

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

MODÉLISATION DYNAMIQUE D'UN VÉHICULE ÉLECTRIQUE À DEUX ROUES
MOTRICES À TRACTION INDÉPENDANTE

MÉMOIRE PRÉSENTÉ
COMME EXIGENCE PARTIELLE DE LA
MAÎTRISE EN GÉNIE ÉLECTRIQUE

PAR
SIGA LOUM

AVRIL 2026

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire, de cette thèse ou de cet essai a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire, de sa thèse ou de son essai.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire, cette thèse ou cet essai. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire, de cette thèse et de son essai requiert son autorisation.

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

MAÎTRISE EN GÉNIE ÉLECTRIQUE

Direction de recherche :

Prof. Alben Cardenas

Directeur de recherche

Jury d'évaluation

Prof. Maria Alejandra Mantilla Villalobos,
Universidad Industrial de Santander, Colombie

Évaluatrice externe

Prof. Ahmed Chériti, Université du Québec à Trois-Rivières

Évaluateur

Prof. Alben Cardenas, Université du Québec à Trois-Rivières

Directeur de recherche

Résumé

Ce mémoire porte sur la modélisation d'un véhicule électrique à deux roues motrices à traction indépendante. L'objectif principal est de développer un modèle fiable pour l'analyse, la commande et la validation de stratégies de navigation. Après une revue de la littérature soulignant la complexité des interactions pneu-sol et les limites des approches classiques d'identification, un modèle cinématique, puis un modèle dynamique, sont développés et implémentés sous MATLAB/Simulink. Le modèle intègre les forces de traction et les résistances au roulement afin de représenter de manière compacte le comportement du véhicule en conditions de roulage.

L'estimation des paramètres est formulée comme un problème d'optimisation visant à réduire l'écart entre trajectoire simulée et trajectoire de référence. Pour tenir compte des différences d'échantillonnage et de la non-synchronisation possible entre certaines références, une fonction objectif basée sur la similarité géométrique de trajectoires est utilisée. Les coefficients de traction $[C_{1L}, C_{1R}]$ gauche et droit sont estimés à l'aide de trois méta-heuristiques: PSO, SA et TS, chaque évaluation reposant sur une simulation Simulink et le calcul d'un coût associé.

La validation s'appuie sur plusieurs bases expérimentales combinant des mesures d'encodeurs, d'IMU et de GPS. Les résultats montrent un rapprochement des trajectoires après optimisation, tout en mettant en évidence des limites liées aux simplifications du modèle et à la qualité/synchronisation des données. Ce travail apporte ainsi une contribution à la modélisation et à l'optimisation des véhicules électriques et constitue une base pour des améliorations futures en estimation en ligne et en commande robuste.

Mots-clés: véhicule électrique, modélisation, dynamique, cinématique, traction, estimation de paramètres, méta-heuristiques, PSO, SA, TS, suivi de trajectoire.

Avant-propos

Ce mémoire est l’aboutissement d’un travail de recherche mené dans le cadre de mes études supérieures. Il reflète à la fois une démarche scientifique rigoureuse et une motivation personnelle forte visant à contribuer, à mon échelle, au développement des technologies liées aux véhicules électriques et à la mobilité durable.

L’intérêt porté à la modélisation dynamique des véhicules découle d’un double constat. D’une part, les enjeux environnementaux et énergétiques exigent la mise au point de solutions de transport plus propres, plus efficaces et mieux adaptées aux contraintes actuelles. D’autre part, la conception et la validation de stratégies de commande et de navigation performantes reposent sur la disponibilité de modèles fiables, capables de modéliser de manière réaliste le comportement du système en conditions réelles. Ce travail s’inscrit dans cette perspective, en proposant une approche de modélisation et de validation orientée vers l’exploitation expérimentale et l’amélioration continue des performances.

Ce mémoire représente également une étape importante de mon parcours de formation, tant sur le plan scientifique que méthodologique. Il m’a permis de consolider des compétences en modélisation, en simulation et en analyse de données, tout en renforçant mon intérêt pour la recherche appliquée en génie électrique. Les travaux présentés ici constituent ainsi un socle sur lequel je souhaite m’appuyer pour poursuivre mes projets futurs en ingénierie et en recherche.

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance à mon directeur de recherche, le **Professeur Alben Cardenas**, pour la qualité de son encadrement, la rigueur de son suivi et la pertinence de ses conseils, qui ont grandement contribué à l’aboutissement de ce travail. J’adresse également mes sincères remerciements à l’ensemble du corps professoral ainsi qu’à mes collègues du laboratoire, dont les échanges et le soutien ont constitué un apport précieux tout au long de cette recherche.

Remerciements

Je rends grâce à Allah (SWT), le Très-Haut, le Tout-Puissant, le Clément, le Miséricordieux. Que la paix et la bénédiction soient sur le Prophète Mouhamed (SAWS). Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce mémoire. Ce travail est l'aboutissement d'un parcours exigeant, rendu possible grâce au soutien, aux encouragements et aux prières de mon entourage.

En premier lieu, je souhaite remercier ma famille, qui a toujours été mon socle. À mes mères, **Penda Diouf** et **Khady Mbaye**, ainsi qu'à mes pères, **Seydou Sall** et **Mbaye Loum**, pour l'éducation, les valeurs, la patience, les sacrifices et l'amour inconditionnel. Aucun mot ne saurait traduire pleinement ma reconnaissance pour tout ce que vous avez accompli depuis mon enfance.

Je remercie également mes frères (**Ousseynou Mbaye**, **Ahmadou Loum**, **Ibrahima Sagne**, **Madior Mbaye**) et mes sœurs (**Khady Loum**, **Dieumbe**, **Adiara**) pour leur présence, leur soutien moral et leurs encouragements constants tout au long de mon parcours.

Je tiens à adresser des remerciements sincères à mes oncles **Abdou Aziz Niang**, **Malick Mbaye** et **Ahmad Fawaz** pour leur appui, leurs conseils précieux et leur disponibilité, qui m'ont aidé à garder le cap dans les moments de doute.

Enfin, je remercie chaleureusement mes amis pour leur soutien, leur bienveillance et leur motivation. Une mention spéciale à **Cheikh Tidiane Diongue**, **Demba Fall**, **Sokhna Astou Fall**, **Lamine Diouf**, **Alassane Diawara**, **Mountakha Ndao**, **Cheikh Aidara**, **Moussa Diallo**, **Elaj Moctar Diaw**, **Moustapha Sembène**, **Ndeye Amy**, **Mari Lo**, **Fanta Koroma** et **Naya**, dont l'amitié et l'encouragement ont compté tout au long de cette aventure.

À toutes celles et ceux qui ont contribué, même discrètement, à ce travail: merci. Ce mémoire est aussi le fruit de votre soutien.

Table des matières

Résumé	iii
Avant-propos	iv
Remerciements	v
Table des matières	vi
Liste des tableaux	ix
Liste des figures	x
Liste des symboles	xiii
Liste des abréviations	xiv
Chapitre 1 - Introduction	1
1.1 Contexte historique	1
1.2 Problématique	2
1.3 Justification scientifique et enjeux de la modélisation	3
1.4 Objectifs du projet	4
1.5 Méthodologie	4
1.6 Organisation du mémoire	5
Chapitre 2 - Revue bibliographique sur les modèles dynamiques d'un véhicule à basse vitesse	6
2.1 Introduction	6

2.2	Dynamiques fondamentales des véhicules	6
2.2.1	Mouvements principaux	6
2.2.2	Dynamiques longitudinale, latérale et verticale	7
2.3	Modèles de pneus et interaction pneu-sol	8
2.3.1	Les différents types de modèles utilisés	8
2.3.2	Explication de quelques exemples de modèles utilisés	10
2.4	Méthodes d'estimation des paramètres	26
2.4.1	Approches classiques d'estimation	27
2.4.2	Approches méta-heuristiques	29
2.5	Conclusion	36
Chapitre 3 - Modélisation cinématique et dynamique du véhicule		37
3.1	Introduction	37
3.2	Modélisation Cinématique	37
3.3	Modélisation dynamique	40
3.3.1	Détermination des forces normales	44
3.3.2	Détermination des forces de traction/freinage	46
3.3.3	Détermination des forces de résistance au roulement	48
3.3.4	Dynamique combinée des pneus	49
3.4	Estimation des coefficients de traction par optimisation méta-heuristique ...	51
3.5	Conclusion	53
Chapitre 4 - Validation sur une plateforme de véhicule à deux roues motrices		55
4.1	Introduction	55
4.2	Validation par simulation avec des paramètres fixes	55
4.2.1	Implémentation du modèle cinématique sous MATLAB/Simulink .	56

4.2.2	Implémentation du modèle dynamique sous MATLAB/Simulink ..	58
4.2.3	Résultats de la simulation	61
4.3	Validation expérimentale sur la plateforme de véhicule	64
4.3.1	Présentation de la plateforme expérimentale	65
4.3.2	Contexte et conditions d'essai	70
4.3.3	Description des bases de données	72
4.3.4	Les résultats des tests pour le modèle cinématique	74
4.3.5	Les résultats des tests pour le modèle dynamique	76
4.3.6	Les résultats des tests avec l'optimisation des paramètres	78
4.4	Conclusion	89
Chapitre 5 - Conclusion		91
5.1	Résultats de ce travail	92
5.2	Limites	94
5.3	Perspectives	95
5.4	Travaux futurs	96
Annexe A - Validation sur une plateforme de véhicule à deux roues motrices		107

Liste des tableaux

Tableau 2-1 :Paramètres du modèle de Burckhardt pour les différentes surfaces routières tirés de [1].	21
Tableau 3-1 :Nomenclature des variables.	42
Tableau 3-2 :Les paramètres du véhicule.	44
Tableau 4-1 :Tableau récapitulatif des bases de données utilisées.	73
Tableau 4-2 :Comparaison des erreurs intégrales avant et après optimisation.	87

Liste des figures

Figure 2.1 : Représentation véhicule avec les trois mouvements. Vue d'une plateforme expérimentale de laboratoire à l'UQTR.	7
Figure 2.2 : Modèle d'interaction pneus/sol linéaire adapté [2].	11
Figure 2.3 : Zones de contraintes de glissement et d'adhérence [2].	14
Figure 2.4 : Organigramme de l'algorithme de recuit simulé SA [3].	32
Figure 2.5 : Organigramme de l'algorithme de recherche tabou TS [3].	33
Figure 2.6 : Organigramme de l'algorithme Optimisation par essaim de particules PSO [3].	35
Figure 3.1 : Schéma de posture du véhicule électrique [4].	38
Figure 3.2 : Illustration d'éléments qui contribuent à décrire la dynamique du véhicule.	41
Figure 4.1 : Diagramme de l'implémentation du modèle cinématique sous MATLAB/Simulink	56
Figure 4.2 : Trajectoire désirée et trajectoire obtenue pour le modèle cinématique.	57
Figure 4.3 : Diagramme simplifié du système.	58
Figure 4.4 : Diagramme de l'implémentation du modèle dynamique sous MATLAB/Simulink	59
Figure 4.5 : Résultats de simulation : (haut) variation des angles de terrain, (milieu) force de traction, (bas) force de lacet pour les trois cas.	62
Figure 4.6 : Trajectoire du véhicule pour les trois cas (comparaison avec la consigne).	63
Figure 4.7 : Plateforme expérimentale numéro 1.	66

Figure 4.8 : Plateforme expérimentale numéro 2.	66
Figure 4.9 : Architecture globale de la plateforme expérimentale.	67
Figure 4.10 : Architecture globale de la plateforme expérimentale.	70
Figure 4.11 : Vue aérienne (Google Maps) de la zone d'essais et de l'environnement de roulage.	71
Figure 4.12 : Comparaison trajectoire de référence et celle obtenue avec le modèle cinématique.	74
Figure 4.13 : Trajectoire cinématique avec les données réelles.	75
Figure 4.14 : Comparaison trajectoire dynamique et celle obtenue avec le modèle cinématique.	76
Figure 4.15 : Trajectoire donnée par le modèle cinématique et celle obtenue avec le modèle dynamique.	77
Figure 4.16 : Trajectoire dynamique optimisée et la référence.	80
Figure 4.17 : Trajectoire dynamique optimisée et la référence.	81
Figure 4.18 : Trajectoire dynamique optimisée sur une portion plus longue et la référence.	82
Figure 4.19 : Exploration de la surface de coût par les algorithmes PSO, TS et SA (solutions évaluées et minimum trouvé).	85
Figure 4.20 : Convergence PSO/SA/TS.	86
Figure 4.21 : Trajectoires dynamiques sans optimisation, optimisées par PSO/SA/TS et la référence.	87
Figure A.1 : Diagramme de l'implémentation du générateur de trajectoire sous MATLAB/Simulink.	107
Figure A.2 : Diagramme de l'implémentation du suivi de trajectoire sous MATLAB/Simulink.	108

Figure A.3 : Diagramme de l'implémentation des vitesses relatives et d'avancement sous MATLAB/Simulink.	108
Figure A.4 : Diagramme de l'implémentation des forces normales sous MATLAB/Simulink.	109
Figure A.5 : Diagramme de l'implémentation de l'accélération due aux forces de traction/freinage sous MATLAB/Simulink.	110
Figure A.6 : Diagramme de l'implémentation de l'accélération angulaire sous MATLAB/Simulink.	111
Figure A.7 : Diagramme de l'implémentation de la dynamique sous MATLAB/Simulink.	111
Figure A.8 : Diagramme de l'implémentation de la cinématique sous MATLAB/Simulink.	112
Figure A.9 : Explication de l'utilisation de la manette.	113

Liste des symboles

a : Distance entre l'axe des roues avant et le centre de masse.	m : Masse totale du véhicule.
A_{roll} : Coefficient d'ajustement (roulement).	N : Nombre d'itérations.
A_t : Pente de la courbe de traction (faibles vitesses relatives).	N_i : Force normale.
α : Roulis.	ω : Vitesse angulaire.
b : Distance entre le centre de masse et l'axe des roues arrière.	ω_L : Vitesse angulaire de la roue gauche.
β : Angle de dérive.	ω_R : Vitesse angulaire de la roue droite.
c : Distance entre les centres des roues avant.	$p_{x\text{best}}$: Meilleure position précédente (PSO).
c_1 : Coefficient d'influence cognitive (PSO).	r : Rayon des roues.
c_2 : Coefficient d'influence sociale (PSO).	R : Rapport de réduction de vitesse
C_1 : Coefficient de traction pneu-terrain maximal.	R_1 : Résistance au roulement statique maximale.
C_2 : Pente dans la plage de vitesse relative élevée.	R_2 : Coefficient de résistance proportionnel à la vitesse.
η : Nombre de voisins.	t : Temps.
F_{disturb} : Force de perturbation externe.	T : Température.
$F_{i,\text{rollres}}$: Force de roulement résistive.	θ : Angle de tangage.
$F_{i,\text{tract}}$: Force de traction.	v : Vitesse linéaire.
g : Accélération due à la gravité.	v_{fwd} : Vitesse d'avancement du pneu.
$g_{x\text{best}}$: Meilleure position globale (PSO).	v_{rel} : Vitesse du pneu par rapport au sol.
γ : Angle d'orientation pour la contrainte de glissement.	ϕ : Angle d'orientation du véhicule.
h : Hauteur du sol au centre de masse.	x, y : Coordonnées de position du véhicule dans le repère global.
J : Moment d'inertie du véhicule par rapport à l'axe z .	$x_{\text{ref}}, y_{\text{ref}}$: Coordonnées de la trajectoire de référence.
	$x_{\text{dyn}}, y_{\text{dyn}}$: Coordonnées de la trajectoire simulée (modèle dynamique).

Liste des abréviations

AGV : Véhicule à guidage automatique.

CG : Coefficient de glissement.

CT : Coefficient de traction.

DTW : Alignement temporel dynamique.

DYC : Commande directe du lacet.

EKF : Filtre de Kalman étendu.

FPGA : Réseau de portes programmables (circuit logique programmable).

GNSS : Système mondial de navigation par satellite.

GPS : Système de positionnement global.

IMU : Unité de mesure inertielle.

INS : Système de navigation inertielle.

LiDAR : Télédétection par laser.

LS : Méthode des moindres carrés.

LSTM : Réseau neuronal récurrent à mémoire longue-courte.

MPC : Commande prédictive (commande prédictive par modèle).

NR : Méthode de Newton-Raphson.

NSGA-II : Algorithme génétique de tri non dominé II.

PID : Correcteur proportionnel–intégral–dérivé.

PSO : Optimisation par essaim de particules.

RLS : Moindres carrés récurrents.

RMSE : Erreur quadratique moyenne.

ROS : Système d'exploitation robotique.

SA : Recuit simulé.

TS : Recherche tabou.

VLSI : Intégration à très grande échelle.

Chapitre 1 - Introduction

1.1 Contexte historique

Au cours des dernières décennies, la croissance démographique, l'urbanisation rapide et l'essor industriel ont entraîné une augmentation considérable de la demande mondiale en énergie. Cette évolution s'accompagne de préoccupations croissantes liées à la raréfaction des ressources naturelles et aux impacts environnementaux de leur exploitation. Parmi ces impacts, le réchauffement climatique demeure la principale conséquence d'une consommation énergétique non maîtrisée, soulignant la nécessité de promouvoir des technologies durables et écoénergétiques.

Dans ce contexte mondial, l'électrification des systèmes mécaniques et l'automatisation constituent des leviers majeurs pour une transition énergétique plus propre. Le secteur agricole, en particulier, connaît une transformation rapide grâce à l'intégration de la robotique, de la mécatronique et des systèmes de contrôle intelligents. Le Canada, l'un des pays les plus avancés en matière de production agricole, se distingue par la taille importante de ses exploitations, atteignant en moyenne 809,4 acres par exploitation en 2021 contre 445 acres aux États-Unis, 210,2 acres au Royaume-Uni et 10,2 acres au Japon; ces ordres de grandeur, rapportés par Statistique Canada, justifient l'intérêt de solutions automatisées à grande échelle [5]. Ce contexte favorise l'adoption de solutions automatisées permettant d'améliorer la productivité, de réduire les coûts d'exploitation et de compenser la pénurie de main-d'œuvre.

En parallèle, dans les pays en développement, notamment en Afrique de l'Ouest, l'agriculture demeure le pilier de l'économie et un moyen essentiel de lutte contre la pauvreté et l'insécurité alimentaire; cette importance structurelle du secteur est illustrée par des travaux portant sur les systèmes agricoles [6]. Au Sénégal, elle constitue un axe stratégique du Plan Sénégal Émergent (PSE), qui vise à moderniser le secteur agricole pour

en faire un moteur durable de développement économique et social à l'horizon 2035 [7].

1.2 Problématique

Malgré son importance économique et sociale, le secteur agricole dans plusieurs régions du monde reste confronté à de multiples difficultés: accès limité aux facteurs de production, faible mécanisation, dépendance aux aléas climatiques, dégradation des sols et difficultés de commercialisation. Dans de nombreux pays africains, les pratiques agricoles demeurent rudimentaires, reposant encore sur la traction animale ou des outils manuels [2].

Pour surmonter ces contraintes, la modernisation du secteur par l'introduction de véhicules électriques intelligents et de robots semi-autonomes représente une solution innovante et durable. Ces technologies peuvent considérablement transformer la productivité agricole tout en favorisant une transition vers une économie verte [8].

Les robots agricoles et les véhicules électriques à traction indépendante présentent plusieurs avantages:

- Automatisation des tâches pénibles et répétitives;
- Réduction de la consommation d'énergie et des émissions de gaz à effet de serre;
- Meilleure utilisation des ressources (eau, engrais, pesticides);
- Adaptation en temps réel aux conditions du sol et du climat grâce à des capteurs intelligents;
- Compensation du manque de main-d'œuvre et amélioration de la sécurité au travail.

Cependant, l'intérêt de tels systèmes dépasse largement le cadre agricole. En effet, le développement de véhicules électriques autonomes à deux roues motrices indépendantes ouvre la voie à une diversité d'applications dans d'autres domaines [9]:

- Transport et assistance à la mobilité des personnes âgées ou à mobilité réduite [10, 11];

- Surveillance et logistique dans les zones rurales ou industrielles;
- Intervention dans des milieux difficiles d'accès (zones forestières, chantiers, exploitations minières);
- Applications humanitaires et médicales, telles que la distribution de médicaments ou de denrées alimentaires dans des régions isolées.

Ces différents usages confirment le potentiel sociétal et technologique de ces véhicules, qui allient performance énergétique, polyvalence fonctionnelle et durabilité environnementale.

1.3 Justification scientifique et enjeux de la modélisation

Avant toute mise en œuvre pratique, le développement d'un tel véhicule nécessite une modélisation rigoureuse de son comportement. La modélisation permet de décrire et de comprendre le fonctionnement global du système, d'anticiper son comportement sur différents types de terrain et de concevoir des stratégies de commande adaptées [12].

Dans le cas d'un véhicule électrique à deux roues motrices indépendantes, la modélisation vise à:

- Représenter les relations entre les vitesses de rotation des roues, la position et l'orientation du véhicule;
- Prendre en compte les forces de traction, de résistance au roulement et de contact roue-sol;
- Permettre l'optimisation de la répartition de la puissance entre les roues pour une meilleure stabilité et efficacité énergétique.

Une telle approche de modélisation est essentielle pour garantir la précision du contrôle, l'efficacité énergétique et la robustesse du véhicule face aux perturbations extérieures. Elle constitue également la base pour l'estimation des paramètres et la validation expérimentale du système.

1.4 Objectifs du projet

L'objectif principal de ce travail est de proposer un modèle dynamique d'un véhicule électrique à deux roues motrices indépendantes, intégrant à la fois les aspects cinématiques et dynamiques. Ce modèle doit permettre de reproduire fidèlement le comportement réel du véhicule, afin d'en faciliter la commande et la validation de différentes approches/méthodes de contrôle.

Les objectifs spécifiques sont les suivants:

- Établir les équations cinématiques et dynamiques du véhicule;
- Identifier les paramètres caractéristiques liés à la traction et aux résistances;
- Implémenter et simuler le modèle sous MATLAB/Simulink pour évaluer son comportement;
- Valider le modèle à l'aide de données expérimentales issues d'une plateforme réelle;
- Tester des méthodes d'estimation et d'optimisation pour ajuster les coefficients du modèle et améliorer la précision des simulations.

L'ensemble de ces étapes permettra d'obtenir un modèle fiable, adaptable et utilisable pour la conception future de stratégies de commande robustes.

1.5 Méthodologie

La démarche adoptée dans ce projet repose sur trois étapes principales:

- Modélisation analytique:
Développement des équations cinématiques et dynamiques du véhicule, intégrant les efforts longitudinaux et les interactions entre les roues et le sol.
- Implémentation et simulation numérique:
Construction du modèle sous Simulink, test du comportement du véhicule et analyse des performances avec des paramètres initiaux choisis a priori.

- Validation expérimentale et optimisation:

Comparaison des résultats de simulation avec les données expérimentales et ajustement des paramètres par des algorithmes d'optimisation.

1.6 Organisation du mémoire

Le présent mémoire est structuré en quatre chapitres et une conclusion générale.

- **Chapitre 2:** Étude bibliographique

Il expose les concepts fondamentaux associés à la dynamique du véhicule, présente les divers modèles dynamiques proposés dans la littérature et aborde les méthodes d'estimation des paramètres adaptées au contexte de cette étude.

- **Chapitre 3:** Modélisation cinématique et dynamique

Il détaille les équations mathématiques régissant le mouvement du véhicule, les hypothèses adoptées pour la modélisation, ainsi que les algorithmes PSO, SA et TS utilisés pour calibrer le modèle à partir des données expérimentales.

- **Chapitre 4:** Simulation, validation et analyse des résultats

Il présente la validation du modèle sous MATLAB/Simulink, la comparaison avec les données expérimentales et une discussion critique sur les performances obtenues.

Chapitre 2 - Revue bibliographique sur les modèles dynamiques d'un véhicule à basse vitesse

2.1 Introduction

La modélisation dynamique des véhicules électriques à deux roues motrices à traction indépendante s'appuie sur des concepts bien établis en dynamique des véhicules et en interaction pneu-sol. Dans ce chapitre, les notions nécessaires à la compréhension du modèle proposé sont introduites: d'abord les phénomènes dynamiques fondamentaux, ensuite les principaux modèles de pneus décrivant le contact avec le sol, puis les méthodes d'estimation des paramètres adaptées à ce type de système.

2.2 Dynamiques fondamentales des véhicules

2.2.1 Mouvements principaux

Le comportement d'un véhicule est caractérisé par trois mouvements de base (voir Figure 2.1) [13]:

- **Tangage (pitch):** C'est la rotation autour de l'axe transversal, influencée par l'accélération et le freinage. Lorsqu'un véhicule accélère, l'avant a tendance à se lever tandis que l'arrière s'abaisse. Inversement, lors d'un freinage, l'avant s'abaisse et l'arrière se soulève [14].
- **Roulis (roll):** C'est la rotation autour de l'axe longitudinal, liée aux virages. Lorsqu'un véhicule prend un virage, la force centrifuge pousse le véhicule vers l'extérieur du virage, ce qui peut entraîner un basculement latéral [14, 15].
- **Lacet (yaw):** C'est la rotation autour de l'axe vertical, qui conditionne la trajectoire et la stabilité directionnelle. Ce mouvement est souvent observé lors des changements de direction [14, 15].

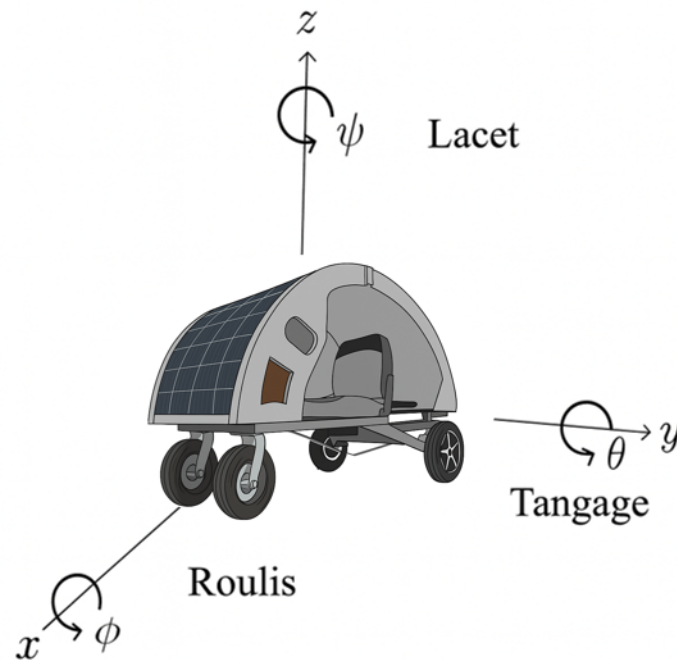


Figure 2.1 Représentation véhicule avec les trois mouvements. Vue d'une plateforme expérimentale de laboratoire à l'UQTR.

2.2.2 Dynamiques longitudinale, latérale et verticale

- La **dynamique longitudinale** est gouvernée par les forces de traction, de freinage et de résistance au roulement. Elle est particulièrement importante lors des accélérations et des freinages [14, 16–18].
- La **dynamique latérale** est dominée par les forces de dérive et les angles de braquage, qui influencent directement la stabilité en virage. Elle est particulièrement importante lors des virages et des manœuvres d'évitement [14, 16–18].
- La **dynamique verticale** résulte de la répartition des masses, des suspensions et de la rugosité du terrain. Ces mouvements sont particulièrement importants pour le confort de conduite et la stabilité du véhicule, surtout sur des terrains irréguliers ou lors de passages sur des bosses et des creux [15, 18].

Les dynamiques latérales et longitudinales sont des aspects essentiels de la performance et de la stabilité des véhicules électriques à deux roues motrices, surtout sur des terrains variés. Dans le cas d'un véhicule à deux roues motrices indépendantes, comme celui étudié, les roues arrière libres réduisent les effets latéraux, ce qui simplifie la modélisation par rapport à une automobile classique, généralement dotée d'une direction avant à roues braquées (géométrie de type Ackermann) [19–24].

2.3 Modèles de pneus et interaction pneu-sol

Le contact pneu-sol joue un rôle fondamental dans la transmission des efforts. Plusieurs modèles sont utilisés pour représenter ce phénomène [18].

2.3.1 Les différents types de modèles utilisés

L'étude des différents phénomènes observés au niveau des points de contact entre le pneu et le sol se fait par le biais de deux types de modèles, à savoir des modèles de type analytique et d'autres de type empirique. En effet, les modèles analytiques des pneus utilisent des équations mathématiques pour décrire les phénomènes physiques de la zone de contact pneu/sol, offrant une compréhension approfondie tout en nécessitant de nombreux paramètres et un temps de calcul élevé [18, 20, 25]. Les modèles empiriques, basés sur des données expérimentales, sont plus simples et moins coûteux en termes de calcul, ce qui permet une utilisation en temps réel; toutefois, leur précision dépend de la qualité des données. Ces modèles sont essentiels pour la simulation de conduite, la conception des pneus et les systèmes de contrôle de la stabilité, améliorant ainsi les performances et la sécurité des véhicules. Les modèles analytiques et empiriques des pneus sont utilisés pour comprendre et prédire le comportement des pneus en contact avec la surface de la route [26].

Modèles analytiques

Concept: Les modèles analytiques visent à modéliser théoriquement l'ensemble des phénomènes physiques au sein de la zone de contact entre le pneu et la surface de la route. Ils utilisent des équations mathématiques pour décrire la déformation du pneu, la répartition des efforts de contact et les interactions entre le pneu et la route [25].

Exemples de modèles analytiques

- **Modèle de Brown:** Ce modèle propose une description détaillée de la déformation du pneu et de la répartition des efforts de contact sur le pneumatique. Il prend en compte les propriétés matérielles du pneu et les conditions de contact [27].
- **Modèle de Dugoff:** Ce modèle est utilisé pour prédire les forces longitudinales et latérales en fonction de la vitesse et de l'angle de dérive [28].

Avantages et limitations

- **Avantages:** Les modèles analytiques offrent une compréhension approfondie des phénomènes physiques et peuvent être très précis.
- **Limitations:** Ils peuvent être complexes et coûteux en termes de temps de calcul, ce qui rend leur utilisation en temps réel difficile. De plus, ils nécessitent de nombreux paramètres, ce qui peut compliquer leur application pratique.

Modèles empiriques

Concept: Les modèles empiriques utilisent des données expérimentales pour établir des relations entre les variables de contact pneu/sol. Ils sont basés sur des observations et des mesures réelles plutôt que sur des équations théoriques [25].

Exemples de modèles empiriques

- **Modèle de Kiencke et Nielsen:** Ce modèle utilise des grandeurs caractérisant le contact, déterminées au préalable, pour modéliser les forces de contact [29].

- **Modèle de LuGre:** Ce modèle inclut l'effet Stribeck, le cisaillement et le frottement visqueux pour caractériser les glissements à basse vitesse [30].

Avantages et limitations

- **Avantages:** Les modèles empiriques sont souvent plus simples et moins coûteux en termes de calcul. Ils peuvent être utilisés en temps réel et sont plus faciles à appliquer dans des lois de commande.
- **Limitations:** Ils peuvent être moins précis que les modèles analytiques et dépendent fortement de la qualité des données expérimentales.

Applications

Selon [25], les modèles analytiques et empiriques des pneus sont utilisés dans diverses applications, notamment:

- **Simulation de conduite:** Pour prédire le comportement des véhicules dans différentes conditions de route.
- **Conception de pneus:** Pour optimiser les performances des pneus en termes de traction, de durabilité et de confort.
- **Systèmes de contrôle de la stabilité:** Pour améliorer la sécurité et la maniabilité des véhicules.

Ces modèles jouent un rôle crucial dans l'amélioration des performances et de la sécurité des véhicules.

2.3.2 Explication de quelques exemples de modèles utilisés

Modèle de Brown

Le modèle analytique de Brown se distingue par sa représentation de la zone de contact pneu-sol comme un ensemble d'éléments indépendants capables de passer progressivement de l'adhérence au glissement, offrant ainsi une description réaliste de la transition des

efforts lors du roulement, du freinage ou du virage [20, 28]. Ce modèle présente l'avantage d'un fondement physique rigoureux et permet une analyse détaillée de la distribution des efforts dans la zone de contact, ce qui en fait un outil de référence pour l'étude des interactions pneu-sol et l'optimisation des performances routières [20, 23].

Détermination de la distribution de la pression dans la zone d'interaction entre la roue et le sol

Une simplification de la modélisation de la surface de contact roue/sol, présentée dans la Figure 2.2, permet de ramener le système à un élément rectangulaire de longueur L et de largeur l . Étant donné que la raideur verticale K_z est largement inférieure à la raideur latérale K_y du pneu en raison de la construction même du pneu, il est raisonnable de considérer une largeur l fixe, une longueur fonction de la charge verticale F_z et de la raideur K_z [2].

