Identification de Paramètres et Estimation des Etats dynamiques des véhicules à deux roues motorisés (V2RM)

Hichem Arioui, Pierre-Marie Damon, Majda Fouka

Bilan Scientifique du laboratoire IBISC dans le cadre du projet ANR VIROLO++

Identification de Paramètres et Estimation des Etats dynamiques des véhicules à deux roues motorisés (V2RM)

Rédacteurs :

M.	Hichem Arioui	MCF-HDR, IBISC-UEVE
M.	Pierre-Marie Damon	Doctorant, IBISC-UEVE
Mlle.	Majda Fouka	Doctorante, IBISC-UEVE

Participants au projet :

Mme.	Naïma Aït-Oufroukh	MCF, IBISC-UEVE
M.	Hicham Hadj AbdelKader	MCF, IBISC-UEVE
M.	Dalil Ichalal	MCF, IBISC-UEVE
M.	Saïd Mammar	Professeur, IBISC-UEVE
M.	Lamri Nehaoua	MCF, IBISC-UEVE
M.	Vincent Vigneron	MCF, IBISC-UEVE

Rédigé le 30 Septembre 2017.

Table des matières

1 Introduction **11**
1.1 Cadre du travail 11
1.2 Publications relatives 11

2 Modélisation dynamique des V2RM **14**
2.1 Introduction 14
2.2 Avant propos 15
2.3 Modèle à un seul corps - Bicyclette 15
2.4 Modèle à deux corps - Out-of-plane 17

3 Identification des paramètres inertiels - Application aux V2RM **21**
3.1 Introduction 21
3.2 Algorithmes d'identification - cas d'un modèle à un seul corps 21
3.2.1 Identification des paramètres géométriques 21
3.3 Identification des paramètres dynamiques 25
3.3.1 Méthode de Descente de gradient 26
3.3.2 Méthode d'identification algébrique 30
3.4 Algorithme d'identification - cas d'un modèle à deux corps 33

4 Scénario de validation expérimentale **35**
4.1 Scénario d'expérimentation 35
4.1.1 Identification statique 35
4.1.2 Identification dynamique 37
4.1.3 Identification des paramètres inertiels 38
4.1.4 Validation du modèle à un seul corps 40

5 Estimation de la dynamique latérale des V2RM **43**
5.1 Introduction 43
5.2 Observabilité du modèle à deux corps 43
5.3 Modèle de Sharp augmenté 44
5.3.1 Dérivation du modèle 44
5.3.2 Modèle TS exacte du système augmenté 45
5.4 Observateur de Luenberger non-linéaire 45
5.4.1 Synthèse de l'observateur 45
5.4.2 Algorithme de synthèse 47
5.4.3 Résultats de simulation 47
5.5 Observateur à entrées inconnues 51
5.5.1 Synthèse de l'observateur 51
5.5.2 Algorithme de synthèse 53
5.5.3 Résultats de simulation 54

5.5.4 Résultats expérimentaux 56
5.6 Identification des paramètres basée observateurs à entrées inconnues 59
5.6.1 Introduction 59
5.6.2 Modèle linéaire - Motocycle 59
5.6.3 Modèle augmenté pour la synthèse de l'observateur 61
5.6.4 Synthèse de l'observateur 62
5.6.5 Résultats de simulation 63
5.6.6 Analyse objective 67
5.7 Observateur Algébrique 68
5.7.1 Outils préliminaires 68
5.7.2 Synthèse de l'observateur 69
5.7.3 Algorithme de synthèse 70
5.7.4 Résultats de simulation 70
5.8 Estimation dynamique basée vision 76
5.8.1 Introduction 76
5.8.2 Modélisation du système de vision 76
5.8.3 Algorithmes de traitement d'image 78
5.8.4 Approches référencées vision 81
5.8.5 Approche retenue 84
5.8.6 Calcul de l'angle de roulis 86
5.8.7 Résultats d'expérimentation 89

6 Conclusion et perspectives **93**

A Observateurs, observabilité et détectabilité **101**
A.1 Observateur pour les systèmes dynamiques 101
A.2 Observabilité des systèmes linéaires 102
A.3 Observabilité des systèmes non-linéaires 104

B Notations et définitions **106**

Table des figures

3.1 Géométrie de la moto. 22
3.2 Bilan des forces sur les différentes configurations. 22
3.3 Le bilan des forces - motocycle sur la pente 24
3.4 Forces verticales et vitesses de rotation - BS 25
3.5 Diagramme fonctionnel de la Descente de gradient 27
3.6 Angle de braquage : sinus volant 28
3.7 Variation des paramètres I_x et I_z 29
3.8 Angle de braquage et les sorties du système 33

4.1 La motocycle instrumentée - Kawazaki ER6N 35
4.2 Environnement de mesure 36
4.3 Les instants candidats de Wheelie 38
4.4 Les instants candidats de Stoppie 39
4.5 Le parcours de scénario “Ligne droite” enregistré par RTK 39
4.6 Prise de virage au grand et petit rond-point. 40
4.7 Simulation du modèle identifié : vitesse constante à 70km/h 40
4.8 Validation du modèle à un seul corps : prise de virage en rondpoint 41

5.1 Consignes pour un scénario de dépassement et d’évitement d’obstacle . . . 48
5.2 Scénario de dépassement et d’évitement d’obstacle avec BS 48
5.3 Etats dynamiques mesurés 49
5.4 Etats dynamiques estimés 50
5.5 Scénario de dépassement 54
5.6 Etats mesurés 55
5.7 Entrées inconnues reconstruites 55
5.8 Etats estimés 56
5.9 Scénario expérimental 57
5.10 Etats mesurés 57
5.11 Etats estimés 58
5.12 Couple de braquage estimé 58
5.13 Etats estimés validés 59
5.14 Paramètres géométriques d’un modèle à deux corps 60
5.15 (droite) Couple de direction (gauche) Vitesse longitudinale et les erreurs d’estimation 64
5.16 Paramètres actuels (rouge) *vs* paramètres estimés (bleu) et l’erreur (vert) 65
5.17 (right) Couple de direction (left) vitesse longitudinale 65
5.18 Estimation des états. 66
5.19 Paramètres actuels (rouge) paramètres estimés (bleu) et l’erreur d’identification (vert) 67
5.20 Scenario de DLC 71
5.21 Etats mesurés 72

5.22 Etats estimés 73
5.23 Scénario circuit 74
5.24 Etats mesurés 74
5.25 Etats estimés et entrées inconnues reconstruites 75
5.26 Stratégie d'estimation basée vision 76
5.27 Cinématique du système de vision 77
5.28 Image avant filtrage 78
5.29 Résultat de filtrage avec seulement un filtre de Canny 79
5.30 La fonction gaussienne à deux dimensions 80
5.31 Image après le filtrage gaussien 80
5.32 Région d'intérêt 81
5.33 Homographie 82
5.34 Mise en correspondance entre les points d'intérêts 82
5.35 (Modèle Pin Hole) Projection d'un point de fuite du repère réel vers un repère de la caméra (C : centre optique de la caméra, h : hauteur de la caméra par rapport à la surface de la route, f : longueur focale de la caméra, PF : point de fuite dans le repère réel, pf : point de fuite dans le repère caméra, δ : angle de lacet,θ : angle de tangage) 83
5.36 L'emplacement et l'angle d'inclinaison de la caméra 84
5.37 Transformée de *Hough* [1] 85
5.38 Détection de point de fuite, le point bleu c'est l'estimation *RANSAC*, point jaune après l'utilisation d'un filtre de *Kalman* 86
5.39 Repère caméra 87
5.40 L'emplacement de la caméra 89
5.41 Images scénario 01 89
5.42 Images scénario 02 90
5.43 Résultat scénario 01 90
5.44 Résultat scénario 02 91

Liste des symboles

ABS Anti-lock Braking System

ADAS Advance Driver Assistance Systems

ANR Agence Nationale de la Recherche

ARAS Advance Rider Assistance Systems

BS BikeSim

CI Conditions Initiales

DDL Degré de Liberté

DLC Double Changement de Ligne

EI Entrées Inconnues

ESP Electronic Stability Program

IBISC Informatique, Biologie Intégrative et Systèmes Complexes

IMU Inertial Measurement Unit

LMI Linear Matrix Inequality

LPV Linéaire à Paramètre Variant

MSC Motorcycle Stability Control

NL Non-Linéaire

OEI Observateur à Entrée Inconnue

STI Systèmes de Transport Intelligents

TCS Traction Control System

TS Takagi-Sugeno

UEVE Université Evry Val d'Essonne

V2RM Véhicule à Deux-Roues Motorisés

V4RM Véhicule à Quatre-Roues Motorisés

VIROLO++ Étude de la prise de virage en moto : applications à la formation et aux STI

Chapitre 1

Introduction

1.1 Cadre du travail

Principal partenaire et pilote de la tâche 4 “Développement d’une fonction de risque” du projet ANR - VOROLO++, le laboratoire IBISC de l’UEVE a pris en charge la définition des profils de sécurité ainsi que la génération d’alertes en vue du développement d’un système de sécurité préventive. Ce lot est subdivisé en 3 sous-tâches dont :

— la définition de profils de conduite sécurisée ;
— la génération d’alertes et système de sécurité préventive ;
— l’étude et implémentation des systèmes d’alertes.

Ces actions constituent les principaux points à aborder pour répondre aux objectifs du lot 4. Le début de cette tâche est effectif depuis le sixième mois (08/2016) et a pour échéance le 34$^{\text{ème}}$ mois (12/2018).

Le démarrage de cette tâche requiert en amont des résultats (les entrées) de la tâche 2 que sont :

— la modélisation moto/véhicule, caractérisation de la route (attributs, adhérence, etc.) ;
— l’observation, l’estimation de systèmes complexes ;
— l’implémentation sur prototype réel et validation.

L’ensemble des points susmentionnés sera abordé dans le reste de ce bilan.

En sortie de ce lot, le laboratoire fournit des résultats sur :

— les modèles dynamiques pour les différentes motos à disposition avec des structures à 1 et/ou 2 corps rigides.
— l’identification des paramètres géométriques et inertiels.
— l’estimation et reconstruction des états dynamiques des motos avec leurs environnements.
— une quantification de risque lors de la prise de virage.

1.2 Publications relatives

Cette section reprend la liste des articles publiés récemment et répondent aux problématiques posées par les lots 2 & 4.

— [2] P-M. Damon, H. Dabladji, D. Ichalal, L. Nehaoua and H. Arioui, “ Lateral motorcycle dynamics and rider action estimation : An LPV unknown input observer approach ”, 2016 IEEE Multi-Conferences on Systems and Control (MSC), Buenos Aires, Argentina, 2016.
— [3] P-M. Damon, H. Dabladji, D. Ichalal, L. Nehaoua and H. Arioui, “ Estimation of Lateral Motorcycle Dynamics and Rider Action with Luenberger Observer ”, 19th IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC), Rio, Brazil, 2016.
— [4] P-M. Damon, D. Ichalal, L. Nehaoua, H. Arioui, “ Lateral & Steering Dynamics Estimation for Single Track Vehicle : Experimental Tests ”, 20th World Congress of the International Federation of Automatic Control (IFAC), Toulouse, France, 2017.
— [5] M. A. A. Fouka, L. Nehaoua, H. Arioui and Said Mammar, “ Parametric Identification of a Powered Two-Wheeled Vehicles : Algebraic Approach ”, IEEE 25th Mediterranean Conference on Control and Automation, Malte, 2017.
— [6] M. A. A. Fouka, L. Nehaoua, H. Arioui and Said Mammar, “ Mutiple-Gradient Descent Algorithm for Parametric Identification of a Powered Two-Wheeled Vehicles ”, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC), Banff, Canada, 2017.
— [7] P-M. Damon D. Ichalal, H. Arioui and S. Mammar, “ Cascaded Flatness-Based Observation Approach For Lateral Motorcycle Dynamics Estimation ”, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC), Banff, Canada, 2017.
— [8] P-M Damon, D. Ichalal, L. Nehaoua and H. Arioui, “ Rider weight consideration for Luenberger observer design to estimate lateral motorcycle dynamics and rider's action ”, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC), Banff, Canada, 2017.

Plusieurs autres travaux sont en cours de révision :

— [9] P-M. Damon, D. Ichalal, L. Nehaoua and H. Arioui, “ Steering and Lateral Motorcycle Dynamics Estimation : Validation of Luenberger-like LPV Observer Approach ”, IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2017, soumis.
— [10] P-M. Damon, D. Ichalal, L. Nehaoua and H. Arioui, “ Data Acquisition System for Powered-Two Wheeled Vehicles ”, IEEE Embeded Systems Letters, 2017, soumis.
— [11] M. A. A. Fouka, L. Nehaoua, H. Arioui and Said Mammar, “ Simultaneous Parameters Identification and State Estimation based on Unknown Input Observer for a class of LPV Systems. ”, American Control Conference, 2018, soumis.
— [12] M. A. A. Fouka, L. Nehaoua, H. Arioui and Said Mammar, “ State, Parameter, and Unknown Input Estimation Problems in Active Automotive Safety Applications : Novel Method ”, American Control Conference, 2018, soumis.

Le laboratoire IBISC a conduit des travaux antérieurs sur les aspects de modélisation des V2RM ([13] et [14]), de contrôle ([15] et [16]), d'observation ([17], [18], [19], [20], [21] et [22]) et synthèse de fonction de risque [] que l'on souhaite étendre, améliorer ou valider expérimentalement.

Chapitre 2

Modélisation dynamique des V2RM

2.1 Introduction

La modélisation des V2RM est un sujet complexe qui a suscité beaucoup d'intérêt ces dernières années. En effet, à la différence des V4RM, le développement d'un modèle théorique faisant intervenir la dynamique latérale nécessite la prise en compte du roulis qui ne peut être négligé puisque dans certains scénarios extrêmes il peut dépasser les 40°. De plus, les études de l'interaction dynamique conducteur-V2RM ont démontré des phénomènes propres à cette catégorie de véhicules tels que le contre-braquage pendant la prise de virage. Les modèles précédemment développés pour les V4RM ne peuvent donc pas être généralisés aux V2RM, c'est pourquoi depuis les années 1970 de nombreuses recherches ont été menées pour développer des modèles dynamiques spécifiques. La complexité des couplages entre dynamique longitudinale et latérale nécessite généralement la séparation en deux modes dynamiques distincts : " in-plane " désignant la dynamique longitudinale et " out-plane " pour la dynamique latérale. La dynamique longitudinale s'apparente à celle des V4RM à la différence de l'aérodynamique qui varie en fonction de la position du conducteur et des phénomènes de transferts de charges qui sont beaucoup plus importants menant parfois à des manœuvres extrêmes de "Wheelie" ou de "Stoppie" qui sont respectivement des décollements de la roue avant et arrière. Il existe un large panel de modèles de la dynamique latérale pour les V2RM, allant du simple pendule inversé jusqu'au modèle multi-corps composé de 9 corps et autorisant pas moins de 16 DDL. Parmi les modèles les plus connus on peut citer [23], [24], [25], [26] ou encore [14]. Il est évident que plus le véhicule est discrétisé, plus la complexité augmentera mais plus la modélisation sera fidèle à la réalité. Le choix de ce dernier est donc directement conditionné par l'application, une modélisation destinée à faire des simulations hors-ligne pour du design s'orientera plutôt vers un modèle multi-corps beaucoup plus fidèle à la dynamique réelle tandis qu'un modèle destiné à des applications embarquées, avec des contraintes de calculs en temps réel, devra être le résultat d'un compromis entre simplicité et capacité à capturer l'intégralité des phénomènes dynamiques du véhicule.

Les sections suivantes exposent les modèles développés en présentant les avantages et les inconvénients en vue de l'identification des paramètres et l'estimation de leurs états dynamiques. Ce chapitre répond de manière précise aux exigences de la tâche T2.2 du lot 2, auquel contribue le laboratoire IBISC. Dans cette sous tâche, l'objectif est de mettre en place différents modèles dynamiques prenant en compte le triplet motocycle-conducteur-infrastructure. La granularité de ces modèles (nombre de corps, flexibilité, degrés de liberté) sera définie en fonction de la précision escomptée en terme de reconstruction de la trajectoire, mais aussi contrainte par, d'une part, la disponibilité de la moto instrumentée et d'autre part, de l'identification des paramètres inertiels et géométriques pour une meilleure observation / estimation des états rentant en jeu.

2.2 Avant propos

La modélisation est une étape clé pour l'étude et la compréhension de la dynamique des V2RM. En fonction de l'usage qui en sera fait, il existe plusieurs types de modèles et différents niveaux de complexité sont envisageables :

Modèles de validation : ce sont les modèles les plus complets obtenus par les lois de la physique, l'utilisation de tels modèles permet de réduire le nombre de tests sur la moto. La simulation de ce modèle est l'étape ultime avant l'implémentation et la validation sur le système réel.

Modèles de compréhension : ces modèles, sont déduits par simplification des modèles de validation, visent à comprendre les phénomènes physiques et la dynamique du système.

Modèles de synthèse : ces modèles sont dédies à la synthèse des lois de commande, ils ignorent les phénomènes qui ne sont pas liés à la problématique de commande envisagée ou dédiés aux problèmes d'observation dont la robustesse permettra de compenser toute ou partie des dynamiques négligées. En général, les dynamiques négligées sont faiblement couplées avec les dynamiques utiles pour la synthèse.

Un motocycle est un véhicule muni d'une dynamique très complexe débouchant sur un modèle mathématique fortement non linéaire. La méconnaissance de ses paramètres inertiels implique une difficulté supplémentaire poussant à choisir soigneusement le modèle dynamique. Plusieurs choix peuvent être entérinés dans notre étude, nous voulions exposés nos deux choix avec une brève présentation des trois modèles les plus utilisés à l'heure actuelle :

— Le modèle de Sharp (1971) [23] : il s'agit d'un modèle à deux corps. Le cadre avant comprend la roue avant, la fourche, le guidon et les installations. Le cadre arrière comprend quant à lui le châssis, l'ensemble moteur-boites de vitesse, le réservoir d'essence, la roue arrière, etc. Le modèle a 4 degrés de liberté : le lacet ψ, le roulis ϕ, la direction δ et le mouvement latéral v_y. Les forces pneumatiques sont pour la première fois prises en compte avec une représentation linéaire et la vitesse longitudinale est considérée constante.

