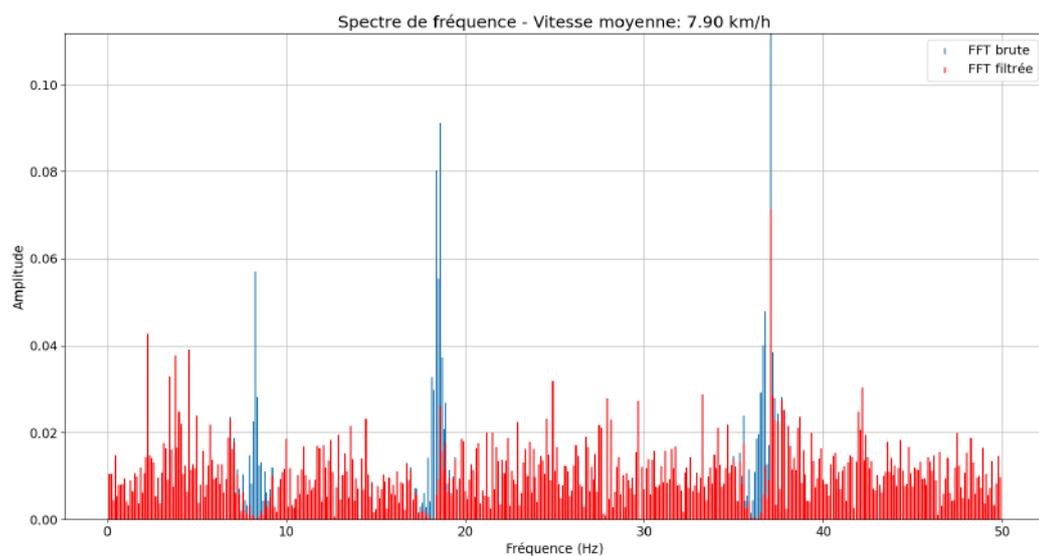


FIGURE 4.23 – Analyse fréquentielle des mesures de l'IMU à 8 km/h sur de l'asphalte lors de l'essai 1.

au double de la fréquence du second. Le troisième pic pourrait donc être une harmonique du second et ainsi être issu du même phénomène vibratoire.

L'analyse des résultats obtenus dans les herbes hautes vient corroborer ces premières conclusions, bien que le troisième pic d'amplitude n'apparaisse pas sur les relevés.

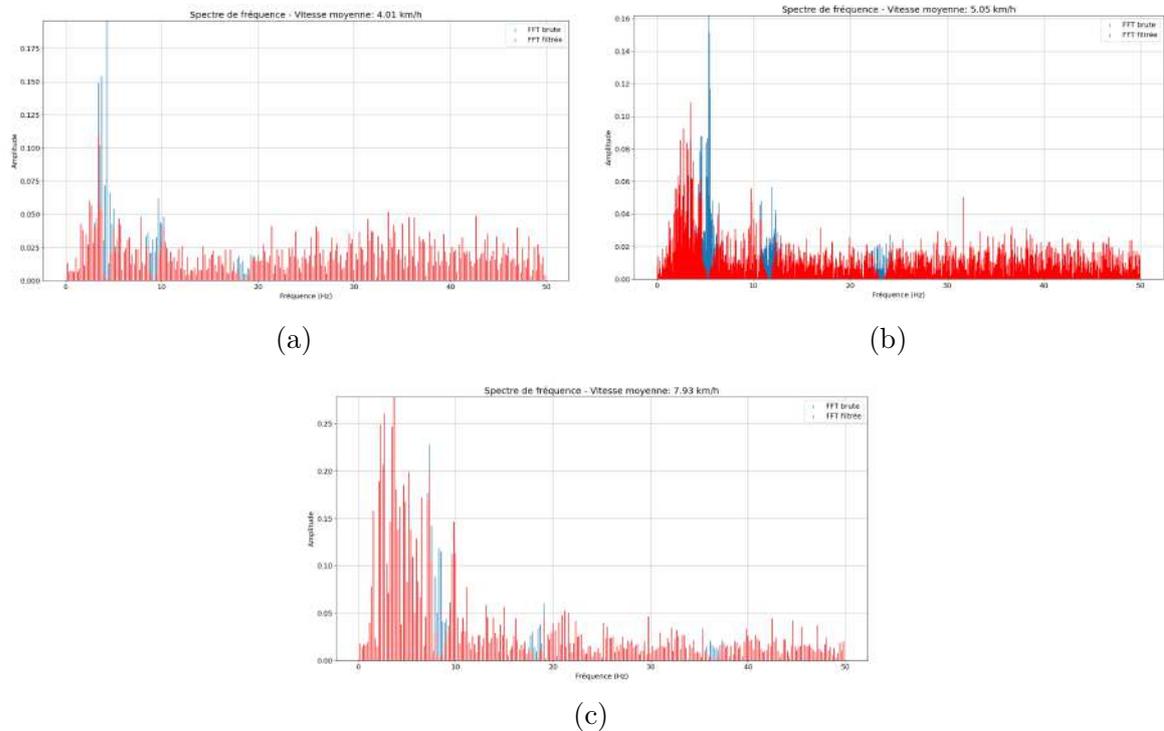


FIGURE 4.24 – Analyse fréquentielle des mesures de l'IMU à (a) 4 km/h, (b) 5 km/h et (c) 8 km/h dans les herbes hautes lors de l'essai 2.

Afin de limiter les effets de ces perturbations, j'ai mis en place trois filtres coupe-bande dont les fréquences de coupures sont calculées à partir de la vitesse d'avance du robot. La largeur de bande des filtres est ajustée expérimentalement. L'impact de ces filtres est exposé par le tracé rouge des Figures 4.21, 4.22 et 4.23.

Une fois les perturbations prises en compte, le calcul de l'invariant est réalisé à partir des données de l'IMU filtrées, ainsi qu'à partir de l'indicateur de rugosité afin de comparer les résultats. Oliveira et al. [25] indiquent une relation quadratique entre la vitesse et les vibrations de l'IMU. Cependant, malgré un effet notable des filtres, on peut observer sur la Figure 4.25 que la variance à 5 km/h se détache nettement des autres, ce qui fausse la relation quadratique qui devrait apparaître. Il apparaît que l'amplitude de la PSD sur l'ensemble des fréquences est plus importante autour de 5 km/h. Il y a donc une perturbation supplémentaire qui semble impacter l'ensemble des fréquences autour de la fréquence de résonance de la caisse.

De nombreux phénomènes vibratoire peuvent être à l'origine de ces perturbations. Nous pouvons citer le contact roue-sol, les vibrations de la chaîne de transmission mécanique, les vibrations des matériaux composant l'essieu et la caisse, le phénomène de

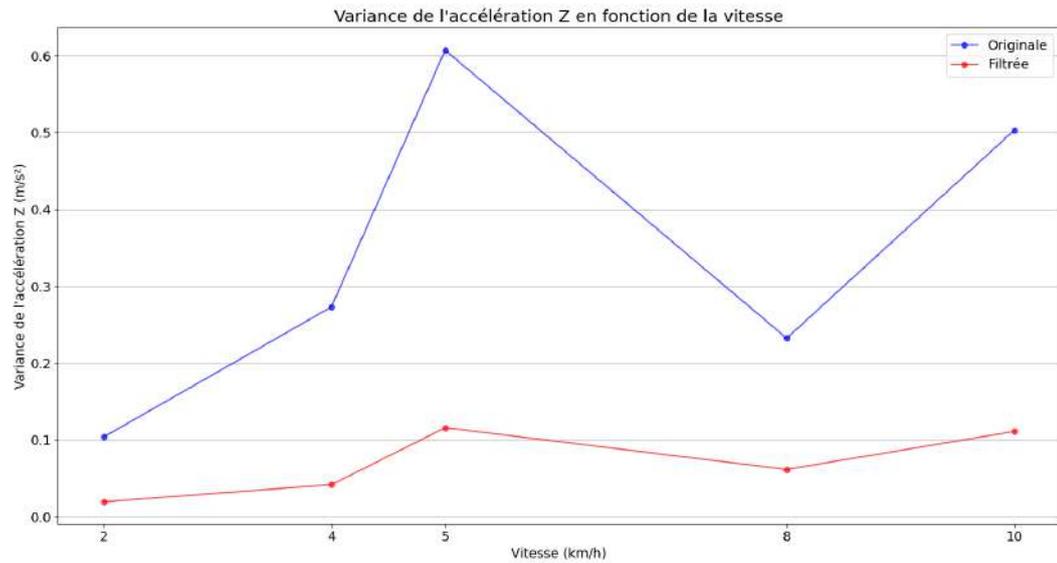


FIGURE 4.25 – Affichage de la variance des mesures de l’IMU en fonction de la vitesse du robot sur l’essai 1.

pompage des suspensions [35, 36]. Ces phénomènes sont très complexes à modéliser et leur impact sur les mesures de l’IMU est difficile à quantifier. Il est donc difficile de corriger ces perturbations.

Une solution envisagée pour obtenir des mesures de rugosité plus fiables est de placer l’IMU au niveau des roues arrière. Ainsi, l’IMU ne subira pas l’effet des suspensions et sera placée loin des sources de vibrations internes du robot. Dans l’attente de cette modification, il a été décidé de mettre de côté l’indicateur de rugosité pour la suite de l’étude.

4.5 Carte topologique

La carte topologique mise en place organise les critères proprioceptifs calculés par le noeud ROS et les enregistre dans des noeuds qui sont définis par la position du robot. Les noeuds contiennent les informations suivantes :

- Position du noeud dans le repère de la carte ;
- Type de terrain traversé au niveau du noeud ;
- Force maximale et minimale transmissible au sol au niveau du noeud ;
- Coefficient de résistance au roulement au niveau du noeud ;

L’information de type de terrain est fournie par l’analyse extéroceptive.

Au même titre que le calcul des critères proprioceptifs, la carte topologique est implémentée dans un noeud ROS en C++ et dans un script Python. Le noeud ROS ajoute les noeuds à la carte quand ceux-ci sont publiés par le noeud proprioceptif et les enregistre dans un fichier JSON. Le script Python crée la carte en une fois à partir du JSON.

Cela permet de facilement visualiser l'impact de modifications sur la création de la carte topologique.

Les noeuds de la carte pouvant être séparé de plusieurs mètres, il est nécessaire d'estimer les données intermédiaires séparant deux noeuds. Pour cela, j'ai mis en place un processus gaussien (GP). Le processus gaussien est un algorithme de régression qui permet d'estimer un modèle à partir d'un ensemble de données en s'appuyant sur un kernel. L'avantage de cet algorithme est qu'il permet de calculer une incertitude sur les données estimées.

J'ai donc implémenté un processus gaussien à l'aide des bibliothèques libgp pour le noeud ROS et scikit-learn pour le script Python. J'ai utilisé le kernel Radial Basis Function (RBF) pour l'estimation des données. Ce kernel est de la forme

$$k(x, x') = \sigma^2 \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2l^2}\right) \quad (4.3)$$

Où σ est l'écart type du kernel, l est la longueur d'échelle et $\|x - x'\|^2$ est la distance entre les points x et x' . L'écart type est fixé à 0.5. La longueur d'échelle traduit la distance à partir de laquelle les points sont considérés comme corrélés. Elle est fixée à 5 mètres. Ces valeurs ont été déterminées expérimentalement.

L'estimation est faite pour chaque critères (force maximale, force minimale et coefficient de résistance au roulement), on obtient donc trois cartes topologiques. Une fois les données estimées, un masque est appliqué de façon à ne conserver que les données ayant une incertitude inférieure à un seuil. La carte dispose d'une résolution d'un mètre, ce qui correspond environ à la largeur de KIPP.

L'estimation des données est faite sur un ensemble de points autour du dernier noeud ajouté à la carte dans le cas du calcul en temps réel. Cela permet d'obtenir des performances raisonnables pour le noeud ROS. Le script Python, n'étant pas limité par l'aspect temps réel, peut estimer les données sur l'ensemble de la carte.

Chapitre 5

Résultats et évaluation

5.1 Tests expérimentaux

Le code développé n'a pas pu être testé en conditions réelles sur le robot. J'ai donc développé un script Python transformant les données des mesures faites au Fort Foch et à Verexal en rosbag. J'ai ensuite pu faire tourner le code sur ces rosbags pour me rapprocher des résultats que j'aurais obtenus lors d'essais réels. De plus, un rosbag a été enregistré sur le parking d'Englab afin de compléter l'étude. Enfin, un enregistrement de 30 minutes a été enregistré à Verexal. Durant cet enregistrement, le robot traverse plusieurs types de terrains qui sont filmés par une caméra embarquée. Cela permet ensuite de facilement comparer les résultats obtenus avec les images de la caméra.

Enfin, afin de simuler la publication du type de terrain traversé, j'ai mis en place des JSON contenant le type de terrain et le timestamp auquel celui-ci est parcouru pour les différents essais. Cela permet à un noeud Python de publier le type de terrain parcouru à chaque fois que celui-ci change. Cette information est importante pour la création de la carte topologique et pour le calcul de la résistance au roulement.

Pour définir le type de terrain, quatre classes sont utilisées en accord avec ce qui est réalisé pour l'analyse extéroceptive : herbe, terre, mélange terre et herbe, et asphalte. Des exemples sont présentés par la Figure 5.1.

5.2 Résultats expérimentaux

5.2.1 Glissement

En appliquant le code sur les rosbags, on obtient les glissements présentés sur les Figures 5.2 et 5.3. On peut constater l'effet de la correction du glissement sur les mesures. En effet, le glissement est maintenant légèrement plus stable et ne présente plus de pics dus aux virages.