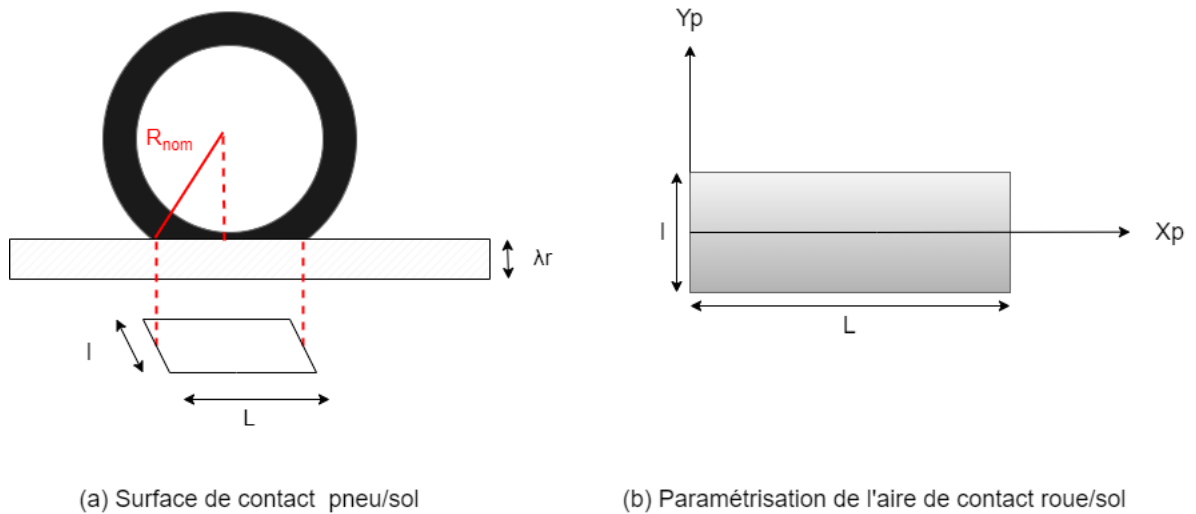


Figure 2.2 Modèle d'interaction pneus/sol linéaire adapté [2].

L'écrasement du pneumatique, également appelé déformation radiale λ_r , est donné par l'équation 2.1 [2]:

$$\lambda_r = \frac{F_z}{K_z} \quad (2.1)$$

L'application du théorème de Pythagore permet d'obtenir la relation suivante en se référant à la Figure 2.2(a) [2]:

$$R_{nom}^2 = \frac{L^2}{4} + (R_{nom} - \lambda_r)^2 \quad (2.2)$$

En supposant que le rayon nominal est trop important en comparaison avec la déformation radiale et en remplaçant l'expression de la déformation radiale de l'équation 2.1, la longueur de la surface de contact L s'exprime comme suit [2]:

$$L = \sqrt{8 R_{nom} \frac{F_z}{K_z}} \quad (2.3)$$

À présent que la zone de contact a été déterminée, la distribution de la pression sur cette surface peut être décrite en termes de pression maximale P_{max} . La plupart des modèles analytiques considèrent que la distribution de la pression est constante sur la largeur et parabolique sur la longueur. Par conséquent, la pression P au point de coordonnées (x_p, y_p) n'est fonction que de l'abscisse [2]:

$$P(x_p) = \frac{4 P_{max}}{L} \left(1 - \frac{x_p}{L}\right) x_p \quad (2.4)$$

Il est alors possible de calculer la charge verticale F_z en intégrant le produit de la largeur l et de la pression P , exprimée à partir de l'équation 2.4 [2]:

$$\begin{aligned}
 F_z &= \int_0^L P(x_p) l \, dx_p \\
 &= \frac{2 P_{max} l L}{3}
 \end{aligned}
 \tag{2.5}$$

En combinant les deux équations 2.4 et 2.5, la répartition de la pression sous la charge verticale est:

$$P(x_p) = \frac{6 F_z}{L^2 l} \left(1 - \frac{x_p}{L}\right) x_p \tag{2.6}$$

Détermination des contraintes sur la surface de contact roue/sol

Comme présenté dans la Figure 2.3, la surface de contact peut être divisée en deux régions distinctes où, sur chacune d'elles, est appliqué un unique type de contrainte:

- Une région d'adhérence avec des contraintes élastiques;
- Une région de glissement avec des contraintes de glissement.

Les contraintes élastiques résultent de la déformation du pneu et dépendent de sa rigidité. Les contraintes de glissement sont conditionnées par un coefficient de friction et la répartition de la pression au niveau du point de contact entre la roue et le sol. C'est la raison pour laquelle l'identification des contraintes élastiques se base sur la mécanique des milieux continus, tandis que la mécanique des solides indéformables est employée pour les contraintes de glissement. Pour garantir la continuité des contraintes à la frontière, on définit un point de décollement A avec une abscisse x_a . Sa coordonnée en abscisse est déterminée de façon à maintenir cette continuité, comme détaillé ci-dessous.

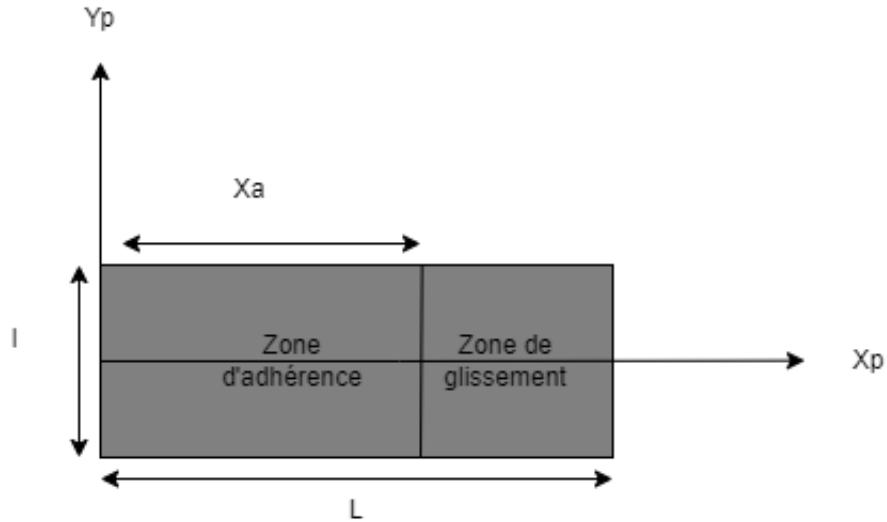


Figure 2.3 Zones de contraintes de glissement et d'adhérence [2].

Détermination des contraintes de glissement

Comme abordé précédemment, les contraintes de glissement sont liées à un coefficient de frottement μ et à la distribution de la pression:

$$\sigma_g = \mu P(x_p), \quad x_a < x_p < L \quad (2.7)$$

En considérant que la répartition de la pression est parabolique, l'expression σ_g devient:

$$\sigma_g = \frac{6 \mu F_z}{L^2 l} \left(1 - \frac{x_p}{L}\right) x_p, \quad x_a < x_p < L \quad (2.8)$$

Étant donné que cette contrainte n'est pas nécessairement colinéaire avec l'axe horizontal, deux composantes peuvent être définies par l'introduction d'un angle

d'orientation γ :

$$\begin{cases} \sigma_{gx} = \sigma_g \cos(\gamma) \\ \sigma_{gy} = \sigma_g \sin(\gamma) \end{cases} \quad (2.9)$$

Par ailleurs, au vu de la définition du glissement, cet angle γ est défini comme suit:

$$\begin{cases} \cos(\gamma) = \frac{g_l}{g} \\ \sin(\gamma) = \frac{g_t}{g} \end{cases} \quad (2.10)$$

La conjugaison des trois équations 2.8, 2.9 et 2.10 permet d'exprimer les deux composantes de la contrainte de glissement comme suit:

$$\begin{cases} \sigma_{gx} = \frac{6 \mu F_z}{L^2 l} \left(1 - \frac{x_p}{L}\right) \frac{g_l}{g} x_p \\ \sigma_{gy} = \frac{6 \mu F_z}{L^2 l} \left(1 - \frac{x_p}{L}\right) \frac{g_t}{g} x_p \end{cases} \quad (2.11)$$

Détermination des contraintes d'adhérence

Par définition, les contraintes élastiques longitudinales σ_{ax} et latérales σ_{ay} au sein de la zone d'adhérence sont proportionnelles au déplacement relatif (Δ_{xp} et Δ_{yp}) ainsi qu'à la rigidité du pneu (K_x et K_y) pour chaque axe:

$$\begin{cases} \sigma_{ax} = K_x \Delta_{xp} = K_x g_l x_p \\ \sigma_{ay} = K_y \Delta_{yp} = K_y g_t y_p \end{cases} \quad (2.12)$$

avec $0 < x_p < x_a$

Détermination du point de détachement

Une fois les deux types de contraintes déterminés, il est nécessaire de fixer l'ordonnée du point de séparation x_a pour garantir la continuité des contraintes entre les deux régions. Selon la définition du point de détachement, les contraintes d'adhérence et de glissement doivent correspondre à l'abscisse x_a , ce qui équivaut à exprimer:

$$\sigma_{ax}^2 + \sigma_{ay}^2 = \sigma_g^2 \quad (2.13)$$

En substituant les expressions des contraintes établies aux points précédents, l'expression x_a devient alors:

$$x_a = L \left[1 - \left(\frac{L^2 l}{6\mu F_z} \right) \sqrt{(K_x g_l)^2 + (K_y g_t)^2} \right] \quad (2.14)$$

Remarque

Il se peut que l'abscisse de dépassement x_a soit nulle. Selon l'équation 2.14, les valeurs des variables critiques de glissement menant à $x_a = 0$ sont alors:

$$\begin{cases} g_{lc} = \frac{6\mu F_z}{K_x L^2 l} \\ g_{tc} = \frac{K_x}{K_y} \sqrt{g_l^2 - g_t^2} \end{cases} \quad (2.15)$$

Si les déplacements dépassent les seuils critiques, il n'y a aucune contrainte dans la zone d'adhérence, car celle-ci n'est plus présente. Cela peut être compris à une échelle

macroscopique comme une diminution de l'adhérence du pneu. Sa capacité à transmettre des efforts est donc considérablement réduite.

Extraction des efforts tangentiels

Le calcul des forces de contact est conditionné par la présence ou l'absence de diverses régions. Comme mentionné plus tôt, si les glissements restent en deçà des seuils critiques, la zone d'adhérence persiste et l'obtention des efforts requiert la combinaison des contraintes d'adhérence et de glissement sur la surface de contact. Par conséquent, selon [2], l'expression des efforts longitudinaux et latéraux se fait par:

$$\left\{ \begin{array}{l} F_x = \int_0^L \int_{-\frac{l}{2}}^{\frac{l}{2}} (\sigma_{ax} + \sigma_{gx}) dx_p dy_p \\ \quad = \frac{K_x l x_a^2 g_l}{2} + \frac{\mu g_l F_z}{g} \left[1 - 3 \left(\frac{x_a}{L} \right)^2 + 2 \left(\frac{x_a}{L} \right)^3 \right] \\ F_y = \int_0^L \int_{-\frac{l}{2}}^{\frac{l}{2}} (\sigma_{ay} + \sigma_{gy}) dx_p dy_p \\ \quad = \frac{K_y l x_a^2 g_t}{2} + \frac{\mu g_t F_z}{g} \left[1 - 3 \left(\frac{x_a}{L} \right)^2 + 2 \left(\frac{x_a}{L} \right)^3 \right] \end{array} \right. \quad (2.16)$$

Si l'abscisse du point de détachement est nulle, les efforts longitudinaux et latéraux ne sont obtenus qu'à partir des contraintes de glissement:

$$\left\{ \begin{array}{l} F_x = \mu_x F_z \\ F_y = \mu_y F_z \end{array} \right. \quad (2.17)$$

Où $\mu_x = \mu \cos(\gamma)$ et $\mu_y = \mu \sin(\gamma)$, qui illustrent les coefficients de friction sur chaque axe respectif, sont détaillés à partir de l'équation 2.10. Ce modèle de contact intègre l'association des efforts longitudinaux et latéraux, car leurs formulations 2.16 et 2.17

reposent sur la définition du glissement total g , donnée par l'équation 2.18 [2, 20].

$$g = \sqrt{g_l^2 + g_t^2} \quad (2.18)$$

D'autres modèles ont été élaborés en se basant sur le modèle de Brown, chacun présentant diverses variantes. Parmi ceux-ci, deux modèles majeurs se distinguent par leur large adoption dans la modélisation dynamique des véhicules, à savoir le modèle de Pacejka (Magic Formula), reconnu pour sa précision empirique, et le modèle de Dugoff, apprécié pour sa formulation analytique relativement simple.

Toutefois, les hypothèses simplificatrices (distribution de pression idéale, homogénéité des matériaux, paramètres supposés constants) et la complexité des calculs requis limitent parfois l'utilisation directe de ces modèles dans des contextes appliqués ou des simulations en temps réel [23]. Malgré ces contraintes, le modèle de Brown constitue un compromis pertinent entre le réalisme physique et l'accessibilité analytique, en particulier pour le dimensionnement des structures routières et la sécurité des déplacements [2, 15, 31].

Modèle de Dugoff

À l'instar du modèle de Brown, ce modèle considère le couplage des efforts longitudinaux et latéraux par le biais d'un coefficient τ . Les différents efforts sont exprimés en fonction des variables suivantes [28]:

- β l'angle de dérive;
- g_l le taux de glissement longitudinal;
- F_z la charge verticale;
- μ un coefficient de frottement fixe.

Par ailleurs, les paramètres suivants du pneu sont pris en compte [28]:

- K_x la raideur longitudinale;

- K_y la raideur latérale.

Ainsi, selon [28], l'expression mathématique des efforts longitudinaux et latéraux s'écrit:

$$\begin{cases} F_x = K_x \frac{g_l}{1 - g_l} \tau \\ F_y = K_y \frac{\tan(\beta)}{1 - g_l} \tau \\ \forall g_l \neq 1 \end{cases} \quad (2.19)$$

Avec τ le paramètre de couplage [28]:

$$\tau = \begin{cases} (2 - \sigma) \sigma, & \text{si } \sigma < 1, \\ 1, & \text{sinon,} \end{cases} \quad \text{avec } \sigma = \frac{(1 - g_l) \mu F_z}{2 \sqrt{(K_x g_l)^2 + (K_y \tan(\beta))^2}}. \quad (2.20)$$

Conformément au modèle de Brown, la présence ou l'absence de la zone d'adhérence est dictée par la valeur du paramètre σ [20, 28].

Modèle de Gim

L'approche proposée par Gim est plus exhaustive, car elle prend en compte les déformations élastiques ainsi que les glissements combinés de la direction longitudinale et de la direction latérale. Elle est basée sur des suppositions relatives à la résistance du pneu et au champ de contact, en tenant compte des interactions complexes. Les déformations élastiques se manifestent par la division de la zone de contact en zones d'adhérence et de glissement. Selon les conditions de roulement, les forces longitudinales et latérales sont

décrites par [32, 33]:

$$\begin{cases} F_x = C_s g_l l_n^2 + \mu_x F_z (1 - l_n^2 + 2l_n^3) \\ F_y = C_\alpha g_t l_n^2 + \mu_y F_z (1 - 3l_n^2 + 2l_n^3) \end{cases} \quad (2.21)$$

Avec:

$$\begin{cases} C_s = \frac{K_x l}{2} \\ C_\alpha = \frac{K_y l}{2} \\ l_n = 2L \left[1 - \frac{2lL^2}{3\mu F_z} \sqrt{(K_x g_l)^2 + (K_y g_t)^2} \right] \end{cases} \quad (2.22)$$

Avec:

K_x : la raideur longitudinale du pneumatique par unité d'aire;

K_y : la raideur latérale du pneumatique par unité d'aire;

L : la longueur de la surface de contact;

l : la largeur du pneumatique.

Modèle de Burckhardt

Le modèle de Burckhardt est utilisé pour représenter la variation du coefficient de friction en fonction du glissement, puis pour en déduire les efforts transmissibles au niveau du contact pneu-sol. L'intérêt de ce modèle réside dans sa formulation compacte et dans le nombre réduit de paramètres, ce qui facilite son identification et son intégration dans des schémas de commande. Par ailleurs, sa faible complexité mathématique permet une linéarisation locale et une utilisation efficace dans des applications orientées contrôle. Selon [34, 35], les formules de Burckhardt pour les pneus couplés, qui fournissent des

forces longitudinales et latérales, se présentent de la manière suivante:

$$\begin{cases} F_x = \mu_x F_z \\ F_y = \mu_y F_z \end{cases} \quad (2.23)$$

Avec:

$$\begin{cases} \mu_x = p_1 (1 - e^{-p_2 g}) - p_3 g \\ \mu_y = p_1 (1 - e^{-p_2 \tan(\beta)}) - p_3 g \end{cases} \quad (2.24)$$

Où p_1 , p_2 et p_3 sont des paramètres caractéristiques des pneumatiques et de la surface de contact, g le glissement global, et β l'angle de dérive.

Le Tableau 2-1 présente des valeurs de paramètres du modèle de Burckhardt pour différentes surfaces routières.

Tableau 2-1 Paramètres du modèle de Burckhardt pour les différentes surfaces routières tirés de [1].

Conditions de surface	p_1	p_2	p_3
Asphalte sec	1.2801	23.99	0.52
Asphalte mouillé	0.857	33.822	0.347
Béton sec	1.1973	25.168	0.5373
Pavés secs	1.3713	6.4565	0.6691
Pavés mouillés	0.4004	33.708	0.1204
Neige	0.1946	94.129	0.0646
Glace	0.05	306.39	0

Modèle de Kiencke et Nielsen

Ce modèle est qualifié de modèle semi-empirique, car l'obtention des efforts tangentiels repose sur deux phases distinctes. La première phase est analytique, car le coefficient de frottement est établi grâce à une modélisation physique de l'interaction roue/sol. La seconde phase implique l'établissement empirique d'une relation mathématique qui associe

les glissements et le coefficient de frottement aux efforts tangentiels. Ce modèle élargit la méthode de Burckhardt en incorporant deux éléments. L'un est lié à la vitesse de conduite p_4 et l'autre à la charge maximale de la roue p_5 .

Calcul du coefficient de frottement

Son expression englobe les principales caractéristiques du contact entre la roue et le sol par le biais de divers paramètres:

- p_1 , p_2 et p_3 sont fonction du type de sol (obtenus empiriquement pour chaque type de sol);
- p_4 définit la vitesse de conduite maximale;
- p_5 dépend de la charge maximale supportée par la roue.

Ce modèle repose également sur des variables clés qui sont à l'origine des efforts de tangage, communs à la majorité des modèles axés sur le contact entre la roue et le sol:

- g pour le glissement global;
- V_g pour la vitesse du centre de gravité du véhicule;
- F_z pour la charge verticale.

En définitive, la formulation du coefficient de friction selon [29] s'exprime comme suit:

$$\mu = p_1 (1 - e^{-p_2 g}) - p_3 g e^{-p_4 g V_g} (1 - p_5 F_z^2) \quad (2.25)$$

Expression des efforts tangentiels

L'expression des forces longitudinales et latérales est déterminée à partir du coefficient de frottement μ [29]:

$$\begin{cases} F_x = \mu \frac{F_z}{g} [g_l \cos(\beta) - C_p g_t \sin(\beta)] \\ F_y = \mu \frac{F_z}{g} [C_p g_t \cos(\beta) + g_l \sin(\beta)] \end{cases} \quad (2.26)$$

Un coefficient de pondération, établi de manière expérimentale, est considéré comme

étant compris entre 0,9 et 0,95. Comme on peut l'observer, ce modèle semi-empirique considère l'interaction entre les efforts latéraux et longitudinaux [29].

Modèle de Pacejka

Le modèle de Pacejka, qui repose sur la « formule magique », est une référence dans le secteur automobile pour modéliser le comportement des pneus. Ce modèle a été initialement suggéré à la fin des années 1970. Ce modèle se distingue par sa représentation épurée des efforts et des moments produits lors de l'interaction entre la roue et le sol. De plus, il s'appuie sur des paramètres réglables pour illustrer de manière optimale les forces et les moments créés entre le pneumatique et le sol [20–22].

L'expression générale pour décrire les efforts et les moments générés est [20]:

$$\begin{cases} y(x) = D \sin[C \arctan(Bx - E(Bx - \arctan(Bx)))] \\ Y(x) = y(x) + S_v \\ x = X + S_h \end{cases} \quad (2.27)$$

Avec:

Y: la force longitudinale F_x ou la force latérale F_y ou encore le moment d'auto-alignement M_z ;

X: le taux de glissement k ou l'angle de dérive α .

Les paramètres B , C , D , E , S_h et S_v sont appelés macro-coefficients [20, 21].

- B , le coefficient de rigidité qui permet d'ajuster la pente à l'origine;
- C , le coefficient de forme qui permet d'ajuster l'allure de la courbe;
- D , le coefficient d'amplitude qui correspond au maximum de la courbe d'adhérence;
- E , le coefficient de courbure;
- S_h , le décalage horizontal par rapport à l'origine;

- S_v , le décalage vertical par rapport à l'origine;
- Le terme B.C.D représente la pente à l'origine, donc la rigidité latérale du pneu pour de faibles sollicitations.

L'équation 2.28 définit la force longitudinale F_x comme suit [20]:

$$F_x = D_x \sin \left[C_x \arctan \left(B_x(k + S_{hx}) - E \left(B_x(k + S_{hx}) - \arctan(B_x(k + S_{hx})) \right) \right) \right] + S_{vx} \quad (2.28)$$

Les macro-coefficients décrivant la force longitudinale sont donnés comme suit [20, 21]:

$$\left\{ \begin{array}{lcl} B_x C_x D_x & = & a_3 \sin \left[2 \arctan \left(\frac{F_z}{a_4} \right) \right] (1 - a_5 |\gamma|) \\ C_x & = & a_{18} \\ D_x & = & (a_1 F_z^2 + a_2 F_z) (1 - a_{15} \gamma^2) \\ E_x & = & [1 - (a_{16} \gamma - a_{17}) \text{sign}(\alpha)] (a_6 F_z + a_7) \\ S_{hx} & = & a_8 F_z + a_9 + a_{10} \gamma \\ S_{vy} & = & a_{11} F_z + a_{12} + (a_{13} F_z + a_{14}) \gamma F_z \end{array} \right. \quad (2.29)$$

Avec $a_i, i = 1, \dots, 18$, les micro-coefficients.

Ces macro-coefficients ne sont pas constants et dépendent de paramètres appelés micro-coefficients; la remarque est qu'en dehors du coefficient de forme C, tous les macro-coefficients dépendent de la charge verticale F_z et de l'angle de carrossage γ . Ces micro-coefficients sont fixés pour les conditions expérimentales (type de pneumatique, conditions d'adhérence, etc.).

La force latérale F_y est définie comme suit [20]:

$$F_y = D_y \sin \left[C_y \arctan \left(B_y(\alpha + S_{hy}) - E_y \left(B_y(\alpha + S_{hy}) - \arctan \left(B_y(\alpha + S_{hy}) \right) \right) \right) \right] + S_{vy} \quad (2.30)$$

Le moment d'auto-alignement M_z est donné par l'expression suivante [20]:

$$M_z = D_z \sin \left[C_z \arctan \left(B_z(k + S_{hz}) - E \left(B_z(k + S_{hz}) - \arctan \left(B_z(k + S_{hz}) \right) \right) \right) \right] + S_{vz} \quad (2.31)$$

Remarque:

Si une sollicitation longitudinale entre en jeu avec la sollicitation latérale, une force combinée se forme, qui est déterminée par l'expression suivante:

$$F_c = F_y G + F_x \quad (2.32)$$

G est déterminé à partir des macro-coefficients et des micro-coefficients [20, 36].

En somme, bien que les modèles analytiques offrent une description précise des phénomènes physiques au contact pneu/sol, leur complexité et les ressources qu'ils exigent limitent leur applicabilité. Les modèles empiriques, quant à eux, malgré leur intérêt industriel, restent peu adaptés à des environnements non contrôlés en raison de leur dépendance aux conditions expérimentales. Ainsi, ces approches, bien qu'instructives, ouvrent la voie au développement de modèles simplifiés et opérationnels en temps réel, capables de représenter efficacement le comportement du pneumatique dans des contextes variés. Dans ce mémoire,

l'approche hybride est retenue, car elle concilie le réalisme expérimental et la rigueur physique.

2.4 Méthodes d'estimation des paramètres

L'estimation des paramètres est une étape essentielle pour relier le modèle dynamique du véhicule aux mesures issues des capteurs. Dans le cas d'un véhicule électrique à deux roues motrices, il s'agit notamment d'identifier les paramètres de traction, les résistances au roulement, certaines inerties équivalentes ou encore des biais de capteurs. De manière générale, l'estimation de paramètres de systèmes dynamiques non linéaires s'appuie sur un compromis entre richesse du modèle, qualité des données, robustesse numérique et coût de calcul [37–39].

Les travaux fondateurs en identification des systèmes linéaires ont posé les bases des méthodes de moindres carrés (LS), moindres carrés récursifs (RLS), maximum de vraisemblance et méthodes à base de modèles ARX/ARMAX [37, 38]. Ces approches ont été largement utilisées pour identifier des modèles de véhicules, de suspension ou de motorisations, dès lors que la dynamique reste proche du linéaire et que les bruits de mesure peuvent être raisonnablement modélisés par des processus gaussiens [39].

Pour les véhicules routiers, un enjeu majeur concerne l'estimation des paramètres liés au contact pneu-sol, en particulier le coefficient de friction longitudinal et latéral. De nombreux travaux ont montré que ce coefficient dépend fortement de la charge normale, de la vitesse, de l'état de la chaussée et de la dynamique du véhicule, et qu'il doit donc être estimé en ligne à partir de mesures de vitesses de roues, d'accélération et de forces longitudinales [40, 41]. Dans ce contexte, des méthodes d'estimation à base de filtres de Kalman étendus ou de filtres non linéaires dérivés ont été proposées pour identifier l'adhérence et détecter les situations de perte de traction [40, 41].

2.4.1 Approches classiques d'estimation

Dans un premier groupe de méthodes, dites classiques, les paramètres sont estimés en minimisant un critère de type moindres carrés entre la sortie du modèle et les mesures expérimentales. Pour des méthodes linéaires en paramètres, le problème se ramène à une régression linéaire, qui peut être résolue de manière analytique ou récursive (algorithmes RLS) [37, 38]. Ces méthodes présentent l'avantage d'être bien maîtrisées, avec des propriétés de convergence et d'optimalité établies sous des hypothèses précises (excitation suffisante du système, bruits gaussiens, etc.) [37].

Lorsque la dynamique est décrite par un modèle d'état, les filtres de Kalman et leurs variantes non linéaires, à savoir le filtre de Kalman étendu (EKF) et le filtre de Kalman unscented (UKF), constituent une autre famille d'outils pour estimer simultanément les états et les paramètres [39]. Dans ce cas, les paramètres sont augmentés à l'état et leurs valeurs sont mises à jour en fonction de l'écart entre mesures et prédictions du modèle. Ces techniques ont été appliquées avec succès à l'estimation de la friction pneu-route, de la masse du véhicule ou de la pente de la route [40, 41].

Méthode Newton-Raphson stochastique (NR)

La méthode de Newton-Raphson est utilisée pour la résolution de systèmes non linéaires, mais son efficacité diminue en présence de bruit. Des variantes stochastiques avec des gains variables permettent d'améliorer la convergence et la robustesse face aux mesures bruitées.

- **Avantages:** Cette méthode présente une convergence rapide pour les fonctions bien conditionnées et propose des corrections statistiques adaptées au bruit.
- **Limites:** Cette méthode peut présenter un risque d'échec en cas de mauvaise initialisation, nécessitant un bon calcul du gradient et de la jacobienne. Il peut y avoir une divergence possible en cas de perturbations.

- Complexité d'utilisation: Les versions adaptatives et stochastiques présentent une complexité computationnelle plus élevée, en raison de l'augmentation du nombre de paramètres à estimer et du coût de calcul associé, comparativement aux versions déterministes classiques [42].

Moindres carrés, programmation quadratique et dynamique

Ces méthodes cherchent à ajuster les paramètres du modèle à partir de mesures expérimentales en minimisant une fonction de coût souvent quadratique. Les méthodes telles que la programmation quadratique ou dynamique sont adaptées lorsqu'il s'agit de résoudre des problèmes déterministes de contraintes linéaires, tels que l'optimisation des profils de vitesse ou la planification des réseaux électriques [43, 44]. Elles sont appréciées pour leur simplicité et leur efficacité sur les systèmes peu bruyants, mais elles peuvent devenir sensibles aux perturbations et aux variations rapides, surtout si le modèle sous-jacent est linéarisé [45].

- Avantages: Cette méthode présente une rapidité de convergence, une simplicité de mise en œuvre et une bonne robustesse en cas de modèle linéaire ou peu bruité.
- Limites: Cette méthode peut être peu efficace en présence de bruit fort, de non-linéarité ou de fonctions objectives comportant de multiples minima locaux.
- Complexité d'utilisation: Elle est généralement faible à moyenne, dépendante du nombre de variables et de contraintes [44].

Méthodes de programmation mixte et dynamique

Ces techniques permettent de modéliser des problèmes d'optimisation sous contraintes complexes, comme la gestion des profils de vitesse et d'efforts de traction/freinage dans le contexte ferroviaire ou de distribution électrique [43, 44]. Le principe est de réaliser une

modélisation explicite des trajectoires ou des réseaux, en prenant en compte des paramètres physiques, économiques et géométriques, et de résoudre par des algorithmes numériques ou heuristiques.

- Avantages: Cette méthode est flexible, précise et adaptable à de nombreux cas réels grâce à l'intégration des contraintes pratiques (vitesses, gradients, puissance).
- Limites: Elle présente un problème de dimensionnement en cas de grande taille et un besoin de linéariser certaines contraintes non linéaires.
- Complexité d'utilisation: Elle est élevée pour les grandes instances, mais souvent acceptable pour des sous-problèmes ou des applications en contrôle et planification [43, 44].

Dans ce qui suit, il sera question d'examiner la famille des méthodes méta-heuristiques. Puisque, dès que le modèle devient fortement non linéaire, plusieurs minima locaux apparaissent ou plusieurs objectifs doivent être pris en compte (par exemple, minimiser à la fois l'erreur de trajectoire et la consommation), les méthodes classiques peuvent se heurter à des problèmes de convergence ou de sensibilité aux conditions initiales [37].

2.4.2 Approches méta-heuristiques

Les méthodes méta-heuristiques regroupent un ensemble d'algorithmes d'optimisation stochastiques conçus pour explorer efficacement des espaces de recherche non convexes et de grande dimension [3, 46]. Elles ne nécessitent généralement que l'évaluation d'une fonction de coût, sans hypothèse forte sur la continuité ou la dérivabilité, ce qui les rend bien adaptées à l'identification de paramètres de modèles non linéaires complexes.

Plusieurs études comparatives ont montré l'intérêt de ces approches pour l'optimisation de systèmes énergétiques, de convertisseurs ou de véhicules électriques, en particulier lorsque plusieurs objectifs doivent être pris en compte simultanément (rendement, coût, contraintes

physiques) [46–48]. Les méta-heuristiques permettent également d'intégrer des contraintes non différentiables ou des zones interdites dans l'espace des paramètres, ce qui est plus difficile avec des méthodes basées sur le gradient [3, 47]. Les méthodes méta-heuristiques présentent plusieurs avantages adaptés à ces exigences [3]:

- **Capacité à traiter des problèmes non linéaires et multi-objectifs:** Elles permettent de gérer efficacement des espaces de solutions complexes où les méthodes classiques peinent à trouver des solutions fiables, notamment pour des systèmes dynamiques présentant des comportements difficiles à modéliser précisément.
- **Exploration globale et évitement des minima locaux:** Contrairement aux méthodes déterministes, les méta-heuristiques explorent l'ensemble de l'espace de manière stochastique, atténuant le risque de rester coincé dans des solutions sous-optimales, ce qui garantit une meilleure précision dans l'estimation des paramètres.
- **Robustesse face aux incertitudes:** Les variations des conditions de conduite, les perturbations environnementales et les erreurs de mesure sont bien prises en compte grâce à la nature adaptative et flexible de ces méthodes.
- **Compatible avec le traitement en temps réel:** Avec les améliorations matérielles, notamment les technologies VLSI (P.ex., FPGA), ainsi que des algorithmes optimisés, il devient possible d'intégrer ces méthodes dans des systèmes embarqués pour assurer une estimation rapide et fiable.