— Le modèle de van Daal (2009) [27] : est un modèle à un corps inspiré d'un modèle de voiture (appelé aussi bicyclette). Il considère que l'axe de roulis est décollé du sol. Le modèle à 3 degré de liberté : le lacet, le roulis et le mouvement latéral. La vitesse longitudinale est considérée aussi constante.

— Le modèle de Dabladji (2015) [28] : ce modèle à un corps avec un axe de roulis qui se trouve sur le sol prenant en compte la variation de la vitesse.

Dans ce qui suit, nous exposerons les deux modèles à un et deux corps.

2.3 Modèle à un seul corps - Bicyclette

On considère la moto comme un seul corps rigide. Alors le V2RM a un unique centre de masse et peut être décrit par les équations de dynamique ci-dessous [28] :

$$m(\dot{v_y} + \dot{\psi} v_x) = F_{yf} + F_{yr} \quad (2.1)$$

$$I_{zz}\ddot{\psi} = aF_{yf} - bF_{yr} \quad (2.2)$$

$$I_{xx}\ddot{\phi} - mh(\dot{v_y} + \dot{\psi} v_x) = mgh\phi \quad (2.3)$$

Avec a, b et h les variables géométriques représentés sur la figure 3.1 et

— $[m]$: la masse de motocycle.
— $[g]$: la gravité.
— $[v_x, v_y]$: les vitesses longitudinale et latérale.
— $[I_{xx}, I_{zz}]$: le moment d'inertie selon l'axe x et z
— $[\phi, \psi]$: l'angle de roulis et l'angle de lacet
— $[F_{yf}, F_{yr}]$: les forces latérales appliquées respectivement sur la roue avant et l roue arrière.

La relaxation des pneus (plus de détails dans la section suivante) résulte en deux équations additionnelles données par :

$$\dot{F_{yf}} = -\frac{v_x}{\tau}F_{yf} + C_{f1}(\delta - \frac{v_y - a\dot{\psi}}{v_x}) + C_{f2}\phi + \Delta F_{yf}^S \tag{2.4}$$

$$\dot{F_{yr}} = -\frac{v_x}{\tau}F_{yr} - C_{r1}(\frac{v_y - b\dot{\psi}}{v_x}) + C_{r2}\phi + \Delta F_{yr}^S \tag{2.5}$$

Avec
— $[\tau]$: la longueur de relaxation du pneu
— $[\delta]$: l'angle de direction
— $[C_{r1}, C_{r2}, C_{f1}, C_{f2}]$: les coefficients pneumatiques.
— $[\Delta F_{yr}^S, \Delta F_{yf}^S]$: partie non linéaire des forces dictée par des modèles type *Pacejka*.

Toutes les précédentes équations permettent de décrire la dynamique latérale d'un motocycle modélisé comme un seul corps rigide. Soit le vecteur d'état $x(t) = \begin{pmatrix} v_y & \dot{\psi} & \phi & \dot{\phi} & F_{yf} & F_{yr} \end{pmatrix}^T$, on en déduit le système d'équation suivant :

$$E\dot{x}(t) = M(v_x)\,x(t) + Nu(t) + F(v_x)\,d$$

Avec

$$E = \begin{pmatrix} m & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I_z & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ -mh & 0 & 0 & I_{xx} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, M = \begin{pmatrix} 0 & -mv_x & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & a & -b \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & mhv_x & mgh & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{C_{f1}}{v_x} & \frac{aC_{f1}}{v_x} & C_{f2} & 0 & -\frac{v_x}{\tau} & 0 \\ -\frac{C_{r1}}{v_x} & \frac{bC_{r1}}{v_x} & C_{r2} & 0 & 0 & -\frac{v_x}{\tau} \end{pmatrix}$$

$$N = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ C_{f1} \\ 0 \end{pmatrix}, F(v_x) = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ \frac{v_x}{\tau} & 0 \\ 0 & \frac{v_x}{\tau} \end{pmatrix} \quad \text{et} \;\; u(t) = \delta, \; d(t) = \begin{pmatrix} \Delta F_{yf}^S \\ \Delta F_{yr}^S \end{pmatrix}$$

Comme la matrice E est inversible, on peut écrire le précédent système sous la forme

$$\dot{x}(t) = A(v_x)x(t) + Bu(t) + D(v_x)d \tag{2.6}$$

Avec

$$\begin{cases} A(v_x) = E^{-1}M(v_x) \\ B = E^{-1}N \\ D(v_x) = E^{-1}F(v_x) \end{cases}$$

En sachant que les capteurs (une simple centrale inertielle) peuvent délivrés $\dot{\psi}, \phi, \dot{\phi}$ et $a_y = \frac{1}{m}(F_{yf} + F_{yr})$ alors l'équation de sortie peut s'écrire comme :

$$y(t) = \begin{pmatrix} \dot{\psi} \\ \phi \\ \dot{\phi} \\ a_y \end{pmatrix} = Cx(t) \quad \text{avec } C = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{m} & \frac{1}{m} \end{pmatrix} \tag{2.7}$$

Finalement, le modèle de motocycle à un seul corps est décrit sous la forme d'un modèle linéaire à paramètres variants (LPV) compact par :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) &= A(v_x)x(t) + Bu(t) + D(v_x)d \\ y(t) &= C(t) \end{cases} \tag{2.8}$$

La linéarisation des forces de contact donne :

$$F_{yf} = C_{f1}(\delta - \frac{v_y - a\dot{\psi}}{v_x}) + C_{f2}\phi \tag{2.9}$$

$$F_{yr} = -C_{r1}(\frac{v_y - b\dot{\psi}}{v_x}) + C_{r2}\phi \tag{2.10}$$

Bien que très simpliste, le modèle que nous venons d'expliciter contient pas moins de 10 paramètres à identifier.

2.4 Modèle à deux corps - Out-of-plane

Le nombre important d'accidents en virage, des à des pertes de contrôle du véhicule, motive le fait que beaucoup de nos travaux abordent la dynamique latérale. Le célèbre modèle de Sharp [23] publié en 1971 est largement utilisé pour le développement d'algorithmes de contrôle ou observation de la dynamique latérale des V2RM. Dans ces travaux, Sharp considère la moto comme un ensemble de deux corps avant et arrière joints par une liaison pivot au niveau du mécanisme de la direction. Le corps arrière comprend le châssis du véhicule, le moteur, le conducteur, le bras oscillant, la roue et la suspension arrière, etc. tandis que le corps avant englobe la roue et la suspension avant, le système de direction, etc. Le principe de Lagrange ou de Jourdain [14] autrement connus sous le nom de principe des puissances virtuelles permettent de mettre en équation la dynamique latérale du V2RM sous certaines hypothèses :

- le motard est rigidement lié au corps arrière,
- les pneus sont assimilés à des disques fins et rigides,
- la dynamique des suspensions est négligée,
- le sol est plat,
- le glissement longitudinal est négligé,
- les efforts aérodynamiques latéraux sont négligés.

Le modèle de Sharp permet de simuler 4 DDL, le roulis ϕ, le lacet ψ, l'angle de direction δ et la vitesse latérale v_y. La vitesse longitudinale est prise en compte en considérant v_x comme un paramètre variant dans les équations du modèle latérale qui est défini par :

$$\begin{cases} m_{33}\dot{v}_y + m_{34}\ddot{\psi} + m_{35}\ddot{\phi} + m_{36}\ddot{\delta} - r_{34}v_x\dot{\psi} &= \sum F_y \\ m_{34}\dot{v}_y + m_{44}\ddot{\psi} + m_{45}\ddot{\phi} + m_{46}\ddot{\delta} - r_{44}v_x\dot{\psi} - r_{45}v_x\dot{\phi} - r_{46}v_x\dot{\delta} &= \sum M_z \\ m_{35}\dot{v}_y + m_{45}\ddot{\psi} + m_{55}\ddot{\phi} + m_{56}\ddot{\delta} - r_{54}v_x\dot{\psi} - r_{36}v_x\dot{\delta} &= \sum M_x \\ m_{36}\dot{v}_y + m_{46}\ddot{\psi} + m_{56}\ddot{\phi} + m_{66}\ddot{\delta} - r_{64}v_x\dot{\psi} - r_{65}v_x\dot{\phi} - r_{66}\dot{\delta} &= \sum M_s \end{cases} \tag{2.11}$$

avec :

$$\begin{cases} \sum F_y &= F_{yf} + F_{yr} \\ \sum M_z &= r_{47}F_{yf} + r_{48}F_{yr} \\ \sum M_x &= r_{51}\phi + r_{52}\delta \\ \sum M_s &= r_{61}\phi + r_{62}\delta + r_{67}F_{yf} + \tau \end{cases} \tag{2.12}$$

Les variables dynamiques et les termes m_{ij} et r_{ij} sont détaillées dans l'annexe B. Ce modèle possède une structure LPV et permet l'utilisation de nombreux outils de l'automatique.

Néanmoins, il existe une alternative intéressante permettant de considérer les non-linéarités du roulis et de l'angle de direction dues à l'action de l'énergie potentielle comme l'auteur l'a souligné dans [29]. L'expression (2.12) devient alors :

$$\begin{cases} \sum F_y &= F_{yf} + F_{yr} \\ \sum M_z &= r_{47}F_{yf} + r_{48}F_{yr} \\ \sum M_x &= r_{51}\sin(\phi) + r_{52}\sin(\delta) \\ \sum M_s &= r_{61}\sin(\phi) + r_{62}\sin(\delta) + r_{67}F_{yf} + \tau \end{cases} \tag{2.13}$$

Qu'il soit linéaire (2.12) ou non-linéaire (2.13), le modèle est ensuite complété avec la dynamique de relaxation des pneumatiques donnée par l'expression suivante :

$$\frac{\sigma_i}{v_x}\dot{F}_{yi} + F_{yi} = F_{y_{i0}} \tag{2.14}$$

avec $i = f, r$ désignant respectivement avant et arrière. Cette notation sera utilisée tout au long de ce rapport. Les expressions des forces pneumatiques latérales en régime permanent $F_{y_{i0}}$ sont considérées sous leur forme linéaire et données par la célèbre formule magique de Pacejka linéarisée [25] :

$$F_{y_{i0}} = C_{i1}\alpha_i + C_{i2}\lambda_i \tag{2.15}$$

avec C_{i1} et C_{i2} désignant respectivement les coefficients de raideur et de carrossage linéaires. Les angles de dérive α_i sont linéairement approchés par :

$$\begin{cases} \alpha_f &= \frac{v_y + l_f\dot{\psi} - \eta\dot{\delta}}{v_x} - \delta cos(\epsilon) \\ \alpha_r &= \frac{v_y - l_r\dot{\psi}}{v_x} \end{cases} \tag{2.16}$$

avec η désignant la chasse mécanique, l_f et l_r les distances entre les points de contact pneumatique-sol respectivement avant et arrière et la projection du centre de gravité du corps arrière sur le sol. Cette approximation linéaire est valable pour des efforts pneumatiques faibles représentatifs de conditions de conduite urbaine.

Les angles de carrossage λ_i sont exprimés par :

$$\begin{cases} \lambda_f &= \phi + \delta cos(\epsilon) \\ \lambda_r &= \phi \end{cases} \tag{2.17}$$

Après combinaison des équations (2.14), (2.15), (2.16) et (2.17), il vient :

$$\begin{cases} \dot{F}_{yf} &= r_{71}v_x\phi + r_{72}v_x\delta + r_{73}v_y + r_{74}\dot{\psi} + r_{76}\dot{\delta} + r_{77}v_xF_{yf} \\ \dot{F}_{yr} &= r_{81}v_x\phi + r_{83}v_y + r_{84}\dot{\psi} + r_{88}v_xF_{yr} \end{cases} \tag{2.18}$$

Finalement, (2.11), (2.18) et les 2 équations triviales : $\dot{\phi} = \dot{\phi}$ et $\dot{\delta} = \dot{\delta}$ permettent de construire une représentation d'état LPV complète sous forme descripteur avec la vitesse longitudinale v_x comme paramètre variant :

$$M\dot{x} = R(v_x)x + V\tau \tag{2.19}$$

Comme la matrice M est uniquement dépendante des paramètres du modèle et est inversible, il vient :

$$\dot{x} = A(v_x)x + B\tau \tag{2.20}$$

avec $x = [\phi, \delta, v_y, \dot{\psi}, \dot{\phi}, \dot{\delta}, F_{yf}, F_{yr}]^T$ le vecteur d'état, $A(v_x) = M^{-1}R(v_x)$ la matrice d'état dépendante du paramètre variant v_x, $B = M^{-1}V$ le vecteur des entrées et τ le couple de braquage appliqué par le conducteur sur le guidon.

Le modèle dynamique de Sharp du V2RM est donc le point de départ pour la synthèse des observateurs ou d'algorithmes d'identification explicités dans les chapitres suivants. Il est important de noter que parallèlement au choix du modèle, la définition des paramètres est tout aussi importante. Les termes de la matrice $A(v_x)$ et du vecteur B doivent être fidèlement renseignés en accord avec les caractéristiques du véhicule modélisé. Cette problématique est complexe puisque le modèle de Sharp prend en compte deux types de paramètres :

- statiques : les masses, les mesures géométriques (empattement, position des centres de gravité, etc),
- dynamiques : les inerties des roues, du corps avant et du corps arrière.

Bien que le modèle de Sharp est assez fidèle au comportement de la moto lors de la prise de virage, il contient pas moins de 34 paramètres à identifier. Certains de ces paramètres sont très difficiles à exciter par des méthodes d'identification classiques.

Chapitre 3

Identification des paramètres inertiels - Application aux V2RM

3.1 Introduction

Les techniques d'estimation ont été dévoilées pour la première fois dans les années soixante par, entre autres, Luenberger pour les systèmes linéaires déterministes, ainsi que R. *Kalman* qui a formulé le problème d'observation en considérant un système linéaire stochastique. Pour les systèmes non linéaires, les techniques d'estimation ont été soumises à des recherches assez intenses au cours des dernières décennies. Cependant, il existe encore des problèmes ouverts ou nécessitant une enquête plus approfondie. Ceci est précisément le cas des véhicules à deux roues motorisés.

Cette section est dédiée aux questions ouvertes liées aux approches d'identification de paramètres et d'estimation de l'état pour les systèmes complexes, spécifiquement la moto.

Dans ce qui suit, nous décrirons plusieurs approches mises en place dans le cadre du projet VIROLO++ afin de remédier aux difficultés d'identification des paramètres inertiels où les méthodes classiques buttent encore. Notamment, nous exposerons une méthode d'identification algébrique et une deuxième approche plus originale qui vise à observer et identifier simultanément le coefficient d'état du modèle. L'idée de base est de pouvoir estimer / identifier l'état et les paramètres inconnus et les états non mesurés de la moto, or les conditions de découplage ne sont pas satisfaites (un nombre important de paramètres *vs* un faible nombre de sorties et la non faisabilité des trajectoires excitantes). En effet, afin de pouvoir identifier un paramètre en particulier, les entrées persistantes devraient être capables d'exciter ses modes. Malheureusement, certains modes ne peuvent être sollicités qu'au travers de chicanes généralement très difficiles à réaliser avec ou sans conducteur.

3.2 Algorithmes d'identification - cas d'un modèle à un seul corps

3.2.1 Identification des paramètres géométriques

Approche statique

Le résultats de cette section ont été le fruit du stage de Master 2 de Monsieur H. J. Bae, poursuivis par la thèse de doctorat de Mme M. Fouka (tous deux financés par le projet VIROLO++). L'objectif étant d'identifier l'ensemble des paramètres géométriques de la moto : les centres de gravité (corps avant, corps arrière et le corps global), sa répartition au niveau de l'empattement, les hauteurs des centre de gravité (CG). La position du centre de gravité a une influence significative sur la dynamique de la moto. Dans cette partie, on s'attache à décrire les équations de forces et des moments en statique dans certaines configurations. L'objectif étant de solliciter le centre de masse défini par les valeurs des paramètres géométriques a, b et h pour un modèle à un seul corps.

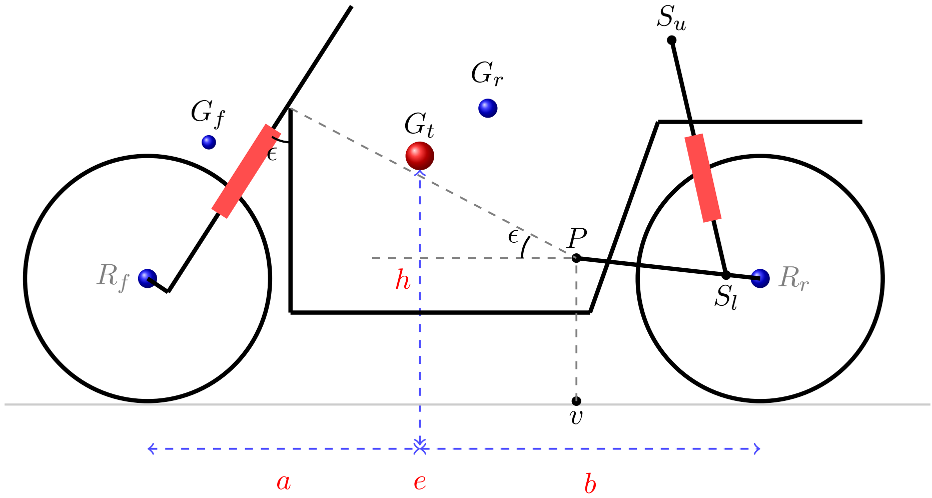


FIGURE 3.1: Géométrie de la moto.

On définit également, dans ce qui suit, un mode opératoire qui permet de mesurer ces paramètres grâce au principe fondamental de la statique.