Les rosbags ont également permis de tester le fonctionnement du RANSAC en situation

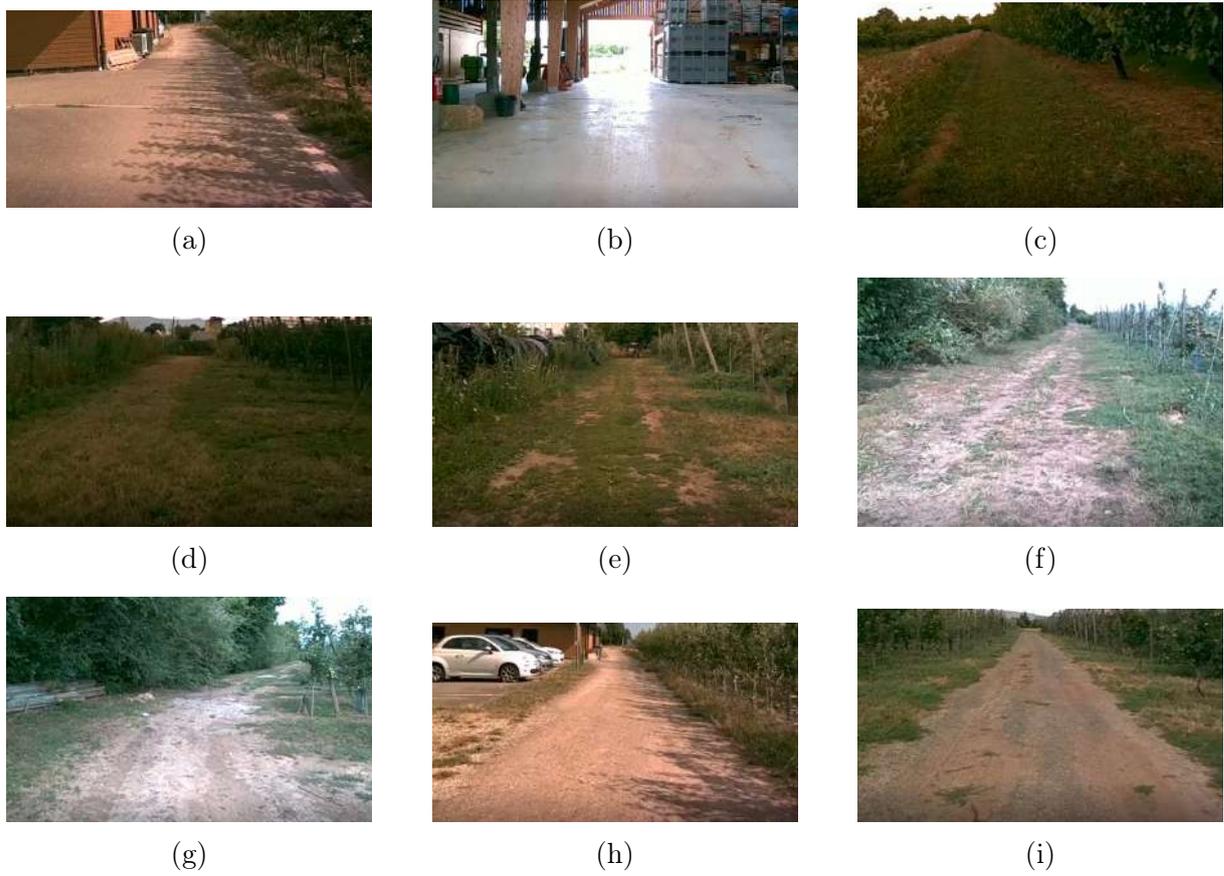


FIGURE 5.1 – Photos des différentes classes de terrain rencontrées à Verexal : (a) et (b) asphalte ; (c) et (d) herbe ; (e) et (f) mélange terre et herbe ; (g), (h) et (i) terre.

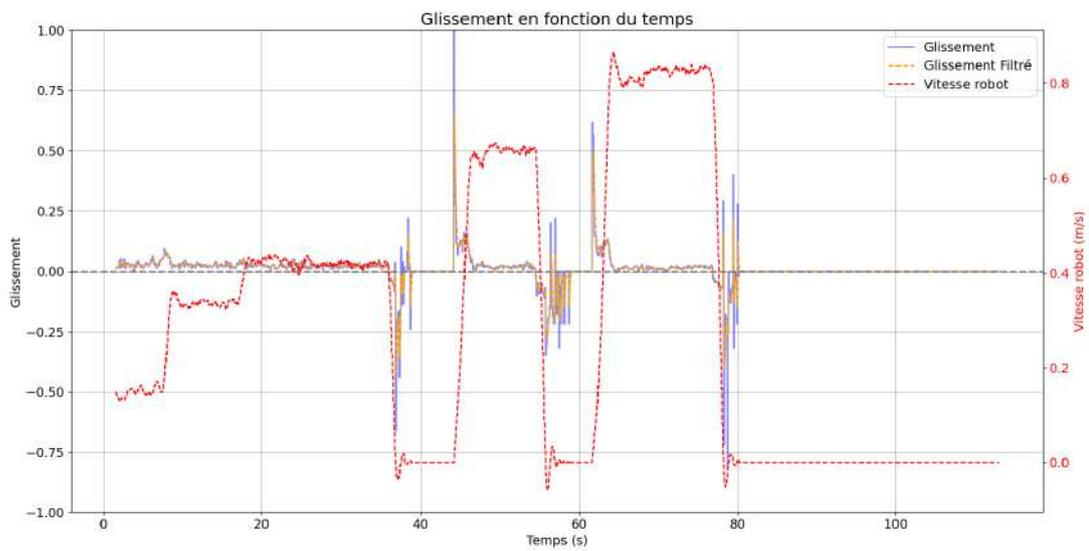


FIGURE 5.2 – Calcul de glissement sur le rosbag de l’essai 2.

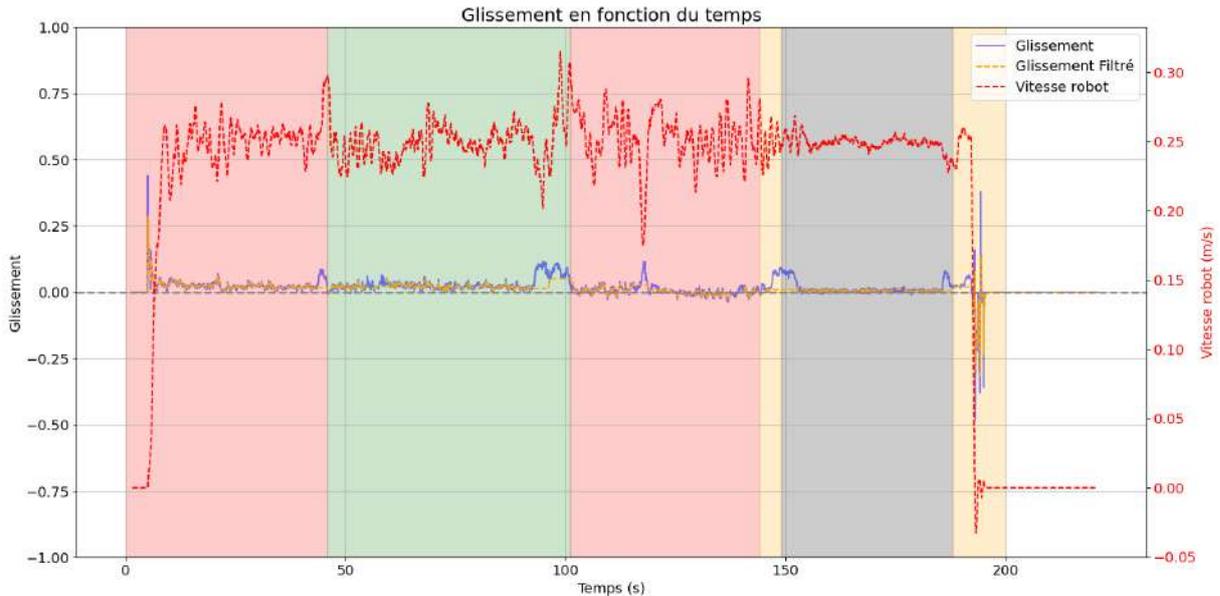


FIGURE 5.3 – Calculs de glissement réalisées sur le rosbag de l’essai 6. Les couleurs de fond indiquent le type de terrain traversé : rouge, mélange terre et herbe ; vert : herbes hautes ; orange : terre ; gris : asphalte.

réelle. Les résultats obtenus sont présentés sur les Figures 5.4 et 5.5. Les paliers visibles au début des différents terrains correspondent aux valeurs initiales chargées dans le code. Ces valeurs initiales sont basées sur les mesures expérimentales.

Sur la Figure 5.4, on peut observer différents paliers de force maximale. Ces paliers correspondent à de légers changements dans la composition du sol. De plus, on observe une variance de la force minimale plus importante que pour la force maximale, en particulier sur la première partie de l’essai. Cela est dû à la répartition des points de mesure. En effet, dans la première partie de l’essai, KIPP est en montée, la force motrice est donc très positive. Le calcul de la force motrice minimale est donc plus difficile car il est réalisé à partir de points de mesure proches de la borne supérieure. Dans la seconde partie de l’essai, KIPP est sur du plat puis de la descente, le nuage de point est donc plus étalé entre les bornes supérieures et inférieures.

Sur la figure 5.5, on peut observer que les forces maximales et minimales sont bien corrélées au type de terrain traversé. Cependant, le résultat obtenu pour l’essai 6 est différents des deux autres essais. Cela pourrait être dû au manque de sensibilité des odomètres à faible vitesse, qui fausserait alors les mesures de glissement.

Ensuite, on constate que les forces transmissibles sur l’asphalte varient très fortement, y compris au sein d’un même essai. En effet, pour fonctionner correctement, RANSAC requiert un nuage de point suffisamment étalé. Si le nuage de point est trop compact, l’algorithme ne parvient pas à faire ressortir une tendance claire. L’asphalte pose alors problème car le glissement ainsi que la force motrice varient très peu sur cette surface. RANSAC ne converge donc pas correctement et donne des résultats variables d’une exé-

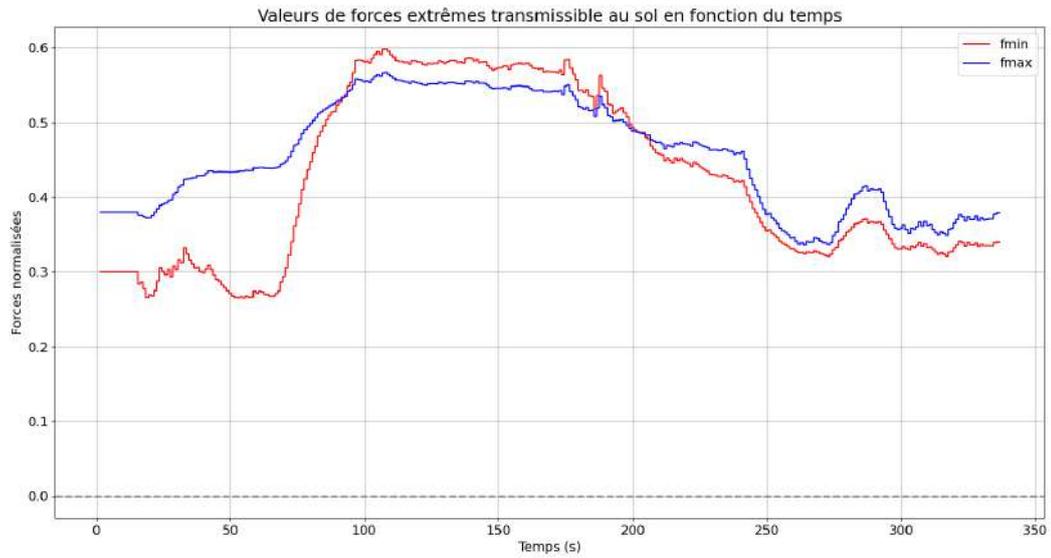
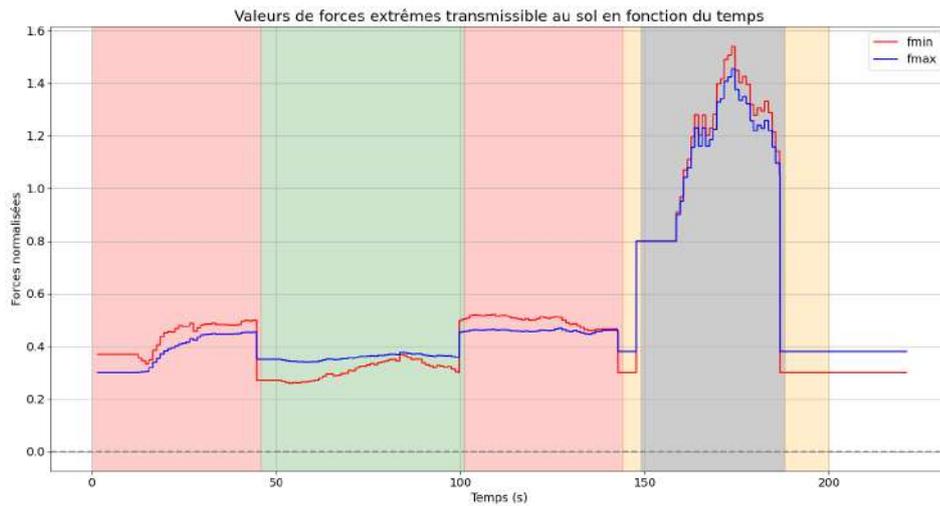


FIGURE 5.4 – Estimations de force motrice maximale et minimale transmissible sur l’essai 3.



(a)



(b)



(c)

FIGURE 5.5 – Estimations de force motrice maximale et minimale transmissible sur les essais : (a) 6, (b) 7, (c) 8. Les couleurs de fond indiquent le type de terrain traversé : rouge, mélange terre et herbe ; vert : herbe ; orange : terre ; gris foncé : asphalte.

cution à l'autre.

Il pourrait être intéressant de pré enregistrer des valeurs de glissement et de force motrice pour l'asphalte en forçant le robot à accélérer et à freiner sur cette surface. Ainsi, le nuage de point mesuré en direct pourrait être enrichi par ces valeurs préenregistrées. Cela permettrait d'obtenir des valeurs plus étalées et donc de mieux faire ressortir la tendance.

Enfin, l'intervalle de linéarité des points de force motrice et de glissement n'est pas parfait. En effet, bien qu'il ait été déterminé expérimentalement, il n'a été calculé qu'à partir d'un seul type de sol par manque de données. Il pourrait être intéressant de le recalculer pour chaque type de sol afin d'améliorer la précision des résultats. Néanmoins, pour un même type de sol, l'intervalle de linéarité peut varier, notamment en fonction de l'humidité du terrain. Une seconde solution serait d'appliquer RANSAC à plusieurs intervalles. On pourrait ainsi obtenir une droite décrivant la zone linéaire centrale et une autre droite décrivant la zone de saturation. Les forces maximales ou minimales seraient alors données par l'intersection des deux droites. Cette seconde méthode n'est cependant pas sans failles. En effet, l'obtention de la droite de saturation est plus complexe car elle nécessite d'obtenir des valeurs de glissement importantes.

5.2.2 Résistance au roulement

Pour les essais avec rosbags, la condition de seuil de glissement pour moyenniser C_{rr} est remplacée par l'indication de changement de terrain. Cela permet de mettre fin au calcul de la résistance au roulement lorsque le terrain change, ce qui est plus pertinent que de se baser sur le glissement.