Dans la littérature, l'optimisation par essaim de particules (PSO) est l'une des méthodes les plus utilisées pour l'identification de paramètres de systèmes dynamiques, grâce à sa simplicité de mise en oeuvre et à sa capacité à échapper aux minima locaux [3, 48]. Nous la retrouvons, par exemple, pour l'identification de moteurs électriques, de modèles de batteries ou d'actionneurs électromécaniques [48, 49].

Le recuit simulé (SA) et la recherche tabou (TS) constituent deux autres méta-heuristiques,

souvent employées comme alternatives ou compléments au PSO, notamment lorsqu'il est souhaitable de renforcer l'exploration globale ou de mieux contrôler l'équilibre entre exploration et exploitation [47, 50, 51].

Dans ce mémoire, trois familles de méta-heuristiques ont été retenues pour l'estimation des coefficients de traction C_{1L} et C_{1R} : le recuit simulé (SA), la recherche tabou (TS) et l'optimisation par essaim de particules (PSO). Le choix de ces méthodes est motivé par leur capacité démontrée à traiter des problèmes d'identification de paramètres sous contraintes et à obtenir des solutions de bonne qualité dans des temps de calcul raisonnables [3, 46–51].

Recuit Simulé (SA)

Le recuit simulé s'inspire du processus de refroidissement contrôlé des matériaux, au cours duquel un métal chauffé à haute température est refroidi lentement afin de réduire ses défauts cristallins. En optimisation, l'algorithme explore l'espace des solutions en acceptant parfois des solutions moins bonnes, avec une probabilité contrôlée par une température décroissante [51, 52].

- **Avantages:** Cette méthode présente une structure simple et permet d'éviter certains minima locaux, tout en convergeant vers un optimum global lorsque le schéma de refroidissement est suffisamment lent.
- **Limites:** La convergence peut être lente et le paramétrage est sensible (température, nombre d'itérations).
- **Complexité d'utilisation:** Elle est moyenne, adaptée aux systèmes multi-paramètres.

Le principe est d'explorer itérativement l'espace des solutions par la génération aléatoire de solutions candidates. À chaque itération i , une solution $Sol(i)$ est générée et sa fonction de coût $Cost(i) = F(Sol(i))$ est évaluée. Cette valeur est utilisée dans les critères de Metropolis [3], définis par l'équation 2.33, pour déterminer si la solution devient la nouvelle

solution optimale S_{OPT} .

$$a_p = \exp\left(-\frac{F(S_{OPT}) + \text{Cost}(i)}{T}\right) \quad (2.33)$$

Ce processus est réitéré N fois, la température T étant diminuée d'un facteur α (compris entre 0 et 1) à l'issue de chaque série de n itérations, tant qu'elle demeure supérieure à un seuil minimal T_{MIN} . Par conséquent, le nombre total de cycles d'évaluation effectués par l'algorithme dépend étroitement des paramètres initiaux, à savoir la température de départ T_{INIT} , la température minimale T_{MIN} , le coefficient de réduction α , ainsi que le nombre d'itérations par palier. Le nombre total de cycles d'évaluation N_{SA} est exprimé par [3]:

$$N_{SA} = n \left(\frac{\log\left(\frac{T_{MIN}}{T_{INIT}}\right)}{\log(\alpha)} \right) \quad (2.34)$$

Le logigramme représentant cet algorithme est présenté dans la Figure 2.4.

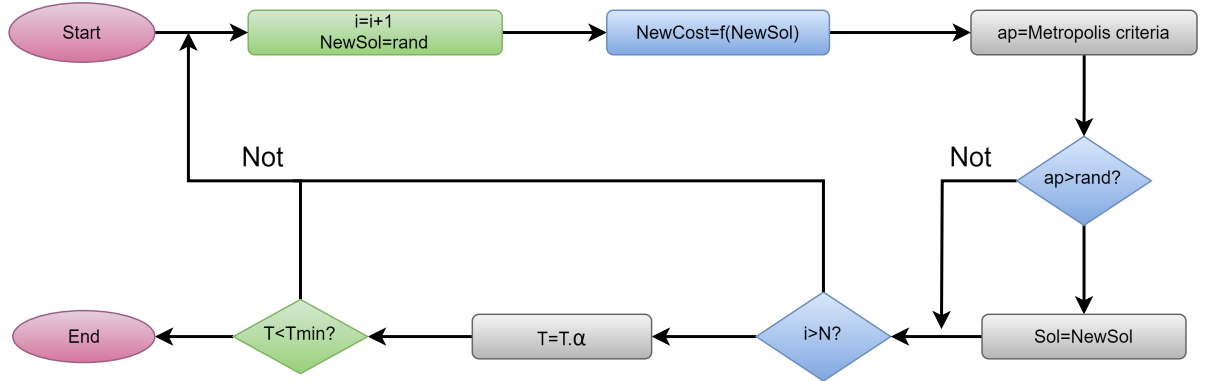


Figure 2.4 Organigramme de l'algorithme de recuit simulé SA [3].

Recherche Tabou (TS)

La recherche tabou commence par une solution initiale aléatoire et explore un voisinage défini autour de cette solution, en évaluant les solutions candidates selon la fonction de coût F . Elle stocke temporairement les solutions visitées dans une liste «taboue» de taille maximale L pour éviter le retour en arrière et explorer efficacement l'espace de solutions [3, 53]. Le logigramme représentant cet algorithme est présenté dans la Figure 2.5.

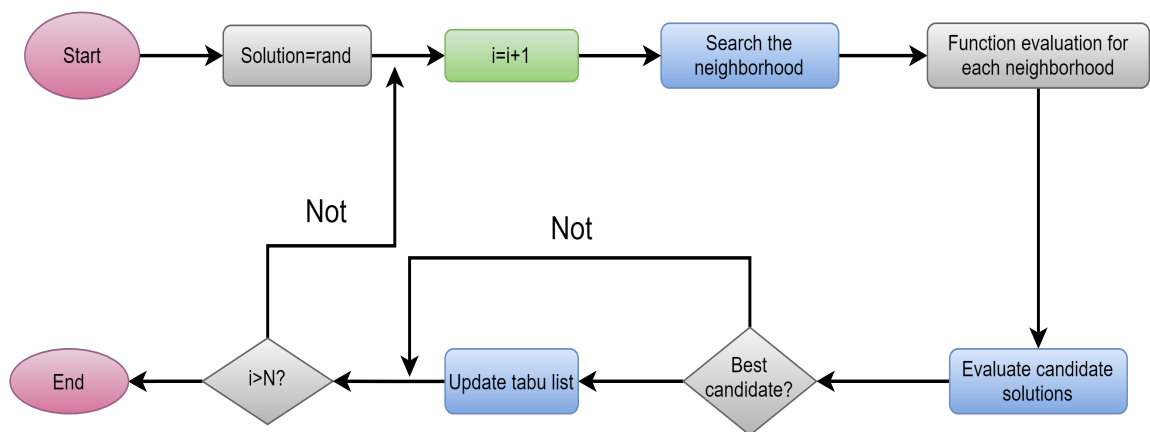


Figure 2.5 Organigramme de l'algorithme de recherche tabou TS [3].

Le nombre total d'évaluations de la fonction coût est $n\eta$, où n est le nombre d'itérations et η est le nombre de voisins évalués à chaque étape [3].

- Avantages : Cette méthode est efficace pour la recherche locale et utile pour les problèmes combinatoires ou comportant des restrictions.
- Limites : Ses performances sont limitées dans de grands espaces de recherche, et l'efficacité dépend du paramétrage et de la taille du voisinage.
- Complexité d'utilisation : Elle est moyenne à élevée selon la taille de la liste et du voisinage.

Optimisation par essaim de particules (PSO)

La méthode d'optimisation par essaim de particules (PSO) est une méta-heuristique inspirée du comportement collectif d'un groupe d'individus (particules) qui explorent simultanément l'espace des solutions en combinant exploration globale et exploitation des meilleures solutions trouvées [46, 50, 54].

- Avantages: Cette méthode présente une excellente performance pour les fonctions non linéaires, multi-objectives et de haute dimension. Elle a un potentiel de parallélisation très fort (VLSI).
- Limites: Elle est sensible aux paramètres de l'algorithme; et la convergence est parfois aléatoire.
- Complexité d'utilisation: Elle est moyenne à élevée, mais bien adaptée à l'implémentation en matériel dédié pour optimiser le temps de calcul.

Chaque particule possède une position px et une vitesse pv à l'itération k , ainsi que sa meilleure position précédente px_{best} , la meilleure position globale gx_{best} et la valeur de la fonction objectif à ce point $F(px_{best})$. La vitesse est mise à jour selon [3]:

$$pv(k) = pv(k-1) + c_1 \cdot |\Delta p| \cdot \Delta p + c_2 \cdot |\Delta g| \cdot \Delta g \quad (2.35)$$

Avec:

$$\Delta p(k) = px_{best}(k-1) - px(k-1) \quad (2.36)$$

$$\Delta g(k) = gx_{best}(k-1) - px(k-1) \quad (2.37)$$

Ensuite, la position est mise à jour via:

$$px(k) = px(k-1) + pv(k) \cdot \Delta t \quad (2.38)$$

Où c_1 et c_2 sont les coefficients d'influence cognitive et sociale, et Δt (compris entre 0 et 1) est le pas de convergence.

La mise à jour des meilleures positions suit les règles [3]:

$$px_{\text{best}}(k) = \begin{cases} px(k), & \text{si } F(px_{\text{best}}(k-1)) < F(px(k)), \\ px_{\text{best}}(k-1), & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.39)$$

$$gx_{\text{best}}(k) = \begin{cases} px(k), & \text{si } F(gx_{\text{best}}(k-1)) < F(px(k)), \\ gx_{\text{best}}(k-1), & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.40)$$

Le logigramme représentant cet algorithme est présenté dans la Figure 2.6.

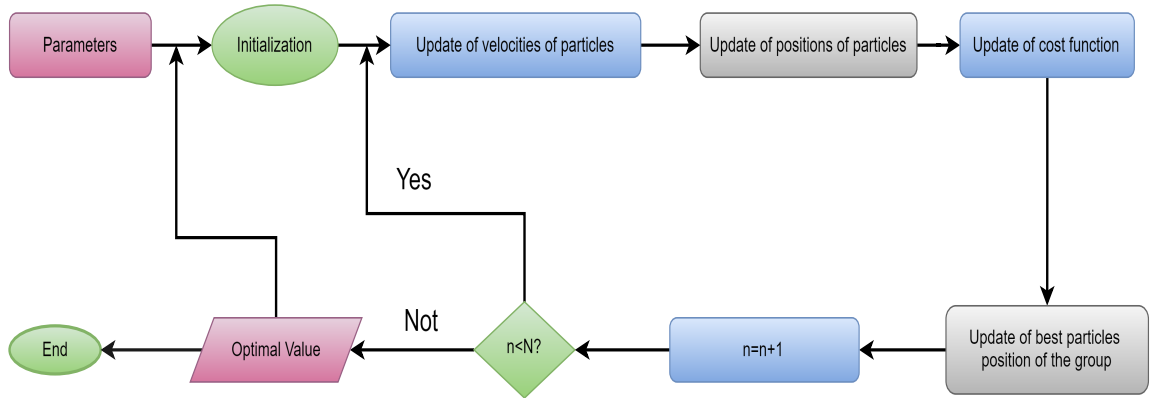


Figure 2.6 Organigramme de l'algorithme Optimisation par essaim de particules PSO [3].

Ainsi, compte tenu de la complexité et des exigences de notre modélisation dynamique, les méthodes méta-heuristiques offrent un compromis pertinent entre performance,

précision et praticité pour l'estimation des paramètres du véhicule [3]. Parmi les méta-heuristiques, trois méthodes principales ont été étudiées et mises en œuvre dans ce travail: le recuit simulé (SA), la recherche tabou (TS) et l'optimisation par essaim de particules (PSO).

2.5 Conclusion

Ce chapitre a permis de passer en revue les principaux éléments influençant la dynamique des véhicules. D'abord, les organes constitutifs et les phénomènes de tangage, de roulis et de lacet ont été présentés, ainsi que les dynamiques latérales, longitudinales et verticales qui déterminent la stabilité et la performance du véhicule.

Ensuite, une analyse des différents modèles de pneus a montré l'importance des approches analytiques, empiriques et hybrides pour représenter avec précision l'interaction pneu-sol. Enfin, les méthodes d'estimation des paramètres distinguent les approches classiques et les méta-heuristiques, chacune présentant des avantages et des limites en fonction de la complexité du problème traité.

Ainsi, cette revue bibliographique fournit les bases théoriques nécessaires à la proposition, dans le chapitre suivant, d'un modèle dynamique adapté à notre étude. En somme, l'étude bibliographique a permis d'identifier les composantes essentielles, les modèles dynamiques et les méthodes d'estimation des paramètres applicables aux véhicules. Ces bases théoriques ouvrent la voie à la proposition d'un modèle dynamique adapté, présenté dans le chapitre suivant.

Chapitre 3 - Modélisation cinématique et dynamique du véhicule

3.1 Introduction

Après avoir présenté, au chapitre précédent, les fondements théoriques de la dynamique des véhicules et les approches d'estimation des paramètres, ce chapitre introduit la modélisation cinématique et dynamique adaptée à notre véhicule électrique à deux roues motrices indépendantes. La première partie est consacrée à la cinématique, qui relie la posture du véhicule aux vitesses des roues. La deuxième partie présente la formulation dynamique, fondée sur le principe fondamental de la dynamique, en intégrant les principales forces longitudinales (traction/freinage, résistance au roulement, perturbations et effet de pente). Enfin, la dernière partie décrit la méthodologie d'estimation des coefficients de traction pneu-terrain par des méthodes méta-heuristiques (PSO, SA et TS).

3.2 Modélisation Cinématique

La cinématique étudie les mouvements des corps sans considérer les forces qui le causent. Dans le cas d'un véhicule mobile, elle permet d'établir un lien direct entre les variables de mouvement (position et orientation) et les variables d'actionnement (vitesses des roues). Pour un véhicule différentiel à deux roues motrices, la posture est décrite par le vecteur d'état composé de la position dans le plan et de l'orientation. Les modèles cinématiques de ce type de plateforme sont largement utilisés dans la littérature en robotique mobile [55–58]. Les paramètres géométriques utilisés dans le modèle sont:

- $a[m]$ représente la distance entre l'axe des roues avant et le centre de masse;
- $b[m]$ représente la distance entre le centre de masse et l'axe des roues arrière;
- $c[m]$ représente la distance entre les centres des roues avant;
- $h[m]$ représente la hauteur du sol au centre de masse.

Considérons une illustration simple du véhicule, comme indiqué dans la Figure 3.1.

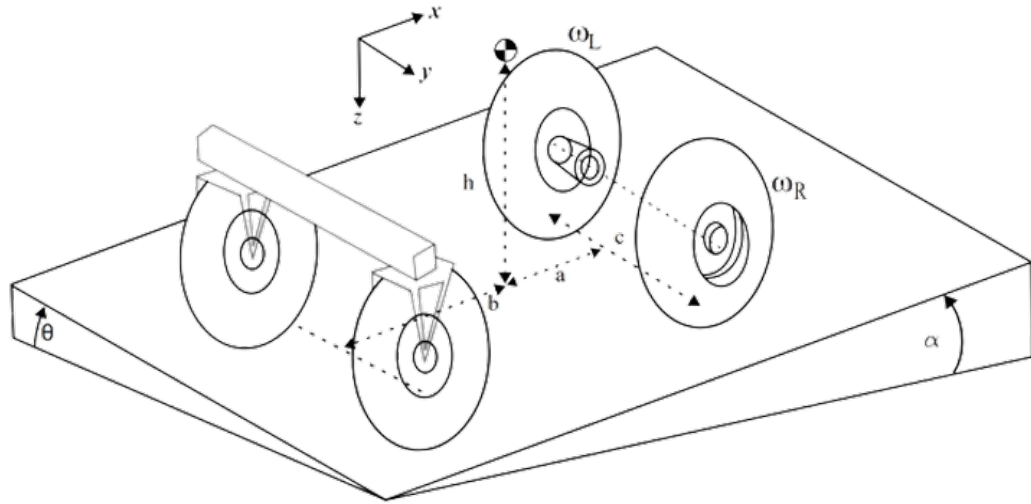


Figure 3.1 Schéma de posture du véhicule électrique [4].

La posture du véhicule est définie par:

$$\mathbf{q} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \phi \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

Où (x, y) désigne la position du véhicule et ϕ l'orientation du véhicule.

Les relations cinématiques fondamentales reliant la vitesse linéaire v , la vitesse angulaire ω et la dérivée de la posture s'écrivent sous la forme classique: la dérivée de la position dépend de la projection de la vitesse v selon l'orientation du véhicule, tandis que la dérivée de l'orientation est égale à la vitesse angulaire ω [57]:

$$\dot{x} = v \cos(\phi) \quad (3.2)$$

$$\dot{y} = v \sin(\phi) \quad (3.3)$$

$$\dot{\phi} = \omega \quad (3.4)$$

De même selon [57], il est possible de définir les équations de vitesse angulaire, en [rad/s], pour chaque roue comme suit:

$$\omega_R = \frac{R}{r} \left(v + \omega \frac{c}{2} \right) \quad (3.5)$$

$$\omega_L = \frac{R}{r} \left(v - \omega \frac{c}{2} \right) \quad (3.6)$$

Où:

$r[m]$ est le rayon des roues.

R est le rapport de réduction de la vitesse.

$\omega[rad/s]$ est la vitesse angulaire du véhicule.

Les relations entre v , ω et les vitesses angulaires des roues ω_L , ω_R s'obtiennent en considérant l'architecture différentielle: la vitesse linéaire correspond à la moyenne des vitesses périphériques des roues, et la vitesse angulaire est proportionnelle à leur différence, modulée par l'écartement entre les roues [57]:

$$v = r \frac{\omega_R + \omega_L}{2R} \quad (3.7)$$

$$\omega = r \frac{\omega_R - \omega_L}{2R} \quad (3.8)$$

En remplaçant 3.7 dans 3.2 et 3.3, les équations de $\dot{x}$ et $\dot{y}$ deviennent:

$$\dot{x} = r \cos(\phi) \frac{\omega_R + \omega_L}{2R} \quad (3.9)$$

$$\dot{y} = r \sin(\phi) \frac{\omega_R + \omega_L}{2R} \quad (3.10)$$

Ces expressions sont standard pour les robots différentiels et servent de base au contrôle et à la navigation [55–58].

La modélisation cinématique est essentielle pour la conception de véhicules qui répondent aux besoins spécifiques des utilisateurs, tout en maximisant les performances et la durabilité. Ces équations peuvent être utilisées pour le contrôle précis, stable et adaptatif des véhicules.

3.3 Modélisation dynamique

La dynamique étudie l'évolution du mouvement en tenant compte des forces appliquées au système. Dans un véhicule électrique, ces forces dépendent notamment des conditions de roulage, de la résistance au roulement, de la traction longitudinale, ainsi que des perturbations externes et de l'inclinaison du terrain. Pour expliquer théoriquement le comportement d'un véhicule, il est nécessaire de connaître les équations de mouvement et d'explicitier les interactions physiques entre les divers sous-systèmes en utilisant des équations mathématiques qui mettent en relation les différentes sollicitations externes et les états illustrant la conduite du véhicule.

Une vue synthétique des facteurs contribuant à la dynamique du véhicule est illustrée dans la Figure 3.2.

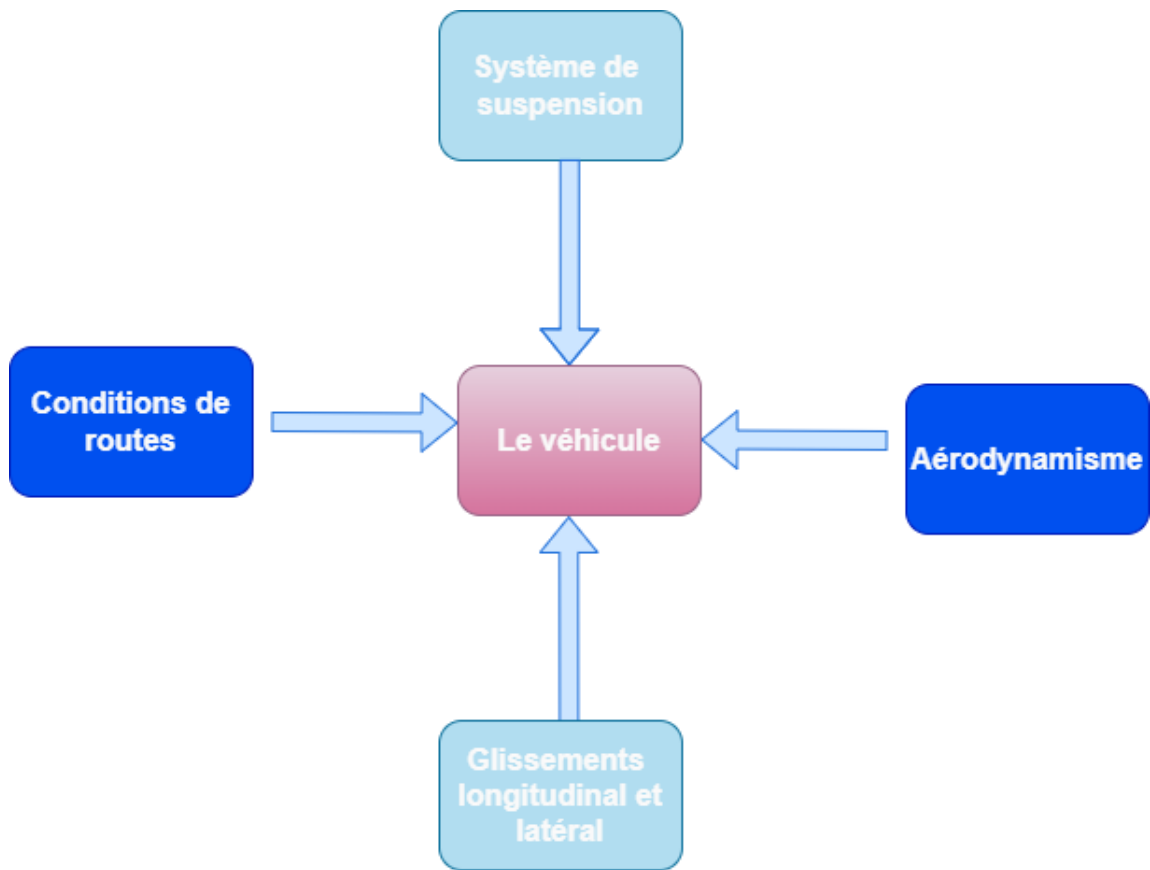


Figure 3.2 Illustration d'éléments qui contribuent à décrire la dynamique du véhicule.

La modélisation a été effectuée en se basant sur le modèle proposé dans [4]. Ce modèle est basé sur une approche intégrée pour modéliser les forces et les dynamiques agissant sur un véhicule électrique à deux roues motrices à traction indépendante, en considérant plusieurs éléments afin de prédire le comportement des roues et d'ajuster les prédictions du modèle en fonction des variations des caractéristiques du terrain, telles que la rugosité et l'inclinaison. Les équations sont obtenues en utilisant le principe fondamental de la dynamique, également appelé la deuxième loi de Newton. Les forces appliquées aux pneus sont constituées d'une force normale, d'une force de traction/freinage, d'une force de résistance au roulement et d'une force latérale. Pour les roues non entraînées et roulant

librement, les forces de traction/freinage sont minimales, comme c'est le cas pour les roues arrière du véhicule en question. Il est également possible de négliger les forces latérales arrière, car les roulettes arrière tournent librement et s'alignent généralement sur leurs vecteurs de vitesse [4].

Le Tableau de nomenclature 3-1 regroupe les variables principales utilisées dans le modèle afin de clarifier les unités et la signification des grandeurs considérées.

Tableau 3-1 Nomenclature des variables.

Variable	Symbole	Unité
Accélération longitudinale	$\ddot{x}$	m/s^2
Accélération angulaire	$\ddot{\phi}$	rad/s^2
Vitesse angulaire	ω	rad/s
Accélération gravitationnelle	g	m/s
Force de traction	$F_{i,tract}$	N
Force de roulement résistive	$F_{i,rollres}$	N
Force normale	N	N
Vitesse linéaire	v	m/s
Moment d'inertie	J	$kg.m^2$
Force de perturbation externe	$F_{disturb}$	N
Angle de roulis	α	rad
Angle de tangage	θ	rad
Vitesse du pneu par rapport au sol	V_{rel}	m/s
Vitesse d'avancement du pneu	V_{fwd}	m/s

Accélération longitudinale

L'accélération longitudinale est obtenue en sommant les forces longitudinales appliquées au véhicule: traction, résistance au roulement, perturbation externe et composante gravitationnelle liée à l'inclinaison. Selon [4], le modèle exprime cette dynamique par une relation reliant l'accélération à la somme des forces ramenées à la masse du véhicule. L'accélération linéaire du véhicule est donnée par la relation:

$$\ddot{x} = \frac{1}{m} \left(\sum_{i=1}^2 F_{i,tract} + \sum_{i=1}^4 F_{i,rollres} + F_{disturb} - mg \sin(\alpha) \right) \quad (3.11)$$

Où:

$F_{i,tract}$ est la force de traction;

$F_{i,roll\ res}$ est la force de roulement résistive;

$F_{disturb}$ est la force de perturbation externe;

$m[kg]$ est la masse totale du véhicule;

$g[m/s^2]$ est l'accélération due à la gravité;

$\alpha[rad]$ est le roulis arbitraire.

Cette formulation est ensuite simplifiée en regroupant l'action des pneus dans un terme unique F_{tire} (accélération équivalente liée aux pneus) et en séparant le terme de perturbation a_{dist} et l'effet de la pente. L'équation 3.11 devient alors:

$$\ddot{x} = F_{tire} + a_{dist} - g \sin(\alpha) \quad (3.12)$$

Où:

$F_{tire}[m/s^2]$ est l'accélération due aux forces de traction/freinage des pneus;

$a_{dist}[m/s^2]$ est l'accélération due à la force de perturbation.

Accélération angulaire

L'accélération angulaire autour de l'axe vertical est principalement due à l'asymétrie des forces longitudinales entre la roue gauche et la roue droite. En considérant que le centre de rotation est situé approximativement au milieu de l'essieu avant, l'accélération de lacet est proportionnelle au moment créé par la différence des efforts longitudinaux, et inversement proportionnelle au moment d'inertie J , comme formulé dans [4]:

$$\ddot{\phi} = \frac{c}{2J} (F_{1,tract} + F_{1,roll\ res} - F_{2,tract} - F_{2,roll\ res}) = G_{tire} \quad (3.13)$$

Où:

$J[kg.m^2]$ est le moment d'inertie du véhicule par rapport à l'axe z ;

$c[m]$ représente la distance entre les centres des roues avant.

Cette modélisation permet de relier directement la dynamique de rotation aux conditions d'adhérence et de traction des roues motrices.

Le Tableau 3-2 présente les paramètres du véhicule utilisés et leurs valeurs:

Tableau 3-2 Les paramètres du véhicule.

Élément	Symbole	Unité	Valeur
Rayon de la roue	r	m	0.13
Rapport boîte de vitesse	R	-	16
Masse totale	m	kg	38.7
Distance entre axe roues avant et centre de masse	a	m	0.365
Distance entre centre de masse et axe roues arrières	b	m	0.41
Distance entre les centres des roues avant	c	m	0.74
Hauteur du sol au centre de masse	h	m	0.5
Coeff. de traction pneu-terrain maximal	C_1	-	0.52
Pente dans la plage de vitesse relative élevée	C_2	-	0
Pente du courbe de traction des faibles vitesses	A_t	s/m	0
Coeff. d'ajustement résistance roulement	A_{roll}	s/m	50
Résistance au roulement statique maximale roue avant	$R_{1,front}$	-	0.08
Coeff. de résistance proportionnel à la vitesse roue avant	$R_{2,front}$	-	0.05
Résistance au roulement statique maximale roue arrière	$R_{1,rear}$	-	0.0075
Coeff. de résistance proportionnel à la vitesse roue arrière	$R_{2,rear}$	-	0.02

3.3.1 Détermination des forces normales

Les forces normales varient avec les angles de roulis (α) et de tangage (θ). Dans la littérature, l'estimation de ces forces peut être réalisée à partir d'un équilibre statique ou quasi-statique, en supposant des accélérations longitudinales faibles et une répartition cohérente des charges [4]. Dans notre cas, en considérant une suspension arrière passive et un moment nul autour de l'articulation associée, il est supposé que les forces normales arrière gauche et droite sont égales. Cette hypothèse est réaliste pour un véhicule évoluant

à basse vitesse et permet d'obtenir des expressions analytiques des efforts normaux avant et arrière en fonction de la géométrie (a, b, c, h) et des angles (α, θ) . Selon [4], les forces normales sont donc:

$$N_1 = \frac{mg}{2} \cos(\alpha) \left[\frac{1}{a+b} (b \cos(\theta) - h \tan(\alpha)) - \frac{2h}{c} \sin(\theta) \right] \quad (3.14)$$

$$N_2 = \frac{mg}{2} \cos(\alpha) \left[\frac{1}{a+b} (b \cos(\theta) - h \tan(\alpha)) + \frac{2h}{c} \sin(\theta) \right] \quad (3.15)$$

$$N_3 = N_4 = \frac{mg}{2(a+b)} [h \sin(\alpha) + a \cos(\alpha) \cos(\theta)] \quad (3.16)$$

Où:

$N_1[N]$ est la force normale avant gauche;

$N_2[N]$ est la force normale avant droite;

$N_3[N]$ est la force normale arrière gauche;

$N_4[N]$ est la force normale arrière droite.

Ces forces normales sont ensuite ramenées à la masse pour définir les accélérations normales équivalentes, utilisées dans les expressions des forces longitudinales [4].

$$n_{f,l} = \frac{N_1}{m} \quad (3.17)$$

$$n_{f,r} = \frac{N_2}{m} \quad (3.18)$$

$$n_r = \frac{N_3}{m} = \frac{N_4}{m} \quad (3.19)$$

Où:

$n_{f,l}[m/s^2]$ est l'accélération normale avant gauche;

$n_{f,r}[m/s^2]$ est l'accélération normale avant droite;

$n_r[m/s^2]$ est l'accélération normale arrière.

3.3.2 Détermination des forces de traction/freinage

Les forces longitudinales de traction/freinage sont généralement modélisées à l'aide de modèles semi-empiriques, combinant des principes théoriques et des lois ajustées à partir de mesures. Ces modèles sont élaborés de manière précise et pratique, en se basant sur des données empiriques afin de prendre en compte les complexités des interactions entre les pneus et le terrain dans des conditions réelles. La dynamique du véhicule est influencée par ces forces, qui ont un impact sur l'accélération, la décélération et la stabilité. En règle générale, les modèles calculent ces forces en fonction du mouvement des roues et d'autres facteurs, tels que la pression des pneus, le type de terrain et les conditions de surface [20]. Le rôle de la force de traction dans la dynamique d'un véhicule électrique est essentiel. En effet, son utilisation permet de mesurer la capacité du véhicule à accélérer, à grimper des pentes et à maintenir l'adhérence sur différentes surfaces de conduite. En résumé, les forces de traction désignent les forces qui guident le véhicule dans son évolution. Selon le rapport de glissement, elles sont influencées par l'interaction entre le pneu et la surface. En ce qui concerne les forces de freinage, celles-ci ralentissent le véhicule. Il est essentiel d'améliorer le rapport de glissement afin de maximiser la friction sans causer le blocage ni le dérapage des roues, pour assurer un freinage efficace [59]. Même si l'accent est mis sur les forces longitudinales, les forces latérales (qui influencent la maniabilité et la stabilité du

véhicule) jouent également un rôle essentiel et sont influencées par les angles de dérive et la déformation des pneus [20].

Ces forces dépendent principalement des conditions de contact pneu-sol, en particulier de la vitesse relative v_{rel} , de la charge normale appliquée N , ainsi que des propriétés d'adhérence du terrain caractérisées par les coefficients de traction. Dans le modèle retenu, la force de traction est exprimée comme une fonction non linéaire de la vitesse relative, modulée par des paramètres décrivant l'adhérence maximale et la transition entre régimes de faible et forte vitesse relative [4]. Les coefficients de traction jouent ici un rôle déterminant, car ils conditionnent la capacité du véhicule à accélérer, à maintenir l'adhérence et à évoluer de manière stable [60–62]. Selon [4], la force de traction est donnée par la formule suivante:

$$F_{\text{traction}} = N \left[\text{sign}(v_{\text{rel}}) C_1 \left(1 - e^{-A_t |v_{\text{rel}}|} \right) + C_2 v_{\text{rel}} \right] \quad (3.20)$$

Où:

C_1 [pas d'unité] est une constante positive qui peut être considérée comme le coefficient de traction pneu-terrain maximal;

C_2 [pas d'unité] est la pente dans la plage de vitesse relative élevée et peut être positive ou négative en fonction du terrain;

A_t [s/m] est également une constante positive et représente la pente de la courbe de traction dans la région des faibles vitesses relatives;

N [N] est la charge normale appliquée au pneu;

v_{rel} [m/s] est la vitesse relative entre le pneu et le sol.