On considère d'abord la configuration suivante où la moto est placée horizontalement ou sur une pente :

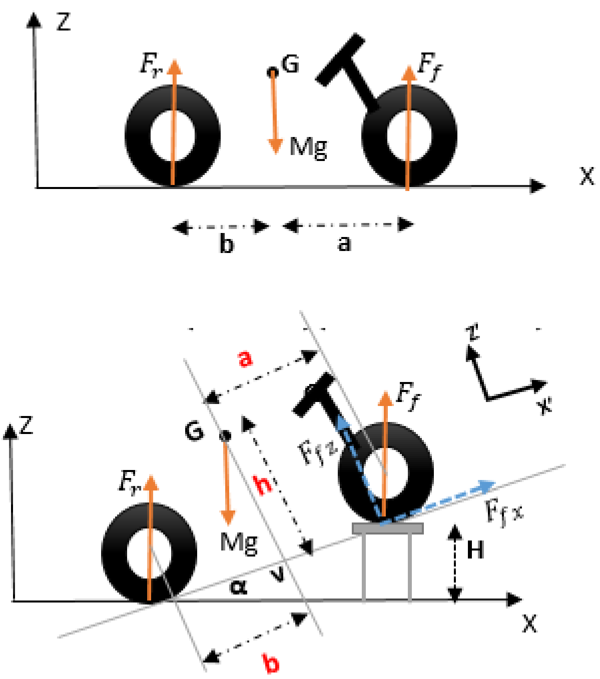


FIGURE 3.2: Bilan des forces sur les différentes configurations.

où :

P=mg : représente la force de la pesanteur appliquée au centre de gravité.
F_f, F_r : représentent les réactions du sol sur les roues avant et arrière.
On pose : $e = a + b$.

Les relations générales de la statique donnent le système d'équations suivant :
$\sum F_z = 0$
$\sum F_x = 0$
$\sum C = 0$

Dans la configuration horizontale, la résultante est donnée par :

$$F_{fa} + F_{ra} = PaF_{fa} = bF_{ra}a + b = e$$

$$F_{fa} = \frac{b}{e}PF_{ra} = \frac{a}{e}P$$

A cela s'ajoute les équations d'équilibre en position "pente" (deux configurations différentes) :

$$P = F_f + F_r \tag{3.1}$$

Et encore par le théoréme du moment, on peut écrire :

$$P_x h + F_{fy}a - F_{ry}b = 0$$

Avec P_x la composante du poids selon l'axe x, F_{fy} (resp. F_{ry}) la composante de la force verticale appliquée à la roue avant (resp. roue arrière) selon l'axe y.

Donc

$$P\sin(\alpha)h + F_f\cos(\alpha)a - F_r\cos(\alpha)b = 0 \tag{3.2}$$

Avec α l'angle de la pente.

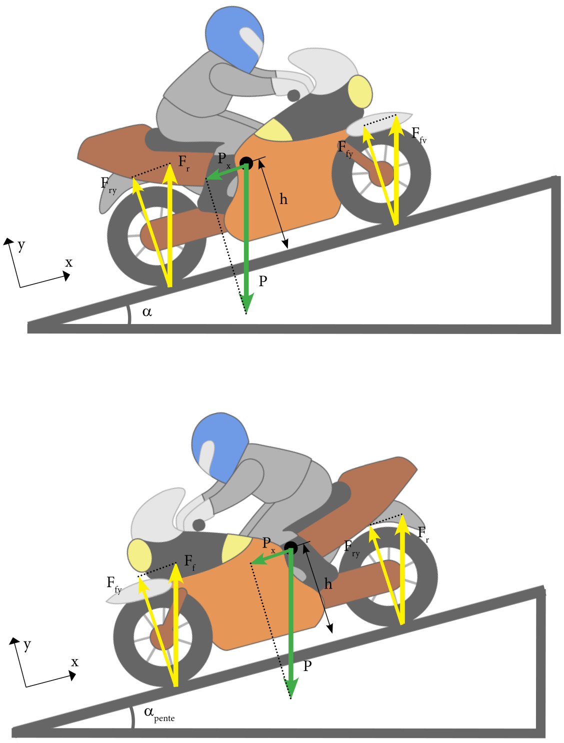


Figure 3.3: Le bilan des forces - motocycle sur la pente

Si on considère le cas similaire représenté par la figure 3.3 (droite), on obtient les équations suivantes :

$$P\sin(\alpha)h - F_f\cos(\alpha)a + F_r\cos(\alpha)b = 0 \tag{3.3}$$

L'angle de la pente α peut être facilement mesuré et calculé par trigonométrie. L'ensemble des 4 précédentes équations se résout facilement afin d'obtenir les 3 paramètres a, b et h comme suit :

$$\left\{\begin{array}{rcl} F_{f1} + F_{r1} = F_{f2} + F_{r2} = M_{moto}g & = & P \\ P\sin(\alpha)h + F_{f1}\cos(\alpha)a - F_{r1}\cos(\alpha)b & = & 0 \\ P\sin(\alpha)h - F_{f2}\cos(\alpha)a + F_{r2}\cos(\alpha)b & = & 0 \\ a+b & = & e \end{array}\right. \tag{3.4}$$

ou encore :

$$\left\{\begin{array}{rcl} a & = & \frac{F_{r1}+F_{r2}}{2P}e \\ b & = & e-a \\ h & = & \frac{F_{r1}b - F_{f1}a}{P\tan\alpha} \end{array}\right. \tag{3.5}$$

Approche dynamique - Wheelie & Stoppie

Les forces verticales de moto F_{fz} et F_{rz} dépendent principalement des paramètres géométriques de moto a, b et h, de la masse de moto M_{moto} et de l'accélération longitudinale a_x [28]. Ces forces sont définies par les équations suivantes.

$$\left\{\begin{array}{rcl} F_{fz} & = & \frac{M_{moto}(bg-ha_x)}{e} \\ F_{rz} & = & \frac{M_{moto}(ag+ha_x)}{e} \end{array}\right. \tag{3.6}$$

Avec

a, b, h **et** e : paramètres géométriques tels que représentés dans la figure 3.1.

M_{moto} : la masse totale de la moto.

g : l'accélération gravitationnelle.

Une grande accélération ou décélération peut faire soulever respectivement la roue avant ou arrière par le transfert de charge. Ces phénomènes sont appelés respectivement le Wheelie et le Stoppie. Le décollement d'une roue signifie que la force verticale exercé sur la roue devient nulle. Alors les équations (3.6) se simplifient et montrent les relations entre l'accélération longitudinale a_x et les autres paramètres a, b, h et M.

$$\begin{cases} Wheelie : F_{fz} = 0 \Rightarrow a_x = \frac{bg}{h} \\ Stoppie : F_{rz} = 0 \Rightarrow a_x = -\frac{ag}{h} \end{cases} \tag{3.7}$$

Sachant que la somme de a et b est égale à l'empattement e de la moto, on peut en déduire les valeurs des paramètres géométriques a, b et h.

Par ailleurs, supposons que ces dernières sont connues, on peut déduire la valeur minimale d'accélération ou de la valeur maximale de décélération nécessaires pour voir apparaitre le Wheelie ou le Stoppie.

$$\begin{cases} Wheelie : \quad bg - ha_{min} = 0 \Rightarrow a_{min} = \frac{b}{h}g \\ Stoppie : \quad ag + ha_{max} = 0 \Rightarrow a_{max} = -\frac{a}{h}g \end{cases} \tag{3.8}$$

L'idée a été validée par une simulation d'un Wheelie sur la plateforme BS. On peut constater qu'au moment correspondant au décollement de la roue avant, illustré par le figure 3.4, il y a une différence significative en vitesse entre les deux roues permettant d'estimer l'instant de décollement. Dans le cas présent de BS, le Wheelie commence à $t = 2.014s$, où a_x vaut $12.09m/s^2$. Si a et b sont connus on peut en déduire la valeur de h, la hauteur de centre de gravité.

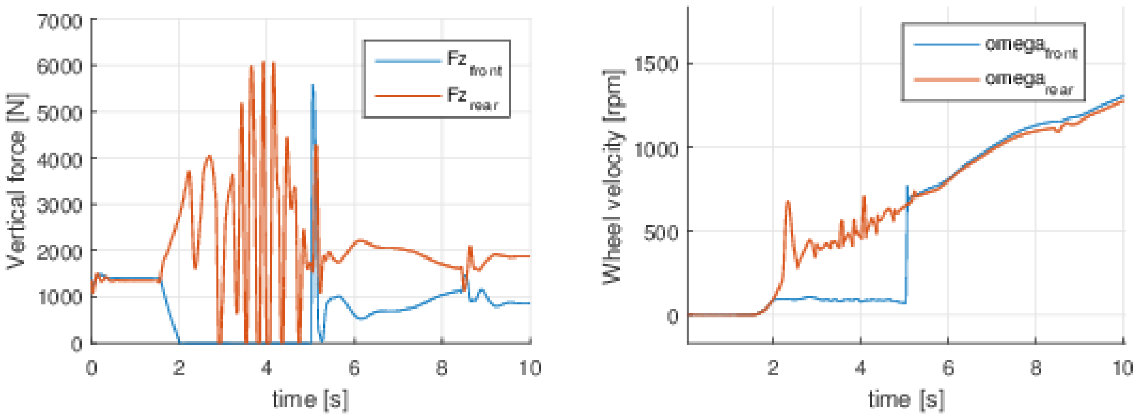


FIGURE 3.4: Forces verticales et vitesses de rotation - BS

3.3 Identification des paramètres dynamiques

L'identification d'un système est une technique consistant à déterminer un modèle décrivant au mieux le système étudié. Pour ce faire, deux étapes préliminaires sont à valider :

1. Fixer la forme des équations (modèle paramétrique), c'est l'étape qualitative (caractérisation) ;
2. Trouver les valeurs numériques des paramètres qui interviennent dans le modèle proposé, c'est l'étape quantitative.

Ces valeurs numériques sont déterminées pour que le comportement du modèle soit le plus proche au celui du système. Cette proximité se mesure à l'aide d'un critère ; une fois le critère choisi, il suffit de faire appel aux approches mathématiques pour réduire la différence système - modèle.

Le but de cette partie, est l'identification des paramètres inertiels du modèle un corps d'un motocycle par deux méthodes d'estimation.

3.3.1 Méthode de Descente de gradient

L'algorithme du gradient désigne un algorithme d'optimisation différentiable. Il est par conséquent destiné à minimiser une fonction réelle différentiable. L'algorithme du gradient est également connu sous le nom d'algorithme de la plus forte pente ou de la plus profonde descente parce que le gradient est la pente de la fonction linéarisée au point courant et est donc, localement, sa plus forte pente.

Le traitement des données entrées / sorties se fait à travers cette méthode récursive (traitement pas à pas des données) basée sur l'optimisation par l'algorithme de gradient.

Démarche : On montre la méthodologie utilisée pour l'identification des paramètres.

— Dans un premier temps, on utilise les paramètres calculés à partir des données sur une moto qui existe dans la base de données du logiciel BS, proche de la KAWASAKI ER6n avec ABS en terme de caractéristiques permettant d'avoir des des paramètres *a priori*.

— Deuxièmement, on étudie l'entrée persistante qui permet d'exciter toute la dynamique de la moto , on a choisi un sinus volant pour bien exciter les accélérations ($\ddot{\phi}$ et $\ddot{\psi}$) mesurées.

— Finalement, on applique la méthode de gradient pour estimer les paramètres inertiels séparément .

L'enregistrement des sorties $\ddot{\phi}$ et $\ddot{\psi}$ du système nous permettra d'identifier les paramètres du modèle décrit précédemment comme montre le schéma de principe dans la figure suivante :

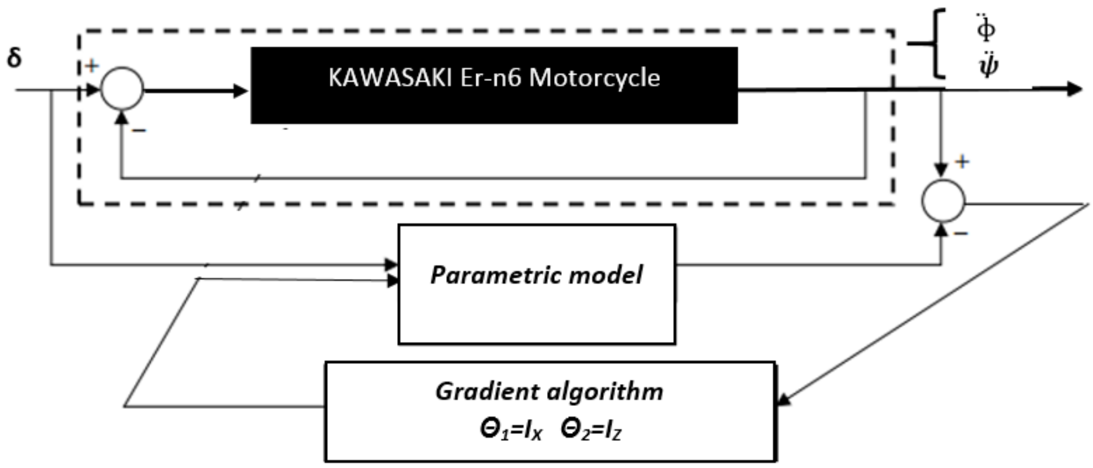


FIGURE 3.5: Diagramme fonctionnel de la Descente de gradient

La méthode de la descente de gradient est un algorithme itératif d'optimisation pour résoudre des problèmes de la forme,

$$\min_{x \in R^n} f(x)$$

avec la recherche des directions définies par le gradient de la fonction au point courant. Les avantages de la méthode du gradient est que chaque itération est peu coûteuse et ne nécessite pas de dérivées secondaires.

Dans cette partie, nous identifions les paramètres inertiels I_x et I_z par la méthode du gradient. Le critère choisi est une fonction quadratique de type :

$$C(p) = \frac{1}{2} \sum (y_m(t_k) - y)^2 \tag{3.9}$$

Avec $\theta_1 = I_x$ et $\theta_2 = I_z$

— y_m : les sorties mesurées

— y : les sorties du modèle

— t_k : instants de mesures

Théoriquement, en passant par l'algorithme du gradient, on peut trouver la valeur de paramètre I_x et I_z qui minimise le critère. La gradient de ce critère s'écrit comme :

$$G(p) = \frac{\partial C(p)}{\partial p} = \sum (y_m(t_k) - y) S_y^p(t_k) \tag{3.10}$$

Avec S_y^p : la fonction de sensibilité de $\ddot{\psi}$, $\ddot{\phi}$ pour $\theta_1 = I_x$ et $\theta_2 = I_z$. La fonction de sensibilité est déduite à partir de l'équation différentielle de système.

En choisissant $y = (\ \ddot{\psi} \quad \ddot{\phi}\ )$ comme vecteur de sortie, la fonction de sensibilité est déduite à partir du système d'équations différentiels :

$$\ddot{\psi} = \frac{aF_{yf} - bF_{yr}}{I_z} \tag{3.11}$$

$$\ddot{\phi} = \frac{mgh + mh(\dot{v_y} + \dot{\psi} v_x)}{I_{xx}} \phi \tag{3.12}$$

Donc, nous avons

$$\frac{\mathrm{d}\ddot{\psi}}{\mathrm{d}I_z} = -\frac{aF_{yf} - bF_{yr}}{I_z^2} \tag{3.13}$$

$$\frac{\mathrm{d}\ddot{\phi}}{\mathrm{d}I_x} = -\frac{mgha_y + mh(\dot{v}_y + \dot{\psi}v_x)}{I_x^2}\phi \tag{3.14}$$

L'algorithme se déroule ainsi

1. Le calcul du critère et le gradient pour une valeur donnée de I_x et de I_z.
2. Calcul d'une nouvelle valeur de critère et de gradient en prenant I_x et I_z modifié (soit le point sur la direction du gradient précédent éloigné un pas α)
3. Comparaison de la valeur des deux critères.
   — Si la valeur du nouveau critère est faible, on garde la nouvelle valeur de paramètre I_x(resp. I_z) correspondante. On augmente le pas α.
   — Sinon garder l'ancien valeur de I_x et I_z et réduire le pas α afin de cherche un minimum local plus proche.
4. Evaluer les différents critères d'arrêt pour sortir de la boucle : précision sur le critère, sur le gradient, maximum de nombre d'itération effective.

Globalement la méthode fonctionne pour différents scénarios de mouvement en excitant bien la dynamique. Quant à la précision de la valeur identifiée, elle dépend de la valeur initiale des paramètres et le coefficient de pas α à chaque itération.

Implémentation de l'algorithme de gradient sur Matlab

Le choix de l'entrée d'excitation (sinus volant) : ce sont généralement des essais dont le braquage suit une loi de type sinus volant, c'est à dire que l'angle volant (Figure 3.6) est de forme sinusoïdale mais de fréquence progressivement croissante et d'amplitude progressivement décroissante ou l'inverse. Ces essais sollicitent le véhicule à deux roues en lacet principalement et en roulis ce qui nous permet d'identifier les modes associés :

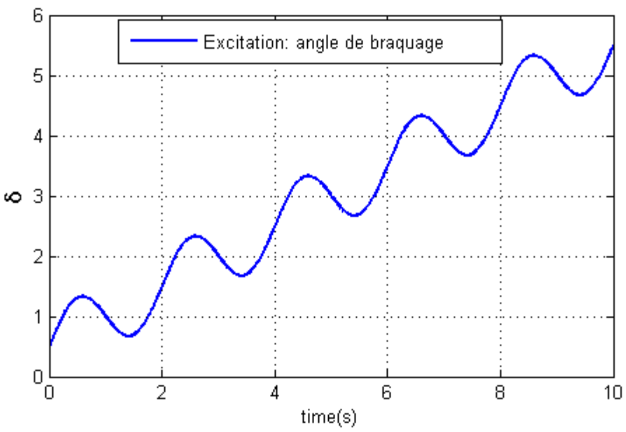


FIGURE 3.6: Angle de braquage : sinus volant .