Après applications des différents correctifs détaillés dans la Section 4.4, on trouve les résultats présentés par les Figures 5.6, 5.7 et 5.8.

On peut constater une nette amélioration des résultats après correction. Pour l'essai 8, les différents terrains traversés ressortent assez clairement, ce qui indique que le critère de résistance au roulement est pertinent.

Cependant, l'essai 9 indique une légère dépendance de C_{rr} à la vitesse du robot. Cette dépendance pourrait être corrigée de la même façon que la dépendance à la pente. Néanmoins, l'impact de la vitesse est moins marqué que celui de la pente. De plus, la vitesse réelle de la plateforme KIPP lors de déplacement autonome ne dépasse pas les 4 km/h. À ces allures, l'impact de la vitesse est relativement négligeable, j'ai donc choisi de ne pas le corriger.

Il est plutôt difficile de vérifier la cohérence des valeurs de C_{rr} obtenues. En effet, les valeurs de C_{rr} trouvées dans la littérature correspondent généralement à des pneus de voiture ou de camion. Cependant, la plateforme KIPP est équipé de pneus tout terrain, les valeurs de C_{rr} sont donc nécessairement différentes.

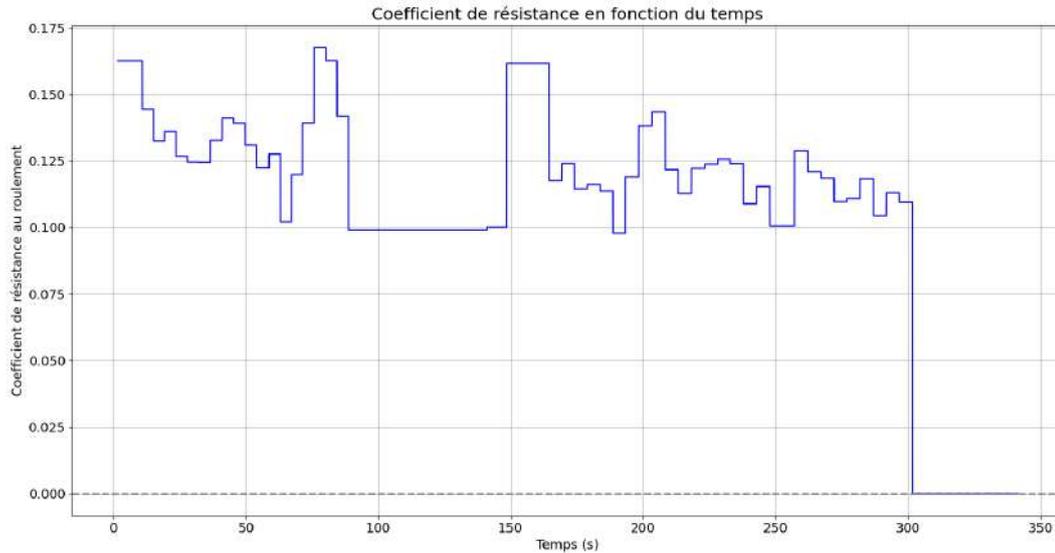


FIGURE 5.6 – Coefficient de résistance au roulement sur le rosbag de l'essai 3.

De plus, la masse exacte de la plateforme KIPP n'est pas connue. En effet, il est difficile de peser le robot et l'équipement de celui-ci évoluant au cours de son développement, le poids de la plateforme KIPP varie. La masse utilisée est donc une estimation et ne correspond potentiellement pas à la réalité, les valeurs de C_{rr} peuvent donc être sur ou sous estimées. Néanmoins, cela n'affecte pas l'analyse que l'on peut faire des résultats obtenus. En effet, nous nous intéressons principalement aux variations de C_{rr} en fonction des différents terrains.

Enfin, le rosbag enregistré sur le parking d'Englab permet de souligner un problème d'inclinaison de l'IMU. En effet, l'essai a consisté à faire un aller retour sur le parking, l'angle de tangage devrait donc présenter une symétrie. Or, on constate sur la Figure 5.9 que cet angle est négatif à l'aller comme au retour. De plus, l'offset de l'IMU semble dépendant de la vitesse du robot, puisqu'il est moins important lorsque le robot est à l'arrêt. L'offset en question étant très faible (autour d'un degré), il est difficile de le corriger. Sur des sol plus accidentés, l'impact n'est pas aussi visible car les variations de l'angle de tangage dues au terrain sont plus importantes. Mais sur des sols plats présentant peu de résistance au roulement, comme le parking d'Englab, l'impact de l'offset n'est pas négligeable.

L'offset étant difficilement corrigible, il serait intéressant de prendre en compte les incertitudes de l'IMU dans le calcul de la résistance au roulement.

5.2.3 Carte topologique

Les résultats de la carte topologique obtenue avec le script Python pour le long enregistrement à Verexal sont présentés par la Figure 5.10. Les coûts affichés sont normés entre 0 et 1, où 0 correspond à un environnement très favorable et 1 à un environne-



FIGURE 5.7 – Coefficient de résistance au roulement sur le rosbag de l’essai 8.

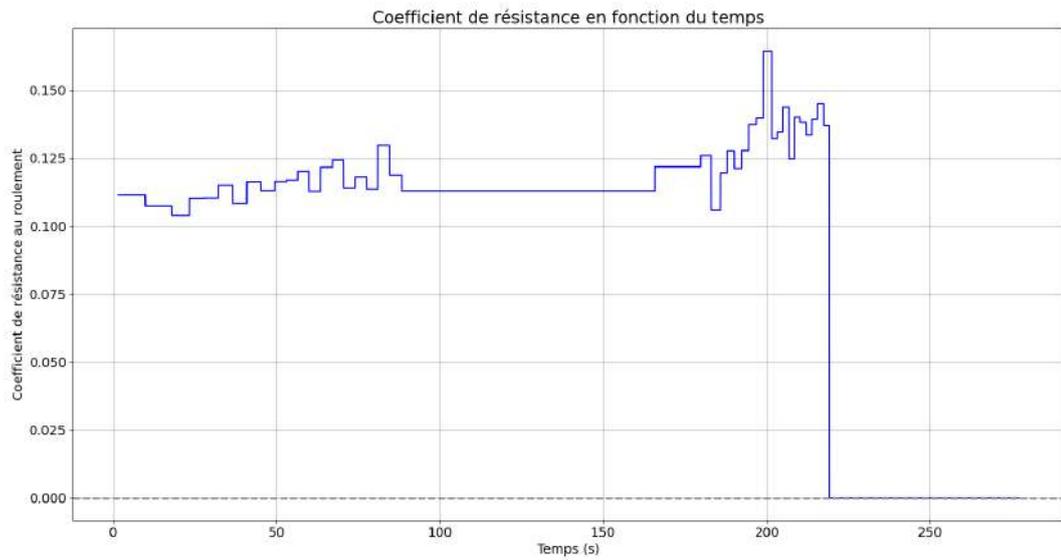


FIGURE 5.8 – Coefficient de résistance au roulement sur le rosbag de l’essai 9.

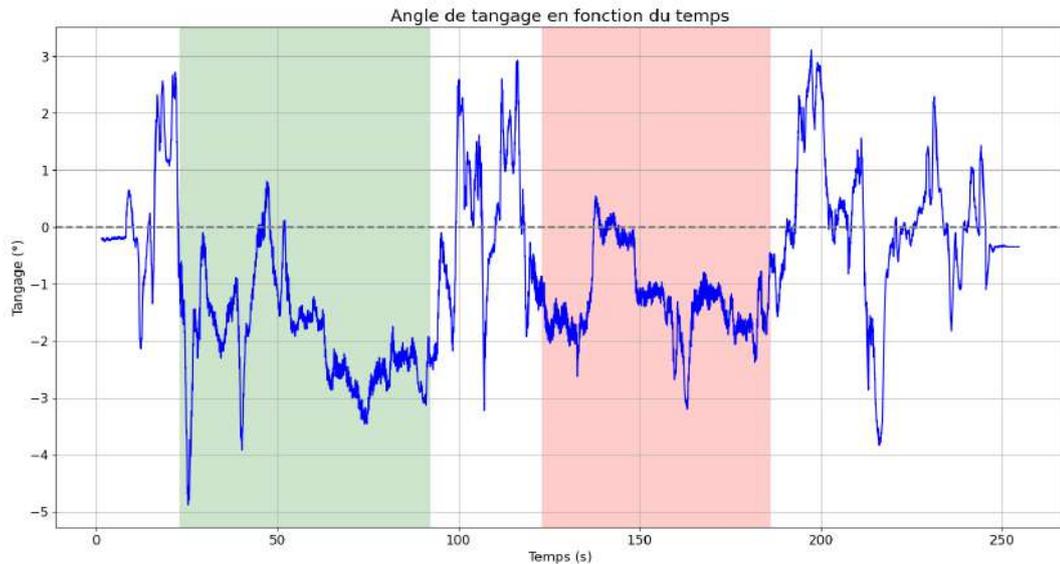


FIGURE 5.9 – Mesure du tangage de KIPP pour l’essai sur le parking de l’Englab. La zone marquée en vert correspond à l’aller et la zone en rouge au retour.

ment très défavorable. Des valeurs critiques déterminées expérimentalement sont utilisées pour normer les coûts. Ces valeurs critiques sont les suivantes : 0.3 pour la résistance au roulement, 0.45 pour les forces motrices maximale et minimale.

On peut observer sur les graphes (b) et (c) de la Figure 5.10 que certaines zones herbeuses sont bien plus glissantes que d’autres. Cela est notamment dû au classement des terrains. En effet, certaines zones herbeuse sont plus sèches et moins dense que d’autres, ce qui les rend moins glissantes. Les résultats de résistance au roulement viennent corroborer ces observations puisque les zones herbeuse ayant le plus haut coût de résistance au roulement (donc les plus denses) sont aussi les plus glissantes.

Nous pouvons également observer sur la gauche des graphes (b) et (c) une zone ayant de grandes variations de coût. Un zoom sur cette zone avec application du masque d’incertitude est présenté par la Figure 5.12. Cette zone correspond à la jonction de différents types de terrain. L’adhérence du sol y est donc très variable, ce qui rend difficile l’estimation des forces motrices et explique possiblement ces résultats disparates.

La Figure 5.13 présente un zoom sur une zone parcourue dans les deux sens. A l’aller, KIPP se déplaçait sur un chemin en terre, au retour la moitié gauche du robot était sur le chemin, tandis que la moitié droite était sur de l’herbe. On peut alors observer une frontière assez nette sur le coût associé à C_{rr} . Cependant, cette frontière pousse le GP à estimer des coût trop importants au delà de la zone herbeuse.

Dans un soucis de performance, la version online de création de la carte topologique ne met à jour les points de la carte qu’autour de la position actuelle du robot. Les Figures 5.14 et 5.15 présentent les résultats obtenus avec cette version du code. On peut constater que les résultats sont relativement similaires à ceux obtenus en offline.

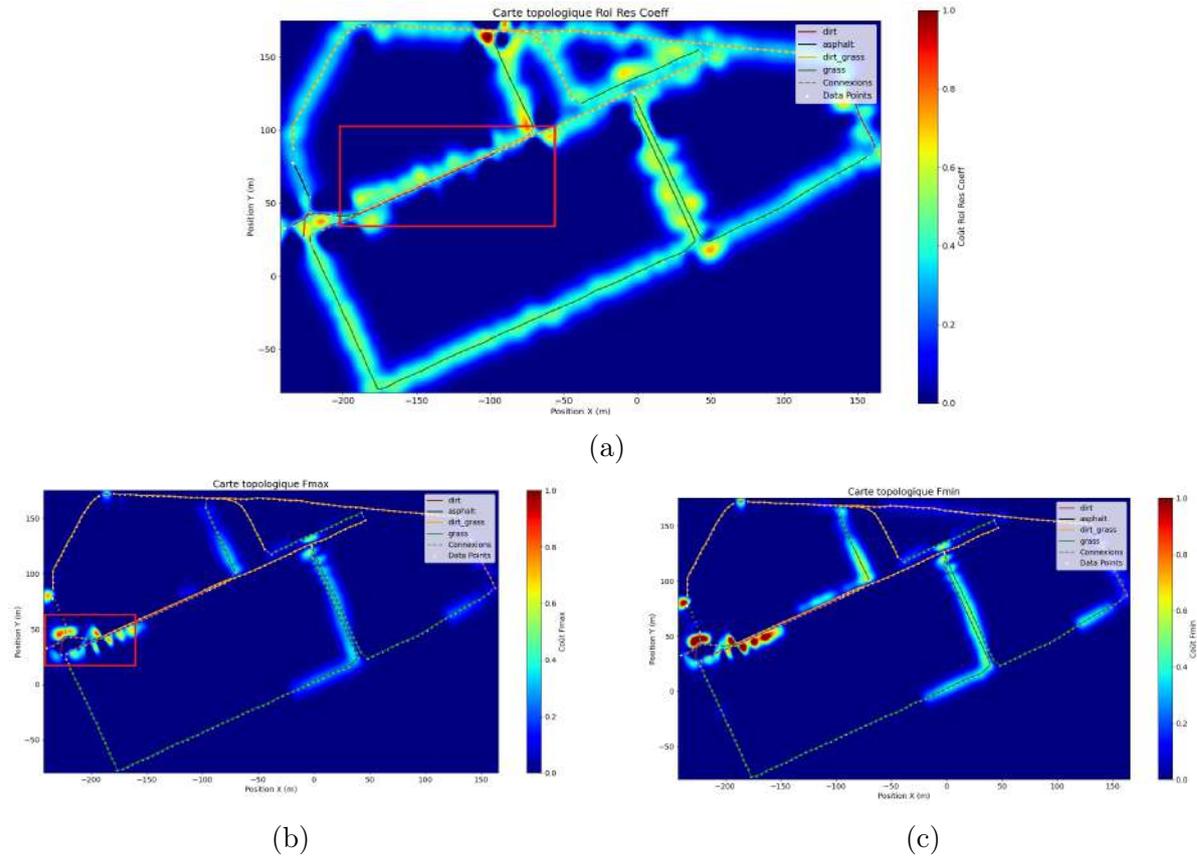


FIGURE 5.10 – Cartes topologiques générée avec le script python pour l’enregistrement de 30 minutes à Verexal : (a) résistance au roulement ; (b) force motrice maximale ; (c) force motrice minimale. Un coût de 0 correspond à un environnement très favorable et un coût de 1 à un environnement très défavorable. Les rectangles rouge sur (a) et (b) correspondent respectivement aux zoom des Figures 5.13 et 5.12.



FIGURE 5.11 – Vue satellite de la zone parcourue à Verexal.