La vitesse relative du pneu par rapport au sol est définie comme la différence entre la vitesse

périphérique de la roue (liée à r et ω) et la vitesse d'avancement du point de contact [4].

$$v_{\text{rel}} = r \omega - v_{\text{fwd}} \quad (3.21)$$

Où:

$v_{\text{fwd}}[m/s]$ est la vitesse d'avancement du pneu.

Cette vitesse dépend de la vitesse longitudinale du véhicule ainsi que de la contribution liée au mouvement de lacet. Cette formulation permet de représenter l'asymétrie gauche/droite lorsque le véhicule tourne [4].

$$v_{\text{fwd},\text{left}} = \dot{x} + \frac{c}{2} \dot{\phi} \quad (3.22)$$

$$v_{\text{fwd},\text{right}} = \dot{x} - \frac{c}{2} \dot{\phi} \quad (3.23)$$

Où:

$\dot{\phi}$ est la vitesse de lacet du véhicule.

3.3.3 Détermination des forces de résistance au roulement

La résistance au roulement a un impact direct sur l'efficacité énergétique et les performances du véhicule. Elle résulte principalement des déformations du pneu et de la surface de contact et dépend de la charge normale, de la vitesse et des propriétés du terrain [63,64]. Dans le modèle adopté, la résistance au roulement est décrite par une loi non linéaire combinant un terme statique (dominant à faible vitesse) et un terme proportionnel à la vitesse (dominant à des vitesses plus élevées), avec un paramètre de transition [4].

$$F_{\text{roll res}} = \text{sign}(v_{\text{fwd}}) N \left[R_1 \left(1 - e^{-A_{\text{roll}} |v_{\text{fwd}}|} \right) + R_2 |v_{\text{fwd}}| \right] \quad (3.24)$$

Où:

$A_{roll}[s/m]$ est le coefficient d'ajustement qui contrôle la transition entre la résistance au roulement statique et dynamique;

R_1 [pas d'unité] est la résistance au roulement statique maximale;

R_2 [pas d'unité] est le coefficient de résistance proportionnel à la vitesse;

N [N] est la charge normale appliquée au pneu.

Grâce à une modélisation précise de cette force, il est également possible de concevoir des systèmes de contrôle avancés afin d'améliorer les performances du véhicule en fonction des conditions réelles de conduite.

3.3.4 Dynamique combinée des pneus

L'interaction entre les forces longitudinales et latérales produites par les pneus lors de la conduite est appelée la dynamique combinée des pneus. Il est essentiel de saisir cette dynamique afin de modéliser le comportement d'un véhicule, en particulier la traction, la stabilité et la sécurité. En combinant les équations 3.13, 3.20 et 3.24, l'accélération angulaire résultante du véhicule, due aux forces des pneus, est déterminée de la manière suivante:

$$G_{\text{tire}} = \frac{c}{2J} N_{f,l} \begin{pmatrix} \text{sign}(v_1) C_1 (1 - e^{-A_t |v_1|}) + C_2 v_1 \\ - \text{sign}(v_3) R_{1,\text{front}} (1 - e^{-A_{\text{roll,front}} |v_3|}) \\ - R_{2,\text{front}} v_3 \end{pmatrix} - \frac{c}{2J} N_{f,r} \begin{pmatrix} \text{sign}(v_2) C_1 (1 - e^{-A_t |v_2|}) + C_2 v_2 \\ - \text{sign}(v_4) R_{1,\text{front}} (1 - e^{-A_{\text{roll,front}} |v_4|}) \\ - R_{2,\text{front}} v_4 \end{pmatrix} \quad (3.25)$$

En combinant les équations 3.11, 3.17, 3.18, 3.19, 3.20 et 3.24, l'accélération résultante des forces de traction/freinage des pneus peut être déterminée de la manière suivante:

$$\begin{aligned}
 F_{\text{tire}} = & n_{f,l} \begin{pmatrix} \text{sign}(v_1) C_1 \left(1 - e^{-A_t |v_1|}\right) + C_2 v_1 \\ - \text{sign}(v_3) R_{1,\text{front}} \left(1 - e^{-A_{\text{roll}} |v_3|}\right) \\ - R_{2,\text{front}} v_3 \end{pmatrix} \\
 & + n_{f,r} \begin{pmatrix} \text{sign}(v_2) C_1 \left(1 - e^{-A_t |v_2|}\right) + C_2 v_2 \\ - \text{sign}(v_4) R_{1,\text{front}} \left(1 - e^{-A_{\text{roll}} |v_4|}\right) \\ - R_{2,\text{front}} v_4 \end{pmatrix} \\
 & - 2n_r \left[\text{sign}(v_5) R_{1,\text{rear}} \left(1 - e^{-A_{\text{roll}} |v_5|}\right) - R_{2,\text{rear}} v_5 \right]
 \end{aligned} \tag{3.26}$$

Avec :

$$v_1 = v_{\text{rel,front,left}}, \quad v_2 = v_{\text{rel,front,right}},$$

$$v_3 = v_{\text{fwd,front,left}}, \quad v_4 = v_{\text{fwd,front,right}},$$

$$v_5 = \dot{x}$$

La dynamique combinée des pneus est essentielle pour modéliser avec précision le comportement des véhicules, en particulier ceux à traction indépendante à deux roues motrices. En tenant compte des interactions complexes entre les forces longitudinales et latérales, nous pouvons améliorer la performance, la stabilité et la sécurité des véhicules électriques modernes.

3.4 Estimation des coefficients de traction par optimisation méta-heuristique

La modélisation dynamique présentée précédemment dépend de paramètres difficiles à mesurer directement en conditions réelles. C'est notamment le cas des coefficients de traction C_{1L} et C_{1R} associés aux roues motrices gauche et droite. Afin d'améliorer la fidélité du modèle, ces paramètres sont estimés à partir de données expérimentales par des techniques d'optimisation méta-heuristiques, qui sont adaptées aux systèmes non linéaires et aux mesures bruitées [50, 54].

Prétraitement des données et conditions initiales

Les données expérimentales sont d'abord chargées (trajectoire de référence et vitesses de roues). Une portion de trajectoire est ensuite extraite à partir d'un point de départ choisi, puis limitée à une durée de simulation T_{stop} fixée. Les signaux temporels des vitesses angulaires des roues (ω_R , ω_L) sont découpés sur le même intervalle temporel afin de conserver la cohérence entre les entrées du modèle et la portion de trajectoire de référence. Les conditions initiales (x_0, y_0) sont définies par le premier point de la portion de trajectoire, tandis que l'orientation initiale ϕ_0 est calculée à partir des deux premiers points par :

$$\phi_0 = \arctan2(y_{ref}(2) - y_{ref}(1), x_{ref}(2) - x_{ref}(1)) \quad (3.27)$$

L'ensemble des paramètres physiques du véhicule, des variables de trajectoire et des signaux expérimentaux est ensuite injecté dans le *base workspace* afin de piloter automatiquement le modèle Simulink à chaque itération d'optimisation.

Fonction objectif

Pour chaque couple candidat C_{1L} et C_{1R} , une simulation du modèle dynamique est exécutée, fournissant la trajectoire simulée (x_{dyn}, y_{dyn}) . Le critère de coût utilisé est basé sur une distance géométrique: pour chaque point de référence, nous considérons la distance au

point le plus proche de la trajectoire simulée, puis nous sommons ces distances. Ainsi, la fonction objectif s'écrit:

$$J = \sum_{p=1}^M \min_j \sqrt{(x_{dyn}(j) - x_{ref}(p))^2 + (y_{dyn}(j) - y_{ref}(p))^2} \quad (3.28)$$

Où M est le nombre de points de la trajectoire de référence.

Cette formulation est robuste lorsque les deux trajectoires n'ont pas exactement le même échantillonnage temporel, car elle compare la forme géométrique globale des trajectoires plutôt qu'un appariement strict point-à-point.

Optimisation par essaim particulaire (PSO)

L'algorithme PSO est utilisé comme méthode principale d'estimation. Il repose sur un ensemble de particules qui se déplacent dans l'espace de recherche en exploitant à la fois leur meilleure position individuelle p_{best} et la meilleure position globale g_{best} [50, 65].

Dans ce travail, la variable de décision est:

$$\mathbf{X} = [C_{1L}, C_{1R}]$$

Elle est soumise à des bornes (**lb**, **ub**) choisies selon les valeurs physiques plausibles. À chaque itération, la position des particules est mise à jour par une loi de vitesse incluant des termes d'attraction vers p_{best} et g_{best} , ce qui assure un compromis d'exploitation [50, 54]. Chaque évaluation de particule déclenche une simulation Simulink et un calcul du coût J .

Recuit simulé (SA)

En complément, le recuit simulé est appliqué au même problème d'estimation. Cette méthode repose sur une marche aléatoire contrôlée par une température T qui décroît progressivement: une solution dégradant le coût peut être acceptée avec une probabilité non nulle, ce qui aide à éviter certains minima locaux [52]. À l'itération k , un voisin $\mathbf{x}_{new}$

est généré autour de la solution courante $\mathbf{x}$, puis accepté selon:

$$P(accept) = \exp\left(-\frac{J(X_{new}) - J(X)}{T_k}\right) \quad (3.29)$$

Si $J(\mathbf{X}_{new}) > J(\mathbf{X})$, la température suit une loi de refroidissement $T_k = T_0 \alpha^k$.

Recherche tabou (TS)

Enfin, la recherche tabou est testée sur le même espace de paramètres. Elle explore un ensemble de voisins à chaque itération et sélectionne le meilleur voisin admissible, tout en mémorisant des solutions récemment visitées dans une liste tabou afin d'éviter les cycles et de favoriser l'exploration [53]. Une règle d'aspiration permet néanmoins d'accepter une solution taboue si elle améliore le meilleur coût global.

Visualisation et analyse de la surface de coût

Pour analyser le comportement des algorithmes, une grille (C_{1L}, C_{1R}) est échantillonnée afin de construire une surface de coût $F(C_{1L}, C_{1R})$. Les points visités par chaque algorithme (solutions intermédiaires, solution initiale et meilleure solution) sont ensuite projetés sur cette surface 3D, ce qui permet de comparer visuellement la dynamique de recherche des méthodes (PSO, SA, TS) sur le même paysage d'optimisation.

3.5 Conclusion

Ce chapitre a présenté la modélisation cinématique et dynamique d'un véhicule électrique à deux roues motrices à traction indépendante. La partie cinématique a établi les relations fondamentales entre la posture (x, y, ϕ) , les vitesses du véhicule et les vitesses angulaires des roues. La partie dynamique a ensuite intégré les contributions principales agissant sur le mouvement longitudinal et la rotation du véhicule, notamment les forces de traction, les résistances au roulement et la répartition des forces normales, afin de mieux

représenter les interactions pneu-sol. Étant donné que certains paramètres de traction ne sont pas accessibles directement par mesure, une stratégie d'identification a été proposée en s'appuyant sur des méthodes méta-heuristiques et un couplage MATLAB/Simulink. Une fonction objectif géométrique fondée sur l'écart entre la trajectoire simulée et la trajectoire expérimentale a été définie, puis minimisée par PSO, complétée par SA et TS. Le PSO permet une exploration efficace de l'espace des solutions et sert de méthode principale [50, 54], tandis que SA et TS apportent des mécanismes alternatifs de franchissement des minima locaux via, respectivement, l'acceptation probabiliste et la mémoire taboue [52, 53]. Enfin, l'analyse du paysage des coûts et la visualisation des trajectoires de recherche offrent un outil pertinent pour comparer la convergence et la robustesse des méthodes.

Ainsi, la combinaison du modèle dynamique et de l'estimation par optimisation constitue une base opérationnelle pour la suite du mémoire, consacrée à l'implémentation complète, aux résultats expérimentaux et à la validation des performances sur des données réelles.

Chapitre 4 - Validation sur une plateforme de véhicule à deux roues motrices

4.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à la validation du modèle cinématique et du modèle dynamique développés dans les chapitres précédents. L'objectif est d'évaluer la capacité de ces modèles à reproduire le comportement réel du véhicule à partir de données expérimentales acquises sur la plateforme à deux roues motrices disponible au laboratoire. Cette étape permet à la fois de vérifier la cohérence théorique des équations et de mettre en évidence les limites du modèle lorsque celui-ci est confronté à des conditions physiques réelles (irrégularités du sol, glissement des roues, imprécisions des capteurs, délais de mesure, etc.).

Dans cette perspective, le chapitre présente d'abord des validations réalisées en simulation sous MATLAB/Simulink, puis une validation expérimentale fondée sur des essais instrumentés. L'analyse porte sur la comparaison des trajectoires simulées et mesurées, ainsi que sur l'évaluation de l'efficacité des méthodes d'optimisation des paramètres.

4.2 Validation par simulation avec des paramètres fixes

La validation par simulation constitue une étape préliminaire essentielle, car elle permet de tester la chaîne de modélisation dans un environnement contrôlé, sans interaction directe avec le système physique. MATLAB/Simulink offre un cadre adapté pour intégrer progressivement les sous-modèles (cinématique, traction, dynamique, interaction sol-roue) depuis la génération de la trajectoire de consigne jusqu'au déplacement du véhicule. Dans cette partie, les paramètres mécaniques et les coefficients de traction sont supposés connus et constants, afin d'isoler l'effet des variations du terrain et des paramètres de contact sur la stabilité et le suivi de trajectoire.

4.2.1 Implémentation du modèle cinématique sous MATLAB/Simulink

Le modèle cinématique a été implémenté sous Simulink à partir des équations reliant les vitesses de rotation des roues gauche et droite aux vitesses linéaires et angulaires, puis à la position (x, y) et à l'angle d'orientation ϕ . Les blocs développés traduisent les équations différentielles en schéma fonctionnel: les entrées sont (ω_L, ω_R) et les sorties sont (x, y, ϕ) .

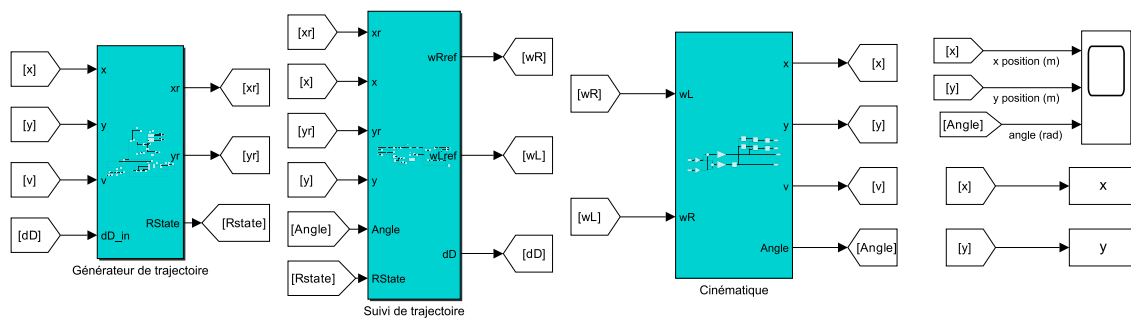


Figure 4.1 Diagramme de l'implémentation du modèle cinématique sous MATLAB/Simulink

La Figure 4.1 illustre l'implémentation du modèle cinématique sous Simulink. Celui-ci est structuré autour de plusieurs sous-blocs fonctionnels. Un bloc de calcul des vitesses permet de déterminer la vitesse linéaire et la vitesse angulaire du véhicule à partir des vitesses de rotation des roues (ω_L, ω_R) . Ces grandeurs alimentent ensuite un bloc d'intégration permettant d'obtenir la position (x, y) ainsi que l'orientation ϕ du véhicule. Le modèle intègre également un bloc de suivi de trajectoire, dont le rôle est de comparer la trajectoire simulée à la trajectoire de référence et de générer les commandes nécessaires pour réduire l'erreur de suivi.

La simulation met ensuite en évidence la comparaison entre la trajectoire de référence et la trajectoire produite par le modèle. Globalement, la trajectoire simulée suit la consigne, bien que des écarts subsistent, principalement attribuables aux hypothèses simplificatrices (absence de glissement, sol supposé plan et régulier).

Ces résultats confirment la validité du modèle cinématique comme première étape de la modélisation. Toutefois, cela souligne également la nécessité d'une modélisation dynamique intégrant les forces de contact, les effets de glissement et les paramètres de traction afin de mieux rendre compte du comportement réel du véhicule. Cette approche constitue une base essentielle pour l'introduction ultérieure du modèle dynamique.

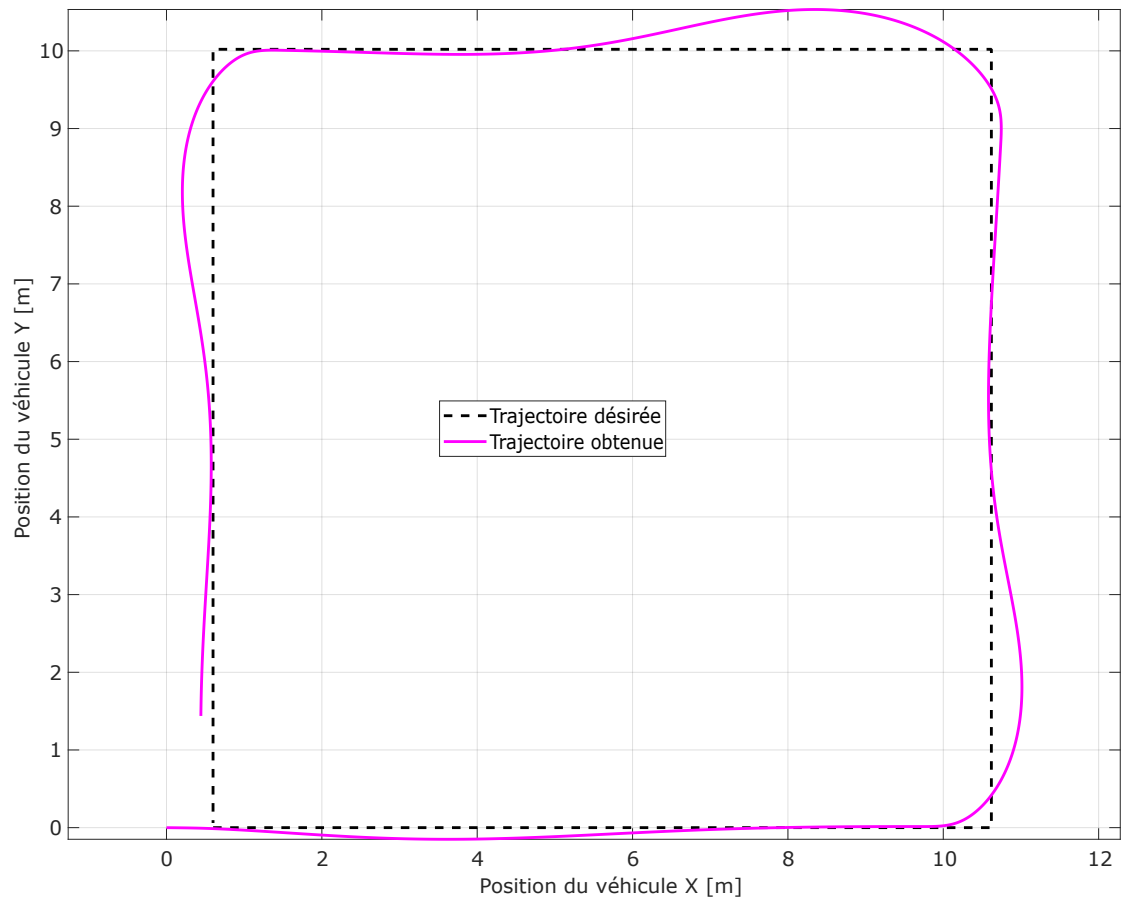


Figure 4.2 Trajectoire désirée et trajectoire obtenue pour le modèle cinématique.

Ainsi, l'implémentation du modèle cinématique a permis de disposer d'un outil de simulation simple et efficace pour analyser les déplacements du véhicule à partir des vitesses de rotation des roues. Cependant, les écarts observés entre la trajectoire désirée et la trajectoire simulée mettent en évidence les limites inhérentes à une approche purement

cinématique, qui néglige les effets liés aux forces de contact, aux glissements et aux résistances réelles rencontrées lors du déplacement.

Dans cette perspective, il apparaît nécessaire de compléter cette première étape par une **modélisation dynamique** plus élaborée, capable de représenter de manière plus réaliste les interactions entre le véhicule et son environnement. Cette modélisation constituera la base pour l'optimisation des paramètres de traction et la mise en œuvre des stratégies de commande adaptées.

4.2.2 Implémentation du modèle dynamique sous MATLAB/Simulink

Une analyse par simulation a été réalisée afin d'étudier l'impact de la variation des caractéristiques du sol (angles d'inclinaison, coefficients de traction et de glissement) sur la conduite du véhicule en mode semi-autonome. La Figure 4.3 illustre une représentation simplifiée du système, mettant en évidence l'enchaînement des composantes essentielles que sont la cinématique, la traction, la dynamique longitudinale et les interactions pneu-sol à travers les coefficients de traction (CT) et de glissement (CG).

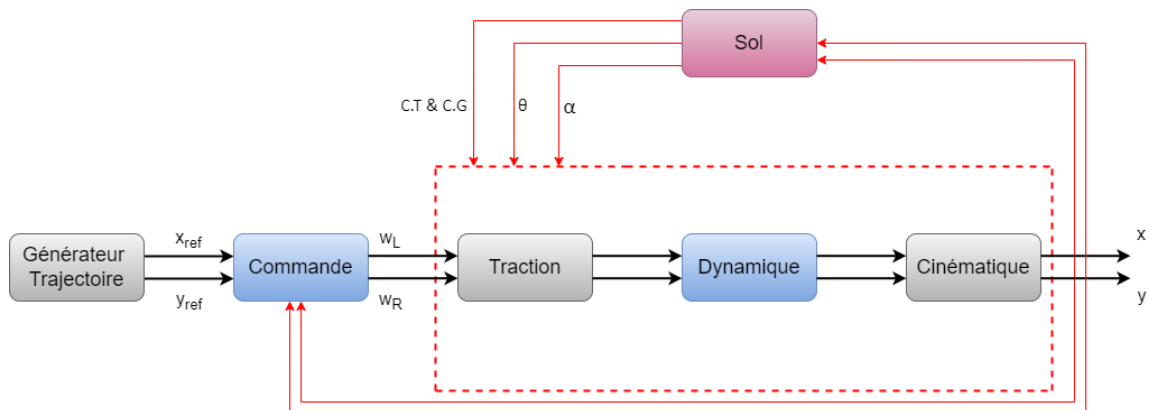


Figure 4.3 Diagramme simplifié du système.

L'implémentation du modèle a été réalisée sous MATLAB/Simulink afin de reproduire l'ensemble des interactions physiques entre le véhicule, son système de traction et le terrain.

Le schéma global de la Figure 4.4 regroupe plusieurs sous-systèmes interdépendants. Ces blocs ne sont pas isolés, mais fonctionnent en cascade: chaque sortie devient l'entrée du bloc suivant, formant ainsi une chaîne cohérente de mouvement.

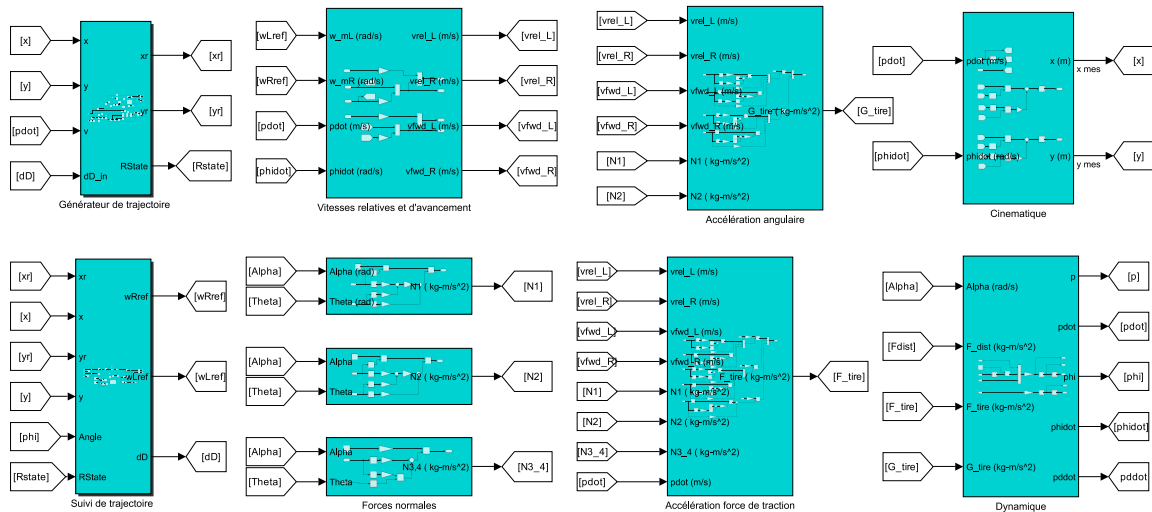


Figure 4.4 Diagramme de l'implémentation du modèle dynamique sous MATLAB/Simulink

Le **générateur de trajectoire** constitue le point de départ du modèle dynamique. Il produit les coordonnées de référence (x_r , y_r) ainsi que les informations d'état nécessaires au suivi, en générant des points successifs de la trajectoire désirée. La présence de registres mémoire (z^{-1}) assure la continuité temporelle du mouvement et permet de définir une consigne stable et exploitable par le contrôleur.

Le **suivi de trajectoire** intervient ensuite pour comparer la position réelle (x , y) du véhicule à la position désirée. Ce bloc calcule l'erreur de poursuite et génère les vitesses de référence nécessaires pour corriger l'écart. L'orientation vers la cible est obtenue grâce à la fonction *atan2*, ce qui permet de déterminer les vitesses de rotation souhaitées des roues gauche et droite (ω_L , ω_R). Ces commandes constituent l'entrée principale des blocs associés à la dynamique des roues.

Les blocs responsables des **vitesses relatives** des pneus calculent la différence entre la

vitesse de rotation de la roue et la vitesse réelle du véhicule. Cette étape permet d'identifier les situations de glissement longitudinal, indispensables pour modéliser correctement les forces de contact pneu-sol. En parallèle, les vitesses d'avancement de chaque roue sont calculées et préparent le calcul des forces motrices.

Le bloc dédié aux **forces normales** estime ensuite la distribution verticale du poids du véhicule sur chacune des roues. Cette répartition dépend de la géométrie, de la masse et des angles d'inclinaison du terrain θ (latéral) et α (longitudinal). Les forces normales obtenues influencent directement la capacité des pneus à transmettre la traction.

À partir des forces normales et des vitesses relatives, le bloc des **forces de traction/freinage** calcule la force nette appliquée par les roues. Les lois de contact pneu-sol permettent de détecter les phases d'adhérence ou de glissement. La force résultante F_{tire} permet alors de déterminer l'accélération du véhicule.

Simultanément, le bloc associé à l'**accélération angulaire** évalue le couple de lacet généré par l'asymétrie des forces entre les deux roues motrices. Ce phénomène explique les rotations involontaires ou les virages induits par un couple déséquilibré lors de variations de terrain ou de vitesses.

L'ensemble de ces entrées est ensuite traité par le bloc **dynamique**, qui applique la seconde loi de Newton pour calculer l'accélération longitudinale, la vitesse longitudinale ainsi que la position longitudinale. Cette dynamique permet d'obtenir l'évolution temporelle des vitesses et des positions longitudinales, ainsi que les composantes angulaires (ϕ , $\dot{\phi}$).

Enfin, le bloc de cinématique permet de convertir les vitesses dans le référentiel véhicule en coordonnées spatiales (x , y) dans le plan global, via les relations:

$$\begin{aligned}\dot{x} &= v \cos(\phi) \\ \dot{y} &= v \sin(\phi)\end{aligned}\tag{4.1}$$

Puis, il intègre ces équations pour reconstruire la trajectoire effective du véhicule. Cette architecture modulaire facilite l'analyse du comportement dynamique du véhicule et l'intégration de stratégies d'optimisation des paramètres.

4.2.3 Résultats de la simulation

Une série de simulations a été réalisée sous MATLAB/Simulink afin d'analyser l'impact des variations des caractéristiques du sol (angle de pente frontale et latérale, coefficients de traction et de glissement) sur le comportement dynamique du véhicule en mode semi-autonome. Les objectifs de la simulation sont:

- Évaluer la stabilité et la précision de la trajectoire en présence des perturbations du terrain.
- Quantifier l'impact des forces de traction et des forces de glissement latéral.
- Comparer trois cas de variation des angles de terrain.
 - * **Cas 1:** Faible variation de l'angle frontal (terrain relativement plat).
 - * **Cas 2:** Importante variation de l'angle frontal (pente dynamique en montée ou descente).
 - * **Cas 3:** Importante variation de l'angle frontal et latéral (terrain complexe de type colline ou virages inclinés).

Les variations des angles de terrain ainsi que leurs effets sur la force de traction et l'effort de lacet sont présentés dans la Figure 4.5.

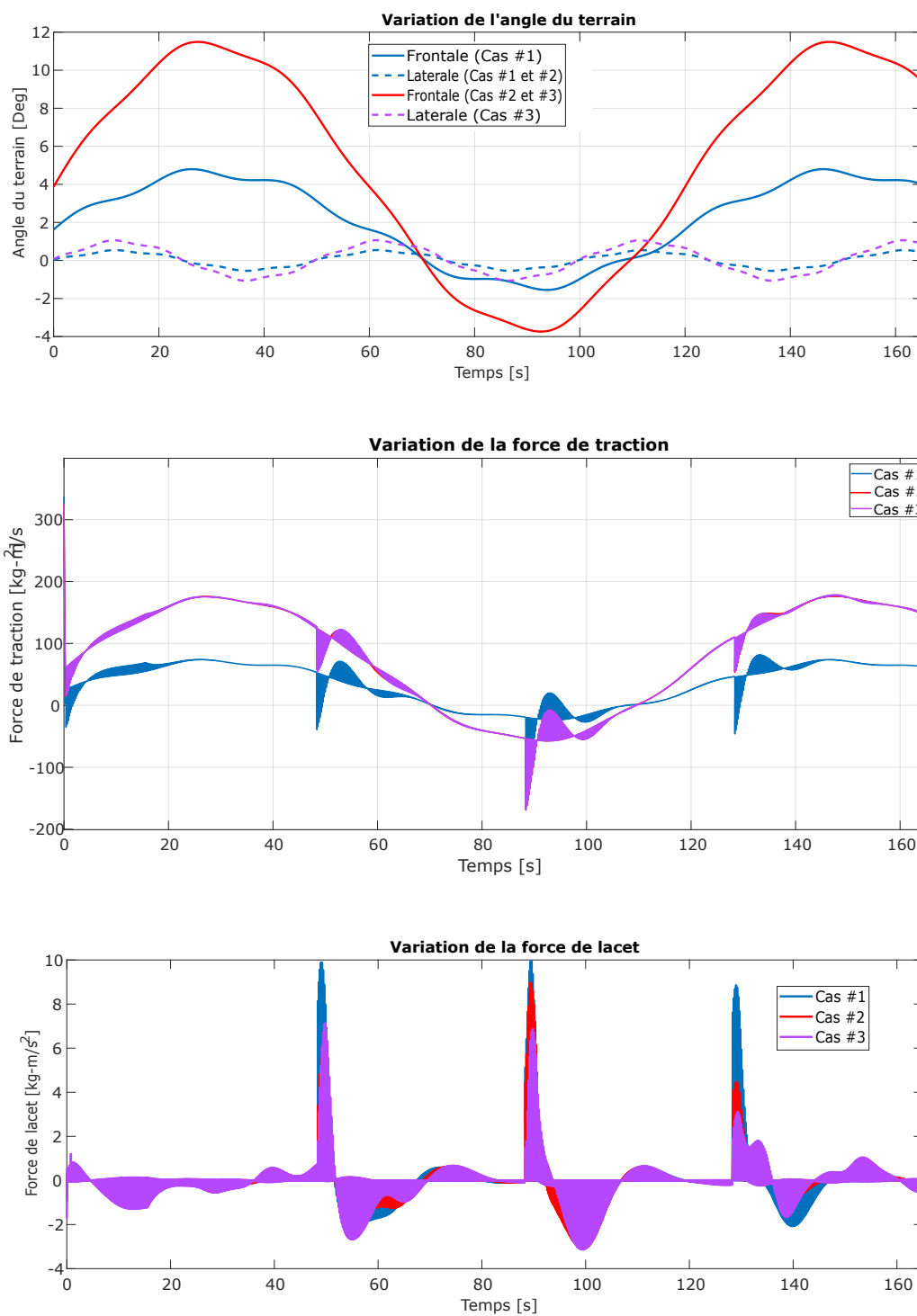


Figure 4.5 Résultats de simulation : (haut) variation des angles de terrain, (milieu) force de traction, (bas) force de lacet pour les trois cas.