L'étude de fonctions de transfert accélération de lacet / angle de braquage et du transfert accélération de roulis / angle de braquage permettent d'identifier les paramètres inertiels du modèle un corps de motocycle et donc elles apportent des indications précieuses sur l'estimation des réponses en accélérations de lacet et roulis. Les résultats d'identification de paramètres I_x et I_z par la méthode de gradient et leurs variations :

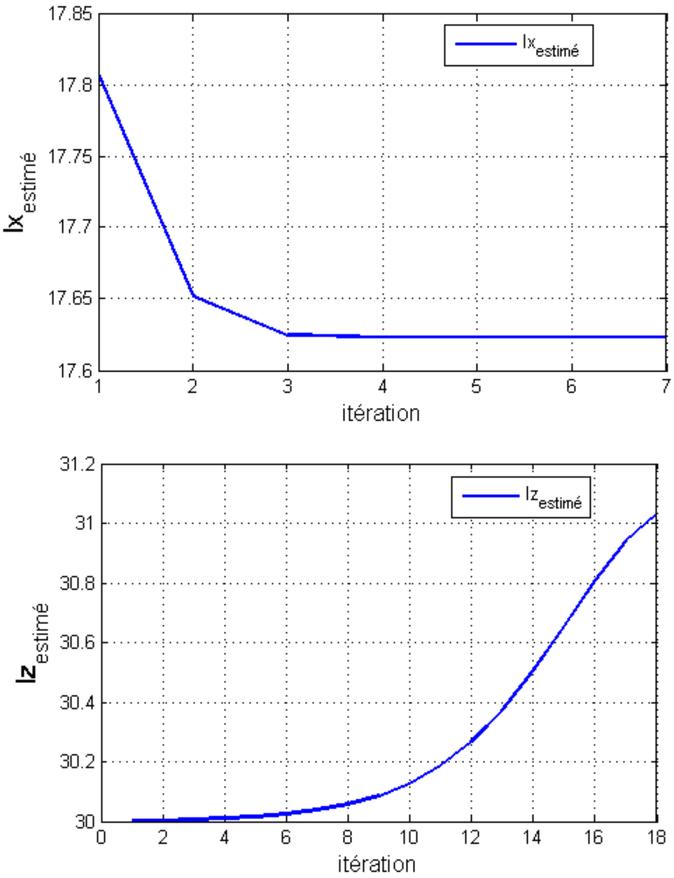


FIGURE 3.7: Variation des paramètres I_x et I_z .

Les valeurs de paramètres inertiels a priori sont

$$I_{x_{moto}} = 17.6232 Kg.m^2$$

$$I_{z_{moto}} = 31.0582 Kg.m^2$$

initialisés à

$$I_{x_0} = 15 Kg.m^2$$

$$I_{z_0} = 30 Kg.m^2$$

Les résultats obtenus par l'algorithme d'identification sont :

$$I_{x_p} = 17.6232 Kg.m^2$$

Précision sur le gradient de I_x : 0.0031203

Nombre d'itérations : K =7

$$I_{z_p} = 31.0279 Kg.m^2$$

Précision sur le gradient de I_z : 0.00054482

Nombre itérations : $K = 18$

3.3.2 Méthode d'identification algébrique

Le but de cette méthode est l'identification d'un système linéaire invariant dans le temps modélisé par une fonction de transfert rationnelle, et en connaissant le signal de sortie $y(t)$ et le signal d'entrée $u(t)$, donc on cherche à estimer les paramètres du modèle.

Pour identifier le système, on considère la fonction de transfert de la forme :

$$H(s) = \frac{Y}{U} = \frac{b_M s^M + b_{M-1}s^{M-1} + ... + b_1 s + b_0}{s^N + a_{N-1}s^{N-1} + ... + a_1 s + a_0} \tag{3.15}$$

où : M est le degré de numérateur et N est le degré de dénominateur. On applique les principes de base [30],[31] et [32] de la méthode sur le modèle linéaire un corps de motocycle. Considérant la fonction de transfert rationnelle $H(s)$ liée à notre système entre la sortie ψ et l'entrée δ.

$$H = \frac{Y}{U} = \frac{N_3 s^3 + N_2 s^2 + N_1 s + N_0}{s^4 + D_3 s^3 + D_2 s^2 + D_1 s + D_0} \tag{3.16}$$

Pour la clarté de la lecture, les coefficients $N_0, \dots, N_3, D_0, \dots, D_3$ sont précisés en annexe.

Si l'on arrive à identifier les coefficients de la fonction de transfert, on peut en déduire les valeurs des paramètres du système par un jeu d'équations. La relation entre l'entrée et la sortie dans le domaine temporel est décrite par l'équation suivante :

$$y^{(4)} + D_3 y^{(3)} + D_2 \ddot{y} + D_1 \dot{y} + D_0 y = N_3 u^{(3)} + N_2 \ddot{u} + N_1 \dot{u} + N_0 u \tag{3.17}$$

où l'exposant (i) indique la dérivation d'ordre i par rapport à s.

Dans le domaine de Laplace, la dérivée temporelle est équivalente au produit s. En multipliant s et en passant par la transformée de Laplace, l'expression devient :

$$\begin{aligned}
&[s^5 y(s) - s^4 y(0) - s^3 y(0) - s^2 y(0) - sy(0)] \\
&+D_3[s^4 y(s) - s^3 y(0) - s^2 y(0) - sy(0)] + \ldots + D_0 sy(s) \\
&= N_3[s^4 u(s) - s^3 u(0) - s^2 u(0) - su(0)] + \ldots + N_0 su
\end{aligned} \tag{3.18}$$

Les conditions initiales sont inconnues donc on dérive à l'ordre 5 pour que tous les termes constants s'annulent, alors

$$\frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^5 y] + D_4 \frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^5 y] + D_3 \frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^4 y] + D_2 \frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^3 y] + D_1 \frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^2 y] + D_0 \frac{\partial^5}{\partial s^5}[sy]$$

$$= N_3 \frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^4 u] + N_2 \frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^3 u] + N_1 \frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^2 u] + N_0 \frac{\partial^5}{\partial s^5}[su]$$

Calculons par exemple $\frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^5 y]$. Soit $C_n^r = \frac{n!}{r!(n-r)!}$,

$$\begin{aligned}
\frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^5 y] = 5!y + 5! \times C_5^1 \times s\frac{\partial y}{\partial s} + \frac{5!}{2!} \times C_5^2 \times s^2 \frac{\partial^2 y}{\partial s^2} \\
+ \frac{5!}{3!} \times C_5^3 \times s^3 \frac{\partial^3 y}{\partial s^3} + \frac{5!}{4!} \times C_5^4 \times s^4 \frac{\partial^4 y}{\partial s^4} \\
+ \frac{5!}{5!} \times C_5^5 \times s^5 \frac{\partial^5 y}{\partial s^5}
\end{aligned}$$

de même, $\frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^4 y]$ vient

$$\begin{aligned}\frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^4 y] =& 4! \times C_5^1 \times \frac{\partial y}{\partial s} + 4! \times C_5^2 \times s\frac{\partial^2 y}{\partial s^2} \\ &+ \frac{4!}{2!} \times C_5^3 \times s^2 \frac{\partial^3 y}{\partial s^2} + \frac{4!}{3!} \times C_5^4 \times s^3 \frac{\partial^4 y}{\partial s^4} \\ &+ \frac{4!}{4!} \times C_5^5 \times s^4 \frac{\partial^5 y}{\partial s^5}\end{aligned}$$

Les autres termes sont calculés de la même façon. Comme il est déjà connu, à partir de la théorie de la transformée de Laplace, la multiplication par s signifie une dérivation par rapport à t en domaine temporel, ce qui n'est pas une opération numériquement robuste. C'est pourquoi on multiplie l'équation par s^{-5} pour éviter les dérivations non nécessaires. Alors il vient

$$s^{-5}\left(\frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^5 y] + D_4\frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^5 y] + D_3\frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^4 y] + D_2\frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^3 y] + D_1\frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^2 y] + D_0\frac{\partial^5}{\partial s^5}[sy]\right)$$

$$= N_3\frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^4 u] + N_2\frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^3 u] + N_1\frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^2 u] + N_0\frac{\partial^5}{\partial s^5}[su]$$

$$\begin{aligned}s^{-5}\frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^5 y] &= 5! s^{-5} y + 5! \times C_5^1 \times s^{-4}\frac{\partial y}{\partial s} + \frac{5!}{2!} \times C_5^2 \times s^{-3}\frac{\partial^2 y}{\partial s^2} \\ &+ \frac{5!}{3!} \times C_5^3 \times s^{-2}\frac{\partial^3 y}{\partial s^2} + \frac{5!}{4!} \times C_5^4 \times s^{-1}\frac{\partial^4 y}{\partial s^3} \\ &+ \frac{5!}{5!} \times C_5^5 \times \frac{\partial^5 y}{\partial s^4} \\ s^{-5}\frac{\partial^5}{\partial s^5}[s^4 y] &= 4! \times C_5^1 \times s^{-5}\frac{\partial y}{\partial s} + 4! \times C_5^2 \times s^{-4}\frac{\partial^2 y}{\partial s^2} \\ &+ \frac{4!}{2!} \times C_5^3 \times s^{-3}\frac{\partial^3 y}{\partial s^2} + \frac{4!}{3!} \times C_5^4 \times s^{-2}\frac{\partial^4 y}{\partial s^4} \\ &+ \frac{4!}{4!} \times C_5^5 \times s^{-1}\frac{\partial^5 y}{\partial s^5}\end{aligned}$$

Alors dans le domaine temporel, l'équation peut s'écrire :

$$\begin{aligned}&D_3 p_{1\_1} + D_2 p_{1\_2} + D_1 p_{1\_3} + D_0 p_{1\_4} + N_3 p_{1\_5} \\ &+ N_2 p_{1\_6} + N_1 p_{1\_7} + N_0 p_{1\_8} = -q_1\end{aligned} \tag{3.19}$$

Les expressions de $p_{1\_1}, p_{1\_2}, \ldots, p_{1\_8}$ et q_1 sont présentées en annexe ainsi leur écriture sous forme d'équation différentielle pour une simple l'implémentation sous Matlab Simulink.

On a donc

$$\begin{pmatrix} p_{1\_1} & p_{1\_2} & p_{1\_3} & \ldots & p_{1\_8} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} D_3 \\ \vdots \\ D_0 \\ N_3 \\ \vdots \\ N_0 \end{pmatrix} = -q_1 \tag{3.20}$$

On peut compléter la matrice en intégrant l'équation précédente et la rendre inversible. Alors on arrive à en déduire une relation matricielle. Les coefficients sont identifiés en résolvant l'équation (3.20).

$$\begin{pmatrix} p_{1\_1} & p_{1\_2} & \cdots & p_{1\_8} \\ p_{2\_1} & p_{2\_2} & \cdots & p_{2\_8} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{8\_1} & p_{10\_2} & \cdots & p_{8\_8} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} D_3 \\ \vdots \\ D_0 \\ N_3 \\ \vdots \\ N_0 \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} q_1 \\ q_2 \\ \vdots \\ q_8 \end{pmatrix} \tag{3.21}$$

Avec $p_{8\_i} = \int p_{7\_i} = \iint p_{6\_i} = \iiint p_{5\_i} = \ldots = \int^7 p_{1\_i}$ pour $\forall\, i = \{1, 2, \ldots, 8.\}$
et $q_8 = \int q_7 = \iint q_6 = \iiint q_6 = \ldots = \int^7 q_1$ pour $\forall\, i = \{1, 2, \ldots, 8\}$

Implémentation de l'identification algébrique

A partir des équations de mouvement d'une moto à un seul corps, on a choisi la fonction de transfert entre la sortie $\dot{\psi}$ et de l'entrée δ pour une vitesse longitudinale de $v_x = 20km/h$:

$$\frac{\dot{\psi}}{\delta}(s) = \frac{503.9s^3 + 1.511e04s^2 - 9.22e04s - 1.317e06}{s^4 + 158.5s^3 + 5749s^2 + 4.136e04s + 4.755e04}$$

Le modele en fonction des paramètres I_x, I_z

$$\frac{\dot{\psi}}{\delta}(s) = \frac{N_3s^3 + N_2s^2 + N_1s + N_0}{s^4 + D_3s^3 + D_2s^2 + D_1s + D_0}$$

Le choix de l'entrée d'excitation se fait à l'aide de BS, de sorte que les accélérations angulaires soient bien excitées en situation réelle sans que la moto chute :

$$\delta = 2 * kmph * \sin(pi * t) + 0.5 * t + 0.5$$

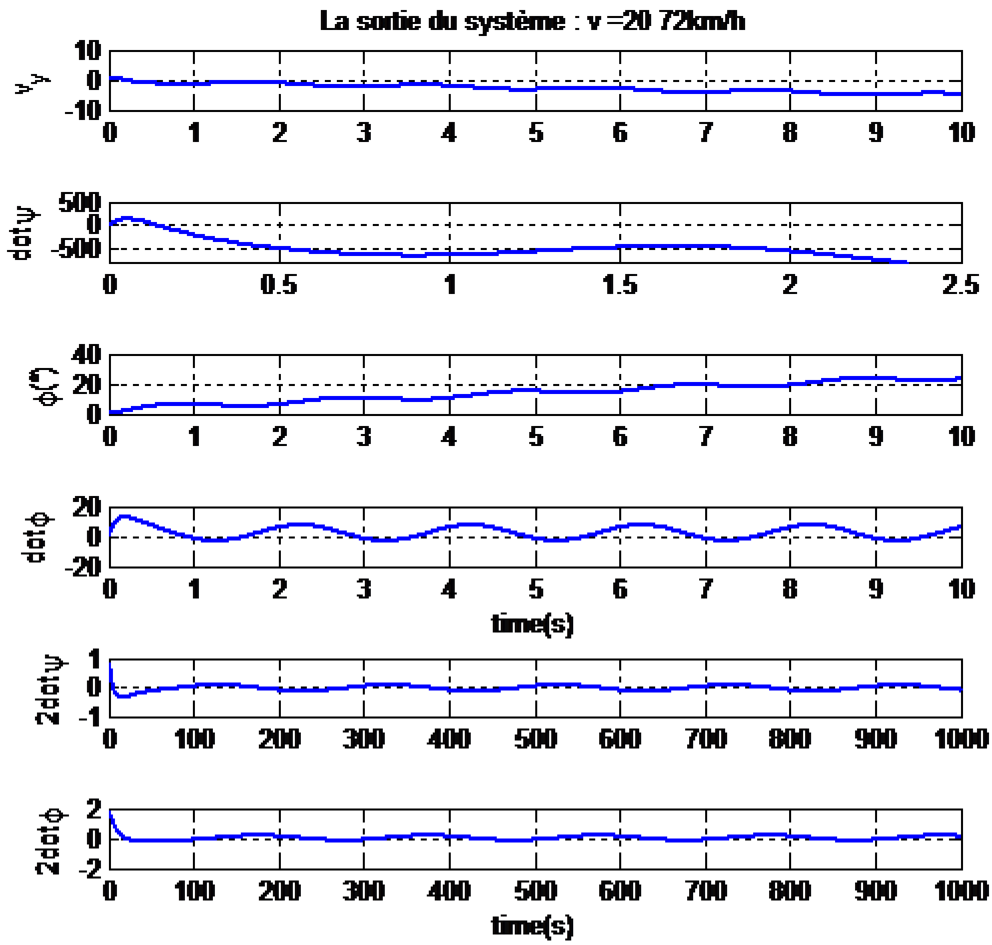


FIGURE 3.8: Angle de braquage et les sorties du système

Les moments d'inerties I_x et I_z valent :

$$I_{x_{est}} = 17.6093 Kg.m^2$$
$$I_{z_{est}} = 31.0732 Kg.m^2$$

Ces derniers sont très proches des paramètres *a priori*.

3.4 Algorithme d'identification - cas d'un modèle à deux corps

Les travaux d'identification des paramètres inertiels sur un modèle de moto à deux corps font appel des à des techniques d'estimation et d'observation que l'on abordera avec plus de détails dans le chapitre 5, section 5.6. La principale difficulté réside dans le nombre important de paramètres à estimer (plus de 30) qui résulte en scénarios irréalisables pouvant exciter les modes en question.

Chapitre 4

Scénario de validation expérimentale

Dans le cadre du projet VIROLO++, plusieurs moto sont à disposition pour lesquelles nous souhaitons les soumettre à des tests d'identification des paramètres. Cette étape est primordiale pour la finesse de modèle nécessaire pour les phases d'observation des états dynamiques afin de quantifier les risques de chute ou de perte de contrôle.

L'ensemble des tests s'est déroulé à Gif-sur-Yvette en collaboration entre le laboratoire IBISC, l'IFSTTAR et l'IEF de l'UPSud.

FIGURE 4.1: La motocycle instrumentée - Kawazaki ER6N

4.1 Scénario d'expérimentation

4.1.1 Identification statique

Déterminer le centre de gravité du couple conducteur / moto, en statique a été réalisé sans encombre du fait de la nécessité de simples balances.

Les deux cas de figure 3.3 vus précédemment, ont été réalisés à l'aide d'un monte

FIGURE 4.2: Environnement de mesure

charge, avec et sans conducteur, afin de soulever l'avant (l'arrière) de la moto à un angle de 20°. L'ensemble des mesures et des résultats est résumé dans le tableau suivant :

Cas 1 : Sans conducteur mesure F_f et F_r		
Essai1(à plat)	$F_f = 102$ Kg $F_r = 112.4$ kg	a=0.7366. b=0.6684
Essai2(à plat)	$F_f = 96$ Kg$F_r = 112$ kg	a=0.7565. b=0.6485
Essai3(en pente)	$F_{rav} = 118,\ F_{fav} = 88$ $F_{far} = 108.F_{rar} = 101$	a=0.7419,b=0.6631 h=0.2781
Essai4(en pente)	$F_{rav} = 118,\ F_{fav} = 89$ $F_{far} = 108.F_{rar} = 101$	a=0.7399, b=0.6651 h=0.2695
Cas 2 : Avec conducteur		
Essai1(à plat)	$F_f = 130$ Kg ,$F_r = 179$ kg	a=0.8139, b=0.5911
Essai2(à plat)	$F_f = 130$ Kg, $F_r = 177$ kg	a=0.8100, b=0.5950
Essai3(en pente)	$F_{rav} = 192,\ F_{fav} = 113$ $F_{far} = 155,F_{rar} = 158$	a=0.7968,b=0.6082 h=0.3873
Essai4(en pente)	$F_{rav} = 192,\ F_{fav} = 113$ $F_{far} = 155,F_{rar} = 150$	a=0.7877,b=0.6173 h=0.4276
Empattement 1405mm poids de moto 208 kg	angle de la pente 12.7467 poids de conducteur 97.5 kg	

TABLE 4.1: Les mesures moyennes

Les mesures ci-dessus donnent les valeurs des paramètres a, b et h par l'équation (3.7). Premièrement sans conducteur :

$$\begin{array}{ll} a_{moy} = 0.7437m & \sigma_a = 0.0088m \\ b_{moy} = 0.6613m & \sigma_b = 0.0088m \\ h_{moy} = 0.2738m & \sigma_h = 0.0061m \\ M_{moy} = 209.3429kg & \sigma_M = 2.9251kg \end{array} \tag{4.1}$$

et puis avec conducteur

$$\begin{array}{ll} a_{moy} = 0.8021m & \sigma_a = 0.0121m \\ b_{moy} = 0.6029m & \sigma_b = 0.0121m \\ h_{moy} = 0.4074m & \sigma_h = 0.0285m \\ M_{moy} = 307.8000kg & \sigma_M = 3.3466kg \end{array} \quad (4.2)$$

L'influence de conducteur est clairement vérifiée, essentiellement pour le paramètre h. Les valeurs de a et b partagent l'empattement avec un rapport de 53% / 47% sans conducteur, 57% / 43% avec conducteur, cohérente avec la bibliographie.