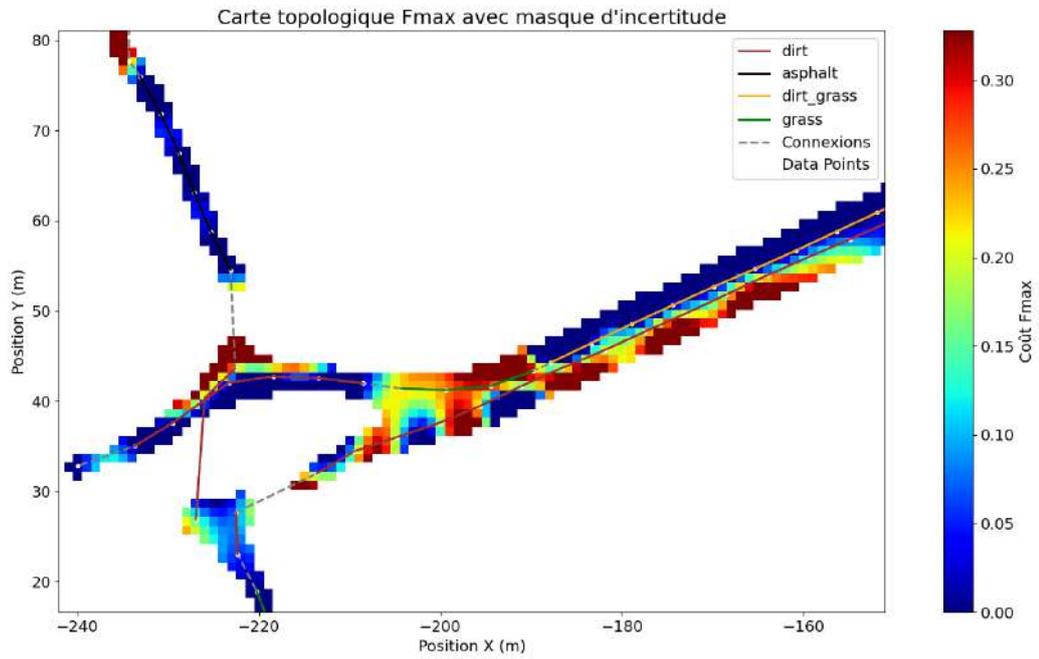


FIGURE 5.12 – Zoom sur la carte topologique de force maximale transmissible présentée par la Figure 5.10 (b) avec application du masque d'incertitude.

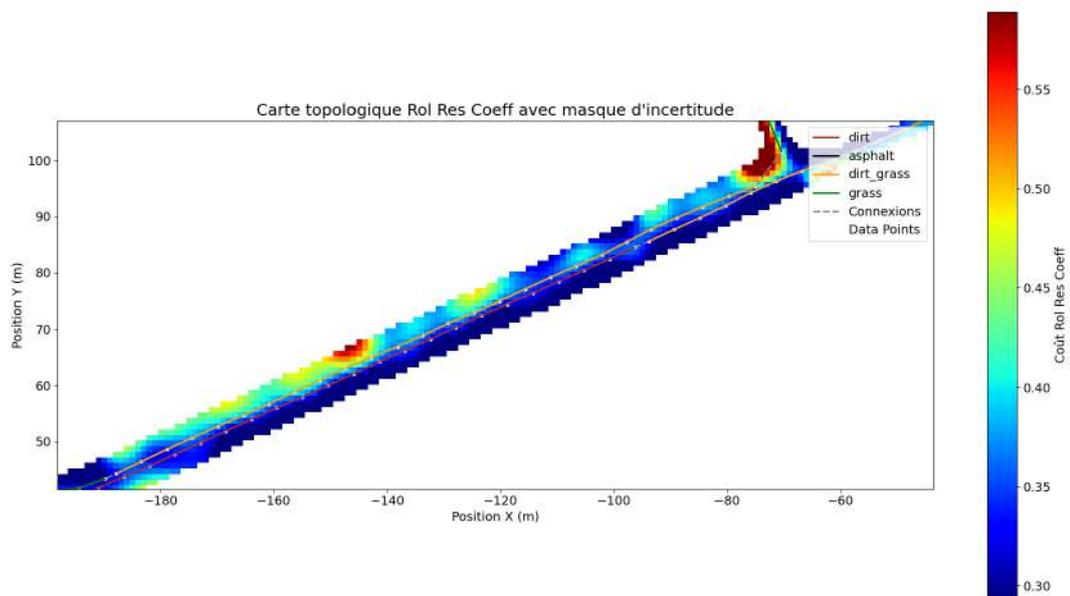


FIGURE 5.13 – Zoom sur la carte topologique de C_{rr} présentée par la Figure 5.10 (a) avec application du masque d'incertitude.

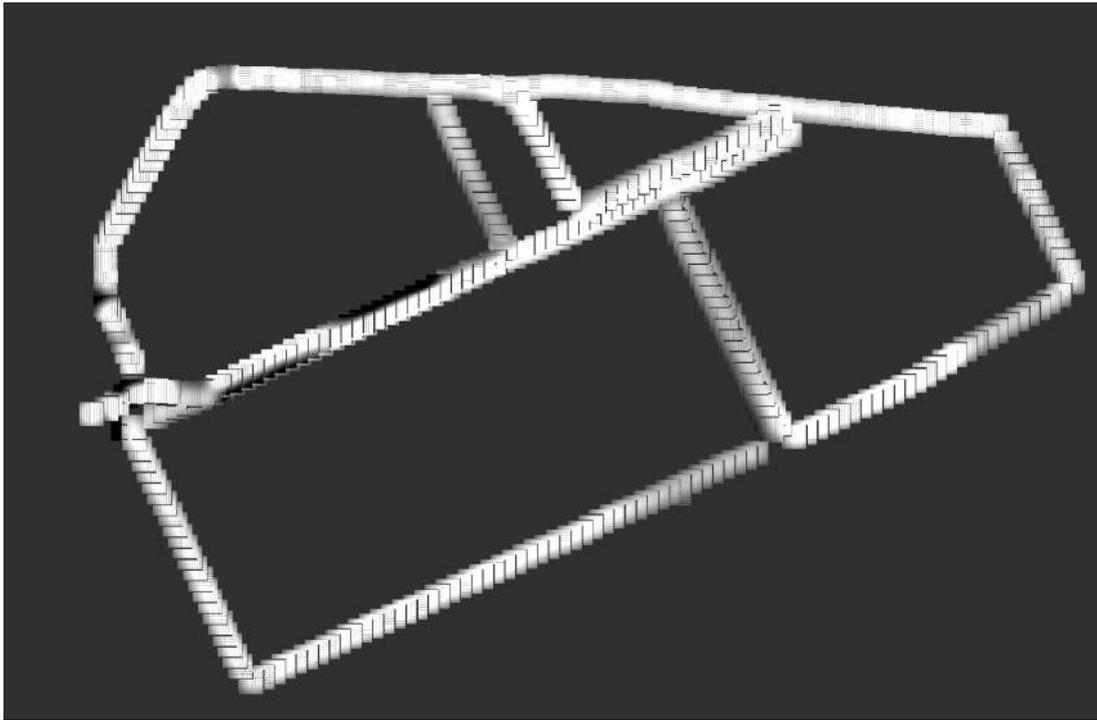


FIGURE 5.14 – Carte topologique de force maximale transmissible obtenue avec la version online du code et affichée sur Rviz. L'échelle de couleur va du blanc (très traversable) au noir (très peu traversable).

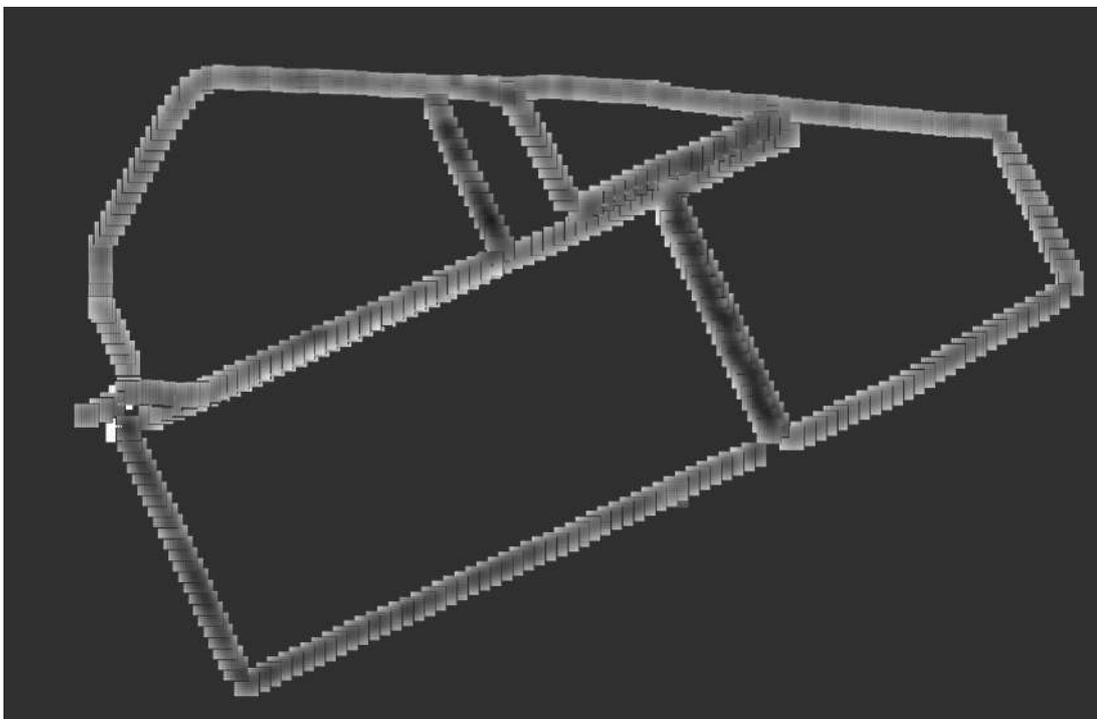


FIGURE 5.15 – Carte topologique de C_{rr} obtenue avec la version online du code et affichée sur Rviz. L'échelle de couleur va du blanc (très traversable) au noir (très peu traversable).

L'enregistrement de 30 minutes enregistré à Verexal est très intéressant pour tester la création de la carte topologique. En effet, les GP ont une complexité de $\mathcal{O}(n^3)$, ce qui les rend peu adaptés à des données de grande taille. L'enregistrement de Verexal permet de tester la création de la carte sur un essai très long et donc vérifier les performances du code. Au total, la carte topologique contient 367 points de mesure, ce qui n'impact pas trop les performances du code. Ainsi, la création de la carte peut se faire en temps réel avec cette quantité de données.

Cependant, il est probable que sur un essai encore plus long, l'impact sur les performances se fasse ressentir. Il pourrait donc être intéressant de remplacer les GP par des SGP. En effet, un SGP consiste à réduire le nombre de points étudiés par un GP à un sous ensemble de m points, ce qui réduit la complexité à $\mathcal{O}(nm^2)$ [9].

Chapitre 6

Conclusion et perspectives

L'utilisation des critères proprioceptifs définis dans cette étude donne de bons résultats pour la création de carte topologique. En effet, les résultats obtenus sont cohérents avec les observations faites lors des essais. De plus, on peut constater que les critères proprioceptifs peuvent varier fortement sur une même catégorie de terrain définie par extéroception. Cela démontre la pertinence de corriger l'analyse de traversabilité extéroceptive par ces critères proprioceptifs.

De surcroît, les critères utilisés sont physiques, ce qui permet de facilement les relier à un coût de traversabilité.

Enfin, ils ne dépendent pas de modèles de terrain. Ils ne nécessitent donc pas de données d'apprentissage, ce qui facilite leur implémentation et permet de les utiliser dans des environnements inconnus.

Bien sur, de nombreuses voies d'amélioration existent. Pour le critère de glissement, de nombreux ajustements sont possibles pour améliorer les résultats du RANSAC. L'ajout de données de calibration permettrait d'affiner les estimations, notamment sur l'asphalte. Appliquer un RANSAC sur différentes plages de glissement pourrait également fournir de meilleures estimations de forces transmissibles.

Pour la résistance au roulement, la prise en compte des incertitudes de mesures semble importante à mettre en place. De plus, il serait intéressant de peser à nouveau le robot afin de connaître sa masse exacte. Enfin, appliquer un invariant de vitesse sur la valeur de C_{rr} améliorerait la robustesse de la mesure.

Pour la création de la carte topologique, l'utilisation des GP peut être peaufinée pour fournir de meilleurs estimations. Il pourrait notamment être intéressant de tester différents noyaux pour comparer les résultats. De plus, l'utilisation de SGP permettrait d'améliorer les performances de la création online de la carte.

Ensuite, l'intégration du critère de rugosité serait intéressante pour compléter l'étude proprioceptive.

Il sera également important de réaliser des essais de traversabilité en combinant les critères extéroceptifs et proprioceptifs afin de pleinement valider l'efficacité de cette ap-

proche. De plus, tester les critères de proprioceptions sur une même zone pour différentes conditions météorologiques permettrait de valider leur intérêt face aux variations de conditions environnementales. Enfin, enrichir l'étude avec des mesures sur d'autres types de terrain, comme le sable ou la boue, permettrait de confirmer la robustesse des critères.

Pour conclure, ce stage m'a beaucoup apporté. J'ai pu travailler sur un projet concret et très complet dans un cadre de recherche appliquée. Cela m'a permis d'appliquer et approfondir les connaissances acquises durant ma formation.

Annexe A

Annexes

A.1 Interface PyQtGraph

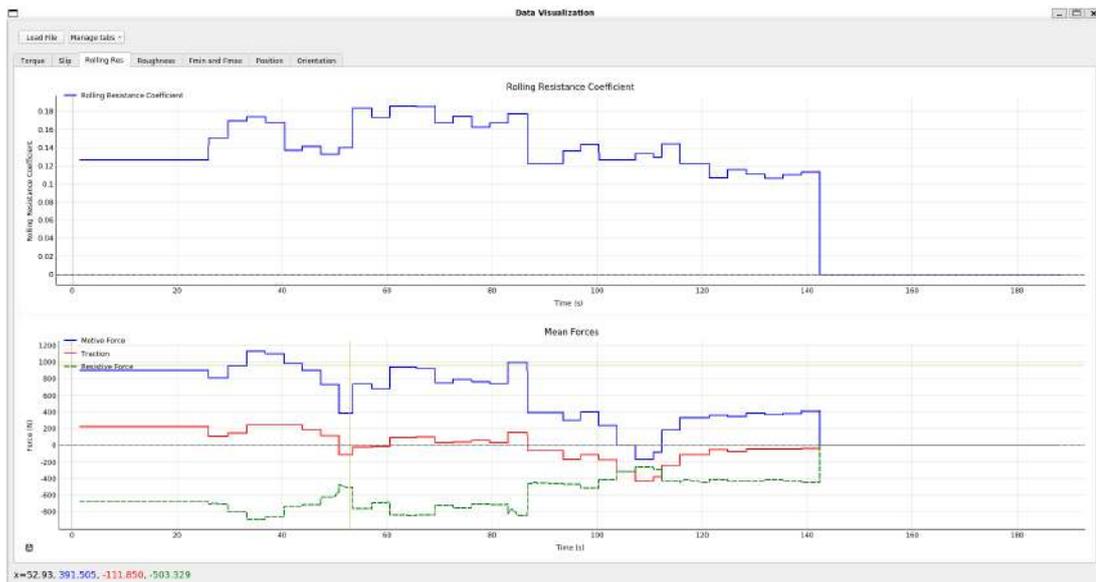


FIGURE A.1 – Capture d'écran de l'interface reposant sur PyQtGraph pour analyser les mesures.