Les résultats montrent que l'augmentation de la variabilité des angles de terrain (Figure 4.5, haut) se traduit par une sollicitation accrue du système de traction (milieu) et par une augmentation des efforts de lacet (bas). En particulier, les **cas 2** et **cas 3** présentent des pics de force de traction lors des transitions d'inclinaison frontale, ce qui indique une adaptation plus marquée de l'effort longitudinal pour maintenir la progression du véhicule. Le **cas 3** se distingue par une traction plus irrégulière et par des efforts de lacet sensiblement plus élevés, ce qui est cohérent avec la présence simultanée d'une inclinaison latérale : cette composante latérale induit davantage de dérive et dégrade la stabilité directionnelle, surtout lors des changements de pente et des phases de virage.

Le suivi de trajectoire obtenu pour les trois scénarios est présenté dans la Figure 4.6.

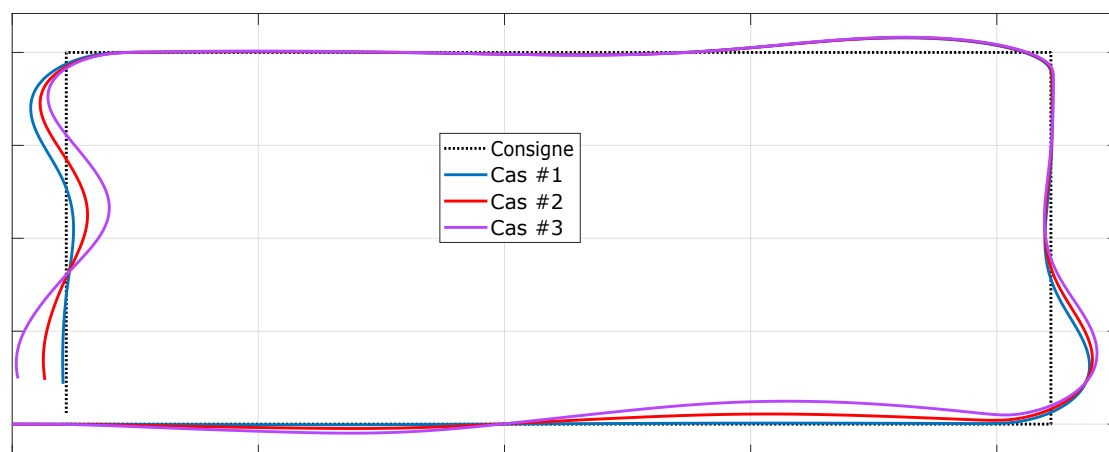


Figure 4.6 Trajectoire du véhicule pour les trois cas (comparaison avec la consigne).

On observe que le **cas 1** suit la consigne avec un écart faible, ce qui confirme que le système se comporte correctement lorsque le terrain est faiblement perturbé. Le **cas 2** présente une déviation plus marquée, principalement lors des phases de montée et de descente, ce qui suggère que les variations d'inclinaison frontale perturbent l'efficacité de la traction et la précision du suivi. Le **cas 3** constitue le scénario le plus contraignant: les écarts à la consigne augmentent, notamment en courbe et en dévers, ce qui indique que la

combinaison des pentes frontales et latérales induit des efforts supplémentaires (traction et lacet) susceptibles de dépasser les capacités de compensation de la commande actuelle.

Synthèse comparative:

Élément analysé	Cas 1	Cas 2	Cas 3
Suivi de trajectoire	Très bon	Moins précis	Détérioration notable
Force de traction	Faible, stable	Moyenne, avec pics	Forte, instable
Force de lacet	Négligeable	Faible	Élevée
Stabilité du système	Excellente	Bonne	Moyenne à faible

La synthèse comparative confirme ainsi que la complexité du terrain influe directement sur la stabilité et la précision, ce qui justifie une validation expérimentale et, surtout, une calibration des paramètres dynamiques.

4.3 Validation expérimentale sur la plateforme de véhicule

Aussi sophistiqué soit-il, un modèle demeure une représentation approximative de la réalité. C'est pour cette raison qu'une validation expérimentale sur une véritable plateforme robotique est indispensable. Elle offre la possibilité d'exposer le modèle aux défauts du monde réel, tels que le bruit des capteurs, les retards de communication, les glissements, l'inertie, etc. La mise en contraste de la simulation et de l'expérience offre non seulement l'opportunité d'apprécier la différence entre théorie et pratique, mais aussi de prouver que le système proposé est bel et bien réalisable et opérationnel dans un environnement pratique. Cette approche de validation croisée confère au projet sa légitimité scientifique et technique et atteste de l'excellence du modèle élaboré lors de ce travail de maîtrise.

4.3.1 *Présentation de la plateforme expérimentale*

La plateforme expérimentale est un robot mobile à deux roues motrices indépendantes dont l'architecture se décompose en une chaîne d'alimentation, une chaîne de commande/puissance et une chaîne d'acquisition de données. En fonctionnement, l'énergie provient principalement de la batterie 12 V, avec possibilité d'apport par panneaux solaires. Un sélecteur permet de choisir la source, puis l'alimentation 12 V est distribuée à la partie puissance (drivers moteurs) et aux convertisseurs qui alimentent l'électronique basse tension. Les consignes de déplacement sont envoyées par la manette vers le récepteur radio. Le signal radio est ensuite traité par la FPGA, qui génère des commandes (PWM et direction). Ces commandes sont appliquées à deux drivers moteurs séparés, un par roue, ce qui permet d'imposer des vitesses différentes à gauche et à droite pour réaliser l'avance, le recul et le braquage par différentiel.

En parallèle, les encodeurs mesurent les vitesses de rotation des roues (ω_R , ω_L) et des capteurs de courant permettent de surveiller l'effort électrique associé à la traction. Une IMU complète l'observation du mouvement en fournissant des informations inertielles (orientation/rotations/accélérations). Les données sont enregistrées et exploitées pour la validation des modèles (cinématique et dynamique) et pour l'identification des paramètres en conditions réelles. Un niveau de supervision (Raspberry Pi) est utilisé pour l'acquisition de capteurs additionnels (ex. caméra), la communication réseau et l'exécution de traitements plus lourds, tandis que la commande bas niveau reste assurée par le FPGA. Le véhicule se caractérise notamment par une vitesse ($< 30 \text{ km/h}$) et une puissance ($< 2 \text{ kW}$) limitées, une batterie (30 Ah) embarquée, une source solaire (0.2kW) et une capacité de charge mécanique (70 kg) (voir Figure 4.7). Un second prototype est également disponible au laboratoire pour les tests (voir Figure 4.8).



Figure 4.7 Plateforme expérimentale numéro 1.

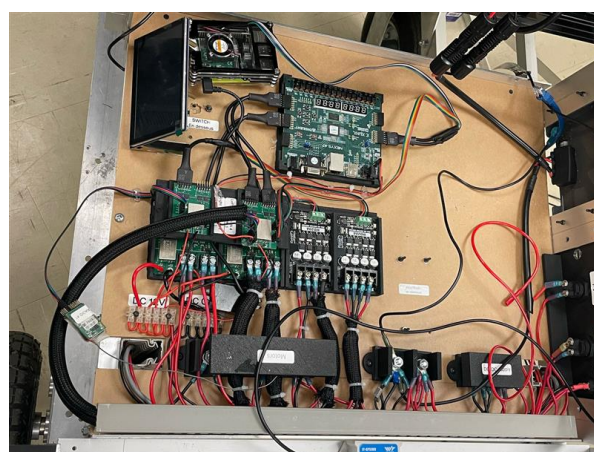


Figure 4.8 Plateforme expérimentale numéro 2.

Après ces vues générales, la Figure 4.9 présente une vue d'ensemble des échanges entre la commande, l'actionnement et les mesures. Ce schéma met en évidence le rôle du contrôleur temps réel et les signaux principaux échangés avec les drivers moteurs et les capteurs.

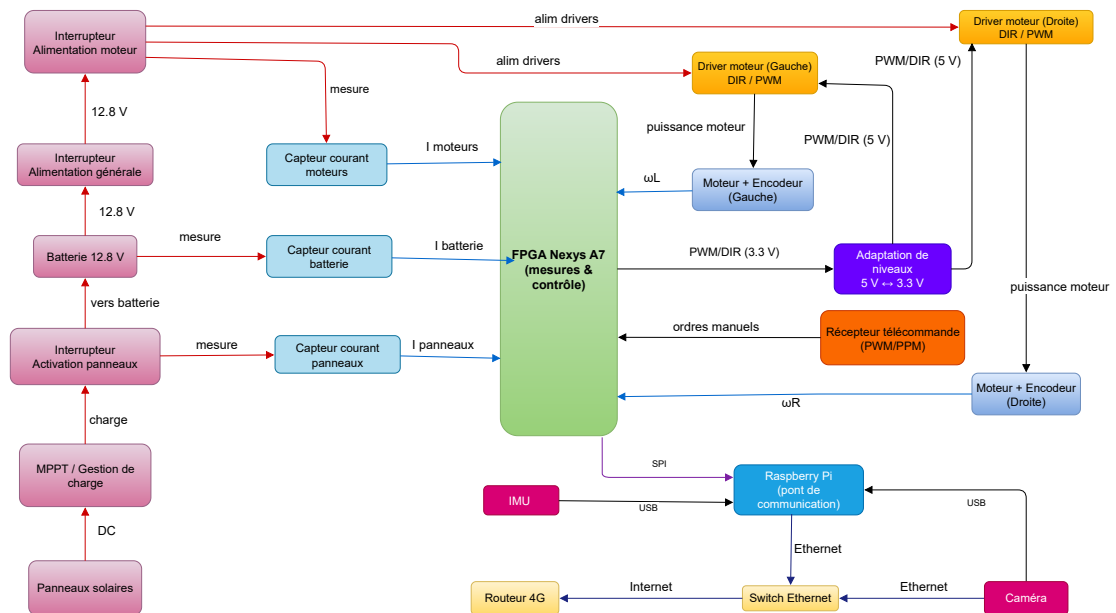


Figure 4.9 Architecture globale de la plateforme expérimentale.

Description des composantes de la plateforme

Manette + récepteur radio: La manette constitue l'interface opérateur en mode manuel. Elle transmet les ordres d'avance/recul et de virage au récepteur radio, alimenté en 5 V. Les informations reçues sont ensuite envoyées vers la chaîne de commande pour être converties en consignes exploitables par le contrôleur.

Commande temps réel (FPGA): La FPGA réalise la commande bas niveau en temps réel. Elle reçoit les consignes issues de la radio et échange également des informations avec le module de supervision via une liaison SPI. À partir des consignes, la FPGA produit les signaux de commande nécessaires aux actionneurs : PWM (modulation de largeur

d'impulsion) et DIR (sens de rotation), typiquement au niveau logique 3,3 V. Ce choix permet de garantir une exécution stable et réactive, particulièrement utile pour une traction indépendante où la dynamique peut varier rapidement selon le terrain.

Optocoupleurs (isolation et adaptation): Les optocoupleurs sont intercalés entre la commande (3,3 V) et la partie puissance (drivers) afin d'assurer une isolation galvanique et une meilleure immunité au bruit de commutation. Dans ce montage, ils permettent aussi une adaptation de niveau logique (par exemple vers 5 V côté driver) et protègent la FPGA contre les surtensions/transitoires générés par la commutation PWM et les courants moteurs.

Drivers moteurs: Les drivers moteurs reçoivent les signaux PWM/DIR (après isolation) et convertissent ces commandes en puissance électrique appliquée aux moteurs. Deux drivers séparés sont utilisés (un par roue motrice), ce qui permet d'imposer indépendamment les vitesses gauche et droite et donc de réaliser le braquage par différentiel.

Moteurs des roues motrices: Les moteurs sont les actionneurs principaux. Ils transforment l'énergie électrique en couple et en vitesse, et leur comportement est directement influencé par la charge, la pente et l'adhérence. Ils constituent donc un élément central pour analyser la traction et la réponse dynamique du robot sur différents terrains.

Encodeurs: Les encodeurs fournissent les vitesses de rotation des roues (ω_R , ω_L). Ces mesures sont indispensables pour la reconstruction de trajectoire par modèle cinématique, pour la comparaison simulation/expérience et pour les démarches d'identification où les vitesses de roues servent d'entrées mesurées au modèle.

Capteurs de courant: Les capteurs (capacité 30 A) mesurent l'intensité consommée par la chaîne moteur. Cette mesure permet de relier l'effort électrique à l'effort mécanique (traction), de détecter des surcharges et d'analyser les variations d'effort lors des changements de terrain (pente, rugosité, pertes d'adhérence).

ADC 16 bits (numérisation des mesures): Les grandeurs analogiques (notamment issues du capteur de courant) sont numérisées par un ADC 16 bits avant d'être traitées/archivées. La conversion haute résolution améliore la finesse d'observation des variations d'effort, ce qui est utile pour la validation expérimentale et l'identification de paramètres.

Raspberry Pi (supervision et données): Le Raspberry Pi assure les fonctions de supervision et de collecte : enregistrement des mesures, communication et remontée des données vers l'environnement d'analyse (ex. PC/MATLAB). La liaison SPI vers la FPGA facilite l'échange d'informations entre supervision et commande (synchronisation, logs, paramètres d'essais).

Convertisseur DC-DC: Un convertisseur DC-DC abaisse la tension batterie 12 V vers 5 V (indiqué 3 A) pour alimenter les éléments basse tension tels que le Raspberry Pi et certains modules (récepteur, périphériques). Cette régulation stabilise la tension malgré les variations de charge liées aux appels de courant des moteurs.

IMU: L'IMU fournit des informations inertielles (accélérations et vitesses angulaires) permettant d'observer l'orientation et les variations du mouvement. Elle est utile pour analyser le lacet et les perturbations dynamiques, et peut contribuer à améliorer la cohérence des trajectoires reconstruites lors des validations expérimentales.

Chaîne d'alimentation (batterie, panneaux, sélecteur): La plateforme est alimentée par une batterie 12 V et peut recevoir un apport via panneaux solaires. Le sélecteur permet de choisir la source active. La tension 12 V alimente directement la partie puissance (drivers) et, via le DC-DC, l'électronique de contrôle et de supervision. Cette architecture est particulièrement pertinente pour des essais prolongés et pour analyser l'impact énergétique des conditions de roulage.

La Figure 4.10 présente les principaux modules matériels correspondants, afin de relier le

schéma fonctionnel aux composants réellement intégrés au robot.

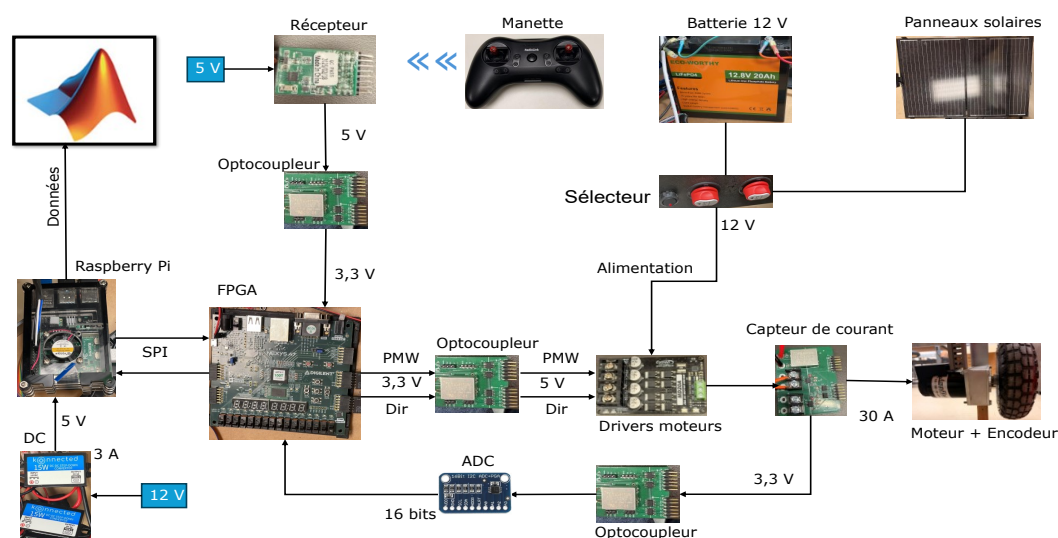


Figure 4.10 Architecture globale de la plateforme expérimentale.

Après avoir présenté l'architecture globale de la plateforme et les principaux échanges commande-mesures, nous décrivons maintenant le cadre de la campagne expérimentale. Les résultats obtenus étant sensibles aux conditions réelles de roulage, il est important de situer la zone d'essais et de caractériser l'état du terrain. La section suivante présente donc le contexte des tests ainsi qu'une vue aérienne de l'environnement d'expérimentation.

4.3.2 Contexte et conditions d'essai

La campagne expérimentale a été menée en extérieur, sur une zone de circulation du campus, afin de confronter la plateforme à des conditions de roulage réalistes (rugosité, transitions de revêtement et légères pentes). Les essais ont été réalisés principalement avec le second prototype (Figure 4.8); la plateforme expérimentale n°1 (Figure 4.7) a été conservée pour des vérifications et essais complémentaires. Contrairement à un environnement intérieur contrôlé, le terrain d'essai présentait une hétérogénéité locale: variations de rugosité, joints et micro-irrégularités, ainsi que de légers dévers ou pentes

selon les zones. Ces variations peuvent modifier les efforts de traction et la résistance au roulement au cours d'un même trajet, ce qui explique que des écarts locaux apparaissent entre trajectoires mesurées et simulées et motive l'analyse/identification par portions.

Contrairement à un environnement intérieur contrôlé, le terrain d'essai présentait une hétérogénéité locale: variations de rugosité, joints et micro-irrégularités, ainsi que de légères pentes ou dévers selon les zones. Ces variations peuvent modifier les efforts de traction et la résistance au roulement au cours d'un même trajet, ce qui explique que les paramètres optimaux (par exemple les coefficients de traction) puissent varier d'une portion à l'autre et que des écarts locaux apparaissent entre trajectoires mesurées et simulées.

Afin de situer précisément la zone d'essais et de fournir un repère spatial global, une vue aérienne issue de Google Maps est utilisée. La Figure 4.11 présente l'environnement général où les tests ont été réalisés et sert de référence visuelle pour contextualiser les trajectoires reconstruites à partir des capteurs embarqués.

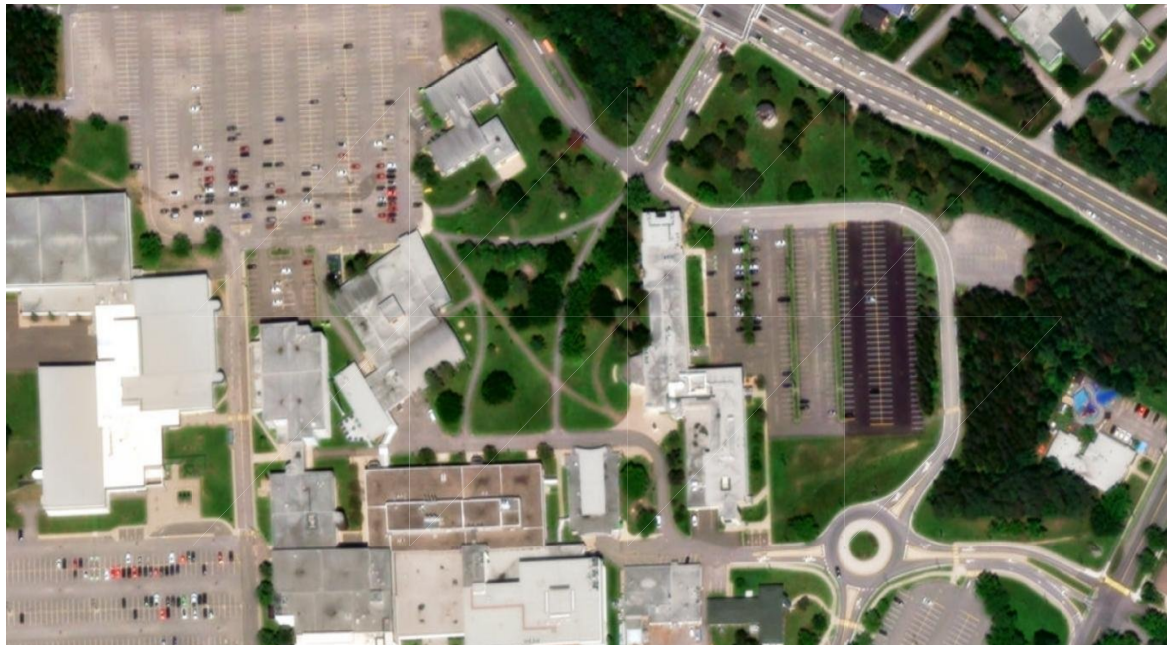


Figure 4.11 Vue aérienne (Google Maps) de la zone d'essais et de l'environnement de roulage.

4.3.3 Description des bases de données

La campagne expérimentale comprend notamment un test de déplacement en ligne droite sur une surface plane et un test de suivi d'une trajectoire en boucle fermée imposée par une consigne XY enregistrée. Les objectifs sont de valider la fidélité du modèle dynamique, d'observer l'effet du terrain, d'analyser la réponse à différentes commandes de vitesse et d'évaluer la stabilité du suivi.

Les données sont structurées en plusieurs bases complémentaires. La **base n° 1** correspond à un essai complet sur une trajectoire triangulaire et contient principalement les vitesses de roue gauche et droite ω_R et ω_L , l'horodatage T associé, ainsi que les mesures issues de l'unité inertielle IMU. À partir de ces signaux, la trajectoire cinématique (x_{cin}, y_{cin}) est reconstruite par intégration des vitesses de roue. Les mêmes signaux ω_R , ω_L et T sont ensuite utilisés comme entrées du modèle dynamique implémenté dans Simulink afin de générer la trajectoire simulée (x_{dyn}, y_{dyn}) .

La **base n° 2** regroupe les points de trajectoire (x_{GM}, y_{GM}) extraits de Google Maps pour le même parcours triangulaire. Elle fournit une référence géométrique globale de la position du véhicule par rapport à l'environnement cartographique. L'échantillonnage de ces points est cependant beaucoup plus faible que celui des mesures expérimentales ω_R , ω_L : il ne s'agit pas d'un enregistrement temporel, mais d'un ensemble de points cartographiques. Il n'existe donc pas de synchronisation temporelle stricte entre la base n°2 et la base n°1; seule la cohérence spatiale de la trajectoire est assurée. Pour l'optimisation par PSO, une portion de cette trajectoire est utilisée, constituée des 97 premiers points, à laquelle est associé un vecteur de temps artificiel t_{ref} croissant linéairement entre 0 et 150 s.

La **base n° 3** regroupe l'ensemble des mesures acquises lors d'un essai complet sur la trajectoire triangulaire avec le véhicule expérimental. Elle contient les signaux issus de l'architecture FPGA (fréquences des encodeurs, commandes, courants, tensions), ainsi

que les mesures de l'unité inertielle IMU et du GPS. À partir des signaux des encodeurs RPM_R et RPM_L , correspondant à des compteurs d'impulsions issus du système FPGA, les vitesses angulaires des roues ω_R et ω_L (en rad/s) sont estimées après mise à l'échelle selon la résolution interne du système d'acquisition. La vitesse linéaire et la vitesse de rotation du véhicule sont ensuite calculées à partir du modèle cinématique du robot. L'orientation du véhicule est estimée à partir de l'angle de lacet mesuré par l'IMU, noté AngleZ, corrigé d'un décalage fixe ($+120^\circ$), puis converti en radians: $\theta_{IMU} = AngleZ * \pi / 180$. La trajectoire cinématique de référence (x_1, y_1) est obtenue par intégration discrète:

$$\dot{x}_1 = v \cos \theta_{IMU}, \quad \dot{y}_1 = v \sin \theta_{IMU}, \quad x_1 = \sum \dot{x}_1 T_s, \quad y_1 = \sum \dot{y}_1 T_s \quad (4.2)$$

Avec T_s , le pas d'échantillonnage est fourni par la colonne T_{sm} .

Cette trajectoire cinématique (x_1, y_1) sert à la fois de référence pour l'analyse des écarts dynamiques et de trajectoire cible pour l'optimisation PSO appliquée aux coefficients de traction C_{1L} et C_{1R} . Contrairement au cas de la base n° 2, la référence est ici parfaitement synchronisée dans le temps avec les signaux ω_R et ω_L , ce qui permet d'isoler plus directement les erreurs de modélisation dynamique.

Tableau 4-1 Tableau récapitulatif des bases de données utilisées.

Base	Contenu principal	Rôle dans le mémoire
Base n°1	ω_L, ω_R , temps T (encodeurs) + mesures IMU (lacet/orientation)	Reconstruction de la trajectoire cinématique (x_{cin}, y_{cin}) et génération de la trajectoire dynamique simulée (x_{dyn}, y_{dyn}) sous Simulink (entrées = vitesses roues).
Base n°2	Points cartographiques extraits de Google Maps (sans temps)	Référence géométrique globale du parcours (comparaison de forme). Synchronisation temporelle non disponible (comparaison spatiale uniquement).
Base n°3	Données complètes d'essais (FPGA/encodeurs + IMU + GPS) : RPM, courants/tensions, T_s , AngleZ, etc.	Référence expérimentale synchronisée : calcul de v, ω , trajectoire (x_1, y_1) via IMU+encodeurs (référence pour validation et optimisation des paramètres).

Ces mesures permettent désormais de confronter les résultats expérimentaux aux prévisions issues du modèle simulé dans des conditions équivalentes.

La section suivante présente et analyse ces résultats, en mettant en évidence des écarts, des corrélations, ainsi que les limites du modèle en situation réelle.

4.3.4 Les résultats des tests pour le modèle cinématique

Afin d'évaluer la pertinence du modèle cinématique présenté au chapitre précédent, une validation expérimentale a été réalisée en utilisant les données réelles issues des capteurs (encodeurs de roues pour les vitesses angulaires et GPS pour la trajectoire de référence).

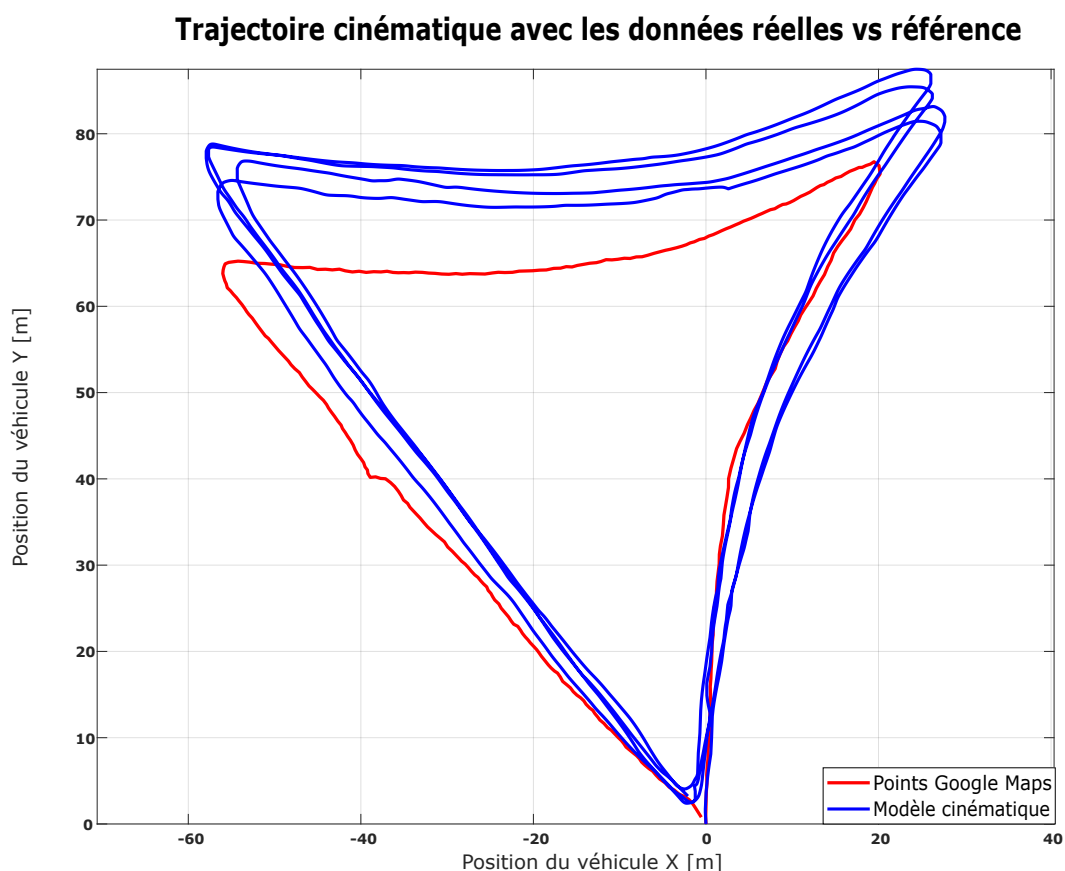


Figure 4.12 Comparaison trajectoire de référence et celle obtenue avec le modèle cinématique.

La Figure 4.12 présente la trajectoire reconstruite par le modèle cinématique à partir des mesures ω_R , ω_L et de l'angle IMU de la base n° 1, superposée à la trajectoire de référence issue de Google Maps (base n° 2), apparaissant en rouge, tandis que les trajectoires cinématiques sont tracées en bleu. Nous observons que la forme triangulaire de la trajectoire est correctement reproduite: les trois côtés et les virages sont bien identifiables. En revanche, un décalage spatial global subsiste entre les deux courbes, probablement lié aux incertitudes sur la position initiale, au bruit des mesures GPS/IMU et aux approximations de projection cartographique. Malgré ce décalage, la topologie du trajet (longueur relative des segments, angles aux sommets) reste cohérente, ce qui confirme que la base constitue une référence expérimentale pertinente pour la validation du modèle dynamique.

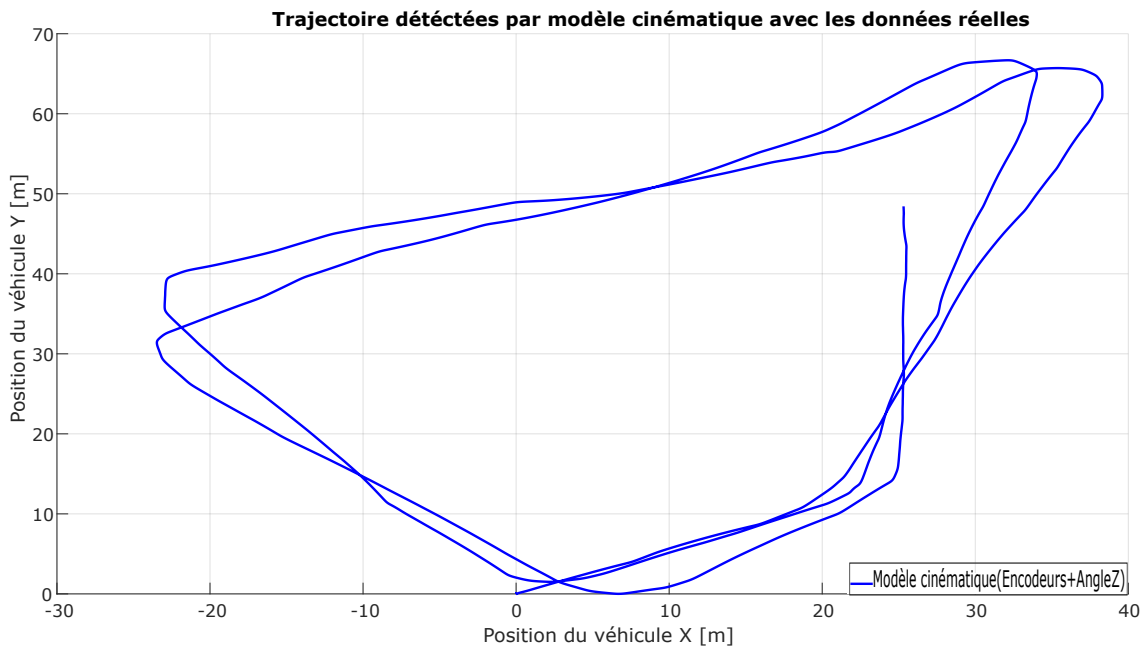


Figure 4.13 Trajectoire cinématique avec les données réelles.