L'écart absolu moyen des mesures est faible, ce qui signifie que les valeurs de paramètres ne s'écartent pas trop en moyenne, et les valeurs sont bien regroupées autour de la moyenne.

4.1.2 Identification dynamique

Nous avons remarqué que lors d'un décollement de roue, la force verticale correspondante devient nulle. Comme l'accélération longitudinale est mesurée, on arrive à identifier les paramètres a, b et h, équation (3.6).

En pratique, nous avons rencontré quelques limites de faisabilité. Sachant que les forces verticales sont non mesurables, le Wheelie ou le Stoppie doit être mis en évidence lors de réalisation de scénario. En revanche la réalisation d'un Wheelie ou d'un Stoppie est difficile en présence d'ABS limitant ce genre de phénomène, essentiellement lors du Stoppie.

Vitesse de la moto vs Rotation des roues

Théoriquement, si la roue arrière ne touche plus le sol, il doit forcément y avoir une différence de vitesse. L'idée a été validée par une simple simulation d'un Wheelie sur BS. Pour la moto réelle, équipée d'un odomètre à la roue avant, nous avons détecté cet instant d'écart.

Forte Accélération / Décélération

Lors d'un Stoppie et en cas de décollement non perceptible à l'oeil nu, la condition d'accélération déduite de l'équation (3.8) nous donne les résultats suivants :

$$\begin{array}{lcll} a_{min} & = & \frac{b}{h}g & \approx 15m/s^2 \\ a_{max} & = & -\frac{a}{h}g & \approx -19m/s^2 \end{array} \quad (4.3)$$

Les signaux (odométrie et de l'IMU) soient fortement bruités par défaut, un filtre passe-bas de fréquence de coupure de 10Hz est utilisé pour le traitement des bruits. Les instants suivants (Figure 4.3 et 4.4) sont des candidats où il y a eu une forte accélération ou décélération, des candidats respectivement de la Wheelie et de la Stoppie.

Pour déterminer les trois paramètres de centre de la gravité, on utilise chacun des candidats de Wheelie et de Stoppie afin de résoudre l'équation (3.7). Le Tableau 4.2 récapitule tous les possibilités.

Notons que les résultats obtenus sont très peu fiables du fait de la difficulté de la détermination des instants de basculement et des bruits de mesure.

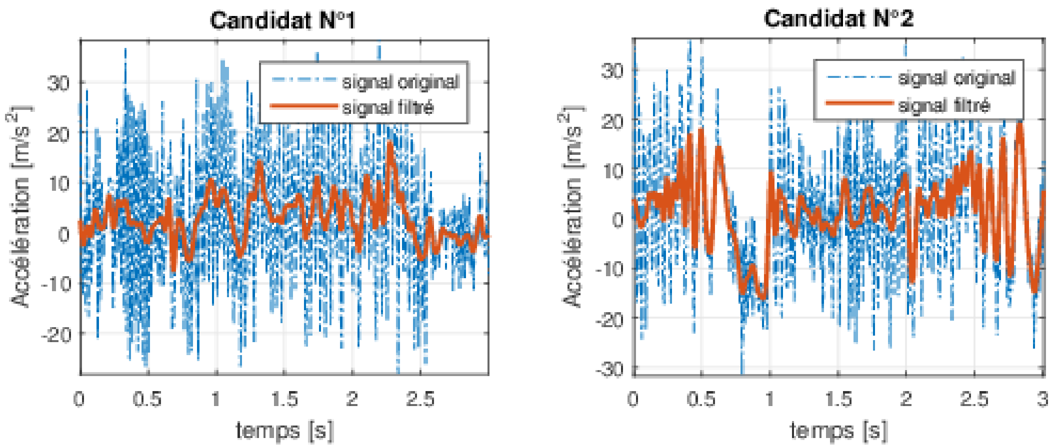


FIGURE 4.3: Les instants candidats de Wheelie

Wheelie & Stoppie $[m/s^2]$	N°1 $= -19,67$	N°2 $= -22,67$	N°3 $= -26.48$
N°1 $= 14,35$	a = 812mm b = 592mm h = 404mm	a = 860mm b = 544mm h = 371mm	a = 911mm b = 493mm h = 337mm
N°2 $= 18,14$	a = 730mm b = 674mm h = 364mm	a = 780mm b = 624mm h = 337mm	a = 833mm b = 571mm h = 308mm

TABLE 4.2: Possibilités de combinaison

4.1.3 Identification des paramètres inertiels

Cas n°1 : Vitesse constante

Dans ce scénario, l'objectif est d'exécuter une trajectoire donnée avec une vitesse la plus constante possible. En effet, le but est de valider les modèles dynamiques établis précédemment, sous l'hypothèse de la constance de la vitesse longitudinale.

En réalité, garder une vitesse constante n'est pas trivial pour deux raisons majeures : 1- le conducteur ne peut pas vérifier à tout moment à cause de trafic présent sur la route, 2- les graduations du compteur ne permettent pas une précision suffisante pour maintenir contante la vitesse. Bien que les difficultés techniques étaient handicapantes, les mesures des vitesses acquises ont été satisfaisantes. Ces données seront utilisées pour la validation des modèles "MATLAB".

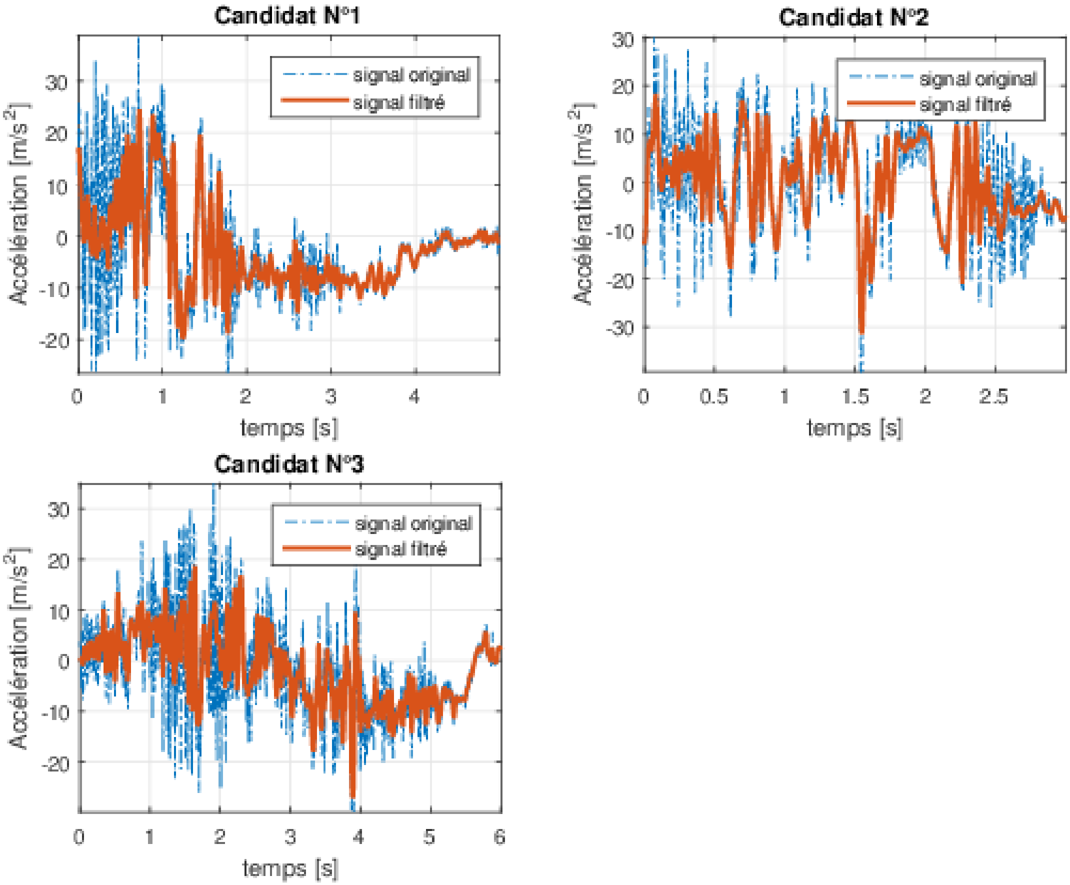


Figure 4.4: Les instants candidats de Stoppie

Figure 4.5: Le parcours de scénario "Ligne droite" enregistré par RTK

Cas n°2 : Rond-Point & prise de virage

Des scénarios de prise de virages ont été réalisés sur des rond-point afin d'exciter les modes liés à la dynamique de lacet ou de roulis. Sur place, il y eu 2 sortes de rond-point illustrés ci-dessous, figure 4.6.

FIGURE 4.6: Prise de virage au grand et petit rond-point.

4.1.4 Validation du modèle à un seul corps

Pour valider le modèle à seul corps, nous avons récupéré les deux mesures d'entrée acquises durant l'expérimentation et comparées aux sorties du modèle en question.

Les graphiques présentés par les figures 4.7 et 4.8 sont issus des expérimentations réalisées à des vitesses relativement élevées avoisinant les $70Km/h$.

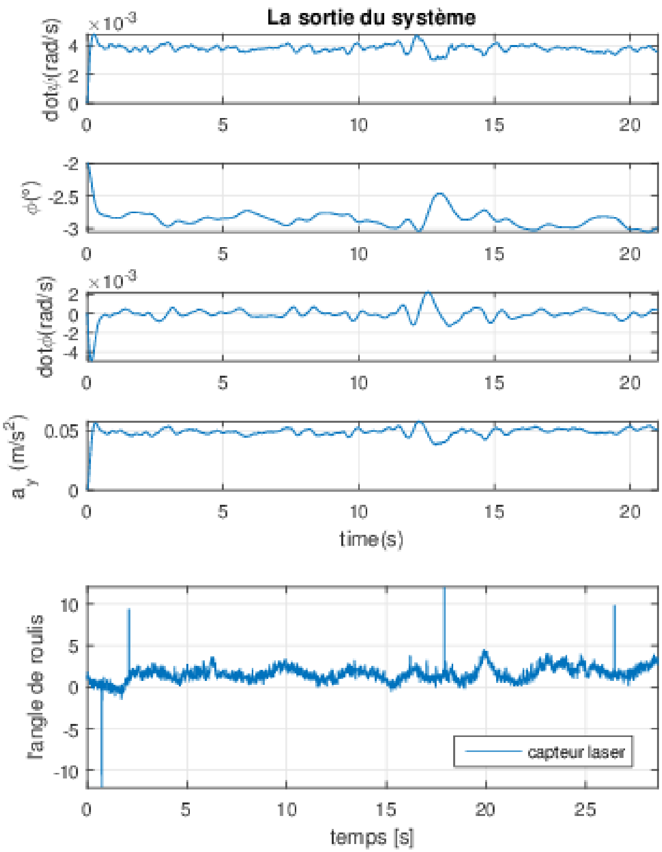


FIGURE 4.7: Simulation du modèle identifié : vitesse constante à 70km/h

Les angles de roulis donnés par, d'une part, la centrale inertielle instrumentée sur la moto et ceux obtenus avec le modèle à un seul corps identifiés semblent corroborés de manière très cohérente, figure 4.8.

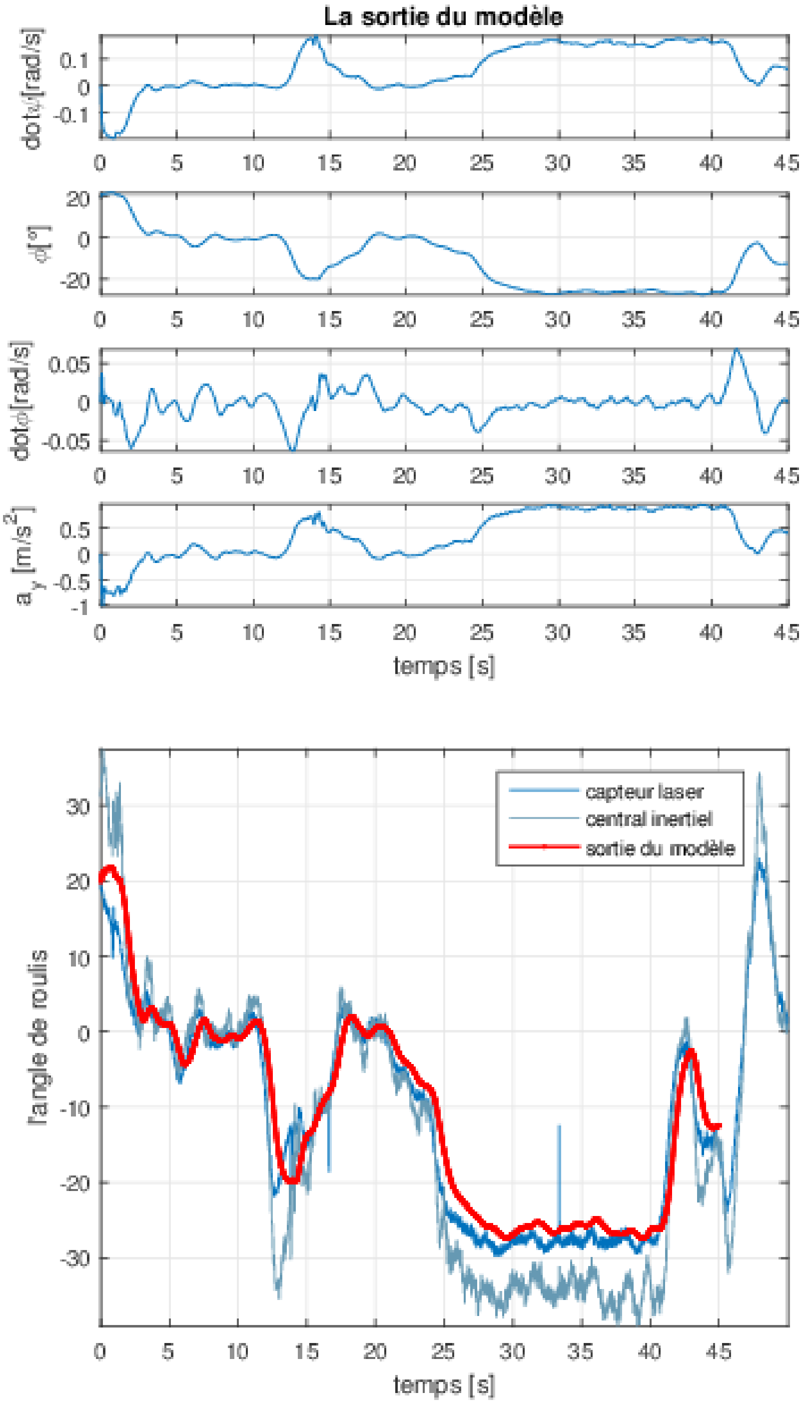


FIGURE 4.8: Validation du modèle à un seul corps : prise de virage en rondpoint

Enfin, les mêmes tests vont être utilisés pour valider le modèle à deux corps, dont l'identification semble très délicate avec un nombre important de paramètres à identifier (voir chapitre 5, section 5.6 pour plus de détails). Idem, les mêmes scénarios sont à réaliser pour le reste des motos disponibles, une fois leurs instrumentations achevées.

Chapitre 5

Estimation de la dynamique latérale des V2RM

5.1 Introduction

Cette partie apporte des réponses claires aux problèmes de reconstruction d'états dynamiques de la moto que l'on peut pas mesurer. Ces réponses consistent en plusieurs algorithmes d'observation ou d'estimation.

L'observation et l'estimation vont intervenir dans le cadre de la reconstruction d'un certain nombre de variables d'état dont les capteurs n'existent pas ou trop chers. Par exemple, l'estimation de l'angle de roulis (du véhicule et du conducteur), l'estimation de l'action du conducteur sur le guidon (couple de direction), l'adhérence de la route, la vitesse latérale, etc. Le présent travail a pour objectif de répondre aux exigences de la tâche T2.3. Concrètement, cette sous-tâche a pour but de reconstruire la trajectoire de manière précise ainsi qu'implémenter les systèmes d'alerte préventive (T2.4 et T4) avec un minimum de capteurs possible afin de réduire les coûts. Nous serons donc amenés à utiliser les techniques d'observation non-linéaires (observateurs à grands gains, observateurs de type LPV ou Takagi-Seguno, observateurs à mode glissants, observateurs adaptatifs ou algébriques).

5.2 Observabilité du modèle à deux corps

A toutes fins utiles, quelques notions et définition sur l'observabilité et la détectabilité sont rappelées en annexe A.

Une des difficultés de la problématique d'observation de la dynamique des V2RM est le choix des capteurs. En effet, certaines variables ne sont pas mesurables comme le couple conducteur τ ou les efforts pneumatiques F_{yi} alors que d'autres nécessitent des capteurs très onéreux comme c'est le cas pour la vitesse latérale v_y. Pour la suite, nous allons considérer que le véhicule est équipé d'une IMU installée au centre de gravité du véhicule ainsi que d'un codeur optique équipant le mécanisme de direction pour mesurer l'angle de braquage δ. La mesure de ces variables amène l'équation d'observation suivante :

$$y = Cx \tag{5.1}$$

avec $C = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ la matrice d'observation et y le vecteur des mesures.