A.2 Trajectoires suivies lors des essais

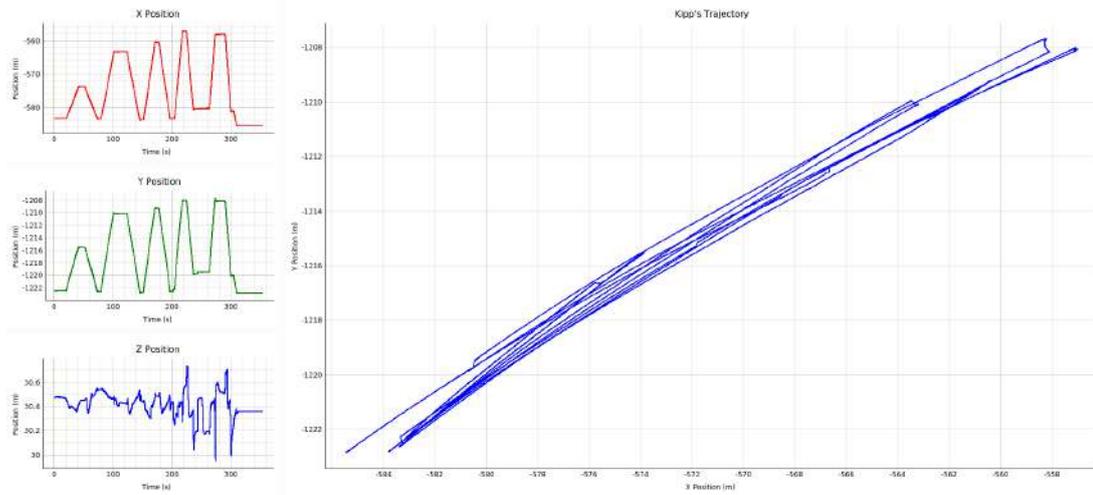


FIGURE A.2 – Trajectoire suivie lors de l'essai 1.

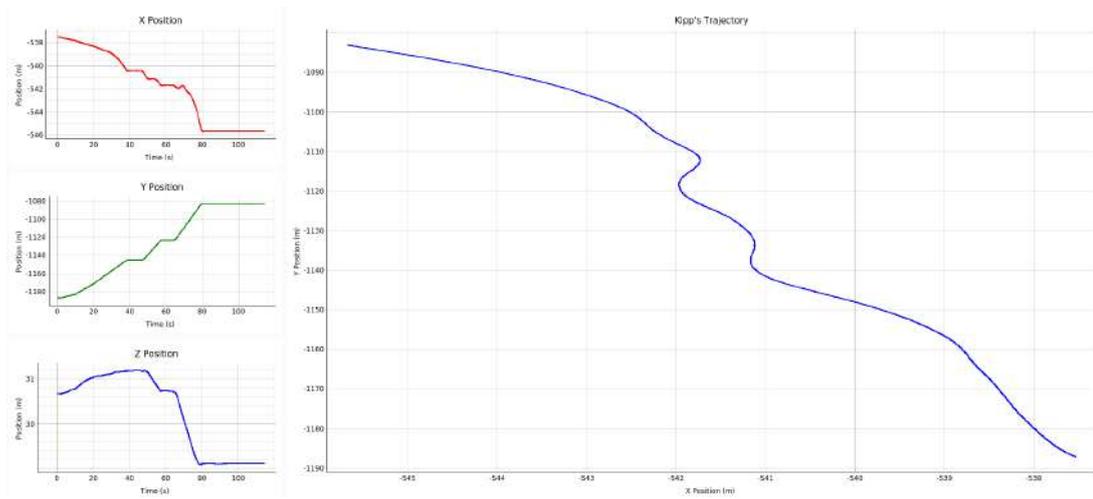


FIGURE A.3 – Trajectoire suivie lors de l'essai 2.

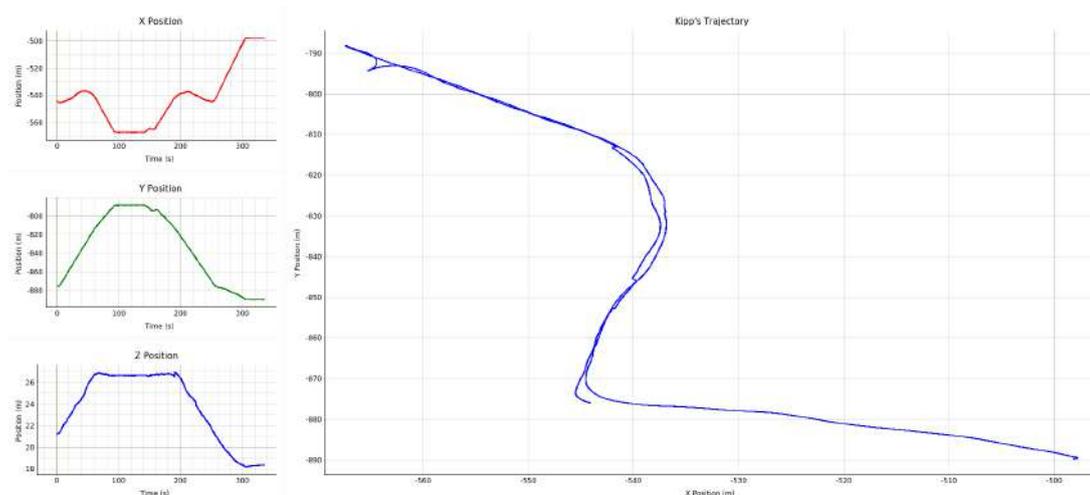


FIGURE A.4 – Trajectoire suivie lors de l'essai 3.

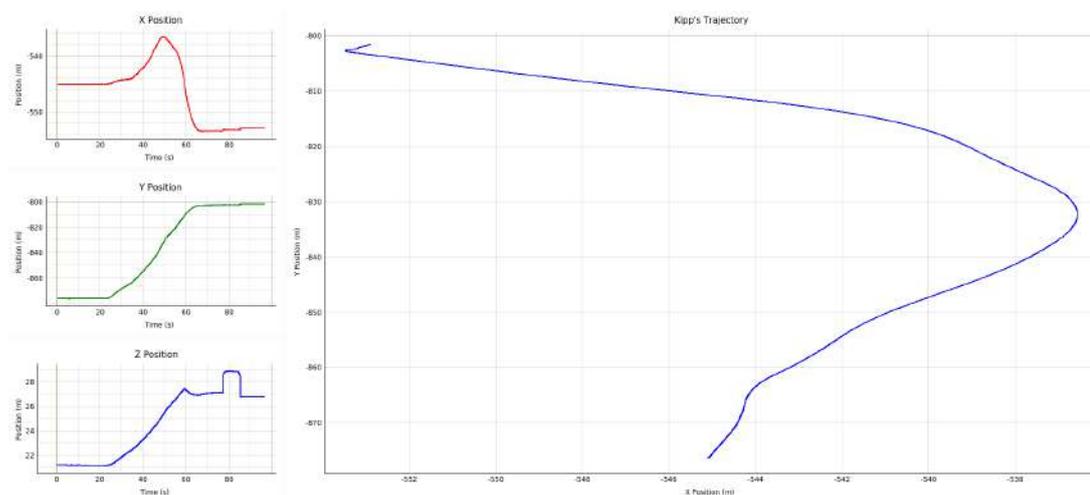


FIGURE A.5 – Trajectoire suivie lors de l'essai 4.

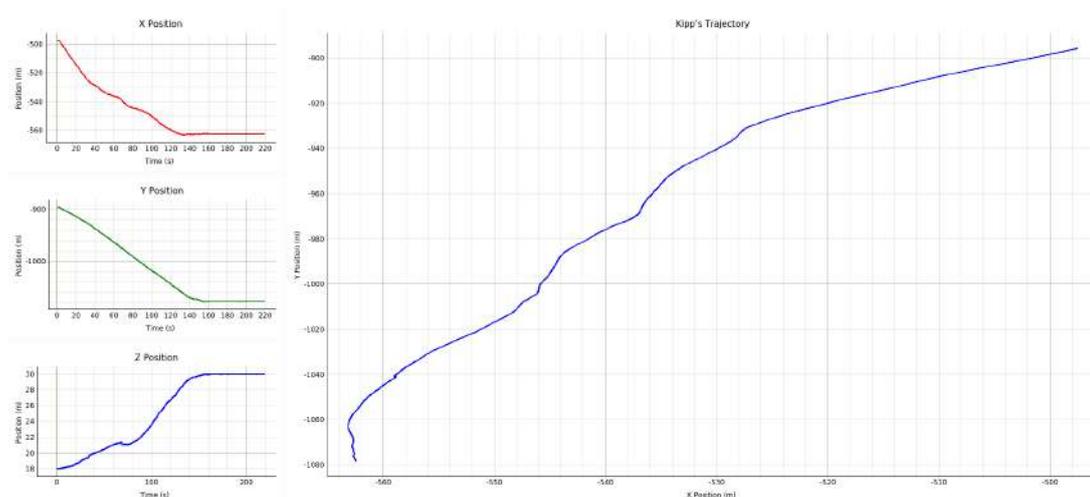


FIGURE A.6 – Trajectoire suivie lors de l'essai 5.

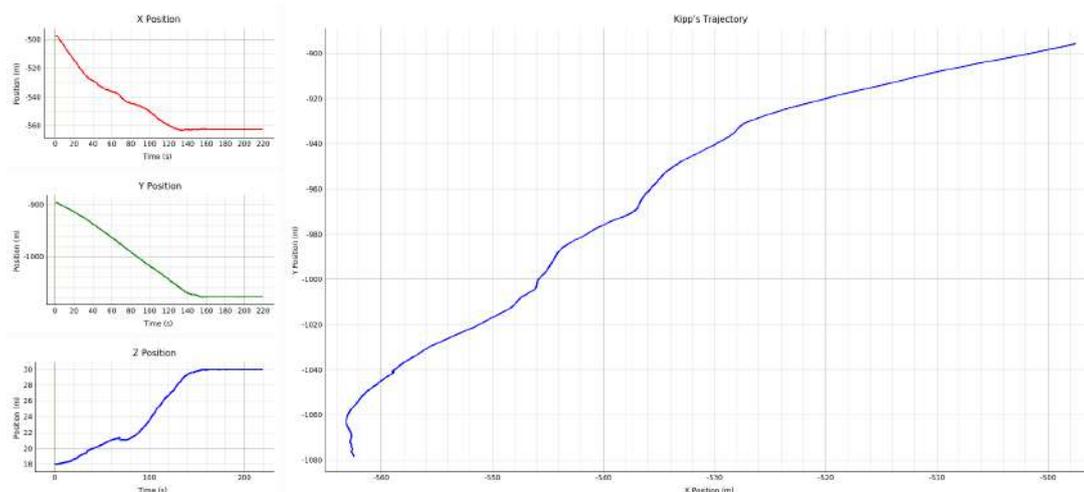


FIGURE A.7 – Trajectoire suivie lors de l'essai 5.

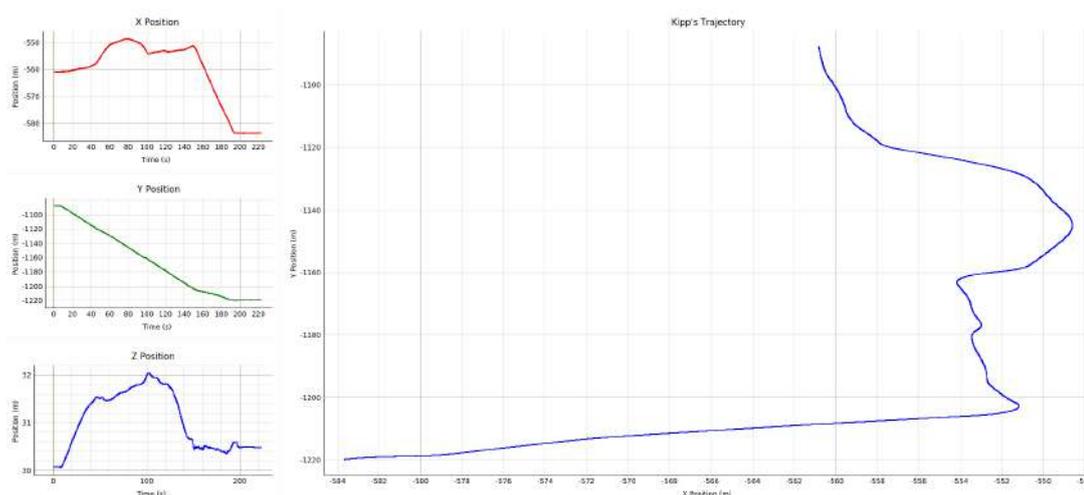


FIGURE A.8 – Trajectoire suivie lors de l'essai 6.