La Figure 4.13 illustre la trajectoire (x_1, y_1) reconstruite uniquement à partir des encodeurs et de l'angle de l'IMU. La boucle est clairement visible: le véhicule part d'une zone proche $(x = 0, y = 0)$, parcourt un premier côté avec une pente négative, décrit ensuite

un long segment quasi-rectiligne vers des abscisses positives, puis revient pour fermer la boucle. La forme globale est régulière, sans oscillations, ce qui confirme que la fusion des encodeurs et d'AngleZ fournit une estimation cohérente de la trajectoire parcourue.

4.3.5 Les résultats des tests pour le modèle dynamique

Après avoir testé le modèle cinématique, une validation du modèle dynamique a été réalisée, intégrant les forces de traction et de résistance. Les paramètres utilisés sont des valeurs fixes issues de la littérature et de mesures expérimentales.

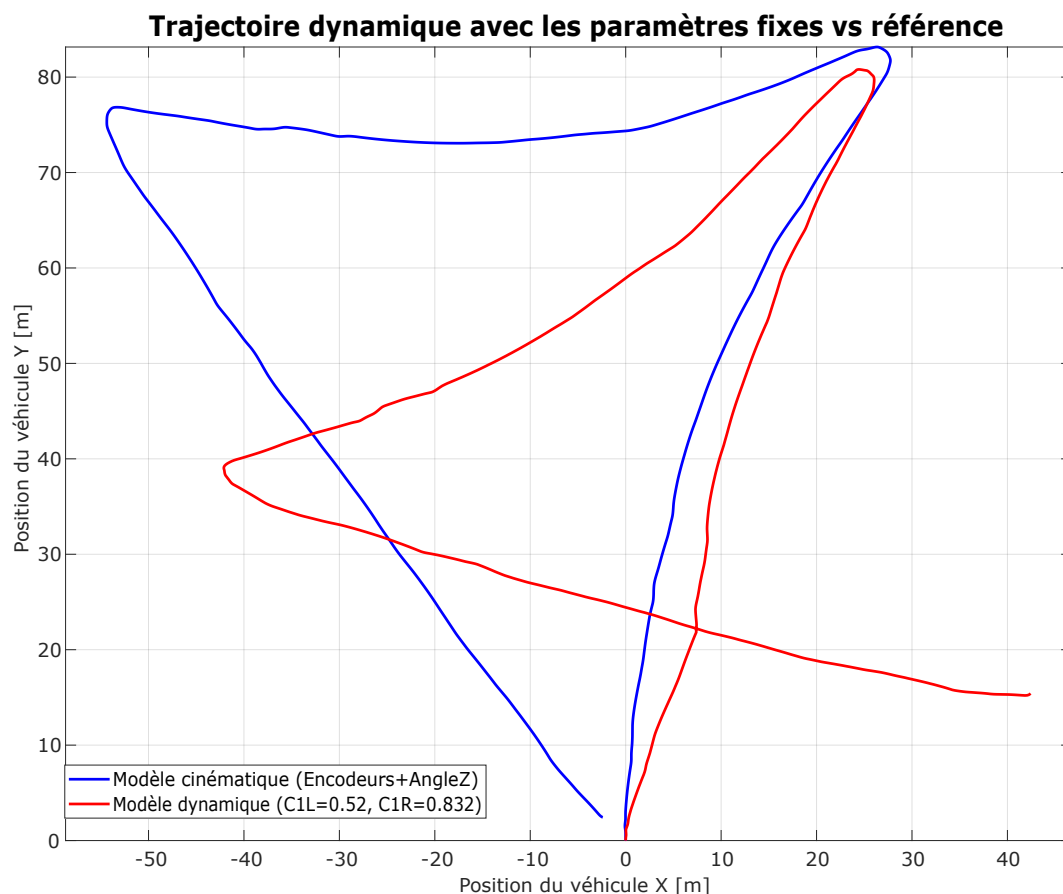


Figure 4.14 Comparaison trajectoire dynamique et celle obtenue avec le modèle cinématique.

La Figure 4.14 illustre la trajectoire obtenue avec le modèle dynamique en configuration nominale. La trajectoire de référence (cinématique) est représentée en bleu, tandis que la trajectoire simulée par le modèle dynamique est tracée en rouge. Bien que le véhicule effectue qualitativement une boucle, la forme de la trajectoire dynamique est significativement déformée par rapport à la référence: le premier côté du triangle est trop bombé, ce qui s'explique par la présence d'un caniveau; les virages sont mal restitués et la fermeture du triangle n'est pas correctement reproduite. Ces écarts montrent que les paramètres nominaux de traction ne permettent pas de rendre fidèlement l'influence des forces de contact pneu-sol sur la trajectoire réelle du véhicule.

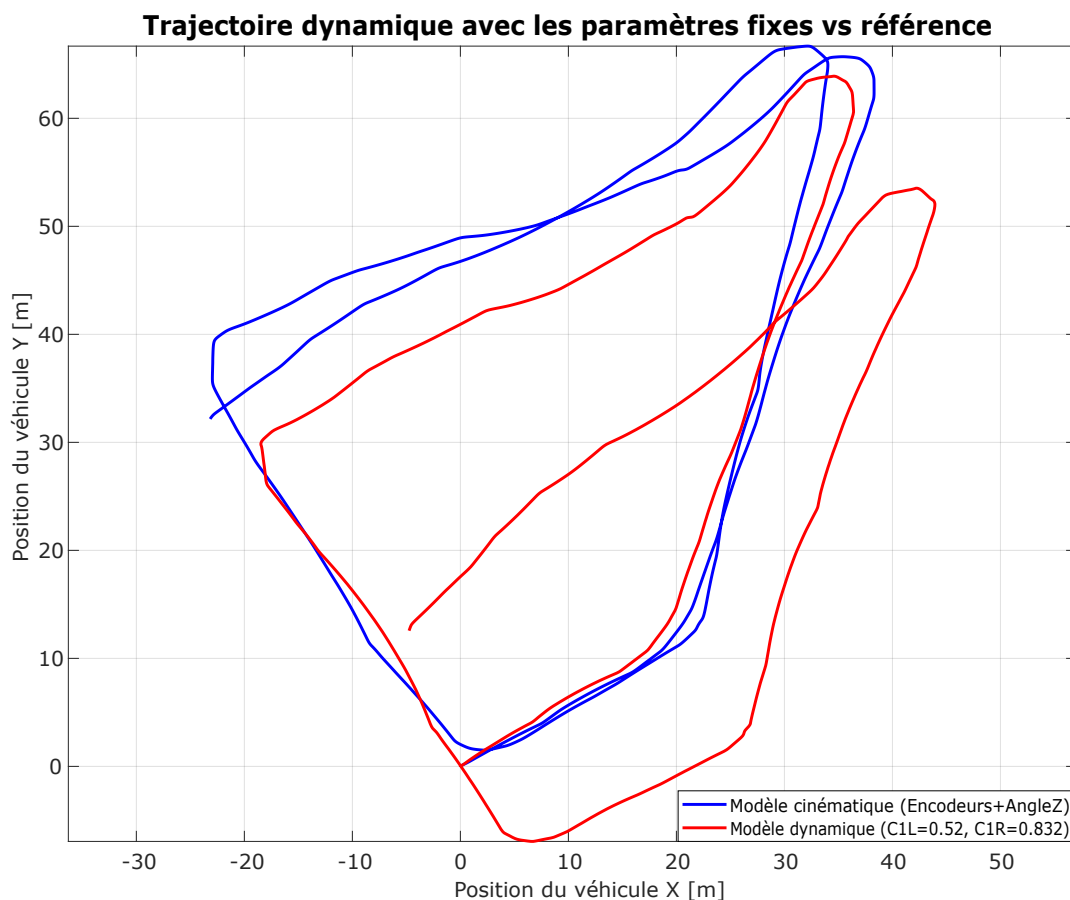


Figure 4.15 Trajectoire donnée par le modèle cinématique et celle obtenue avec le modèle dynamique.

La Figure 4.15 superpose la trajectoire cinématique (en bleu) à la trajectoire issue du modèle dynamique nominal (en rouge). Nous observons que la dynamique nominale parvient à reproduire grossièrement la forme triangulaire, mais présente plusieurs écarts importants. D'une part, la boucle dynamique est plus resserrée que la référence: les amplitudes en x et en y sont plus faibles, ce qui traduit une sous-estimation globale de la distance parcourue. D'autre part, dans certaines portions, la trajectoire dynamique se décale vers l'intérieur du triangle ou présente des ruptures de pente (en particulier sur le retour), signe que la répartition longitudinale des efforts de traction et de résistance au roulement n'est pas correctement modélisée. Enfin, nous remarquons une portion tronquée où la trajectoire dynamique s'arrête avant de rejoindre complètement la boucle, ce qui montre que la configuration nominale des paramètres ne permet pas de fermer la trajectoire avec précision.

Cette validation expérimentale montre que, même si le modèle dynamique améliore la précision par rapport au modèle purement cinématique, il reste insuffisant pour une représentation fidèle de la trajectoire réelle lorsque les paramètres ne sont pas ajustés.

Afin de réduire les écarts observés et d'améliorer la précision du modèle, il est nécessaire d'ajuster les coefficients dynamiques à partir des données expérimentales.

4.3.6 Les résultats des tests avec l'optimisation des paramètres

Avant de présenter les résultats, on rappelle le principe des simulations d'identification des coefficients de traction sous MATLAB/Simulink. Pour une base de données, les signaux expérimentaux (notamment T , ω_R et ω_L) sont d'abord prétraités et, si nécessaire, une portion de trajectoire est extraite afin de travailler sur un intervalle de simulation cohérent. Les conditions initiales (x_0, y_0, ϕ_0) sont fixées à partir du premier point de la référence (cinématique ou cartographique), et l'ensemble des constantes du modèle (paramètres du

véhicule, bornes de recherche, durée T_{stop}) est injecté dans l'espace de travail.

L'identification consiste ensuite à estimer les paramètres C_{1L} et C_{1R} . À chaque itération de l'algorithme (PSO, SA ou TS), un couple candidat (C_{1L}, C_{1R}) est proposé, puis le modèle Simulink est simulé sur l'intervalle considéré. La simulation fournit la trajectoire dynamique (x_{dyn}, y_{dyn}) , qui est comparée à la trajectoire de référence (x_{ref}, y_{ref}) au moyen d'une fonction objectif. Dans ce travail, le critère est basé sur un écart géométrique (distance au plus proche voisin), ce qui permet de comparer des trajectoires même lorsque leurs échantillonnages ne coïncident pas strictement.

La valeur du coût J retournée par la simulation est utilisée pour mettre à jour les mécanismes de recherche de l'algorithme (déplacement des particules pour le PSO, acceptation probabiliste pour le SA, exploration avec mémoire taboue pour le TS). Le processus se répète jusqu'au critère d'arrêt (nombre d'itérations). À la fin, on conserve les meilleurs paramètres estimés, ainsi que les trajectoires simulées correspondantes, afin d'analyser les gains obtenus par rapport au cas nominal (paramètres fixes) et de comparer les méthodes d'optimisation.

La Figure 4.16 présente le résultat de l'optimisation des coefficients de traction C_{1L} et C_{1R} par l'algorithme PSO, appliqué à une portion de la trajectoire de référence (les 97 premiers points de la base n° 2). La trajectoire de référence partielle est tracée en bleu, et la trajectoire dynamique optimisée en rouge. Nous constatons une amélioration notable du suivi sur la partie centrale du segment: la pente et la courbure de la trajectoire dynamique se rapprochent davantage de la référence. Cependant, des décalages persistent en début et en fin de portion, où la trajectoire simulée ne rejoint pas parfaitement la référence.

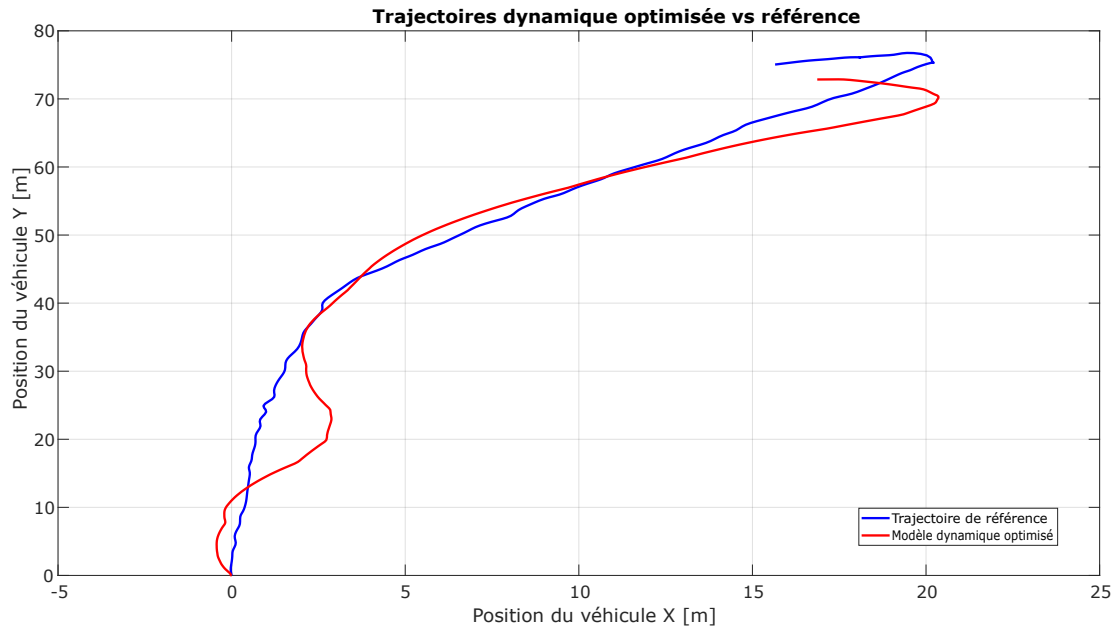


Figure 4.16 Trajectoire dynamique optimisée et la référence.

Limites et discussions

Plusieurs éléments expliquent que le suivi de trajectoire reste imparfait, même après l'optimisation des paramètres C_{1L} et C_{1R} :

- **Référence partielle et non synchronisée:** L'optimisation est réalisée uniquement sur une portion de la trajectoire Google Maps, tandis que les signaux ω_R , ω_L et T décrivent l'essai complet. Le vecteur de temps associé à la référence, t_{ref} , est défini de manière artificielle (linéaire de 0 à 150 s) et ne correspond pas au temps réel de la base n° 1. Il en résulte un décalage temporel et spatial résiduel entre la référence et la trajectoire simulée, particulièrement visible au début et à la fin de la portion optimisée.
- **Différence entre référence cartographique et trajectoire cinématique:** La Figure 4.12 met en évidence un décalage systématique entre la trajectoire Google Maps et la reconstruction cinématique. Or, le modèle dynamique est piloté par les signaux expérimentaux ω_R et ω_L issus de la base n°1, tout en étant comparé à la trajectoire

de la base n°2. Le modèle se trouve ainsi contraint par deux références légèrement inconsistantes, ce qui limite la précision maximale atteignable par l'optimisation.

- **Nombre limité de paramètres ajustés:** Seuls les coefficients C_{1L} et C_{1R} sont optimisés, alors que le modèle dynamique dépend également d'autres paramètres (coefficients A_t , A_{roll} , C_2 , R_1 , R_2 , masse m). Les erreurs de modélisation associées à ces paramètres sont en pratique répercutées sur C_{1L} et C_{1R} , qui ne peuvent pas, à eux seuls, corriger toutes les différences entre la dynamique simulée et le comportement réel du véhicule.

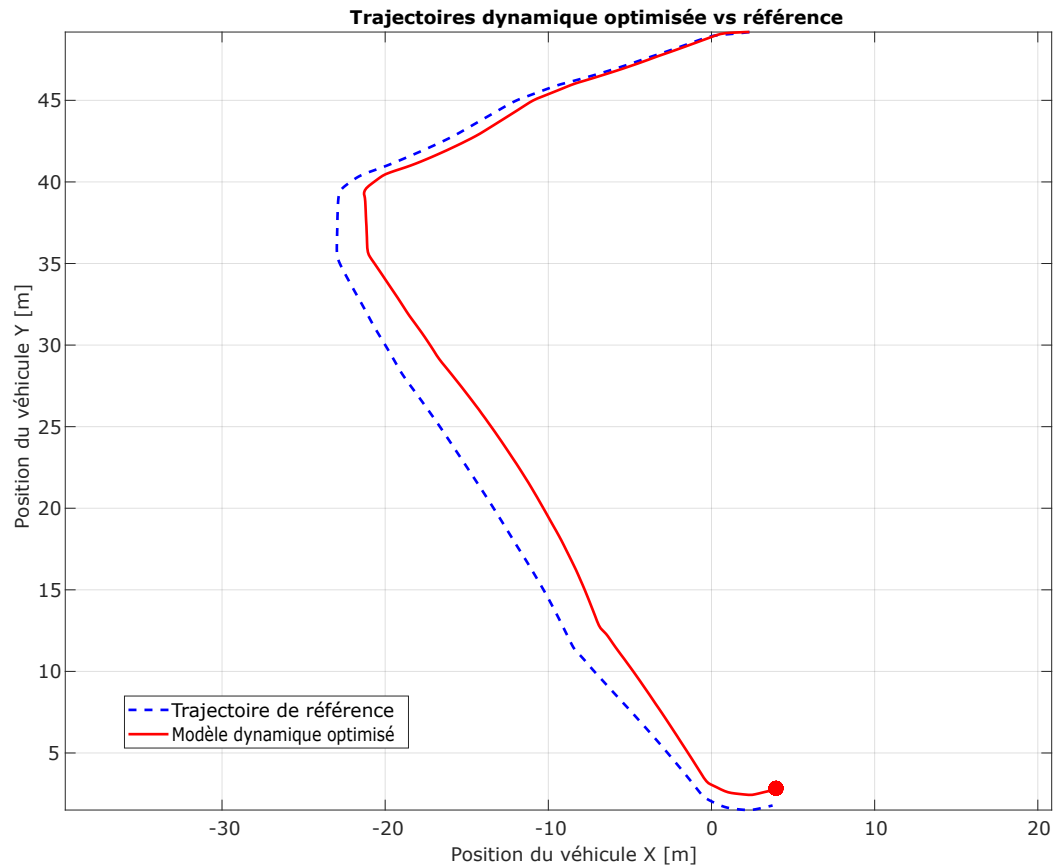


Figure 4.17 Trajectoire dynamique optimisée et la référence.

La Figure 4.17 présente le résultat de l'optimisation PSO appliquée à une portion relativement courte de la trajectoire de référence, définie à partir de (x_1, y_1) . La référence

cinématique de cette portion est tracée en bleu, tandis que la trajectoire dynamique optimisée apparaît en rouge. Sur ce segment limité, l'optimisation améliore nettement le suivi: la courbure de la trajectoire dynamique est plus proche de celle de la référence et les écarts latéraux sont réduits. Cependant, nous constatons encore un décalage longitudinal, notamment vers la fin de la portion, où la trajectoire dynamique optimisée reste légèrement en arrière de la référence.

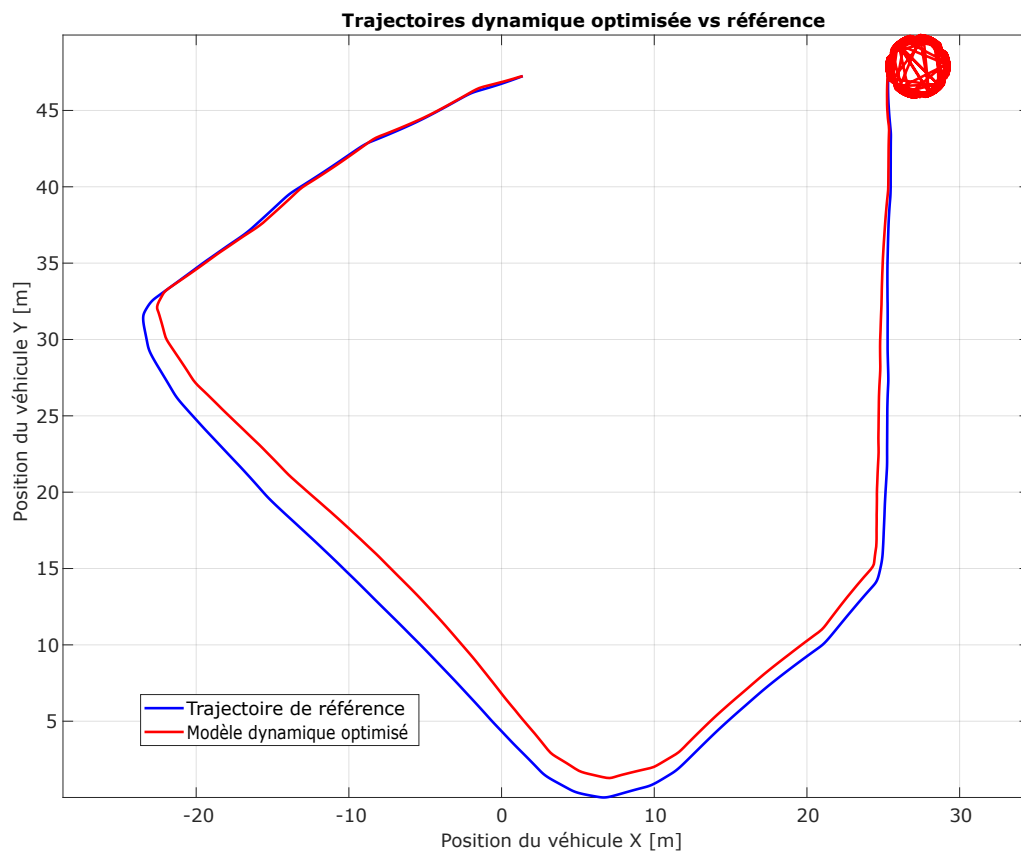


Figure 4.18 Trajectoire dynamique optimisée sur une portion plus longue et la référence.

La Figure 4.18 montre le comportement du modèle dynamique optimisé lorsque nous étendons l'optimisation à une portion plus longue de la trajectoire cinématique. La référence (x_1, y_1) est toujours représentée en bleu et la trajectoire dynamique optimisée en rouge.

Cette fois, le suivi est satisfaisant sur la descente et dans la zone du virage: la trajectoire rouge coïncide assez bien avec la référence, ce qui confirme que les coefficients de traction ajustés permettent de corriger une partie des erreurs de la configuration nominale. En revanche, lorsque le véhicule remonte le long du segment quasi vertical, la trajectoire optimisée commence à diverger progressivement puis décrit une boucle fermée dans la zone supérieure droite. Le modèle dynamique reste piégé dans cette région et effectue plusieurs tours autour d'un point au lieu de reproduire la fin de la trajectoire. Ce comportement traduit une incapacité du modèle, avec seulement C_{1L} et C_{1R} ajustés, à conserver un régime d'adhérence cohérent sur l'ensemble de la portion et à restituer correctement les virages serrés et la fermeture de boucle.

Limites et discussions

Même si l'utilisation de la trajectoire (x_1, y_1) comme référence améliore la cohérence temporelle par rapport au cas de la base n° 2, plusieurs facteurs expliquent pourquoi la trajectoire dynamique reste imparfaite après optimisation:

- Tout d'abord, l'orientation θ_{IMU} utilisée dans la cinématique repose sur AngleZ corrigé d'un décalage fixe. Si ce décalage n'est pas parfaitement calibré, la trajectoire de référence peut être globalement tournée par rapport à l'axe du véhicule. Le modèle dynamique utilise ses propres conditions initiales d'orientation, ce qui crée un biais d'angle entre les deux trajectoires, surtout visible lors de la fermeture de la boucle.
- Ensuite, le modèle dynamique reste simplifié par rapport à la réalité: certaines composantes de la résistance au roulement, de la répartition de masse ou des effets transitoires (inertie des roues, délai d'actionnement des moteurs, glissement latéral) ne sont pas parfaitement prises en compte. Dans ce contexte, les coefficients de traction C_{1L} et C_{1R} deviennent des paramètres qui tentent de compenser plusieurs sources d'erreur à la fois. Ils permettent d'améliorer localement le suivi sur une

portion, mais ne suffisent pas à corriger l'ensemble des écarts sur un tour complet.

- De plus, l'algorithme PSO est ici appliqué à une portion finie de la trajectoire, avec une fonction de coût basée sur la distance ponctuelle entre la trajectoire dynamique et la référence. Lorsque la portion devient longue, l'optimisation privilégie les zones où les distances sont plus importantes, au détriment de zones où les erreurs sont plus faibles. Il en résulte un compromis: certaines sections sont bien suivies, tandis que d'autres, comme la zone haute du triangle, restent très mal reproduites et peuvent conduire à des comportements extrêmes (boucle fermée, stagnation autour d'un point).

Ces observations montrent que la base n° 3 est très utile pour valider la cohérence interne du modèle (puisque la cinématique et la dynamique partagent la même horloge), mais qu'une calibration plus complète du modèle dynamique incluant d'autres paramètres que C_{1L} et C_{1R} est nécessaire.

En complément de la méthode PSO, deux autres méta-heuristiques ont été implémentées pour l'optimisation des coefficients de traction C_{1L} et C_{1R} : recuit simulé (SA) et recherche tabou (TS). Les trois algorithmes sont appliqués sur la même portion de trajectoire, à partir des mêmes données expérimentales (ω_R , ω_L , T) et de la même fonction de coût basée sur la distance entre la trajectoire dynamique simulée et la trajectoire de référence.

La Figure 4.19 illustre le passage de la fonction objectif $F(C_{1L}, C_{1R})$, construite à partir de la simulation du modèle dynamique et du coût de suivi de la trajectoire. La surface représente la variation du coût en fonction des deux coefficients de traction C_{1L} et C_{1R} : les zones à faible valeur correspondent aux combinaisons de paramètres qui améliorent l'alignement entre la trajectoire simulée et la trajectoire de référence. Les points superposés montrent le chemin d'exploration de chaque méthode (PSO, SA et TS): les solutions intermédiaires (points noirs) traduisent les essais successifs, tandis que la solution initiale

(point magenta) et la meilleure solution obtenue (étoile verte) permettent de visualiser la progression de l'algorithme vers une région de coût minimal. Malgré des stratégies de recherche différentes, les approches convergent vers des zones proches du minimum global, tout en présentant des comportements distincts: le PSO explore généralement de façon plus distribuée, le TS effectue une recherche plus locale guidée par la mémoire tabou, et le SA progresse par acceptation probabiliste de solutions parfois moins bonnes afin d'éviter les minima locaux.

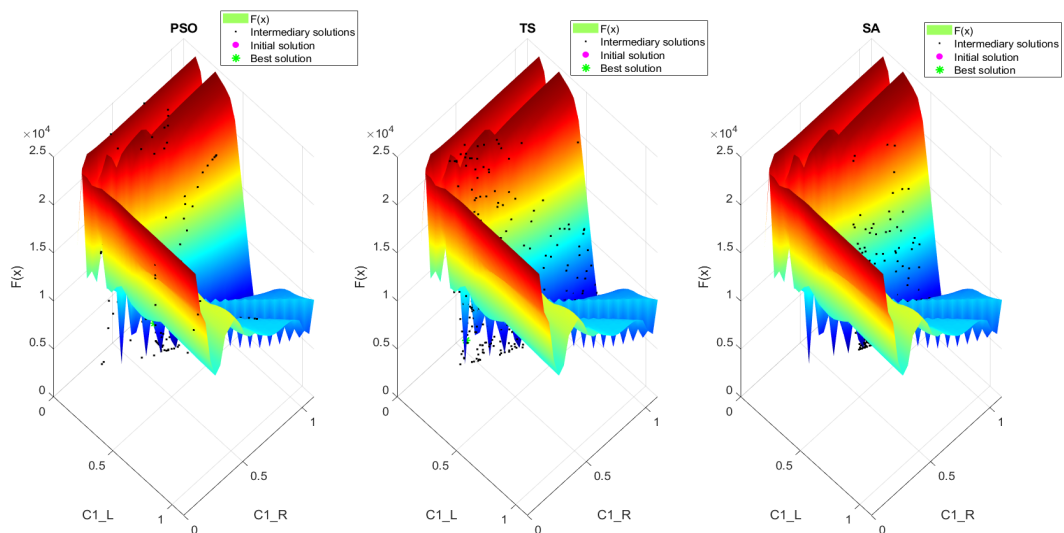


Figure 4.19 Exploration de la surface de coût par les algorithmes PSO, TS et SA (solutions évaluées et minimum trouvé).

La Figure 4.20 présente l'évolution du critère de coût en fonction du nombre d'itérations pour les trois méthodes. Nous y observons que, pour cet essai, les trois algorithmes parviennent à stabiliser le coût dans un intervalle compris approximativement entre 3.25×10^3 et 3.6×10^3 en moins d'une vingtaine d'itérations, ce qui confirme leur capacité à identifier rapidement une zone de paramètres acceptables.

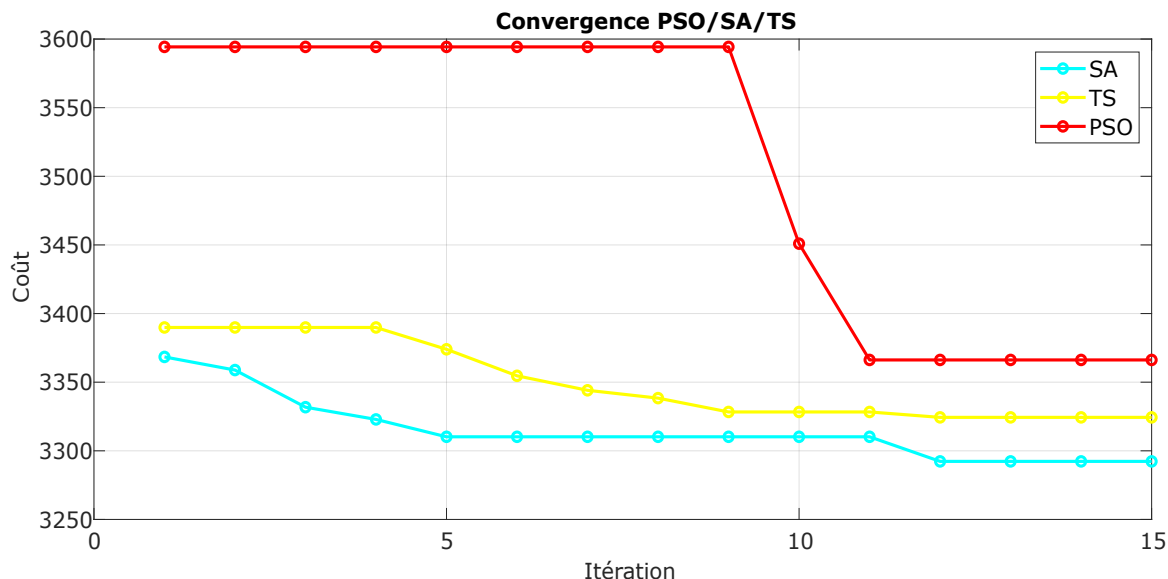


Figure 4.20 Convergence PSO/SA/TS.

La Figure 4.21 illustre la trajectoire de référence, la trajectoire dynamique sans optimisation et les trajectoires dynamiques optimisées obtenues avec PSO, SA et TS sur la portion considérée. Les cinq courbes (référence + dynamique sans optimisation + trois méthodes) restent globalement dans le même couloir de trajectoire, ce qui montre que les trois méta-heuristiques permettent une réduction de l'erreur, avec des performances toutefois différentes selon la méthode. Les différences entre les méthodes apparaissent surtout au niveau de certaines zones localisées (par exemple, à proximité des virages ou en fin de portion), où une méthode peut suivre légèrement mieux la référence que les autres.

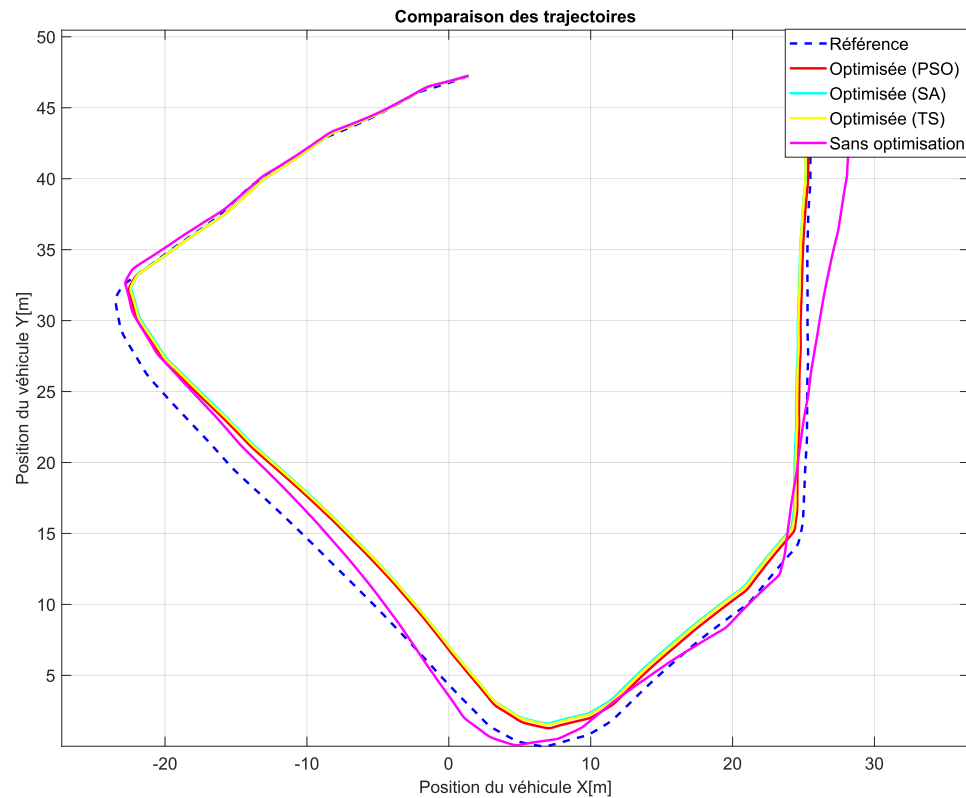


Figure 4.21 Trajectoires dynamiques sans optimisation, optimisées par PSO/SA/TS et la référence.