Plusieurs alternatives sont possibles pour augmenter le nombre de mesures. Avec les travaux récents sur la différentiation [31], il est possible d'estimer la dynamique de certaines mesures comme celle de l'angle de braquage $\dot{\delta}$. De plus, dans le cas ou la masse de l'ensemble véhicule et conducteur est connue, avec la mesure de a_y par l'IMU il est possible de rajouter la mesure de la somme des forces latérales pneumatiques avec la relation $F_{yf} + F_{yr} = Ma_y$.

Cependant, même si de nouvelles mesures sont considérées, comme discuté dans le paragraphe précédent, le système tel qu'il est exprimé dans (2.20) est seulement détectable et non-observable pour certaines plages de valeur de v_x. Pour obtenir l'observabilité pour toutes les valeurs possibles de v_x strictement positive, il est nécessaire de transformer le système de telle sorte que le roulis ϕ apparaisse comme une EI :

$$\left\{ \begin{array}{lcl} \dot{\tilde{x}} & = & \tilde{A}(v_x)\tilde{x} + \tilde{B}\tau + \tilde{D}(v_x)\phi \\ \tilde{y} & = & \tilde{C}\tilde{x} \end{array} \right. \tag{5.2}$$

avec $\tilde{x} = [\delta, v_y, \dot{\psi}, \dot{\phi}, \dot{\delta}, F_{yf}, F_{yr}]^T$ le nouveau vecteur d'état.

5.3 Modèle de Sharp augmenté

5.3.1 Dérivation du modèle

Une autre approche permettant d'obtenir l'observabilité du système indépendamment de la vitesse longitudinale est d'augmenter ce dernier. Il est question d'introduire la dynamique du couple de braquage $\dot{\tau}$ dans le modèle. Pour garantir l'observabilité, cette approche nécessite l'introduction de la mesure de la vitesse de l'angle de braquage $\dot{\delta}$. Finalement, le vecteur des mesures est donné par $\bar{y} = [\delta, \dot{\psi}, \dot{\phi}, \dot{\delta}]^T$.

Sachant que le couple de braquage τ est naturellement continu et borné, sa dérivée existe et est également bornée pour toute valeur possible de la vitesse longitudinale ($v_x > 0$). Le système peut alors être transformé comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{lcl} \dot{\bar{x}} & = & \begin{bmatrix} A(v_x) & B \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \bar{x} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \dot{\tau} \\ \bar{y} & = & \begin{bmatrix} C \\ 0 \end{bmatrix} \bar{x} \end{array} \right. \tag{5.3}$$

avec $\bar{x} = [x, \tau]^T$ et $\bar{y}$ désignant respectivement le nouveau vecteur d'état et des mesures augmentés. Le système tel qu'il est exprimé dans l'équation (5.3) est exact puisque $\dot{\tau}$ existe pour chaque valeur de v_x possible.

Pour la suite, les notations suivantes seront considérées :

$$\bar{A}(v_x) = \begin{bmatrix} A(v_x) & B \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \bar{C} = \begin{bmatrix} C \\ 0 \end{bmatrix}, \bar{F} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \bar{f} = \dot{\tau}$$

Finalement, (5.3) devient :

$$\left\{ \begin{array}{lcl} \dot{\bar{x}} & = & \bar{A}(v_x)\bar{x} + \bar{F}\bar{f} \\ \bar{y} & = & \bar{C}\bar{x} \end{array} \right. \tag{5.4}$$

5.3.2 Modèle TS exacte du système augmenté

Une méthode pour traiter le paramètre variant v_x dans la synthèse des observateurs ou des contrôleurs est la transformation du système sous forme TS. D'après cette approche par secteurs non-linéaires, c'est à dire que le système non-linéaire est représenté comme un ensemble de sous-modèles linéaires, le système (5.4) peut être exactement exprimé par :

$$\begin{cases} \dot{\bar{x}} &= \sum_{i=1}^{2} \mu_i(v_x)\bar{A}_i\bar{x} + \bar{F}\bar{f} \\ \bar{y} &= \bar{C}\bar{x} \end{cases} \tag{5.5}$$

On remarquera qu'il y a une seule non-linéairité v_x c'est pourquoi le système (5.4) peut être exprimé par seulement 2 sous-modèles. Les variables $\mu_i(.)$ sont les fonctions d'activation qui vérifient la propriété de la somme convexe suivante :

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{2} \mu_i(v_x) = 1 \\ 0 \leq \mu_i(v_x) \leq 1 \end{cases} \quad \text{avec} \quad \begin{cases} \mu_1 = \frac{v_{x\max} - v_x}{v_{x\max} - v_{x\min}} \\ \mu_2 = \frac{v_x - v_{x\min}}{v_{x\max} - v_{x\min}} \end{cases} \tag{5.6}$$

Il est également important de noter que le V2RM est un système naturellement instable à certaines vitesses, c'est pourquoi la vitesse est considérée comprise entre 40 et 110 km/h. Pour le jeu de paramètres choisi, cette marge de vitesse assure la stabilité du modèle en boucle ouverte sans aucun contrôle extérieur. Finalement, les bornes de la variable de prémisse v_x sont données par $v_{x_{min}} = 40$km/h et $v_{x_{max}} = 110$ km/h.

5.4 Observateur de Luenberger non-linéaire

5.4.1 Synthèse de l'observateur

Cette section introduit les étapes de la synthèse d'un observateur de Luenberger non-linéaire pour estimer simultanément les états de la dynamique latérale d'un V2RM ainsi que l'action du conducteur sur le guidon. Il est important de rappeler que ce type d'observateur ne peut être directement dérivé à partir du modèle de Sharp (2.11) puisque le modèle n'est pas observable sur toute la plage de v_x possible et le couple conducteur τ n'est ni mesuré ni un état. C'est pourquoi, augmenter le système avec la dynamique du couple $\dot{\tau}$ comme dans (5.4) est une solution à la synthèse de ce type d'observateur. Le système est ensuite transformé sous forme TS (5.5) pour traiter la non-linéarité v_x. Pour rappel, la contribution de cet observateur est sa simplicité qui en fait un bon candidat pour des applications embarquées. De plus, sa synthèse ne nécessite aucune hypothèse sur la vitesse longitudinale sauf $v_x > 0$.

Considérons le système TS suivant :

$$\begin{cases} \dot{x} &= \sum_{i=1}^{r} \mu_i(\rho)A_i x + Ff \\ y &= Cx \end{cases} \tag{5.7}$$

avec $x \in \mathbb{R}^n$, $f \in \mathbb{R}^{n_f}$ and $y \in \mathbb{R}^{n_y}$ qui sont respectivement le vecteur d'état, le vecteur des perturbations et le vecteur des mesures. $\rho(t) \in \mathbb{R}^{n_\rho}$ noté ρ est la variable de prémisse, r est le nombre de sous-modèles donné par $r = 2^l$ avec l le nombre de non-linéairités. $\mu_i(.)$

désigne les fonctions d'activation vérifiant $\forall i \in [1, r]$ la propriété de somme convexe :

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{r} \mu_i(\rho) = 1 \\ 0 \leq \mu_i(\rho) \leq 1 \end{cases} \tag{5.8}$$

Dans la suite de la section ρ est considéré mesuré.

L'expression de l'observateur de Luenberger non-linéaire sous forme TS est donnée par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} &= \sum_{i=1}^{r} \mu_i(\rho)(A_i\hat{x} + L_i(y - \hat{y})) \\ \hat{y} &= C\hat{x} \end{cases} \tag{5.9}$$

avec L_i les gains de l'observateur assurant la convergence de l'erreur d'estimation. Les vecteurs des états et des sorties estimés sont respectivement notés $\hat{x}$ and $\hat{y}$.

L'erreur d'estimation est donnée par :

$$e = x - \hat{x} \tag{5.10}$$

Sa dynamique est exprimée par :

$$\begin{aligned} \dot{e} &= \dot{x} - \dot{\hat{x}} \\ &= \sum_{i=1}^{r} \mu_i(\rho) A_i x + Ff - \sum_{i=1}^{r} \mu_i(\rho)(A_i\hat{x} + L_i(y - \hat{y})) \\ &= \sum_{i=1}^{r} \mu_i(\rho) \mathcal{A}_i e + Ff \end{aligned} \tag{5.11}$$

avec $\mathcal{A}_i = A_i - L_iC$.

Ensuite, pour l'analyse de la stabilité on considère la fonction de Lyapunov V avec X une matrice définie positive telle que :

$$V = e^TXe, \quad X = X^T > 0 \tag{5.12}$$

dont la dérivée $\dot{V}$ est donnée par :

$$\dot{V} = e^T \sum_{i=1}^{r} \mu_i(\rho) \left(\mathcal{A}_i^T X + X\mathcal{A}_i\right) e + f^TF^TXe + e^TXFf \tag{5.13}$$

Pour atténuer l'effet de la perturbation f sur l'erreur d'estimation e, on considère le gain L_2 comme étant :

$$\sup_{\|f\|_2 \neq 0} \frac{\|e\|_2}{\|f\|_2} \leq \gamma^2 \tag{5.14}$$

avec γ un scalaire positif et $||.||_2$ la norme L_2, qui pour un vecteur $z(t)$ est donnée par :

$$\|z(t)\|_2 = \left(\int_0^\infty z^T(t)\, z(t)\, dt\right)^{1/2} \tag{5.15}$$

L'équation (5.14) amène l'inégalité suivante :

$$e^Te - \gamma^2 f^T f < 0 \tag{5.16}$$

En considérant $\dot{V} < 0$, il vient :

$$\dot{V} + e^T e - \gamma^2 f^T f < 0 \tag{5.17}$$

En remplaçant $\dot{V}$ par son expression (5.13), l'inégalité (5.17) peut être exprimée sous forme matricielle par :

$$\begin{bmatrix} e \\ f \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \sum\limits_{i=1}^{r} \mu_i(\rho)\left(\mathcal{A}_i^T X + X\mathcal{A}_i\right) + I & XF \\ F^T X & -\gamma^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e \\ f \end{bmatrix} < 0 \tag{5.18}$$

Comme les fonctions d'activation vérifient la propriété de la somme convexe (5.8), des conditions suffisantes assurant la convergence de l'erreur d'estimation sont données par :

$$\begin{bmatrix} \mathcal{A}_i^T X + X\mathcal{A}_i + I & XF \\ F^T X & -\gamma^2 \end{bmatrix} < 0, \quad i = 1, ..., r \tag{5.19}$$

Pour obtenir un problème linéaire pouvant être résolu par des outils dédiés comme le formalisme LMI, il est indispensable de procéder au changement de variable : $\bar{L}_i = XL_i$, $A_i = \mathcal{A}_i + L_i C$ et $\bar{\gamma} = \gamma^2$. On obtient donc les LMI suivantes :

$$\begin{bmatrix} A_i^T X + XA_i - \bar{L}_i C - C^T \bar{L}_i^T + I & XF \\ F^T X & -\bar{\gamma} \end{bmatrix} < 0, \quad i = 1, ..., r \tag{5.20}$$

Finalement, pour un scalaire donné γ, s'il existe une matrice définie positive X et des matrices $\bar{L}_i$, $i = 1, ..., r$ telles que les LMI (5.20) soient satisfaites alors l'erreur d'estimation est stable et le transfert de la perturbation f sur l'erreur d'estimation e est bornée par γ. Sachant que $L_i = X^{-1}\bar{L}_i$, la matrice de gain L est reconstruite par :

$$L = \sum_{i=1}^{r} \mu_i(\rho) X^{-1} \bar{L}_i \tag{5.21}$$

Afin de minimiser l'erreur d'estimation d'état, les LMI (5.20) sont transformées en un problème d'optimisation en considérant γ comme un DDL, ce qui permet de régler les performances en jouant sur la valeur des gains trouvés.

5.4.2 Algorithme de synthèse

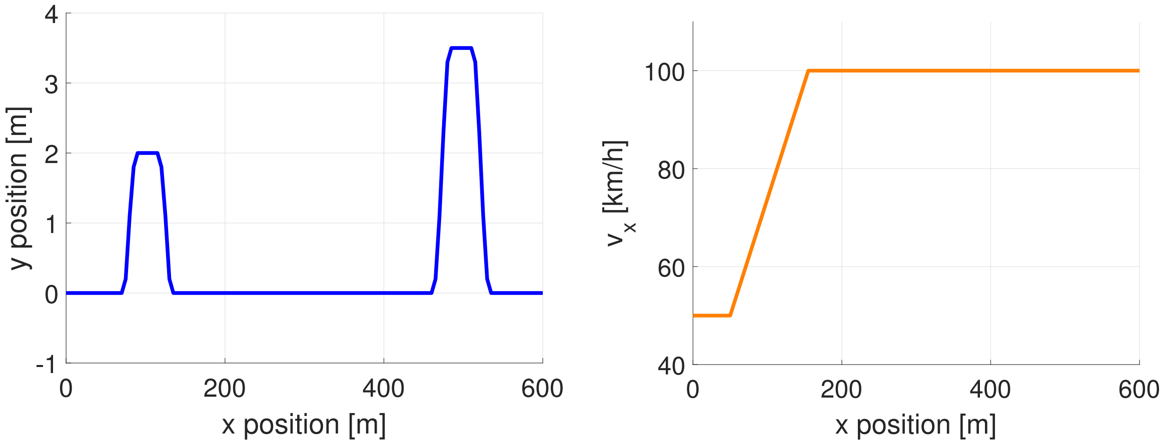
La synthèse de l'observateur de Luenberger non-linéaire nécessite les étapes suivantes :

1. Décomposer le système LPV sous forme TS en calculant les fonctions d'activation et les matrices des sous-modèles
2. Formaliser le problème sous forme LMI comme dans l'équation (5.20)
3. Déduire les matrices $\bar{L}_i$ et la borne $\bar{\gamma}$ de la résolution des LMI et calculer les gains $L_i = X^{-1}\bar{L}_i$ et $\gamma = \sqrt{\bar{\gamma}}$
4. Calculer la matrice de gain L avec l'équation (5.21)

5.4.3 Résultats de simulation

Dans cette section un scénario de conduite est simulé afin d'évaluer les performances de l'observateur de Luenberger non-linéaire pour l'estimation simultanée de la dynamique latérale du véhicule et du couple conducteur appliqué sur le guidon. Pendant la simulation la vitesse longitudinale v_x est considérée variable. Les paramètres du véhicule et du conducteur sont issus du simulateur V2RM BS et sont identiques à ceux utilisés dans [19].

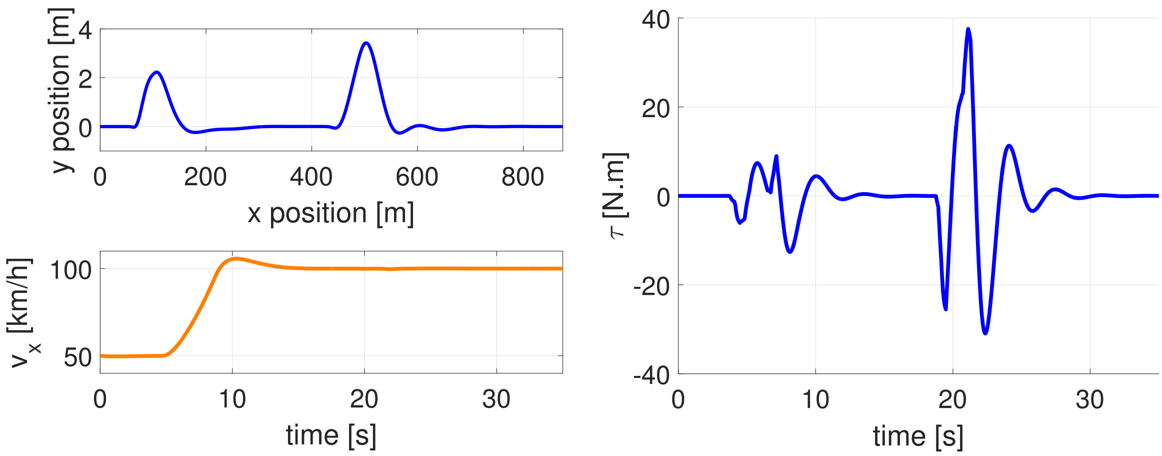
Le scénario simulé dans la figure 5.1 représente deux DLC successifs, le premier avec un déplacement latéral de 2 mètres et une vitesse v_x passant de 50 à 100 km/h. Le second représente un écart latéral plus important de $3,5$ mètres avec une vitesse longitudinale constante à 100 km/h. En pratique, ce scénario correspond à un dépassement avec une phase d'accélération suivie d'une manœuvre d'évitement d'obstacle à haute vitesse.



(a) Trajectoire (b) Vitesse longitudinale

FIGURE 5.1: Consignes pour un scénario de dépassement et d'évitement d'obstacle

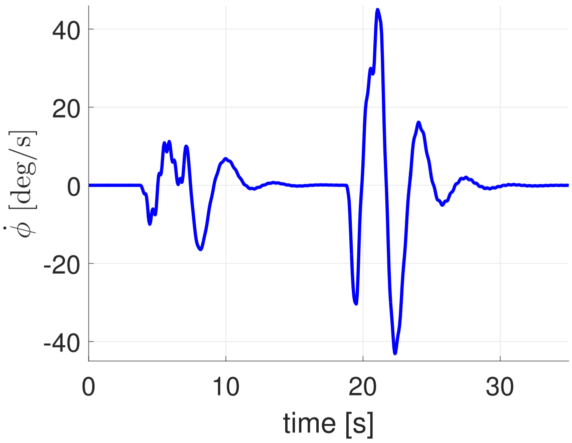
Avec son modèle 9 corps autorisant 16 DDL, le simulateur BS permet de modéliser finement la dynamique du V2RM ainsi que l'action du conducteur qui agit comme un correcteur. Pour obtenir des simulations plus représentatives de la réalité, le scénario brut de la figure 5.1 a été simulé une première fois sous BS avec les consignes données de trajectoire et de vitesse. Cette première simulation a permis d'enregistrer l'action du conducteur sur le guidon τ, la trajectoire et la vitesse simulée avec BS figure 5.2. Ces données sont ensuite introduites comme des entrées dans le modèle théorique de Sharp développé précédemment. On peut remarquer que dans le logiciel BS, le conducteur agit comme un correcteur qui n'est pas parfait et assez réaliste d'une réaction humaine.