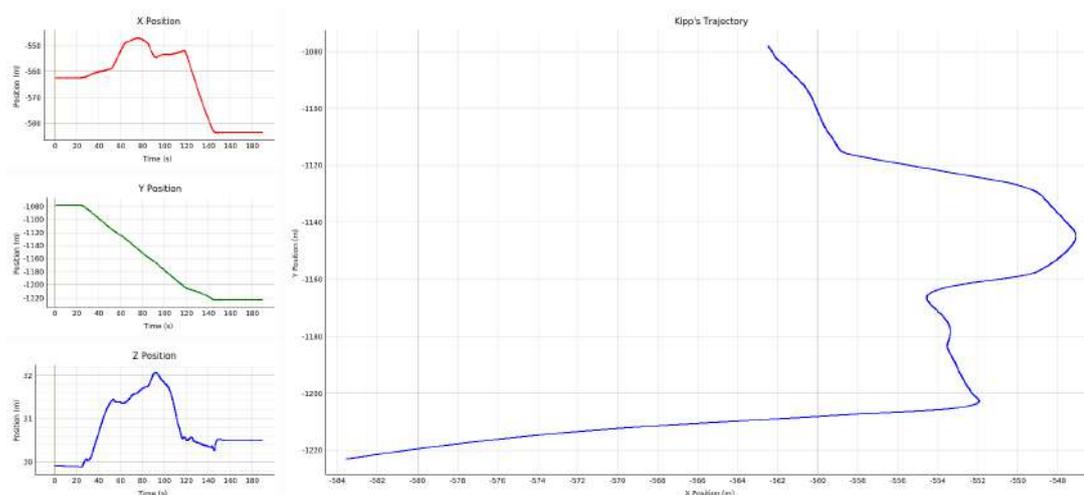


FIGURE A.9 – Trajectoire suivie lors de l'essai 7.

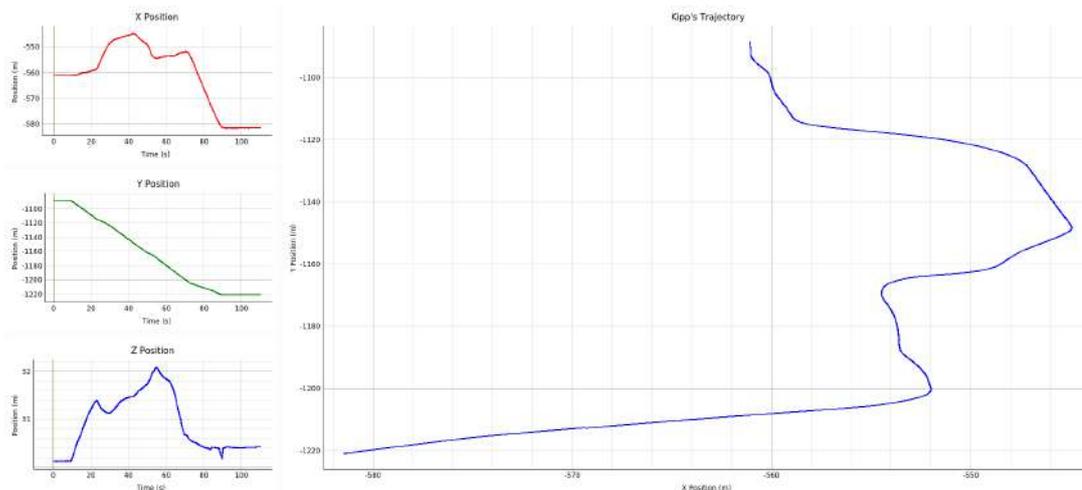


FIGURE A.10 – Trajectoire suivie lors de l'essai 8.

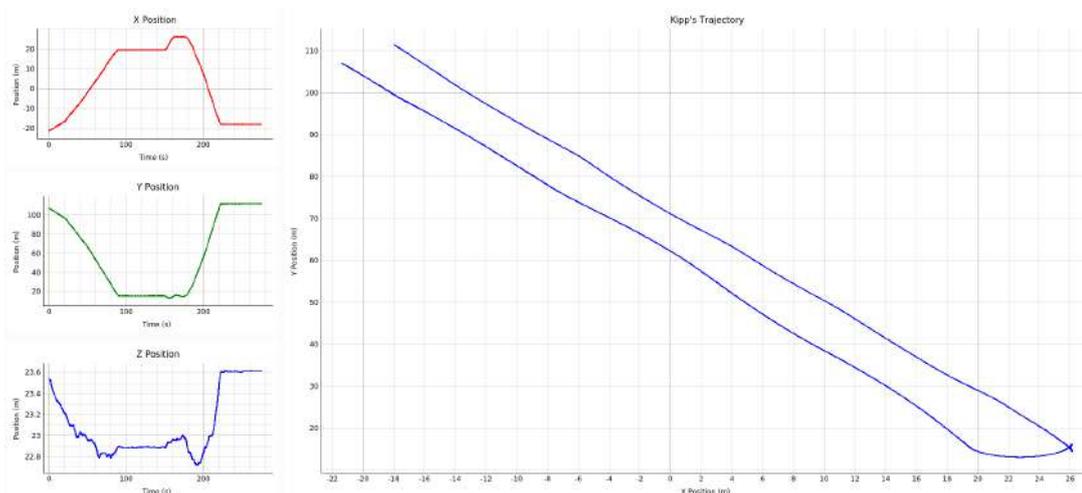


FIGURE A.11 – Trajectoire suivie lors de l'essai 9.

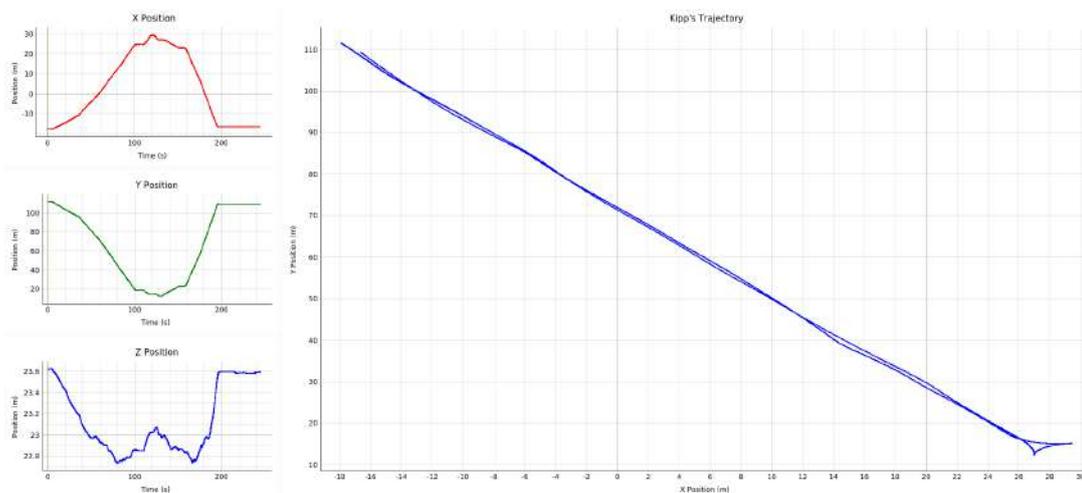


FIGURE A.12 – Trajectoire suivie lors de l'essai 9 bis.

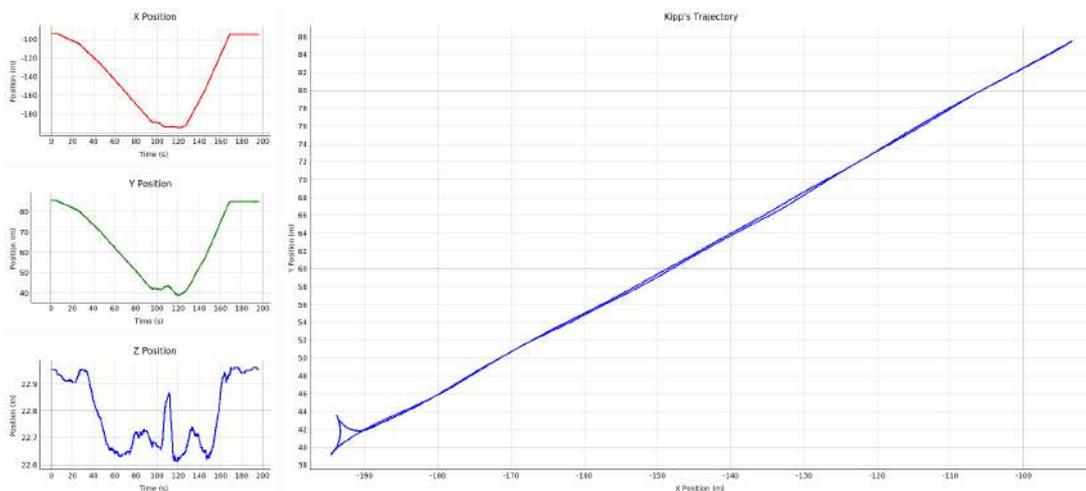


FIGURE A.13 – Trajectoire suivie lors de l'essai 10.

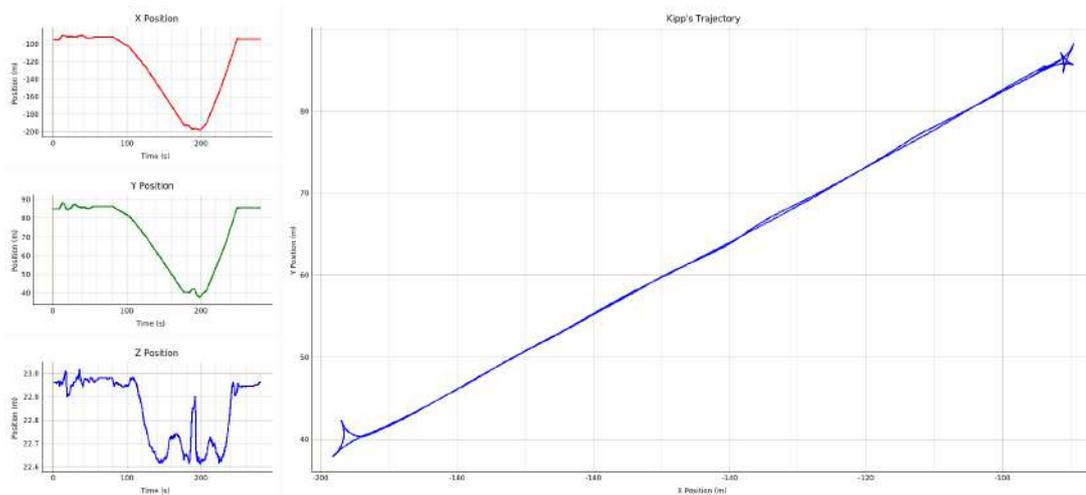


FIGURE A.14 – Trajectoire suivie lors de l'essai 10 bis.

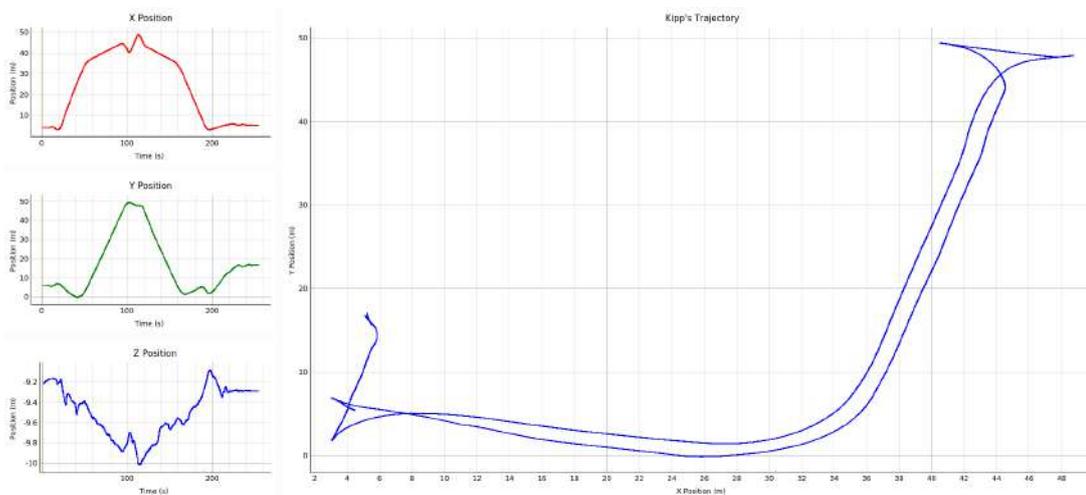


FIGURE A.15 – Trajectoire suivie lors de l'essai sur le parking d'Englab.

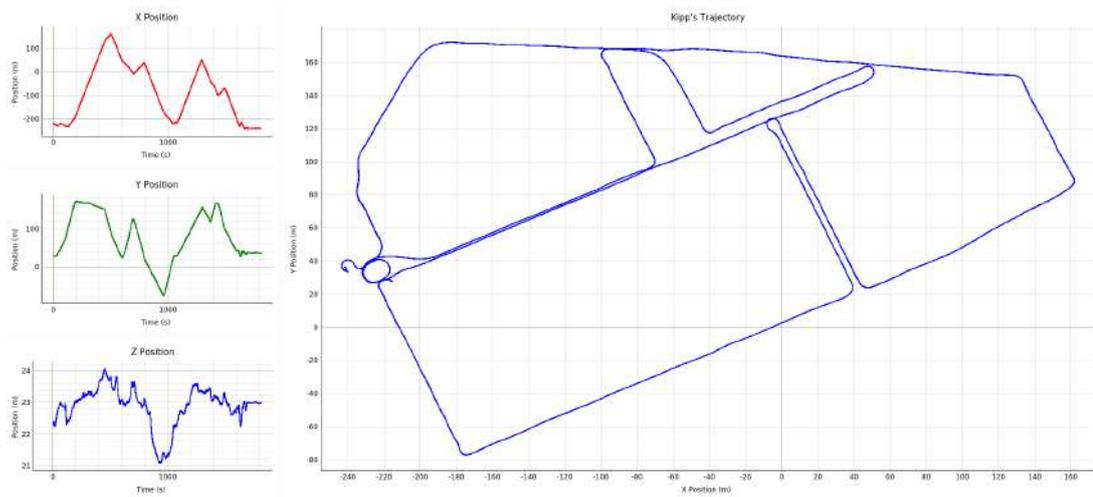
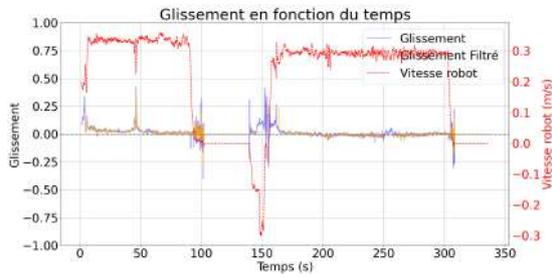


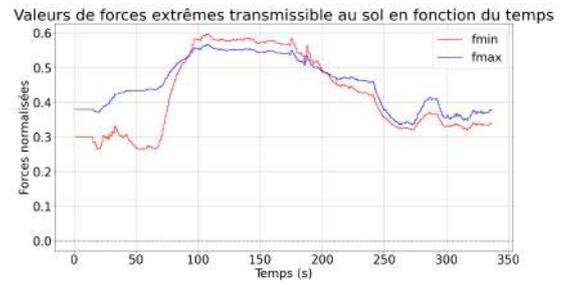
FIGURE A.16 – Trajectoire suivie lors du long enregistrement à Verexal.