Afin de compléter l'analyse visuelle des trajectoires, une évaluation quantitative des performances du modèle a été réalisée à l'aide d'une erreur intégrale, mesurée par la distance entre la trajectoire simulée et la trajectoire de référence. Les performances quantitatives obtenues pour les différentes méthodes sont résumées dans le tableau 4-2.

Tableau 4-2 Comparaison des erreurs intégrales avant et après optimisation.

Méthode	Erreur intégrale	Gain (%)
Sans optimisation	3525.76	–
PSO	2993.58	15.09
SA	3210.04	8.95
TS	3355.20	4.84

Les résultats obtenus montrent que l'erreur intégrale du modèle sans optimisation est de 3525.76. Après optimisation, cette erreur est réduite à 2993.58 avec l'algorithme PSO, à 3210.04 avec le recuit simulé (SA) et à 3355.20 avec la recherche tabou (TS). Ces résultats correspondent respectivement à des gains de 15.09%, 8.95% et 4.84%.

Cette amélioration confirme l'efficacité des méthodes d'optimisation pour ajuster les coefficients de traction et réduire les écarts entre la trajectoire simulée et la trajectoire de référence. Parmi les méthodes étudiées, l'algorithme PSO présente les meilleures performances en termes de réduction de l'erreur, ce qui s'explique par sa capacité à explorer efficacement l'espace des solutions et à converger rapidement vers une solution proche de l'optimum global.

Les méthodes SA et TS permettent également une amélioration notable, bien que plus modérée, et offrent des alternatives intéressantes en termes de robustesse et de diversité des stratégies de recherche.

D'un point de vue qualitatif, nous pouvons tirer les enseignements suivants:

. Qualité finale de la trajectoire

Les trois méthodes produisent des trajectoires optimisées proches de la référence sur la portion étudiée. Les écarts résiduels sont du même ordre de grandeur, ce qui suggère que, pour cette base de données et cette fonction de coût, PSO, SA et TS atteignent des performances comparables en termes de suivi de trajectoire.

. Comportement d'optimisation

PSO exploite la dynamique de groupe des particules, tandis que SA et TS s'appuient sur des mécanismes d'acceptation stochastique et de mémoire tabou. En pratique, cela se traduit par des profils de convergence de forme différente:

- * PSO tend à ajuster les paramètres de manière relativement régulière autour de la meilleure solution globale;

- * SA effectue davantage de sauts aléatoires au début, puis raffine la solution lorsque la température diminue;
- * TS privilégie l'exploitation contrôlée en évitant de revisiter les mêmes combinaisons de paramètres.

• Robustesse et complexité de réglage

La mise en oeuvre de SA et TS offre une redondance méthodologique intéressante: si une méthode se bloque dans un minimum local, les autres peuvent permettre de vérifier la cohérence de la solution trouvée. En contrepartie, SA et TS exigent un réglage fin de leurs hyperparamètres (température initiale et loi de décroissance pour SA, taille de la liste tabou et stratégie d'aspiration pour TS), alors que PSO reste relativement simple à paramétrer dans ce contexte (taille de l'essaim, coefficients d'attraction).

Ces résultats montrent que l'optimisation des coefficients C_{1L} et C_{1R} peut être réalisée avec plusieurs méta-heuristiques offrant des performances similaires sur la portion étudiée, ce qui renforce la confiance dans les valeurs des paramètres obtenues.

4.4 Conclusion

Ce dernier chapitre a été consacré à l'implémentation sous MATLAB/Simulink et à la validation, par simulation puis par expérimentation, du modèle cinématique et du modèle dynamique proposés. Les essais numériques ont permis de vérifier le fonctionnement global de la chaîne de modélisation et de mettre en évidence l'influence des variations de terrain sur les efforts (traction et lacet), ainsi que sur la précision du suivi, en particulier lorsque les inclinaisons longitudinales et latérales deviennent significatives.

La validation expérimentale a ensuite confronté les trajectoires simulées aux mesures réelles issues des capteurs du véhicule, confirmant la cohérence globale de la modélisation, mais

révélant également des écarts notables lorsque des paramètres fixes sont utilisés. Malgré une reproduction qualitative satisfaisante, la fidélité reste limitée dans certaines portions, ce qui souligne l'importance d'un ajustement précis des paramètres et d'une calibration continue afin d'améliorer la robustesse et la représentativité du modèle en conditions réelles.

Enfin, l'optimisation des coefficients de traction à l'aide d'algorithmes méta-heuristiques a démontré la pertinence de ce type d'approche pour réduire les écarts de suivi de trajectoire. Les résultats quantitatifs obtenus montrent une réduction de l'erreur intégrale de 15.09% avec l'algorithme PSO, contre 8.95% pour le recuit simulé (SA) et 4.84% pour la recherche tabou (TS). Ces résultats mettent en évidence la supériorité du PSO dans ce contexte, notamment en raison de sa capacité à converger rapidement vers des solutions de bonne qualité.

Toutefois, plusieurs limites subsistent: incohérences possibles entre les références (cartographique vs cinématique), absence de synchronisation temporelle dans certains cas, simplifications du modèle (effets transitoires, résistances, glissement latéral) et nombre restreint de paramètres optimisés. Ces éléments expliquent que l'amélioration observée reste localisée et ne se généralise pas toujours à l'ensemble de la trajectoire, en particulier pour des portions longues.

En conclusion, ce travail démontre la faisabilité et l'intérêt de l'identification des paramètres dynamiques par méta-heuristiques pour améliorer la modélisation des véhicules à traction indépendante. Il ouvre des perspectives importantes, notamment l'intégration d'un plus grand nombre de paramètres dans le processus d'optimisation, ainsi que le développement de stratégies d'estimation en ligne permettant une adaptation en temps réel aux conditions de terrain. Ce travail constitue ainsi une base solide pour le développement futur de systèmes de commande et d'estimation robustes.

Chapitre 5 - Conclusion

Ce mémoire avait pour objectif principal de développer et de valider un modèle dynamique d'un véhicule électrique à deux roues motrices à traction indépendante, capable de reproduire de manière réaliste le comportement du système en vue de futures stratégies de commande et de navigation. Pour atteindre cet objectif, une démarche progressive a été adoptée, allant de l'étude bibliographique à la validation expérimentale, en passant par la modélisation cinématique et dynamique et l'estimation de paramètres par méthodes méta-heuristiques.

Dans un premier temps, la revue de la littérature a permis de situer le travail dans le contexte plus large de la modélisation des véhicules à basse vitesse et de l'interaction pneu-sol. Les modèles de pneus, les différentes formes de dynamique (longitudinale, latérale et verticale), ainsi que les approches classiques et méta-heuristiques d'estimation de paramètres ont été analysés de manière critique. Cette étude a mis en évidence à la fois la richesse des modèles disponibles et leurs limites lorsqu'il s'agit de transposer des résultats théoriques à un véhicule expérimental évoluant sur des terrains variés.

La seconde étape a consisté à établir un modèle cinématique et un modèle dynamique adaptés au véhicule développé au laboratoire. Le modèle dynamique intègre les forces de traction, les résistances au roulement et la répartition des charges, tout en restant suffisamment compact pour une implémentation sous MATLAB/Simulink. Les algorithmes PSO, SA et TS ont été retenus pour l'estimation des coefficients de traction en raison de leur capacité à traiter des problèmes non linéaires et fortement couplés. Cette modélisation fournit un cadre unifié pour analyser l'influence des paramètres de sol et de véhicule sur le suivi de trajectoire.

Enfin, le modèle a été confronté aux données issues des plateformes expérimentales instrumentées.

5.1 Résultats de ce travail

À partir de l'état de l'art sur les modèles de véhicules, les lois de contact pneu-sol et les techniques d'optimisation méta-heuristiques, une architecture de modélisation a été proposée, décomposée en blocs cinématique, dynamique, de traction et d'interaction sol-roue.

Sur le plan cinématique, l'utilisation conjointe des vitesses des roues issues des encodeurs et de l'angle de lacet de l'IMU a permis de reconstruire des trajectoires globales cohérentes à partir des bases de données, puis de les comparer à une trajectoire de référence cartographique extraite de Google Maps. Ces résultats ont montré que, malgré certaines dérives locales, le modèle cinématique est capable de reproduire avec une bonne cohérence la géométrie globale du parcours.

Sur le plan dynamique, un modèle intégrant les efforts longitudinaux de traction, les résistances au roulement et la répartition des charges a été implémenté sous MATLAB/Simulink. Les premières simulations, réalisées avec des coefficients de traction fixes, ont mis en évidence des écarts significatifs entre les trajectoires simulées et les trajectoires reconstruites expérimentalement, en particulier dans les portions présentant des changements de pente ou de nature de sol.

Pour réduire ces écarts, une démarche d'identification numérique des coefficients de traction C_{1L} et C_{1R} a été mise en œuvre à partir des données (ω_R, ω_L, T) collectées lors des essais. Trois méthodes méta-heuristiques ont été comparées: l'algorithme d'optimisation par essaim de particules (PSO), le recuit simulé (SA) et la recherche tabou (TS). Les essais réalisés sur des portions de trajectoire ont montré que PSO, SA et TS sont tous capables d'améliorer localement l'accord entre les trajectoires dynamiques simulées et les références (cinématiques ou cartographiques), avec des performances globalement proches, bien que le PSO se distingue par une réduction plus importante de l'erreur (jusqu'à 15.09%), contre

8.95% pour le SA et 4.84% pour le TS.

Ces résultats montrent que les méthodes PSO, SA et TS offrent des performances globalement comparables en termes de minimisation de la fonction de coût. Toutefois, dans un contexte d'implémentation embarquée ou d'estimation en ligne, le choix d'une méthode ne repose pas uniquement sur ce critère. Des éléments tels que le temps de calcul, la rapidité de convergence, la robustesse face au bruit, la sensibilité à l'initialisation ainsi que la complexité d'implémentation doivent également être pris en compte. À ce titre, le PSO se distingue par sa simplicité et sa rapidité de convergence, tandis que le recuit simulé offre une meilleure capacité d'exploration de l'espace de recherche. La recherche tabou, quant à elle, propose une approche structurée basée sur une mémoire d'exploration, mais reste sensible au choix de ses paramètres.

Par ailleurs, bien que ce travail se soit concentré sur l'estimation des coefficients de traction C_{1L} et C_{1R} , d'autres paramètres influents pourraient être intégrés afin d'améliorer la précision et la robustesse du modèle. Parmi ceux-ci figurent notamment le paramètre C_2 , qui influence le comportement en régime de glissement élevé, ainsi que le paramètre A_t , qui caractérise la dynamique aux faibles vitesses relatives. L'intégration de paramètres liés aux résistances au roulement, aux propriétés inertielles du véhicule ou encore aux conditions d'adhérence du sol, comme le coefficient de friction μ , constituerait également une perspective intéressante pour enrichir le modèle.

Globalement, ce travail a permis de démontrer la faisabilité pratique d'une identification des paramètres de traction à partir de mesures embarquées et de valider, au moins de manière qualitative, la capacité du modèle dynamique proposé à reproduire le comportement du véhicule sur un parcours réel.

5.2 Limites

Malgré les résultats obtenus, plusieurs limites importantes sont apparues au cours de l'étude.

En premier lieu, le modèle dynamique repose sur des coefficients de traction supposés constants pour un essai donné, alors même que la littérature montre que l'interaction pneu-sol et les efforts de traction dépendent fortement de l'état de la chaussée, de la rugosité du terrain, de la vitesse, de la charge et des conditions environnementales, avec des dynamiques d'adhérence potentiellement variables au cours du temps [41, 59, 66, 67]. Ce choix de paramètres fixes entraîne nécessairement une perte de précision dès que le véhicule traverse des zones aux caractéristiques du sol contrastées.

Ensuite, la démarche d'identification a été appliquée principalement à des portions de trajectoire. L'optimisation sur des segments relativement courts permet d'obtenir un bon ajustement local, mais les coefficients optimaux ne se généralisent pas toujours à l'ensemble du parcours. Lorsqu'on augmente la longueur de la portion, l'algorithme a tendance à privilégier certaines zones au détriment d'autres, et la qualité globale du suivi se dégrade. Une autre limite concerne la cohérence et la synchronisation des données de référence. Les trajectoires issues de Google Maps et celles reconstruites par le modèle cinématique ne sont pas parfaitement superposables: elles n'ont pas la même résolution spatiale, ni la même précision, et l'absence de temps absolu dans certaines bases impose de reconstruire artificiellement l'échelle temporelle. Ces décalages peuvent conduire à des minima de coût qui reflètent autant les incohérences de référence que les erreurs de modélisation, ce qui renforce l'intérêt de stratégies de fusion/filtrage et d'estimation robustes [68].

Enfin, le modèle ne prend pas en compte certains phénomènes physiques susceptibles d'influer sur la trajectoire: glissement latéral, déformations des pneumatiques, variations rapides de charge ou phénomènes transitoires liés à la commande des moteurs.

L'identification ne porte que sur deux coefficients principaux, alors que d'autres paramètres (résistances au roulement, coefficients de glissement, inerties) pourraient également être ajustés pour améliorer la précision globale, notamment via des approches d'estimation de résistances de roulement et de pentes basées sur les données de chaîne de traction [63, 64].

5.3 Perspectives

Plusieurs perspectives peuvent être envisagées pour prolonger ce travail et renforcer la robustesse du modèle.

Une première piste consiste à enrichir la modélisation de la traction en intégrant des lois d'adhérence plus complètes et des paramètres explicitement variables dans le temps. La littérature récente sur l'estimation du coefficient de friction pneu-route propose, par exemple, des approches basées sur des filtres non linéaires (EKF, UKF) pour identifier en ligne les paramètres d'adhérence à partir des réponses du véhicule [39–41]. L'intégration de telles techniques permettrait de représenter plus fidèlement l'influence des variations de terrain et d'anticiper la perte d'adhérence dans des conditions de roulage dégradées. Dans le même esprit, l'ajout d'outils de détection/estimation du glissement basés sur un modèle dynamique constitue une piste cohérente pour renforcer l'observation des interactions roue-sol [4].

Une deuxième perspective concerne la fusion de capteurs. Les résultats ont mis en évidence la complémentarité des informations issues des encodeurs, de l'IMU et du GPS, mais la fusion a été réalisée de manière relativement simple. L'utilisation d'architectures de type filtre de Kalman étendu, filtres particuliers ou filtres hybrides pour combiner position, vitesse et mesures d'accélération constitue une évolution naturelle, largement étudiée pour la localisation des robots mobiles et des véhicules autonomes [69–72]. Une fusion plus rigoureuse des capteurs contribuerait à réduire les incertitudes sur la trajectoire de référence

et la fiabilité de l'identification.

Par ailleurs, la démarche d'optimisation pourrait être généralisée à un cadre multi-objectifs, en considérant simultanément l'erreur de suivi de trajectoire, la consommation énergétique, voire le confort dynamique (limitations des accélérations et des secousses). Des travaux récents sur les véhicules électriques et les robots mobiles montrent l'intérêt d'utiliser des approches multi-objectifs (PSO multi-objectif, NSGA-II, etc.) pour concilier plusieurs critères de performance [73, 74]. Adapter ce type d'approche au véhicule étudié permettrait de mieux exploiter les degrés de liberté de la traction indépendante et de mieux refléter les contraintes réelles d'exploitation.

Enfin, l'introduction de techniques d'apprentissage automatique, par exemple des réseaux de neurones récurrents ou des modèles de type LSTM, pourrait être envisagée pour représenter plus fidèlement certains effets difficiles à modéliser analytiquement, tels que le glissement latéral, les phénomènes transitoires rapides ou la dépendance précise au type de sol. À partir des données expérimentales, ces modèles pourraient apprendre, pour chaque situation de roulage (vitesse, pente, nature du terrain), des valeurs de paramètres équivalents (par exemple des coefficients de traction effectifs), qui viendraient ajuster en temps réel le modèle dynamique. Ils seraient ainsi couplés au modèle physique existant dans une approche hybride combinant à la fois les équations du modèle et l'information extraite des données [72, 75, 76].

5.4 Travaux futurs

Dans la continuité des perspectives précédentes, plusieurs axes de travaux futurs peuvent être proposés.

- **Commandes avancées pour le suivi de trajectoire.**

Le présent travail s'est focalisé sur la modélisation et l'identification des paramètres

de traction, avec des lois de commande relativement simples. Une extension naturelle consiste à concevoir des lois de commande avancées de type commande prédictive par modèle (MPC) ou contrôle robuste pour le suivi de la trajectoire d'un véhicule électrique à deux roues motrices. Des approches MPC appliquées au contrôle de traction et au contrôle en présence d'adhérence constituent une continuité directe pour exploiter le modèle développé [60]. L'intégration d'un MPC tenant compte explicitement des limites d'adhérence et des contraintes sur les moteurs permettrait de tester pleinement la capacité du modèle à servir de base à un contrôle de plus haut niveau.

• **Estimation et observation en ligne des paramètres.**

La mise en œuvre d'observations non linéaires permettant d'estimer en ligne certains paramètres du modèle (coefficients de traction, résistances au roulement, biais de capteurs) constitue un autre prolongement direct. Des approches basées sur des filtres de Kalman étendu, des filtres de Kalman adaptatifs ou des observations à gain élevé, déjà appliquées à l'estimation du coefficient de friction et à la détection du glissement [4, 39, 40, 63, 64, 77], pourraient être adaptées au véhicule étudié pour améliorer la cohérence entre modèles et mesures au cours du temps et rendre le modèle plus robuste face aux variations des conditions de roulage.

• **Optimisation globale sur parcours complets.**

Les essais réalisés ont montré que l'optimisation par PSO, SA et TS donne de bons résultats sur des portions de trajectoire, mais que la généralisation à des parcours complets reste délicate. Des travaux futurs pourraient porter sur des stratégies d'optimisation hiérarchiques ou segmentées, combinant identification locale et mécanismes de régularisation globale, ou encore sur des schémas multi-objectifs contraints inspirés de ceux proposés pour les véhicules électriques et les robots

mobiles [73, 74]. L'objectif serait d'obtenir des profils de paramètres qui restent cohérents sur l'ensemble du trajet, tout en conservant une bonne précision locale.

- **Extension expérimentale et validation à plus grande échelle.**

Il serait pertinent de valider le modèle et la démarche d'identification sur un ensemble plus large de scénarios: différents profils de trajets (urbain, tout-terrain), variations de charge, conditions météorologiques diverses. Une campagne d'essais systématique, couplée à une instrumentation plus riche (caméras, LiDAR, GNSS différentiel, etc.) et à des méthodes de fusion de capteurs avancées [69, 71, 72, 78], permettrait de mieux caractériser les limites du modèle et d'évaluer la robustesse des paramètres optimisés en conditions réelles.

- **Automatisation, supervision et transfert à d'autres plateformes.**

Au-delà de ces aspects techniques, l'intégration du modèle dynamique et des algorithmes d'identification dans une architecture de supervision en temps réel constitue un autre axe important. Une telle architecture, s'appuyant sur une interface de suivi (tableau de bord, interface web ou application embarquée), permettrait de visualiser l'état du véhicule, de surveiller l'évolution des paramètres estimés et de détecter précocement les situations dégradées (perte d'adhérence, dérive de capteurs, surchauffe des actionneurs). À terme, cette couche de supervision pourrait faciliter l'automatisation partielle ou complète de certaines tâches de navigation.

Enfin, la méthodologie développée dans ce mémoire pourrait être transposée à d'autres plateformes de mobilité électrique lente : robots agricoles, plateformes logistiques intérieures, véhicules de service ou AGV industriels. Adapter le modèle, la chaîne de capteurs (incluant éventuellement LiDAR et caméras) et les algorithmes d'optimisation à ces contextes permettrait de tester la généricité de l'approche et de contribuer plus largement à la conception de véhicules électriques autonomes ou

semi-autonomes, robustes et énergétiquement efficaces [79–82].

En résumé, ce travail fournit une base de modélisation et d'identification solide pour un véhicule électrique à deux roues motrices à traction indépendante. Les résultats obtenus confirment la cohérence globale de l'approche et mettent en évidence le potentiel des méthodes méta-heuristiques pour l'identification des paramètres de traction, tout en soulignant les limites actuelles et les nombreux axes de recherche qui restent ouverts pour améliorer la précision, la robustesse et l'exploitabilité du modèle dans des applications de navigation semi-autonome ou autonome.

Références

- [1] J. Zhang and J. Li, “Robust backstepping sliding mode control with l2-gain performance for reference input wheel slip tracking of vehicle,” *Information Technology and Control*, vol. 48, no. 4, pp. 660–672, 2019.
- [2] D. Denis, “Contribution à la modélisation et à la commande de robots mobiles reconfigurables en milieu tout-terrain : application à la stabilité dynamique d’engins agricoles,” Theses, Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II, Apr. 2015. [Online]. Available: <https://theses.hal.science/tel-01241028>
- [3] C. Guzman, A. Cardenas, and K. Agbossou, “Evaluation of meta-heuristic optimization methods for home energy management applications,” in *2017 IEEE 26th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, 2017, pp. 1501–1506.
- [4] C. C. Ward and K. Iagnemma, “A dynamic-model-based wheel slip detector for mobile robots on outdoor terrain,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 24, no. 4, pp. 821–831, 2008.
- [5] Z. J. Chen. (2022) Comparaison de l’agriculture canadienne avec celle d’autres pays développés: le japon, le royaume-uni et les États-unis. Page consultée le 06 février 2024. [Online]. Available: https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/pub/96-325-x/2021001/article/00012-fra.pdf?st=XIQ_Cyl
- [6] O. Hama, M. Adamou, and M. Barage, “Évaluation des systèmes d’irrigation des cultures d’*Abelmoschus esculentus* Moench et *Cucumis sativus* sur le site maraîcher de Bougoum, au 5ème arrondissement de Niamey (Niger, Afrique de l’ouest),” *Agronomie Africaine*, vol. 30, no. 1, p. 29–44, Oct. 2018. [Online]. Available: <https://www.ajol.info/index.php/aga/article/view/178646>
- [7] Ministère des Finances et du Budget du Sénégal. (2023) Plan Sénégal Émergent (PSE). Page consultée le 12 février 2024. [Online]. Available: <https://www.finances.gouv.sn/publication/plan-senegal-emergent-2019-2035/>
- [8] A. Ghobadpour, G. Monsalve, A. Cardenas, and H. Mousazadeh, “Off-road electric vehicles and autonomous robots in agricultural sector: trends, challenges, and opportunities,” *Vehicles*, vol. 4, no. 3, pp. 843–864, 2022.
- [9] S. Wang, “Research on welfare robots: A multifunctional assistive robot and human-machine system,” *Applied Sciences*, vol. 15, no. 3, 2025. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2076-3417/15/3/1621>
- [10] R. J. Manríquez-Cisterna, A. A. Ravankar, J. V. Salazar Lucas, T. Hatsukari, and Y. Hirata, “A standing support mobility robot for enhancing independence in elderly daily living,” in *2025 34th IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, 2025, pp. 330–336.
- [11] S. A. Shedge, M. Gulhane, A. Shete, N. Rakesh, B. Panda, and S. Dixit, “Innovations in robotics and automation to improve efficiency and precision in healthcare delivery and rehabilitation systems,” in *2025 International Conference on Emerging Smart Computing and Informatics (ESCI)*, 2025, pp. 1–6.

- [12] B. Salem and M. Abdelmalek, “Modélisation et simulation d’un véhicule électrique,” Ph.D. dissertation, Université Larbi Tébessi-Tébessa, 2023.
- [13] S. Hamza, “Contribution à l’analyse de sensibilité des systèmes complexes : application à la dynamique du véhicule,” Theses, Université de Haute Alsace - Mulhouse, Jul. 2015. [Online]. Available: <https://theses.hal.science/tel-01347105>
- [14] D. Ichalal, C. Chabane, H. Arioui, and S. Mammar, “Estimation de la dynamique latérale pour véhicules à deux roues motorisés,” in *CIFA 2012 Septième Conférence Internationale Francophone d’Automatique*, Grenoble, France, Jul. 2012, pp. 1–6. [Online]. Available: <https://hal.science/hal-00692567>
- [15] A. Rabhi, N. K. M’Sirdi, N. Zbiri, and Y. Delanne, “Modélisation pour l’estimation de l’état et des forces d’Interaction Véhicule-Route,” in *CIFA 2004*, W. Perruquett, M. de Vilmorin, T. Bourdeau, and C. internationale francophone d’automatique, Eds., Douz, Tunisia, Nov. 2004. [Online]. Available: <https://amu.hal.science/hal-01967642>
- [16] D. Penco, “Contrôle véhicule autonome. Contrôle robuste et haute performance pour permettre les manœuvres à haute dynamique des véhicules autonomes,” Theses, Université Paris-Saclay, May 2022. [Online]. Available: <https://theses.hal.science/tel-03735769>
- [17] S. Das and Shrudhanidhi, “Vehicle dynamics modelling: Lateral and longitudinal,” in *2021 8th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*. Noida, India: IEEE, Feb. 2021, pp. 407–412.
- [18] B. Badji, “Caractérisation du comportement non linéaire en dynamique du véhicule,” Theses, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, Dec. 2009. [Online]. Available: <https://theses.hal.science/tel-00606485>
- [19] H. B. Pacejka, “Chapter 1 - tire characteristics and vehicle handling and stability,” in *Tire and Vehicle Dynamics (Third Edition)*, 3rd ed., H. B. Pacejka, Ed. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2012, pp. 1–58. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780080970165000012>
- [20] —, “Chapter 4 - semi-empirical tire models,” in *Tire and Vehicle Dynamics (Third Edition)*, 3rd ed., H. B. Pacejka, Ed. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2012, pp. 149–209. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780080970165000048>
- [21] —, “Chapter 3 - theory of steady-state slip force and moment generation,” in *Tire and Vehicle Dynamics (Third Edition)*, 3rd ed., H. B. Pacejka, Ed. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2012, pp. 87–147. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780080970165000036>
- [22] —, “Chapter 2 - basic tire modeling considerations,” in *Tire and Vehicle Dynamics (Third Edition)*, 3rd ed., H. B. Pacejka, Ed. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2012, pp. 59–85. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780080970165000024>
- [23] T. Gillespie, *Fundamentals of Vehicle Dynamics*. Warrendale, PA, USA: SAE International, 1992.

- [24] G. Rill, *Vehicle Dynamics: Fundamentals and Modeling Aspects*. Hochschule Regensburg, University of Applied Sciences, Mar. 2009.
- [25] J.-B. Braconnier, “Maintien de l’intégrité de robots mobiles en milieux naturels,” Theses, Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II, Jan. 2016. [Online]. Available: <https://theses.hal.science/tel-01469696>
- [26] S. Victor, A. Robinet, Y. Ferradji, P. Melchior, and H. Gimbert, “Tire modeling for an autonomous tractor suitable for soft soils,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 58, no. 12, pp. 436–441, 2024, 12th IFAC Conference on Fractional Differentiation and its Applications ICFDA 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896324009601>
- [27] H. Dugoff and B. Brown, “Measurement of tire shear forces,” SAE Technical Paper, Tech. Rep., 1970.
- [28] H. Dugoff, P. S. Fancher, and L. Segel, “An analysis of tire traction properties and their influence on vehicle dynamic performance,” *SAE Transactions*, vol. 79, pp. 1219–1243, 1970. [Online]. Available: <http://www.jstor.org/stable/44644491>
- [29] U. Kiencke and L. Nielsen, “Automotive control systems: For engine, driveline, and vehicle,” *Measurement Science and Technology*, vol. 11, no. 12, p. 1828, dec 2000. [Online]. Available: <https://dx.doi.org/10.1088/0957-0233/11/12/708>
- [30] C. Canudas de Wit, H. Olsson, K. Astrom, and P. Lischinsky, “A new model for control of systems with friction,” *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 40, no. 3, pp. 419–425, 1995.
- [31] J. L. Harned, L. E. Johnston, and G. Scharpf, “Measurement of tire brake force characteristics as related to wheel slip (antilock) control system design,” *SAE Transactions*, vol. 78, pp. 909–925, 1969. [Online]. Available: <http://www.jstor.org/stable/44564290>
- [32] G. Gim and P. E. Nikraves, “An analytical model of pneumatic tyres for vehicle dynamic simulations. part 1: pure slips,” *International Journal of vehicle design*, vol. 11, no. 6, pp. 589–618, 1990.
- [33] G. Gim, “An analytical model of pneumatic tyres for vehicle dynamic simulations. part 2: Comprehensive slips,” *International journal of vehicle design*, vol. 12, no. 1, pp. 19–39, 1991.
- [34] M. Burckhardt, *Fahrwerktechnik: Radschlupf-Regelsysteme*, ser. Vogel-Fachbuch : Fahrwerktechnik. Würzburg, Germany: Vogel Verlag, 1993, no. vol. 12. [Online]. Available: <https://books.google.ca/books?id=OvdBAAAACAAJ>
- [35] D. Vieira, R. Orjuela, M. Spisser, and M. Basset, “An adapted burckhardt tire model for off-road vehicle applications,” *Journal of Terramechanics*, vol. 104, pp. 15–24, 2022. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022489822000544>
- [36] A. Ružinskis and H. Sivilevičius, “Magic formula tyre model application for a tyre-ice interaction,” *Procedia Engineering*, vol. 187, pp. 335–341, 12 2017.

- [37] L. Ljung, *System Identification: Theory for the User*, 2nd ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1999.
- [38] P. Kumar, "Theory and practice of recursive identification," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 30, no. 10, pp. 1054–1056, 1985.
- [39] S. Julier and J. Uhlmann, "Unscented filtering and nonlinear estimation," *Proceedings of the IEEE*, vol. 92, no. 3, pp. 401–422, 2004.
- [40] F. Gustafsson, "Slip-based tire-road friction estimation," *Automatica*, vol. 33, no. 6, pp. 1087–1099, 1997. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0005109897000034>
- [41] C. Canudas de Wit, P. Tsiotras, E. Velenis, M. Basset, and G. Gissinger, "Dynamic Friction Models for Road/Tire Longitudinal Interaction," *Vehicle System Dynamics*, vol. 39, no. 3, pp. 189–226, 2003. [Online]. Available: <https://hal.science/hal-00734006>
- [42] K. K. Saab and S. S. Saab, "A stochastic newton-raphson method with noisy function measurements," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 23, no. 3, pp. 361–365, 2016.
- [43] S. Lu, M. Q. Wang, P. Weston, S. Chen, and J. Yang, "Partial train speed trajectory optimization using mixed-integer linear programming," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 17, no. 10, pp. 2911–2920, 2016.
- [44] E. Diaz-Dorado and J. Pidre, "Optimal planning of unbalanced networks using dynamic programming optimization," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 19, no. 4, pp. 2077–2085, 2004.
- [45] K. Maalej, "Méthodes de gestion d'énergie pour un véhicule électrique hybride et un véhicule électrique à batteries utilisant l'estimation en ligne de la masse," Ph.D. dissertation, Université du Québec à Trois-Rivières, 2014.
- [46] S. E. De León-Aldaco, H. Calleja, and J. Aguayo Alquicira, "Metaheuristic optimization methods applied to power converters: A review," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 30, no. 12, pp. 6791–6803, 2015.
- [47] E. Da Silva, J. Ortiz, G. De Oliveira, and S. Binato, "Transmission network expansion planning under a tabu search approach," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 16, no. 1, pp. 62–68, 2001.
- [48] J.-J. Kim and J.-J. Lee, "Trajectory optimization with particle swarm optimization for manipulator motion planning," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 11, no. 3, pp. 620–631, 2015.
- [49] R. Romero, R. Gallego, and A. Monticelli, "Transmission system expansion planning by simulated annealing," in *Proceedings of Power Industry Computer Applications Conference*, 1995, pp. 278–283.
- [50] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*, vol. 4, 1995, pp. 1942–1948 vol.4.
- [51] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, and M. P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing," *Science*, vol. 220, no. 4598, pp. 671–680, 1983.