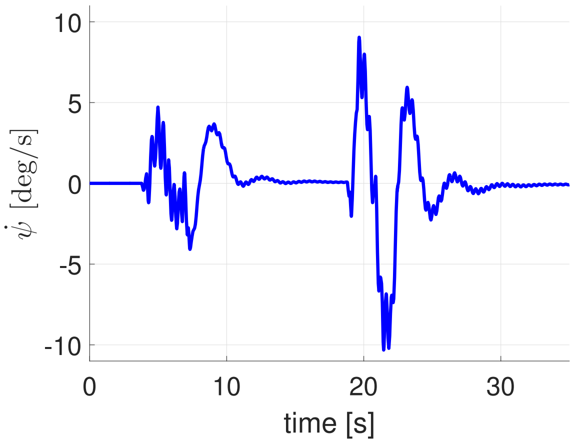
(a) Trajectoire (bleu) et vitesse longitudinale (orange) (b) Couple de braquage

FIGURE 5.2: Scénario de dépassement et d'évitement d'obstacle avec BS

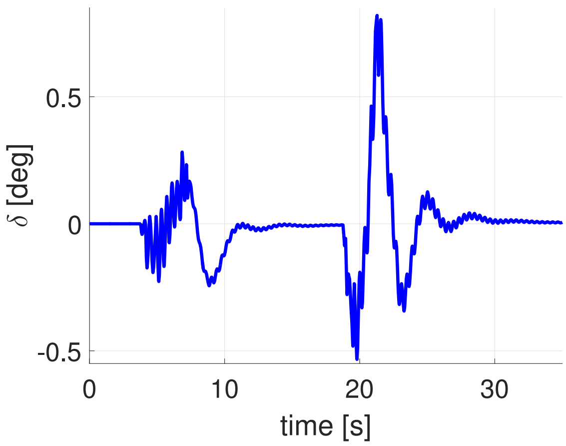
Comme discuté lors de l'introduction du modèle, pour garantir l'observabilité du système (5.4) les mesures sont la vitesse de lacet $\dot{\psi}$, la vitesse de roulis $\dot{\phi}$ données par l'IMU, l'angle de braquage δ donné par l'encodeur et sa dérivée $\dot{\delta}$ calculée avec un différenciateur. Pour le scénario simulé figure 5.2 les états dynamiques mesurés sont tracés sur la figure 5.3 ci-dessous.



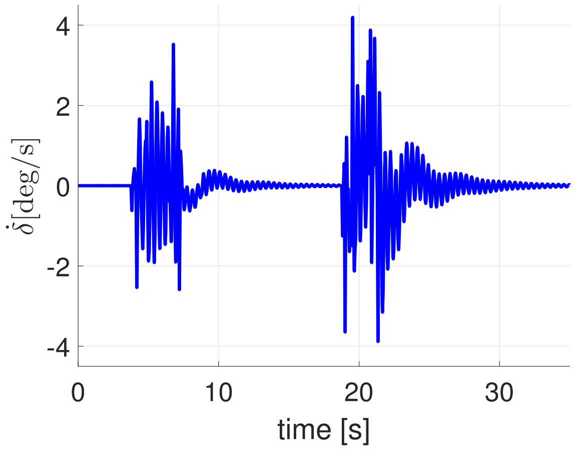
(a) Vitesse de roulis mesurée



(b) Vitesse de lacet mesurée



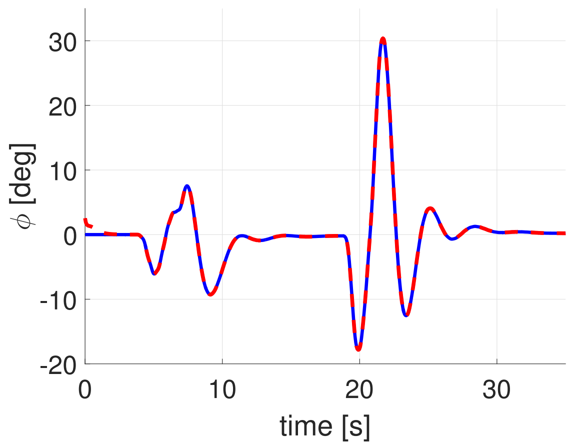
(c) Angle de braquage mesuré



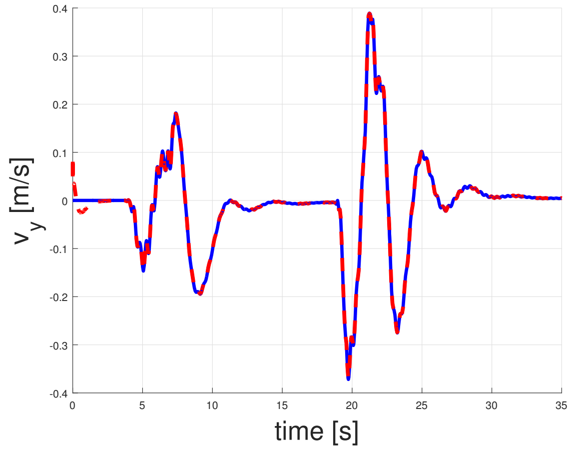
(d) Vitesse de braquage mesurée

FIGURE 5.3: Etats dynamiques mesurés

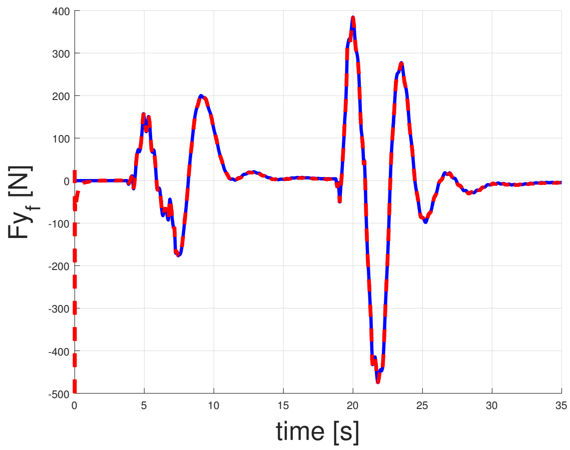
En début de simulation les CI de l'observateur sont volontairement choisies différentes de celle du système pour mettre en avant la phase de convergence. Le système est initialisé avec des CI nulles visant à simuler une conduite en ligne droite.



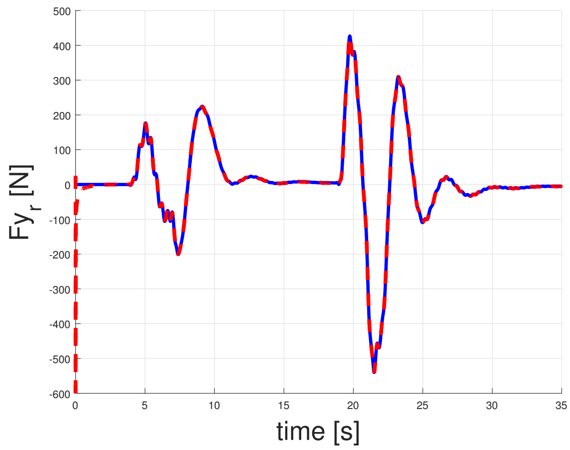
(a) Roulis simulé (bleu) et estimé (rouge)



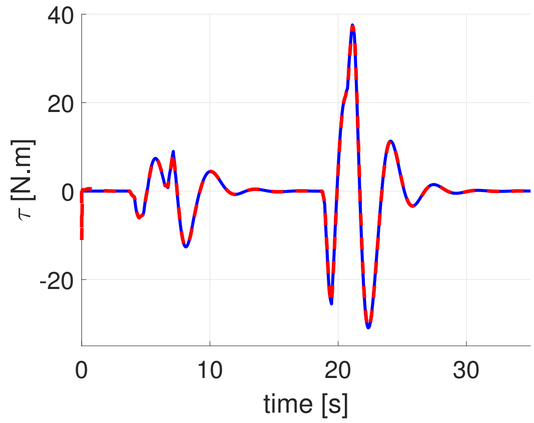
(b) Vitesse latérale simulée (bleue) et estimée (rouge)



(c) Force pneumatique latérale avant simulée (bleue) et estimée (rouge)



(d) Force pneumatique latérale arrière simulée (bleue) et estimée (rouge)



(e) Couple de braquage simulé (bleu) et estimé (rouge)

FIGURE 5.4: Etats dynamiques estimés

La figure 5.4 montre en bleu l'évolution des états non-mesurés simulés avec le modèle et leur estimation en rouge. Finalement, cette figure montre le potentiel de cet observateur à estimer rapidement et simultanément les états de la dynamique latérale du V2RM et l'action du conducteur même si la convergence de l'erreur d'estimation n'est pas asymptotique mais seulement bornée.

5.5 Observateur à entrées inconnues

5.5.1 Synthèse de l'observateur

Une autre approche possible pour l'estimation de la dynamique latérale et de l'action du conducteur est l'utilisation d'un observateur à entrée inconnue (OEI). L'avantage d'un tel observateur est qu'il permet d'estimer asymptotiquement les états du système en les découplant des entrées inconnues (EI) même avec un système LPV. De plus, une inversion du système couplée à l'utilisation d'un différenciateur permet de reconstruire les EI indépendamment de l'estimation des états du système. Cette section détaille les étapes de la synthèse d'un OEI avec l'utilisation de la théorie de Lyapunov et des outils LMI pour garantir la convergence asymptotique de l'erreur d'estimation.

Considérons le système LPV :

$$\left\{ \begin{array}{lcl} \dot{x} & = & A(\rho)x + Bu + D(\rho)d \\ y & = & Cx \end{array} \right. \tag{5.22}$$

avec $x \in \mathbb{R}^n$, $u \in \mathbb{R}^{n_u}$, $d \in \mathbb{R}^{n_d}$ et $y \in \mathbb{R}^{n_y}$ respectivement le vecteur d'état, le vecteur des entrées inconnues et le vecteur des mesures. $\rho(t) \in \mathbb{R}^{n_\rho}$ noté ρ est le paramètre variant du système. On fait l'hypothèse que sa première dérivée existe et est notée $\dot{\rho}$ et que ρ et $\dot{\rho}$ sont bornés tel que $\rho_{i_{min}} \leq \rho_i \leq \rho_{i_{max}}$ et $\bar{\rho}_{i_{min}} \leq \dot{\rho}_i \leq \bar{\rho}_{i_{max}}$. Pour simplifier cette notation considérons que le vecteur des paramètres $\rho \in \Theta$ et $\dot{\rho} \in \bar{\Theta}$ avec Θ et $\bar{\Theta}$ definissent un hyper-rectangle donné par :

$$\Theta = \{\rho \in \mathbb{R}^{n_\rho} \backslash \rho_{i_{min}} \leq \rho_i \leq \rho_{i_{max}}, i = 1, ..., n_\rho\} \tag{5.23}$$

et :

$$\bar{\Theta} = \{\dot{\rho} \in \mathbb{R}^{n_\rho} \backslash \bar{\rho}_{i_{min}} \leq \dot{\rho}_i \leq \bar{\rho}_{i_{max}}, i = 1, ..., n_\rho\} \tag{5.24}$$

Dans notre cas on considère seulement que la matrice des EI $D(\rho)$ et la matrice d'état $A(\rho)$ du paramètre variant ρ. Il est important de rappeler qu'une des premières conditions importantes régissant l'existence d'un OEI est que le nombre de mesures doit être supérieur ou égal au nombre d'EI, $n_y \geq n_d$.

L'expression générale de l'OEI est donnée par :

$$\left\{ \begin{array}{lcl} \dot{z} & = & N(\dot{\rho}, \rho)z + G(\rho)\tau + L(\rho, \dot{\rho})y \\ \hat{x} & = & z - H(\rho)y \end{array} \right. \tag{5.25}$$

On remarque que $N(\dot{\rho}, \rho)$, $G(\rho)$, $L(\rho, \dot{\rho})$ et $H(\rho)$ dépendent du paramètre variant et de sa dérivée. Le vecteur des états estimés est noté $\hat{x}$. Considérons maintenant l'erreur d'estimation comme suit :

$$\begin{array}{lcl} e & = & x - \hat{x} \\ & = & x - z + H(\rho)Cx \end{array} \tag{5.26}$$

En notant $P(\rho) = I_n + H(\rho)C$, on obtient :

$$e = P(\rho)x - z \tag{5.27}$$

La dynamique de cette erreur est donnée par :

$$\begin{array}{rcl} \dot{e} & = & P(\rho)\dot{x} + \dot{P}(\rho,\dot{\rho})x - \dot{z} \\ & = & N(\rho,\dot{\rho})e + [P(\rho)A(\rho) + \dot{P}(\rho,\dot{\rho}) - L(\rho,\dot{\rho})C \\ & - & N(\rho,\dot{\rho})P(\rho)]x + [P(\rho)B(\rho) - G(\rho)]u \\ & + & P(\rho)D(\rho)d \end{array} \tag{5.28}$$

Les conditions d'existence de l'OEI $\forall\rho \in \Theta$ et $\forall\dot{\rho} \in \bar{\Theta}$ sont :

1. C1 : $\dot{e} = N(\rho,\dot{\rho})e$ doit être asymptotiquement stable
2. C2 : $P(\rho)A(\rho) + \dot{P}(\rho,\dot{\rho}) - L(\rho,\dot{\rho})C - N(\rho,\dot{\rho})P(\rho) = 0$
3. C3 : $P(\rho)B(\rho) = G(\rho)$
4. C4 : $P(\rho)D(\rho) = 0$

Avec ces conditions, l'erreur d'estimation devient $\dot{e} = N(\rho,\dot{\rho})e$ et tend asymptotiquement vers zero. Sachant que $P(\rho) = I_n + H(\rho)C$, l'équation de la condition C4 peut être exprimée par :

$$H(\rho)CD(\rho) = -D(\rho) \tag{5.29}$$

Une solution à cette équation existe si et seulement si $rank(CD(\rho)) = rank(D(\rho)),\ \forall\rho \in \Theta$. Sous cette condition la solution est donnée par :

$$H(\rho) = -D(\rho)(CD(\rho))^T[CD(\rho)(CD(\rho))^T]^{-1} \tag{5.30}$$

après le calcul de $H(\rho)$, il vient :

$$P(\rho) = I_n + H(\rho)C \tag{5.31}$$

La condition C3 donne :

$$G(\rho) = P(\rho)B \tag{5.32}$$

Notons qu'avec la condition C2 $N(\rho,\dot{\rho})$ peut être exprimée comme suit :

$$N(\rho,\dot{\rho}) = P(\rho)A(\rho) + \dot{P}(\rho,\dot{\rho}) - K(\rho,\dot{\rho})C \tag{5.33}$$

avec $K(\rho) = L(\rho,\dot{\rho}) + N(\rho,\dot{\rho})H(\rho)$. Finalement la dynamique de l'erreur d'estimation devient :

$$\dot{e} = \Big(P(\rho)A(\rho) + \dot{P}(\rho,\dot{\rho}) - K(\rho,\dot{\rho})C\Big)\, e \tag{5.34}$$

Ensuite, l'objectif est de trouver une matrice de gain $K(\rho,\dot{\rho})$ de telle sorte que $N(\rho,\dot{\rho})$ soit stable et assure la convergence asymptotique de l'erreur d'estimation. La théorie de Lyapunov et l'approche polytopique sont utilisées comme dans [33] et [34] pour traiter l'étude de stabilité. Avec la connaissance des bornes de ρ et $\dot{\rho}$, la matrice $P(\rho)A(\rho)+\dot{P}(\rho,\dot{\rho})$ peut etre exprimée sous forme polytopique en utilisant l'approche par secteur non-lineaire [35] comme il suit :

$$P(\rho)A(\rho) + \dot{P}(\rho,\dot{\rho}) = \sum_{i=1}^{r} h_i\,(\rho,\dot{\rho})\mathcal{A}_i \tag{5.35}$$

avec $\mathcal{A}_i$ des matrices constantes, r le nombre de sous-modèles et $h_i(.)$ les fonctions d'activation satisfaisant la propriété de la somme convexe :

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum\limits_{i=1}^{r} h_i\,(\rho,\dot{\rho}) = 1 \\ 0 \le h_i\,(\rho,\dot{\rho}) \le 1, \forall\rho,\dot{\rho}, i = 1,...r \end{array} \right. \tag{5.36}$$

Ensuite la matrice $K(\rho, \dot{\rho})$ est également transformée sous forme polytopique :

$$K(\rho, \dot{\rho}) = \sum_{i=1}^{r} h_i(\rho, \dot{\rho}) K_i \tag{5.37}$$

Finalement pour analyser la stabilité considérons la fonction de Lyapunov suivante :

$$V(e) = e^T X e, \quad X = X^T > 0 \tag{5.38}$$

dont la dérivée temporelle $\dot{V}(e)$ est donnée par :

$$\dot{V}(e) = e^T \sum_{i=1}^{r} h_i(\rho, \dot{\rho}) \left(\mathcal{A}_i^T X + X\mathcal{A}_i - XK_iC - C^T K_i^T X \right) e \tag{5.39}$$

Comme les fonctions d'activation vérifient la propriété de la somme convexe (5.36), des conditions suffisantes assurant $\dot{V}(e(t)) < 0$ sont données par :

$$\mathcal{A}_i^T X + X\mathcal{A}_i - XK_iC - C^T K_i^T X < 0, i = 1, ..., r \tag{5.40}$$

Le changement de variable $\bar{K}_i = XK_i$ permet d'obtenir des LMI :

$$\mathcal{A}_i^T X + X\mathcal{A}_i - \bar{K}_iC - C^T \bar{K}_i^T < 0, i = 1, ..., r \tag{5.41}$$

Une fois les états estimés, il est possible de reconstruire les entrées inconnues avec une inversion de modèle et l'utilisation des outils récents de différentiation permettant d'estimer la dérivée temporelle des mesures. En dérivant l'équation d'observation, nous avons :

$$\dot{y} = CA(\rho)x + CBu + CD(\rho)d \tag{5.42}$$

Sous l'hypothèse que $rank(CD(\rho)) = rank(D(\rho)), \ \forall \rho \in \Theta$ il vient :

$$\hat{d} = (CD(\rho))^{-} \left[\dot{y} - CA(\rho)\hat{x} - CBu\right] \tag{5.43}$$

avec $(CD(\rho))^{-}$ dénotant la pseudo-inverse de la matrice $CD(\rho)$.