A.3 Résultats expérimentaux

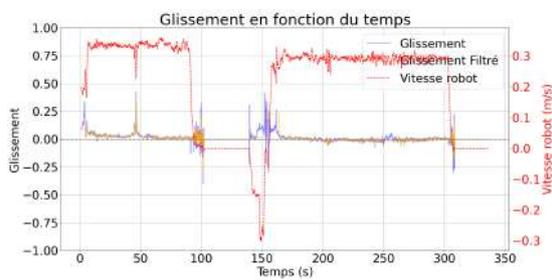
A.3.1 Glissement



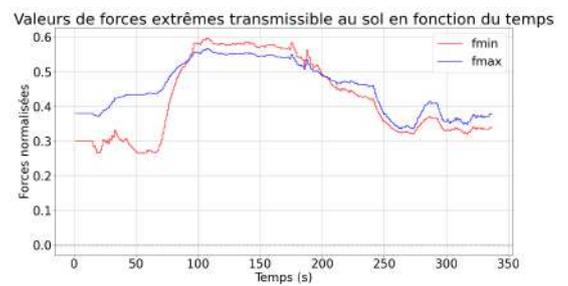
(a)



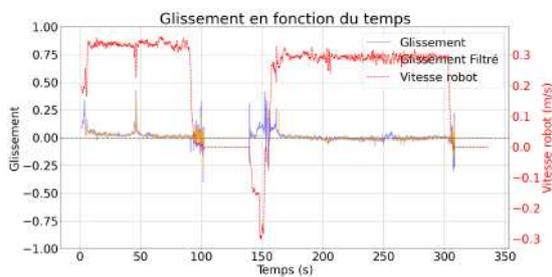
(b)



(c)



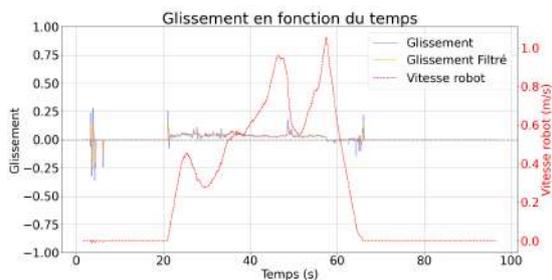
(d)



(e)



(f)

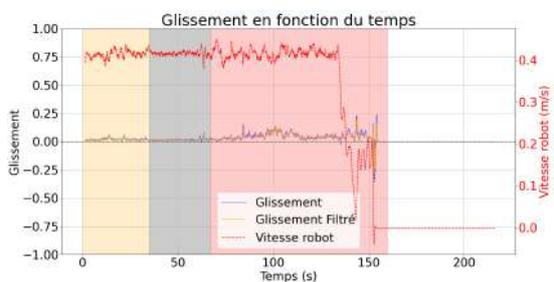


(g)

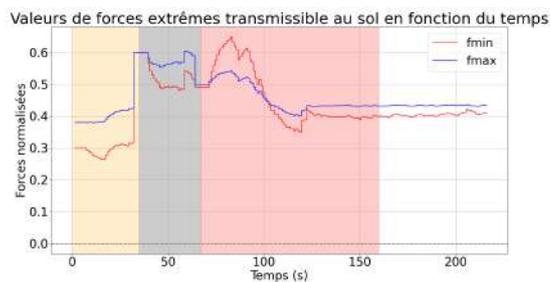


(h)

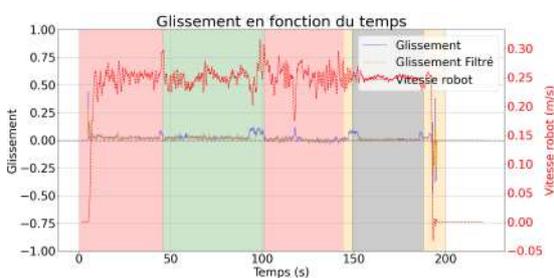
FIGURE A.17 – Résultats de glissement (colonne de gauche) et de forces extrêmes transmissibles (colonne de droite) pour les essais 1 à 4.



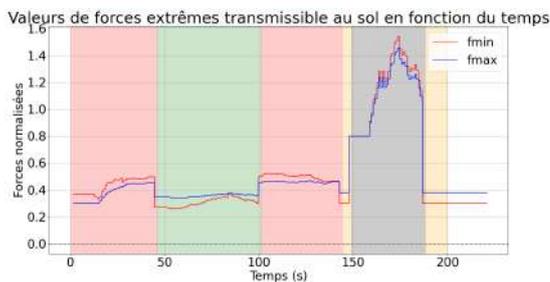
(a)



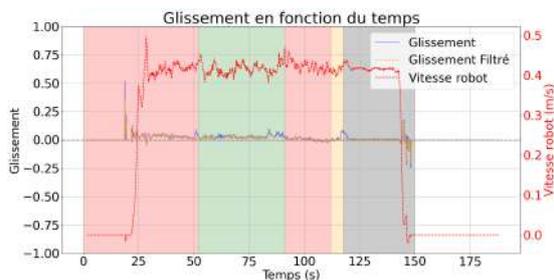
(b)



(c)



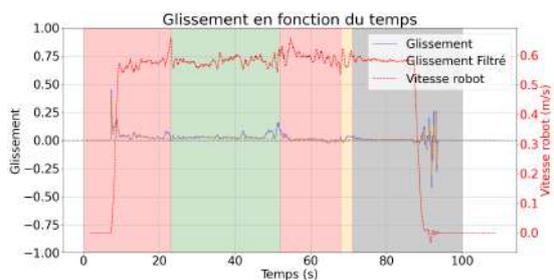
(d)



(e)



(f)

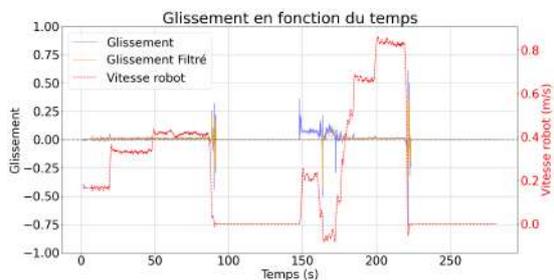


(g)

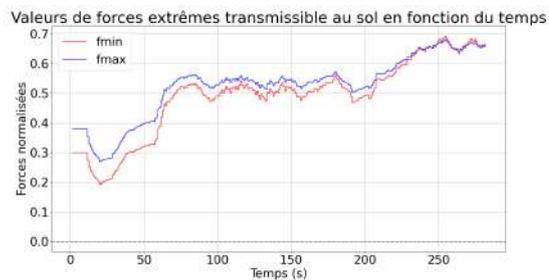


(h)

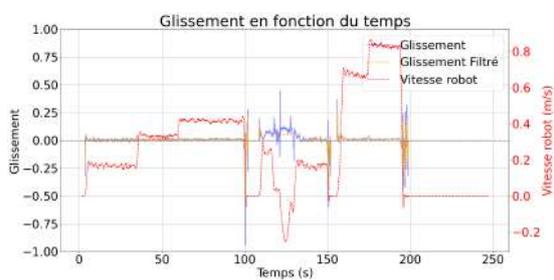
FIGURE A.18 – Résultats de glissement (colonne de gauche) et de forces extrêmes transmissibles (colonne de droite) pour les essais 5 à 8. Les couleurs de fond correspondent aux terrains traversés. Rouge : mélange herbe et terre ; orange : terre ; vert : herbe ; gris : asphalte.



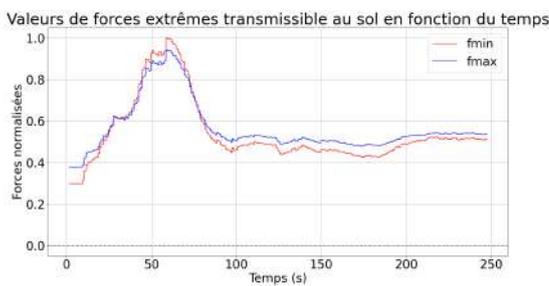
(a)



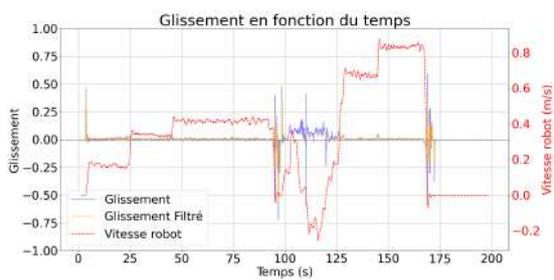
(b)



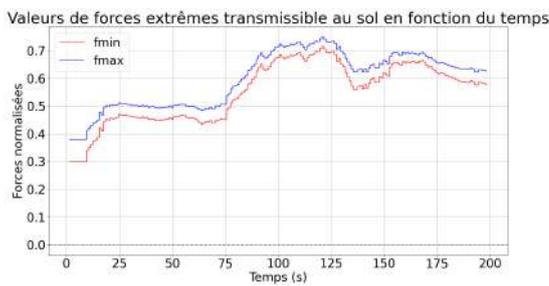
(c)



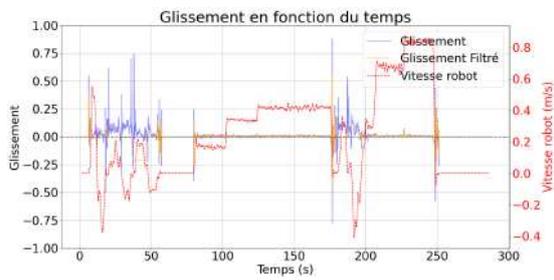
(d)



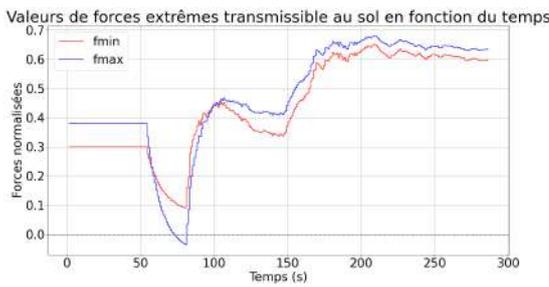
(e)



(f)



(g)



(h)

FIGURE A.19 – Résultats de glissement (colonne de gauche) et de forces extrêmes transmissibles (colonne de droite) pour les essais 9, 9 bis, 10 et 10 bis.

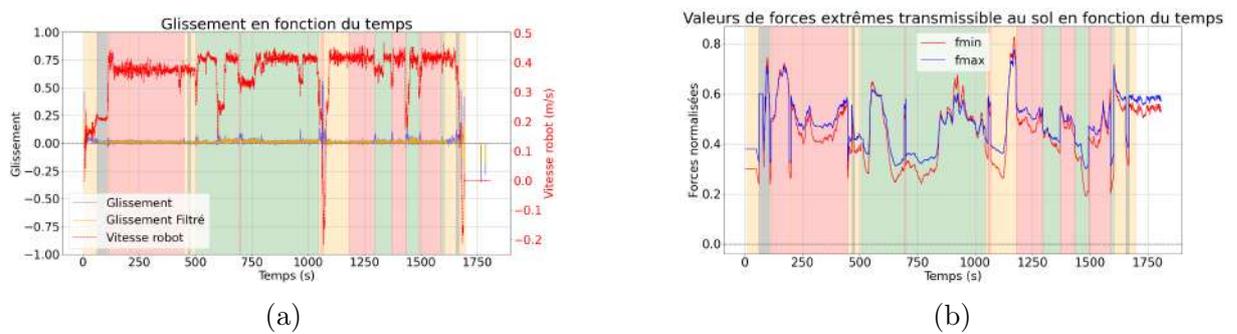
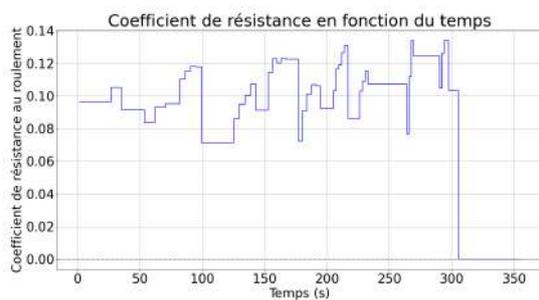
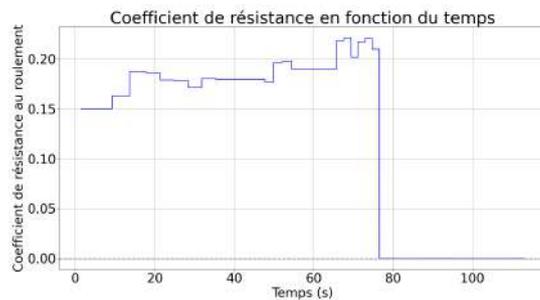


FIGURE A.20 – Résultats de (a) glissement et de (b) forces extrêmes transmissibles pour le long enregistrement à Verexal. Les couleurs de fond correspondent aux terrains traversés. Rouge : mélange herbe et terre ; orange : terre ; gris : asphalte.