- [52] S. B. Gelfand and S. K. Mitter, "Analysis of simulated annealing for optimization," in *1985 24th IEEE Conference on Decision and Control*, 1985, pp. 779–786.
- [53] R. Gallego, R. Romero, and A. Monticelli, "Tabu search algorithm for network synthesis," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 15, no. 2, pp. 490–495, 2000.
- [54] Y. Shi and R. Eberhart, "A modified particle swarm optimizer," in *1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence (Cat. No.98TH8360)*, 1998, pp. 69–73.
- [55] J. Dørum, T. Utstumo, and J. T. Gravdahl, "Experimental comparison of adaptive controllers for trajectory tracking in agricultural robotics," in *2015 19th International Conference on System Theory, Control and Computing (ICSTCC)*, 2015, pp. 206–212.
- [56] E. Kayacan, E. Kayacan, H. Ramon, O. Kaynak, and W. Saeys, "Towards agrobots: Trajectory control of an autonomous tractor using type-2 fuzzy logic controllers," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 20, no. 1, pp. 287–298, 2015.
- [57] I. J. Moreno, D. Ouardani, D. Chaparro-Arce, and A. Cardenas, "Real-time hardware-in-the-loop emulation of path tracking in low-cost agricultural robots," *Vehicles*, vol. 5, no. 3, pp. 894–913, 2023. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2624-8921/5/3/49>
- [58] G. Dudek and M. Jenkin, *Computational Principles of Mobile Robotics*, 2nd ed. Cambridge University Press, 2010.
- [59] F. Pretagostini, L. Ferranti, G. Berardo, V. Ivanov, and B. Shyrokau, "Survey on wheel slip control design strategies, evaluation and application to antilock braking systems," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 10 951–10 970, 2020.
- [60] F. Borrelli, A. Bemporad, M. Fodor, and D. Hrovat, "An mpc/hybrid system approach to traction control," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 14, no. 3, pp. 541–552, 2006.
- [61] V. Cerone, M. Milanese, and D. Regruto, "Yaw stability control design through a mixed sensitivity approach," in *2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2007, pp. 805–810.
- [62] D. Yin, N. Sun, and J.-S. Hu, "A wheel slip control approach integrated with electronic stability control for decentralized drive electric vehicles," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 15, no. 4, pp. 2244–2252, 2019.
- [63] C. Beckers, I. Besselink, and H. Nijmeijer, "Combined rolling resistance and road grade estimation based on ev powertrain data," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 72, no. 3, pp. 3201–3213, 2023.
- [64] S. Rhode and F. Gauterin, "Online estimation of vehicle driving resistance parameters with recursive least squares and recursive total least squares," in *2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2013, pp. 269–276.
- [65] Eberhart and Y. Shi, "Particle swarm optimization: developments, applications and resources," in *Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation (IEEE Cat. No.01TH8546)*, vol. 1, 2001, pp. 81–86 vol. 1.

- [66] C. Brooks, K. Iagnemma, and S. Dubowsky, "Vibration-based terrain analysis for mobile robots," in *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2005, pp. 3415–3420.
- [67] B. I. Ismail, H. Ahmad, S. H. Baharom, M. F. Khalid, and M. N. M. Sehmi, "Review of vibration-based surface and amp; terrain classification for wheel-based robot in palm oil plantation: 27th october 2022; 13th december 2022; 21st january 2023; 23rd january 2023," *MATTER: International Journal of Science and Technology*, vol. 9, p. 35–48, Mar. 2023. [Online]. Available: <https://grdspublishing.org/index.php/matter/article/view/2091>
- [68] J. Sasiadek and P. Hartana, "Gps/ins sensor fusion for accurate positioning and navigation based on kalman filtering," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 37, no. 5, pp. 115–120, 2004, 7th IFAC Symposium on Cost-Oriented Automation (COA 2004), Gatineau, Québec, Canada, 6-9 June 2004. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474667017323534>
- [69] Z. Wang, Y. Wu, and Q. Niu, "Multi-sensor fusion in automated driving: A survey," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 2847–2868, 2020.
- [70] T.-A. Nguyen and J. Lee, "Fuzzy logic enhanced extended Kalman filter for dynamic mobile robot localization," *Applied Soft Computing*, vol. 13, no. 5, pp. 2548–2559, 2013.
- [71] Q. Li, J. P. Queralta, T. N. Gia, Z. Zou, and T. Westerlund, "Multi-sensor fusion for navigation and mapping in autonomous vehicles: Accurate localization in urban environments," *Unmanned Systems*, vol. 8, no. 3, 2020.
- [72] J. Fayyad, M. A. Jaradat, D. Gruyer, and H. Najjaran, "Deep learning sensor fusion for autonomous vehicle perception and localization: A review," *Sensors*, vol. 20, no. 15, 2020. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/15/4220>
- [73] T. T. Mac, C. Copot, D. T. Tran, and R. D. Keyser, "A hierarchical global path planning approach for mobile robots based on multi-objective particle swarm optimization," *Applied Soft Computing*, vol. 59, pp. 68–76, 2017. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S156849461730265X>
- [74] H. Liu, X. Xing, W. Shang, and T. Li, "Nsga-ii optimized multiobjective predictive energy management for fuel cell/battery/supercapacitor hybrid construction vehicles," *International Journal of Electrochemical Science*, vol. 16, no. 4, p. 21046, 2021. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1452398123030444>
- [75] S. Lim, B. Sadiq, Y. Jin, S. Lee, G. Choi, K. Nam, and Y. Lim, "Integrated path tracking with dyc and mpc using lstm based tire force estimator for four-wheel independent steering and driving vehicle," *arXiv preprint arXiv:2312.07826*, 2023.
- [76] Y. Seo, K. Cho, and K. Nam, "Integrated yaw stability control of electric vehicle equipped with front/rear steer-by-wire systems and four in-wheel motors," *Electronics*, vol. 11, no. 8, 2022. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2079-9292/11/8/1277>

- [77] A. Vahidi, A. Stefanopoulou, and H. Peng, “Recursive least squares with forgetting for online estimation of vehicle mass and road grade: theory and experiments,” *Vehicle System Dynamics*, vol. 43, no. 1, pp. 31–55, 2005. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1080/00423110412331290446>
- [78] M. Elhousni and X. Huang, “A survey on 3d lidar localization for autonomous vehicles,” in *2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2020, pp. 1879–1884.
- [79] A. Ghobadpour, G. Monsalve, A. Cardenas, and H. Mousazadeh, “Off-road electric vehicles and autonomous robots in agricultural sector: Trends, challenges, and opportunities,” *Vehicles*, vol. 4, no. 3, pp. 843–864, 2022. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2624-8921/4/3/47>
- [80] H. Etezadi and S. Eshkabilov, “A comprehensive overview of control algorithms, sensors, actuators, and communication tools of autonomous all-terrain vehicles in agriculture,” *Agriculture*, vol. 14, no. 2, 2024. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2077-0472/14/2/163>
- [81] E.-T. Baek and D.-Y. Im, “Ros-based unmanned mobile robot platform for agriculture,” *Applied Sciences*, vol. 12, no. 9, 2022. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2076-3417/12/9/4335>
- [82] J. Gutiérrez Cejudo, F. Enguix Andrés, M. Lujak, C. Carrascosa Casamayor, A. Fernandez, and L. Hernández López, “Towards agrirobot digital twins: Agri-ro5—a multi-agent architecture for dynamic fleet simulation,” *Electronics*, vol. 13, no. 1, 2024. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2079-9292/13/1/80>

Annexe A - Validation sur une plateforme de véhicule à deux roues

motrices

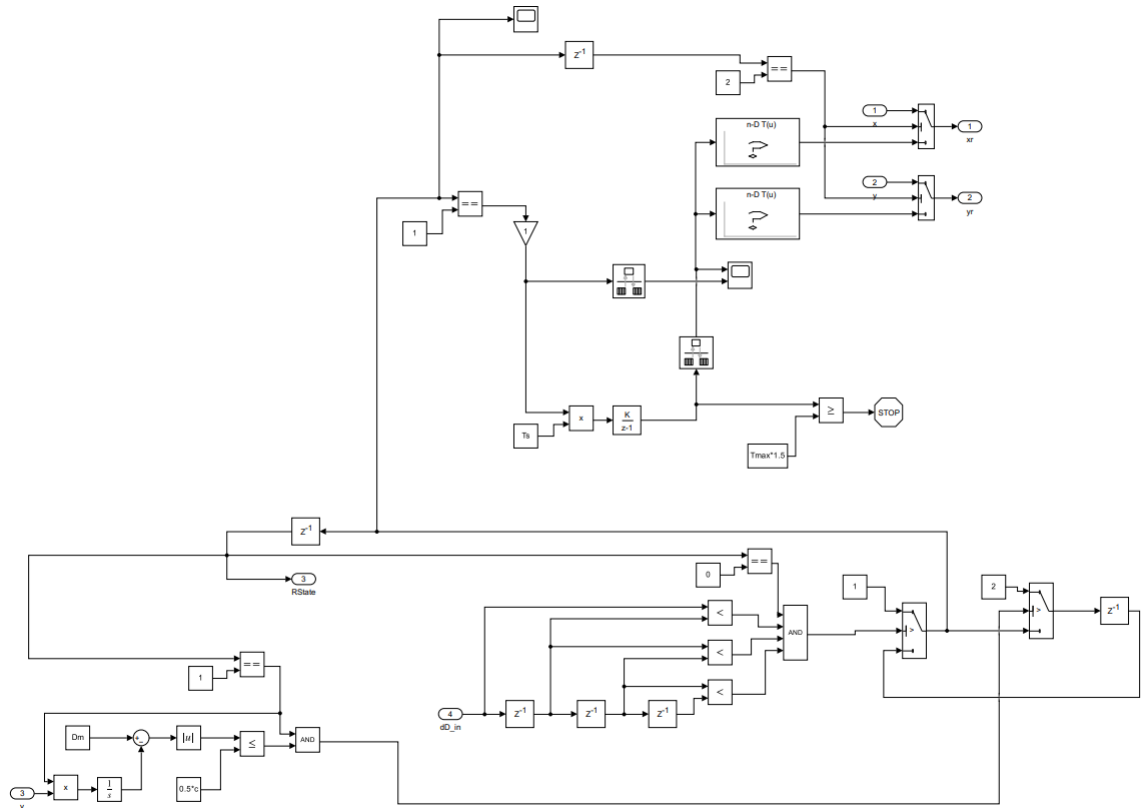


FIGURE A.1 – Diagramme de l'implémentation du générateur de trajectoire sous MATLAB/Simulink.

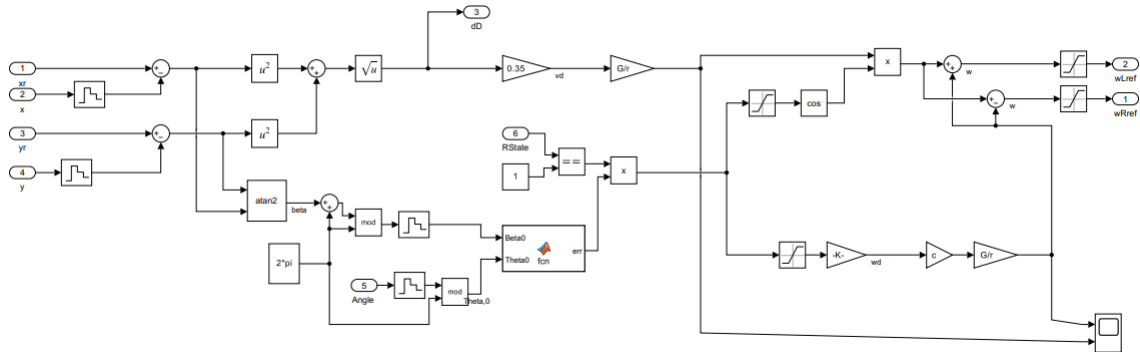


FIGURE A.2 – Diagramme de l'implémentation du suivi de trajectoire sous MATLAB/Simulink.

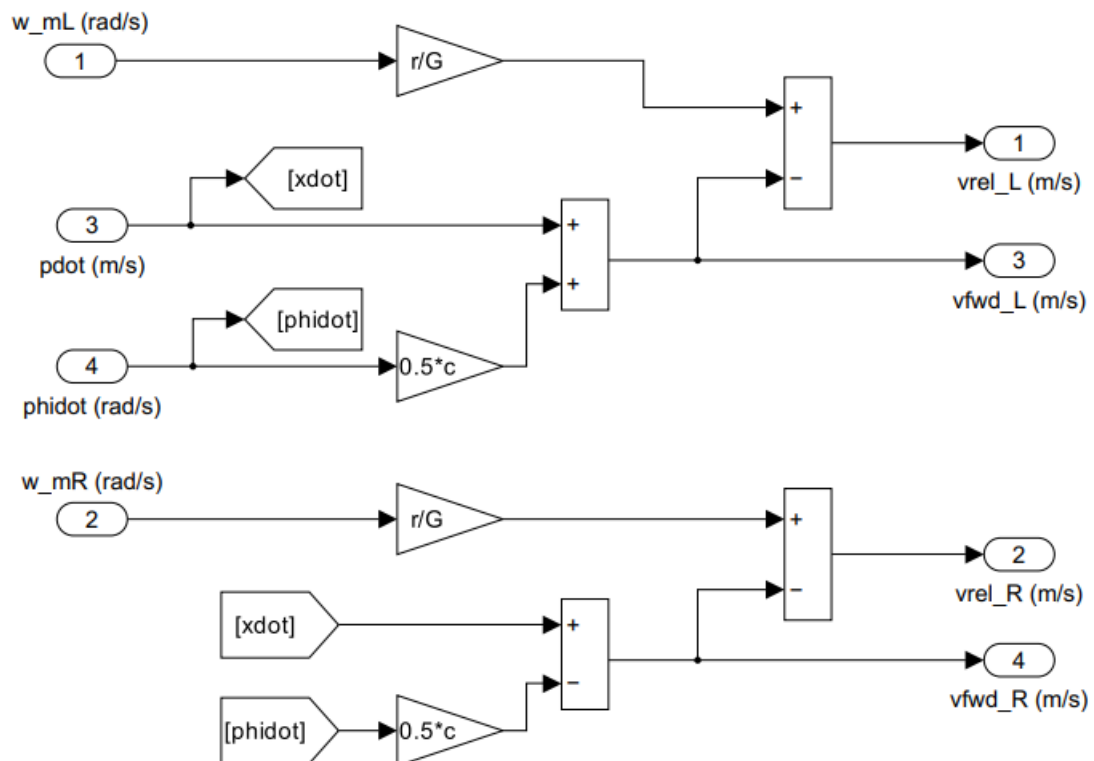


FIGURE A.3 – Diagramme de l'implémentation des vitesses relatives et d'avancement sous MATLAB/Simulink.

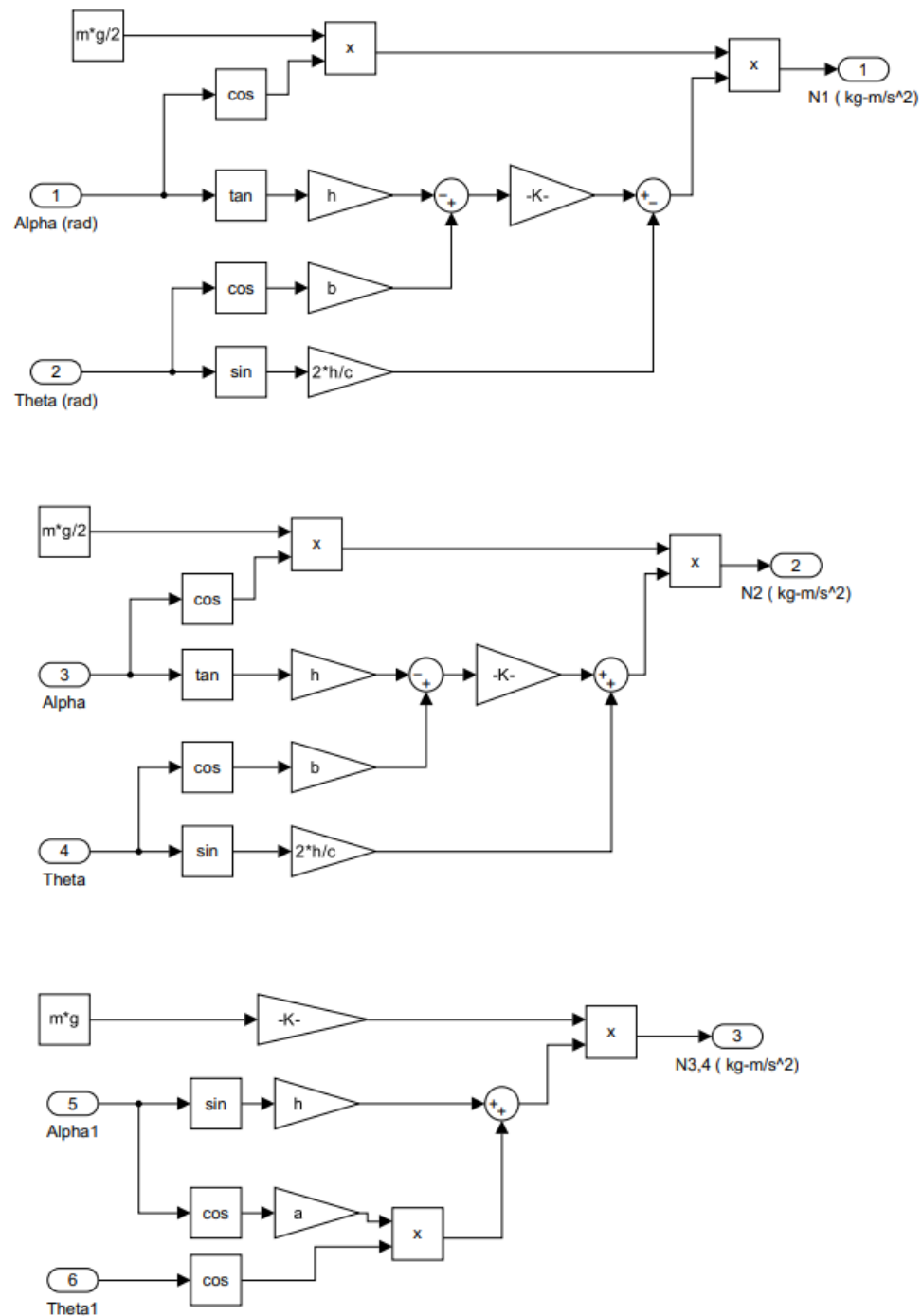


FIGURE A.4 – Diagramme de l'implémentation des forces normales sous MATLAB/Simulink.

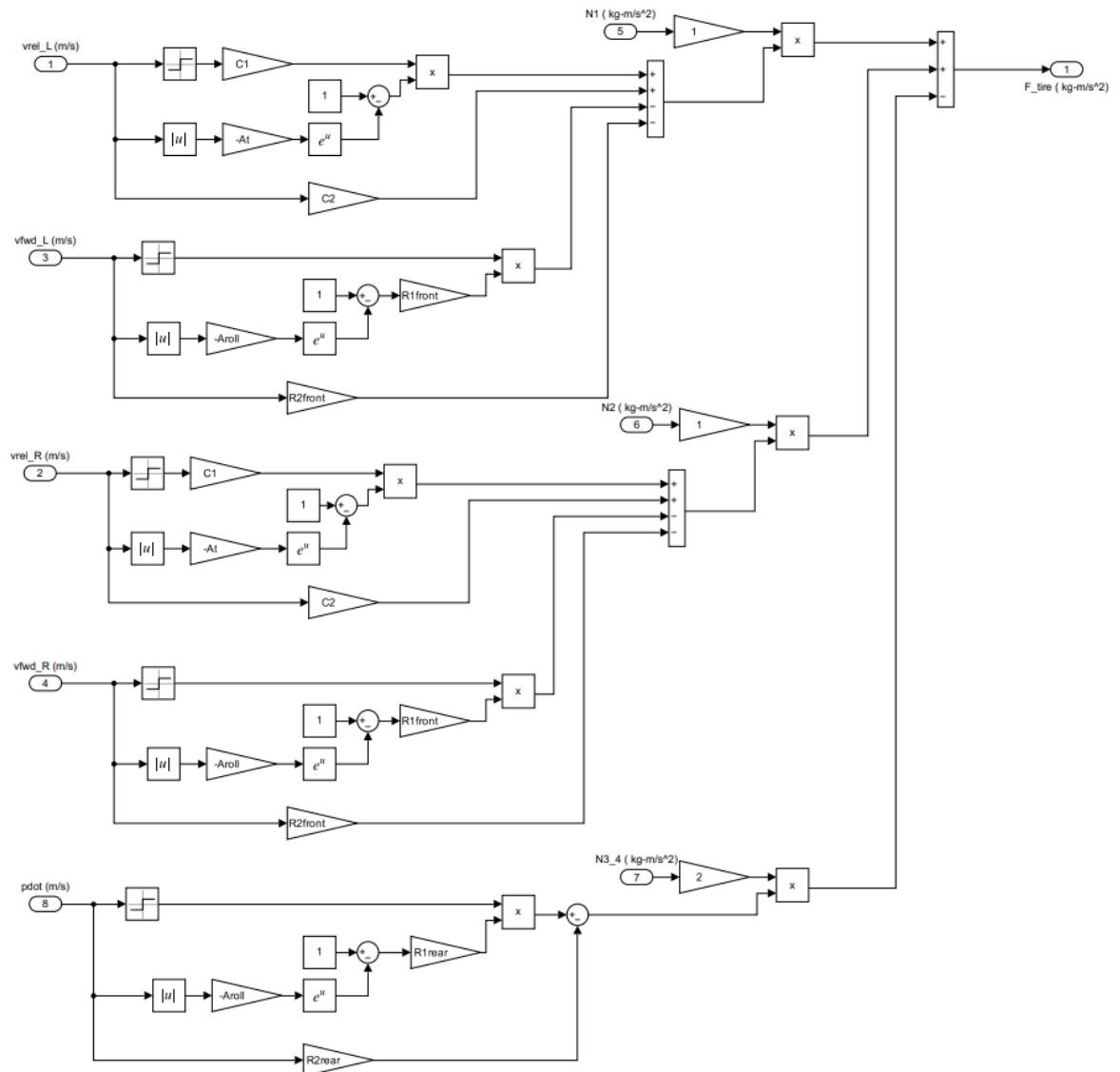


FIGURE A.5 – Diagramme de l'implémentation de l'accélération due aux forces de traction/freinage sous MATLAB/Simulink.

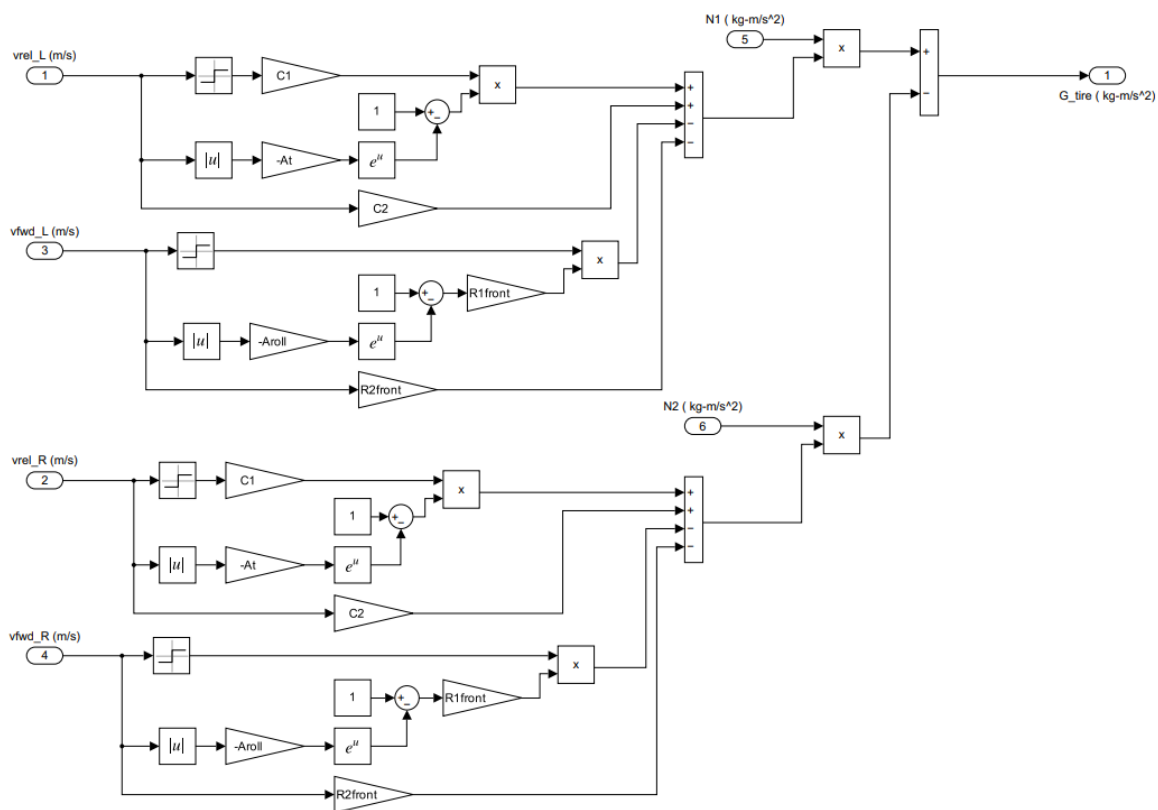


FIGURE A.6 – Diagramme de l'implémentation de l'accélération angulaire sous MATLAB/Simulink.

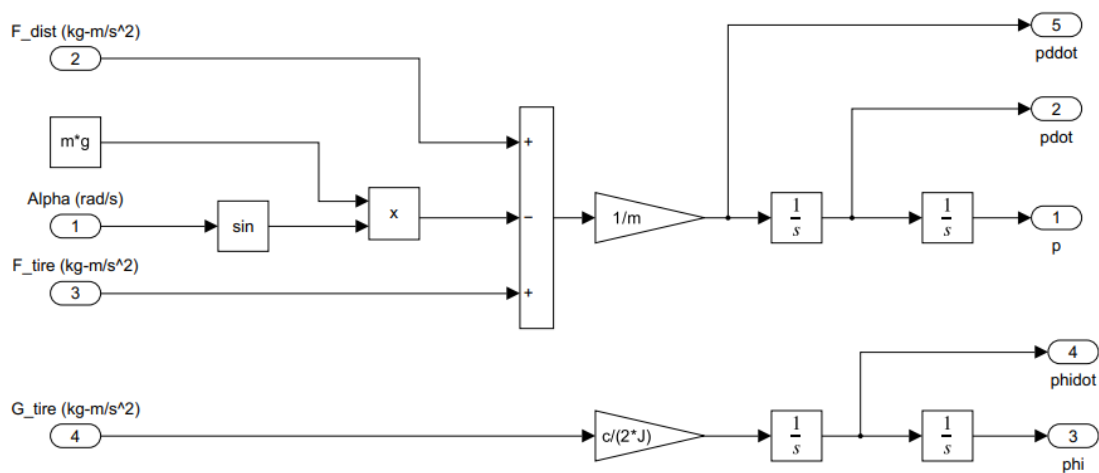


FIGURE A.7 – Diagramme de l'implémentation de la dynamique sous MATLAB/Simulink.

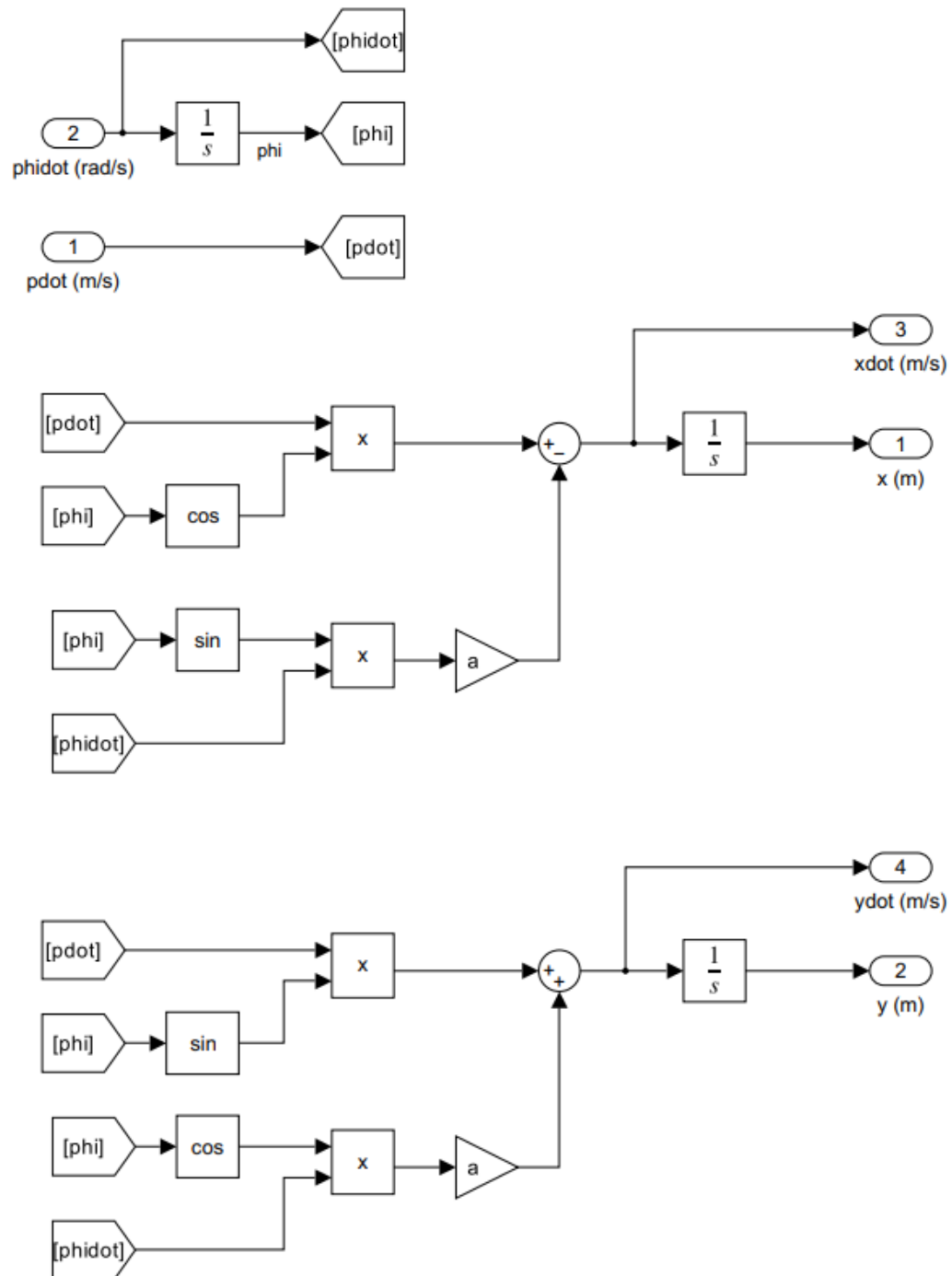


FIGURE A.8 – Diagramme de l'implémentation de la cinématique sous MATLAB/Simulink.

Explication de l'utilisation de la manette :



Channels utilisés :

CH3, CH4 (Throttle/Rudder Stick): CH3 pour avancer/reculer et CH4 pour les virages gauche/droite.

CH7 : pour démarrer ou arrêter.

CH5 : pour donner +/- de vitesse.

Cas d'utilisation avec le Joystick :

Afin de pouvoir utiliser le joystick (pas de contrôle de vitesse) il faut que CH7 soit en position 0 ou -1, utilisez CH3 et CH4 pour avancer, reculer, tourner à gauche ou à droite (faites des variations légères pour ne pas aller trop vite).

Cas de vitesse constante :

Pour démarrer une consigne constante il faut que CH7 soit en position 1.

Pour augmenter la vitesse : CH5 position 1 → retour à la position 0.

Pour diminuer la vitesse : CH5 position -1 → retour à la position 0.

Pour appliquer des virages à gauche ou droite : CH4.

La vitesse initiale est 20 RPM, Chaque variation +/- est de 10 RPM.

Virage à droite : WR=0 RPM, WL=20 RPM.

Virage à gauche : WR=20 RPM, WL=0 RPM.

Pour arrêter le robot : soit diminuer la vitesse progressivement jusqu'à 0 ou bien CH7 en position -1 pour un arrêt immédiat.

FIGURE A.9 – Explication de l'utilisation de la manette.