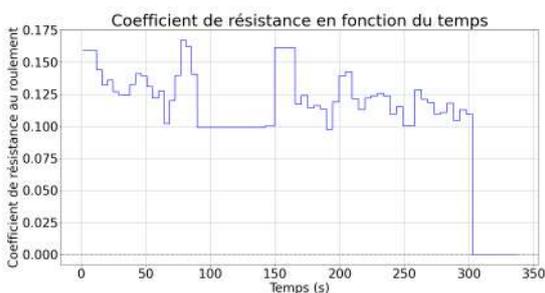
A.3.2 Résistance au roulement



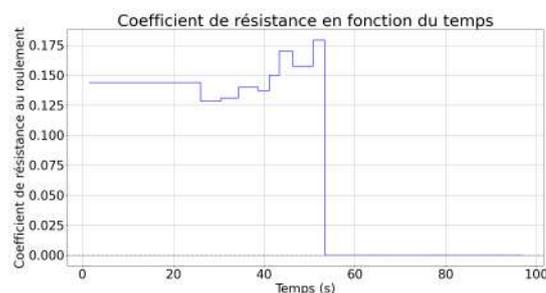
(a)



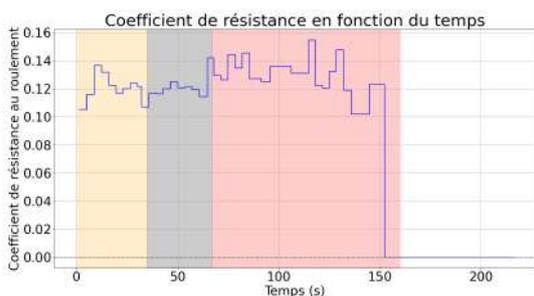
(b)



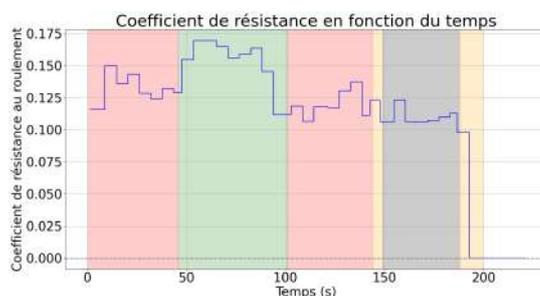
(c)



(d)

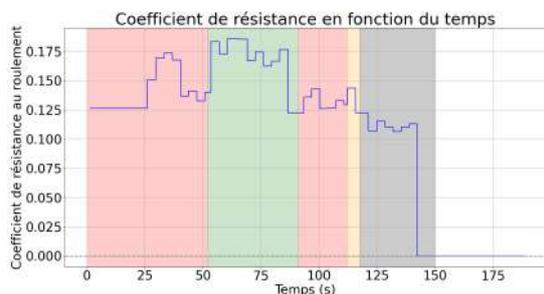


(e)

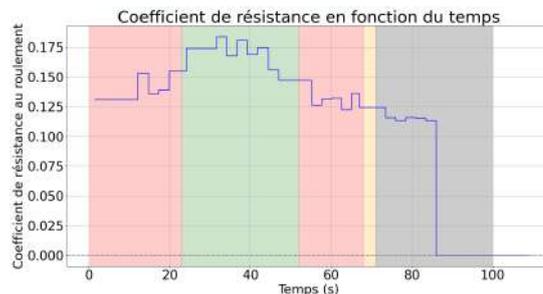


(f)

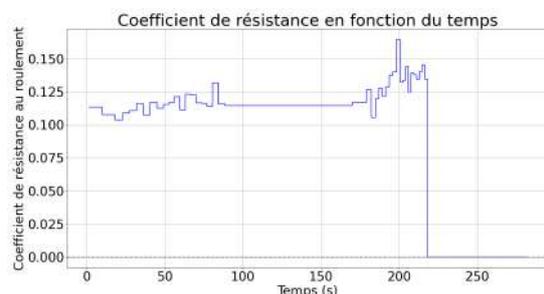
FIGURE A.21 – Coefficient de résistance au roulement sur les rosbags des essais 1 à 6 (respectivement (a) à (f)). Les couleurs de fond correspondent aux terrains traversés. Rouge : mélange herbe et terre ; orange : terre ; vert : herbe ; gris : asphalte.



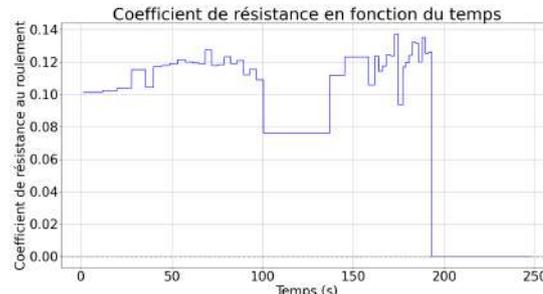
(a)



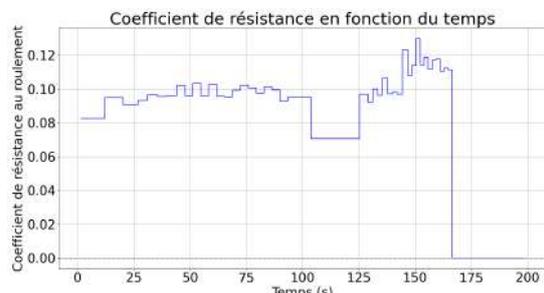
(b)



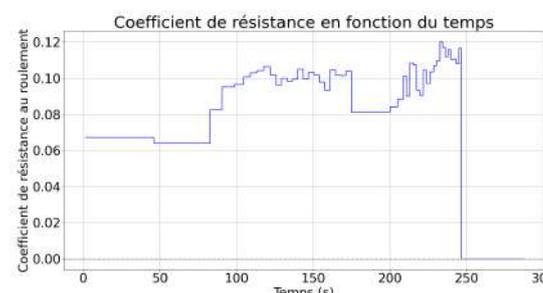
(c)



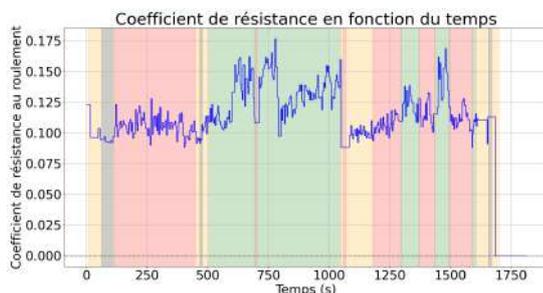
(d)



(e)



(f)



(g)

FIGURE A.22 – Coefficient de résistance au roulement sur les rosbags des essais (a) 7, (b) 8, (c) 9, (d) 9 bis, (e) 10, (f) 10 bis et (g) long enregistrement Verexal. Les couleurs de fond correspondent aux terrains traversés. Rouge : mélange herbe et terre ; orange : terre ; vert : herbe ; gris : asphalte.

Bibliographie

- [1] B. McKenzie, S. Kelouwani, and M.-A. Gaudreau, “Toward synthetic data generation to enhance skidding detection in winter conditions,” *World Electric Vehicle Journal*, vol. 13, p. 231, 12 2022.
- [2] P. Papadakis, “Terrain traversability analysis methods for unmanned ground vehicles : A survey,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 26, no. 4, pp. 1373–1385, 2013. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095219761300016X>
- [3] M. Breitfuß, M. Schöberl, and J. Fottner, “Safety through perception : Multi-modal traversability analysis in rough outdoor environments,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 54, no. 1, pp. 223–228, 2021, 17th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing INCOM 2021. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896321007333>
- [4] T. H. Y. Leung, D. Ignatyev, and A. Zolotas, “Hybrid terrain traversability analysis in off-road environments,” in *2022 8th International Conference on Automation, Robotics and Applications (ICARA)*, 2022, pp. 50–56.
- [5] P. Drews, G. Williams, B. Goldfain, E. A. Theodorou, and J. M. Rehg, “Aggressive deep driving : Combining convolutional neural networks and model predictive control,” in *Proceedings of the 1st Annual Conference on Robot Learning*, ser. Proceedings of Machine Learning Research, S. Levine, V. Vanhoucke, and K. Goldberg, Eds., vol. 78. PMLR, 13–15 Nov 2017, pp. 133–142. [Online]. Available : <https://proceedings.mlr.press/v78/drews17a.html>
- [6] Y. N. Khan, P. Komma, and A. Zell, “High resolution visual terrain classification for outdoor robots,” in *2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops)*, 2011, pp. 1014–1021.
- [7] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, “Surf : Speeded up robust features,” in *Computer Vision – ECCV 2006*, A. Leonardis, H. Bischof, and A. Pinz, Eds. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2006, pp. 404–417.
- [8] M. Norouzi, J. V. Miro, and G. Dissanayake, “Planning stable and efficient paths for reconfigurable robots on uneven terrain,” *Journal of Intelligent &*

- Robotic Systems*, vol. 87, no. 2, pp. 291–312, August 2017. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1007/s10846-017-0495-8>
- [9] A. Leininger, M. Ali, H. Jardali, and L. Liu, “Gaussian process-based traversability analysis for terrain mapless navigation,” in *2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2024, pp. 10 925–10 931.
- [10] A. Dixit, D. D. Fan, K. Otsu, S. Dey, A.-A. Agha-Mohammadi, and J. W. Burdick, “Step : Stochastic traversability evaluation and planning for risk-aware navigation ; results from the darpa subterranean challenge,” *IEEE Transactions on Field Robotics*, vol. 2, pp. 81–99, 2025.
- [11] A. Majumdar and M. Pavone, “How Should a Robot Assess Risk ? Towards an Axiomatic Theory of Risk in Robotics,” in *Robotics Research*, N. M. Amato, G. Hager, S. Thomas, and M. Torres-Torriti, Eds. Cham : Springer International Publishing, 2020, pp. 75–84.
- [12] F. Philippe, J. Laconte, P.-J. Lapray, M. Spisser, and J.-P. Lauffenburger, “Collision-aware traversability analysis for autonomous vehicles in the context of agricultural robotics,” *ArXiv*, vol. abs/2410.03370, 2024. [Online]. Available : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:273162757>
- [13] J. Prado, F. Yandun, M. Torres Torriti, and F. Auat Cheein, “Overcoming the loss of performance in unmanned ground vehicles due to the terrain variability,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 17 391–17 406, 2018.
- [14] Z. El-Sayegh and M. El-Gindy, “Rolling resistance prediction of off-road tire using advanced simulation and analytical techniques,” *SN Applied Sciences*, vol. 2, no. 9, p. 1620, Sep. 2020. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1007/s42452-020-03444-0>
- [15] A. Salmivaara, E. Holmström, S. Kulju, J. Ala-Ilomäki, P. Virjonen, P. Nevalainen, J. Heikkonen, and S. Launiainen, “High-resolution harvester data for estimating rolling resistance and forest trafficability,” *European Journal of Forest Research*, vol. 143, no. 6, pp. 1641–1656, Dec. 2024. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1007/s10342-024-01717-6>
- [16] G. Reina and R. Galati, “Slip-based terrain estimation with a skid-steer vehicle,” *Vehicle System Dynamics*, vol. 54, no. 10, pp. 1384–1404, 2016. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1080/00423114.2016.1203961>
- [17] Z. Khizar, J. Laconte, R. Lenain, and R. Aufrere, “Feeling the force : A nuanced physics-based traversability sensor for navigation in unstructured vegetation,” 2025. [Online]. Available : <https://arxiv.org/abs/2507.19831>
- [18] A. Angelova, L. Matthies, D. Helmick, G. Sibley, and P. Perona, “Learning to predict slip for ground robots,” in *Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006.*, 2006, pp. 3324–3331.

- [19] H. Ma, H. Yang, Q. Li, and S. Liu, “A geometry-based slip prediction model for planetary rovers,” *Computers & Electrical Engineering*, vol. 86, p. 106749, 2020. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0045790620306042>
- [20] R. A. Jacobs, M. I. Jordan, S. J. Nowlan, and G. E. Hinton, “Adaptive mixtures of local experts,” *Neural Computation*, vol. 3, no. 1, pp. 79–87, 1991.
- [21] M. G. Castro, S. Triest, W. Wang, J. M. Gregory, F. Sanchez, J. G. Rogers, and S. A. Scherer, “How does it feel? self-supervised costmap learning for off-road vehicle traversability,” *2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 931–938, 2022. [Online]. Available : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:252439156>
- [22] P. Welch, “The use of fast fourier transform for the estimation of power spectra : A method based on time averaging over short, modified periodograms,” *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, vol. 15, no. 2, pp. 70–73, 1967.
- [23] F. G. Oliveira, A. A. Neto, D. Howard, P. Borges, M. F. M. Campos, and D. G. Macharet, “Three-dimensional mapping with augmented navigation cost through deep learning,” *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, vol. 101, no. 3, p. 50, Feb 2021. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1007/s10846-020-01304-y>
- [24] A. Kurup, S. Kysar, and J. Bos, “SVM-based sensor fusion for improved terrain classification,” in *Autonomous Systems : Sensors, Processing, and Security for Vehicles and Infrastructure 2020*, M. C. Dudzik and S. M. Jameson, Eds., vol. 11415, International Society for Optics and Photonics. SPIE, 2020, p. 114150G. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1117/12.2558960>
- [25] F. G. Oliveira, E. R. S. Santos, A. A. Neto, M. F. M. Campos, and D. G. Macharet, “Speed-invariant terrain roughness classification and control based on inertial sensors,” in *2017 Latin American Robotics Symposium (LARS) and 2017 Brazilian Symposium on Robotics (SBR)*, 2017, pp. 1–6.
- [26] D. LaRocque, W. Guimont-Martin, D.-A. Duclos, P. Giguère, and F. Pomerleau, “Proprioception is all you need : Terrain classification for boreal forests,” in *2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2024, pp. 11 686–11 693.
- [27] A. Gu and T. Dao, “Mamba : Linear-time sequence modeling with selective state spaces,” in *First Conference on Language Modeling*, 2024. [Online]. Available : <https://openreview.net/forum?id=tEYskw1VY2>
- [28] X. Cai, S. Ancha, L. Sharma, P. R. Osteen, B. Bucher, S. Phillips, J. Wang, M. Everett, N. Roy, and J. P. How, “EVORA : Deep Evidential Traversability Learning for Risk-Aware Off-Road Autonomy,” *IEEE Transactions*

- on Robotics*, vol. 40, pp. 3756–3777, 2024. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/10606099/?arnumber=10606099>
- [29] S.-W. Yoo, E.-I. Son, and S.-W. Seo, “Traversability-aware adaptive optimization for path planning and control in mountainous terrain,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 9, no. 6, pp. 5078–5085, 2024.
- [30] T. Han, A. Liu, A. Li, A. Spitzer, G. Shi, and B. Boots, “Model predictive control for aggressive driving over uneven terrain,” in *Robotics : Science and Systems 2024*, 07 2024.
- [31] M. Elnoor, A. J. Sathyamoorthy, K. Weerakoon, and D. Manocha, “Pronav : Proprioceptive traversability estimation for legged robot navigation in outdoor environments,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 9, no. 8, pp. 7190–7197, 2024.
- [32] R. Hoffman and E. Krotkov, “Terrain roughness measurement from elevation maps,” *Mob. Robots*, vol. 4, 02 2003.
- [33] S. Riley, S. Degloria, and S. Elliot, “A terrain ruggedness index that quantifies topographic heterogeneity,” *Internation Journal of Science*, vol. 5, pp. 23–27, 01 1999.
- [34] M. A. Fischler and R. C. Bolles, “Random sample consensus : a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography,” *Commun. ACM*, vol. 24, pp. 381–395, 1981. [Online]. Available : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:972888>
- [35] N. Zafer and U. Aybar, “Vibration Analysis and Optimization of a Tracked Armored Vehicle,” *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, vol. 11, no. 7, pp. 3177–3184, Oct. 2023. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1007/s42417-022-00739-x>
- [36] R. Burdzik, *Identification of sources, propagation and structure of vibrations affecting men in means of transport based on the example of automotive vehicles*. JVE International Ltd., Apr. 2014.