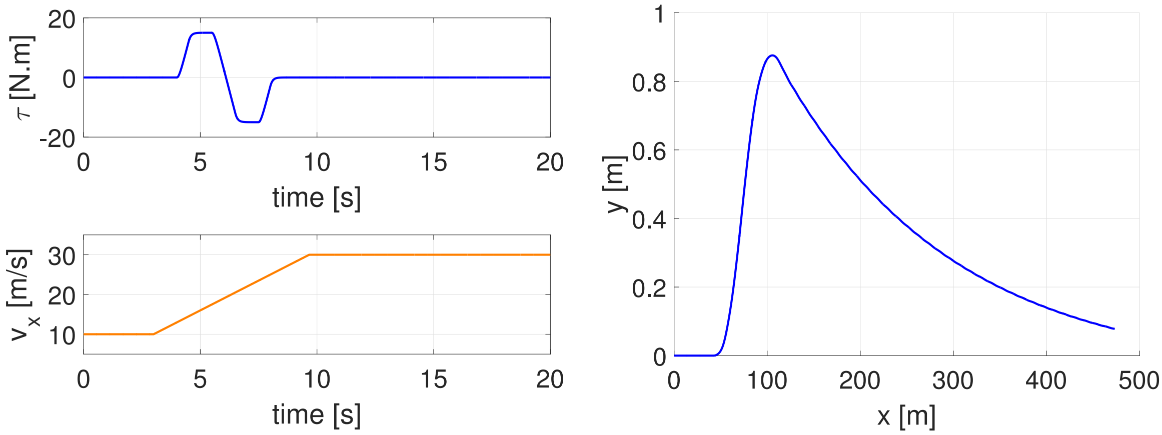
5.5.2 Algorithme de synthèse

Dans notre cas, la synthèse de l'OEI et la reconstruction des EI nécessite les étapes suivantes :

1. Calculer la matrice $H(\rho)$ avec l'équation (5.30) (sous la condition $rank(CD(\rho)) = rank(D(\rho)), \ \forall \rho \in \Theta$)
2. Calculer la matrice $P(\rho)$ avec l'équation (5.31) et déduire la matrice $G(\rho)$ de l'équation (5.32)
3. Calculer la matrice $\dot{P}(\rho, \dot{\rho})$ et déduire $P(\rho)A(\rho) + \dot{P}(\rho, \dot{\rho})$ sous forme polytopique à partir de l'équation (5.35)
4. Résoudre les LMI données par l'équation (5.41) et calculer les $K_i = X^{-1}\bar{K}_i$ qui permettent de reconstruire $K(\rho, \dot{\rho})$ (la condition nécessaire pour l'existence d'une solution au problème LMI est au minimum la détéctabilité de la paire $(P(\rho)A(\rho) + \dot{P}(\rho, \dot{\rho}), C)$, $\forall \rho \in \Theta, \forall \dot{\rho} \in \bar{\Theta}$)
5. Déduire $N(\rho, \dot{\rho}) = P(\rho)A(\rho) + \dot{P}(\rho, \dot{\rho}) - K(\rho, \dot{\rho})C$ et $L(\rho, \dot{\rho}) = K(\rho, \dot{\rho}) - N(\rho, \dot{\rho})H(\rho)$
6. Estimer la dérivée du vecteur des mesures y avec un différenciateur.
7. Déduire l'estimation des entrées inconnues à partir de l'équation (5.43)

5.5.3 Résultats de simulation

Dans cette section l'OEI est testé sur un scénario de conduite. Ce dernier simule un double changement de ligne qui se traduit par un couple de braquage positif puis négatif appliqué sur le guidon. Pour valider l'observateur du modèle LPV de la dynamique latérale la vitesse v_x est considérée variable simultanément avec les manœuvres exécutées par le conducteur. Comme expliqué précédemment, en pratique, ces simulations visent à simuler un dépassement ou un évitement d'obstacle. La figure 5.5 montre que ce type de scénario excitant correctement la dynamique latérale du V2RM et constitue une bonne référence pour la validation des observateurs pour la dynamique latérale.

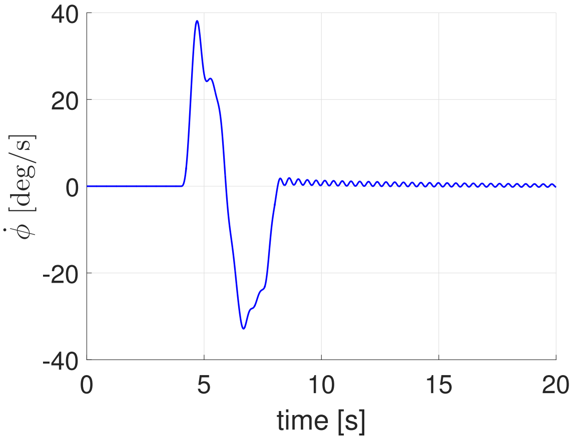


(a) Couple de braquage (bleu) et vitesse longitudinale (orange)

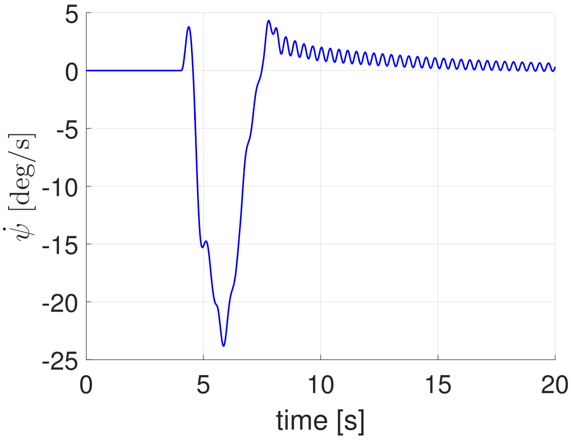
(b) Trajectoire

FIGURE 5.5: Scénario de dépassement

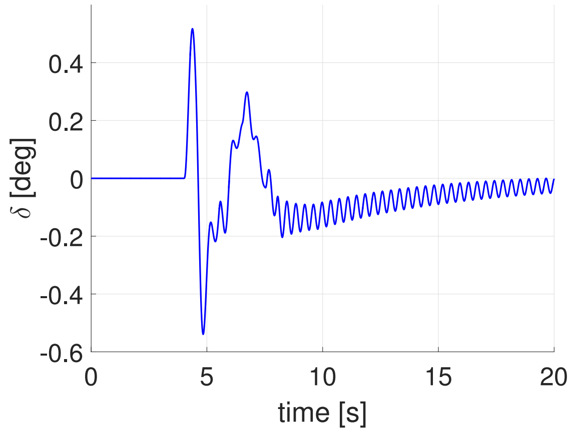
Comme discuté plus haut, afin d'assurer l'observabilité du modèle et satisfaire les conditions d'existence de l'OEI, on considère que l'angle de braquage δ est mesuré par un codeur tandis que la vitesse de lacet $\dot{\psi}$ et la vitesse de roulis $\dot{\phi}$ sont données par l'IMU. Ces mesures permettent de découpler le roulis ϕ et le couple de braquage τ des autres états dynamiques du système. Pour le scénario de simulation présenté dans la figure 5.5 l'évolution des mesures associées est illustrée sur la figure 5.8.



(a) Vitesse de roulis mesurée



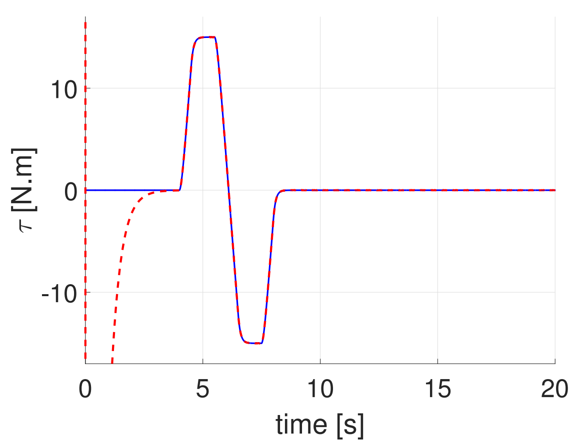
(b) Vitesse de lacet mesurée



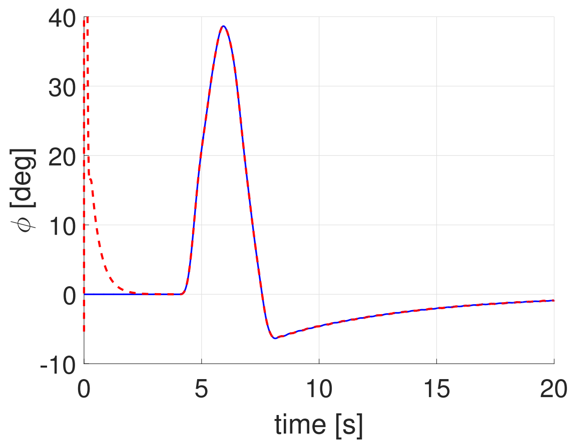
(c) Vitesse de braquage mesurée

FIGURE 5.6: Etats mesurés

Une fois de plus les CI de l'observateur sont choisies différentes du système qui est initialisé de telle sorte que le véhicule soit en ligne droite avec des CI nulles.



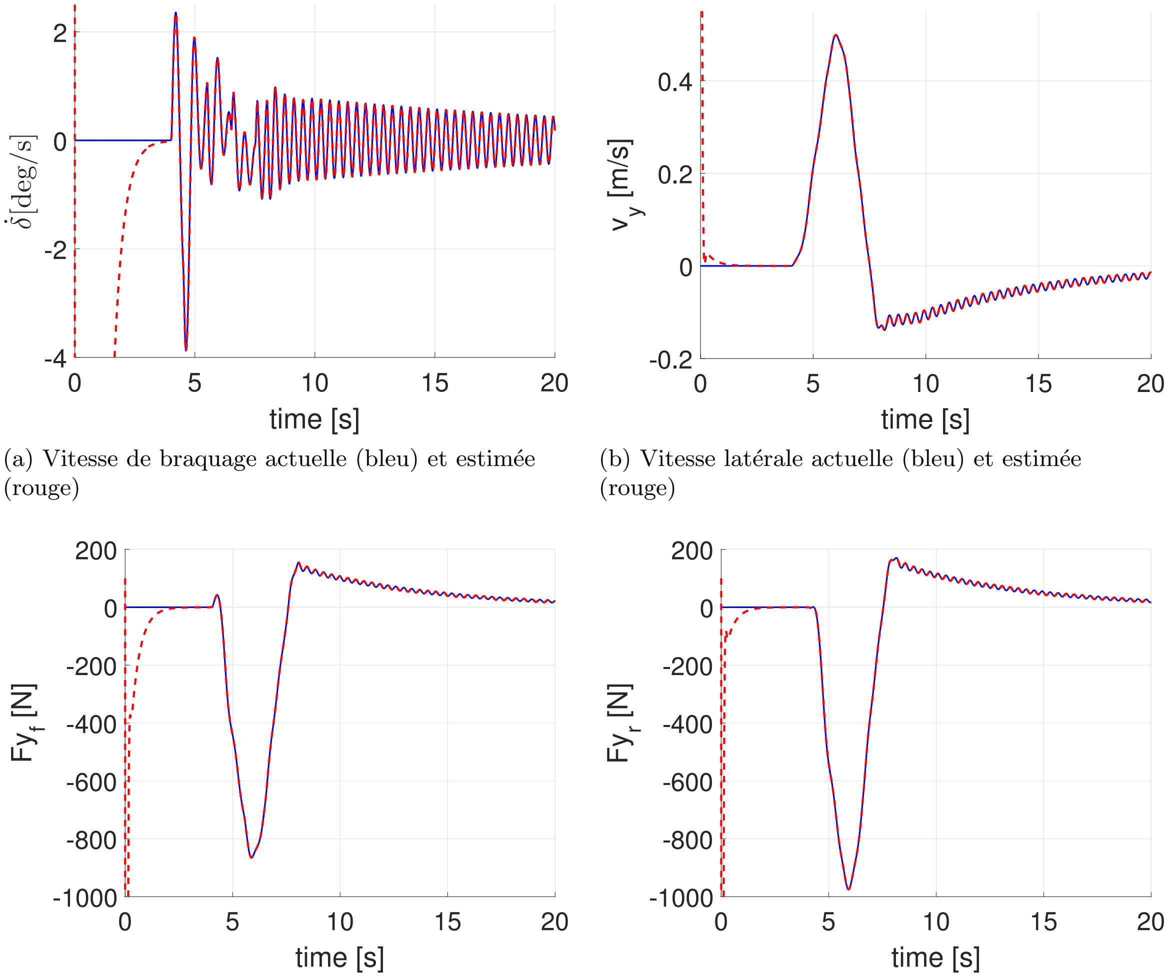
(a) Couple de braquage simulé (bleu) et estimé (rouge)



(b) Roulis simulé (bleu) et estimé (rouge)

FIGURE 5.7: Entrées inconnues reconstruites

La figure 5.7 montre les variations des entrées inconnues ϕ et τ issues du modèle (en bleu) et leur estimation (en rouge).



(a) Vitesse de braquage actuelle (bleu) et estimée (rouge)

(b) Vitesse latérale actuelle (bleu) et estimée (rouge)

(c) Force pneumatique latérale avant actuelle (bleu) et estimée (rouge)

(d) Force pneumatique latérale arrière actuelle (bleu) et estimée (rouge)

FIGURE 5.8: Etats estimés

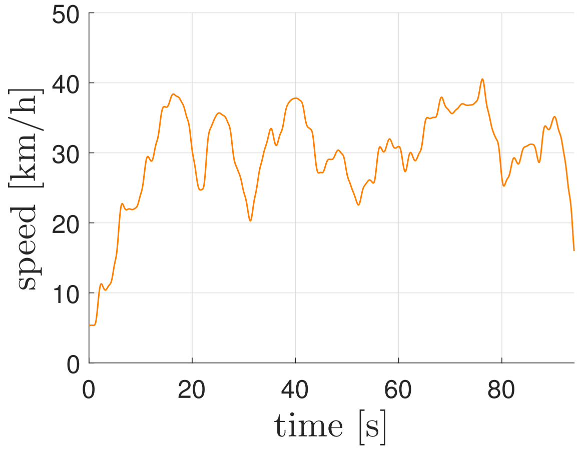
Les figures 5.7 et 5.8 mettent en avant les performances de l'OEI pour l'observation de la dynamique latérale et la reconstruction des entrées inconnues. On remarque la phase de convergence asymptotique des états estimés due aux CI différentes.

5.5.4 Résultats expérimentaux

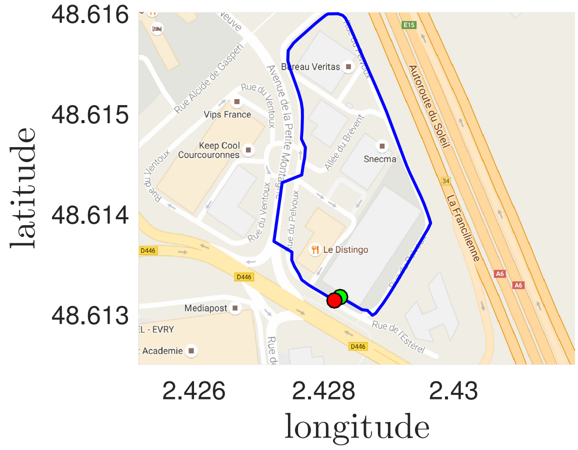
Cette section présente une validation expérimentale de l'OEI réalisée avec le scooter du laboratoire IBISC, montrant la faisabilité sur tout autre type de moto. Il est important de rappeler que l'observateur est uniquement basé sur le modèle théorique de Sharp et est indépendant du contrôleur qui n'est autre que le conducteur.

Le scénario de conduite réalisé est de type urbain avec un comportement de conduite calme et des conditions extérieures normales (route sèche, etc.). L'instrumentation du véhicule ne permet pas de mesurer le couple de braquage, les forces avant et arrière latérales des pneumatiques et la vitesse latérale c'est pourquoi les résultats ci-dessous ne montrent que les estimations de ces grandeurs, [9]. L'angle de roulis et l'accélération latérale sont les deux seuls états pour lesquels estimation et mesure sont comparées.

La figure 5.9 décrit le scénario qui est composé de lignes droites, de virages larges et étroites. On peut remarquer qu'il n'y a aucune restriction sur la variation de la vitesse longitudinale, $v_x > 0$.

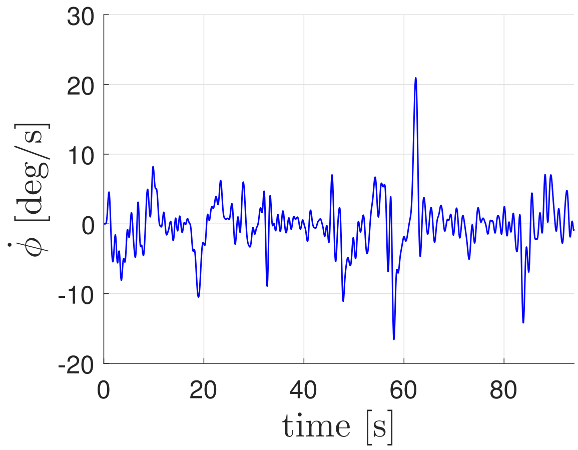


(a) Vitesse longitudinale

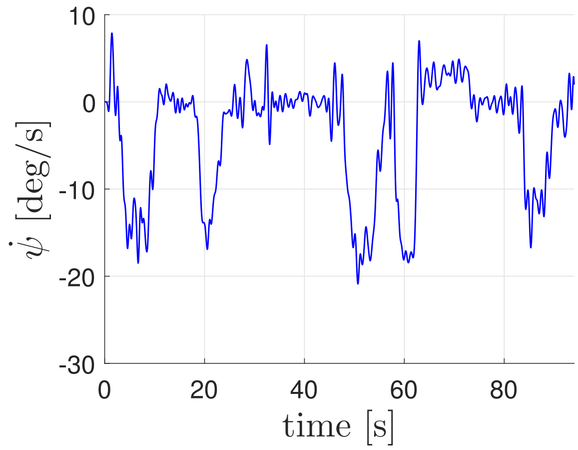


(b) Trajectoire

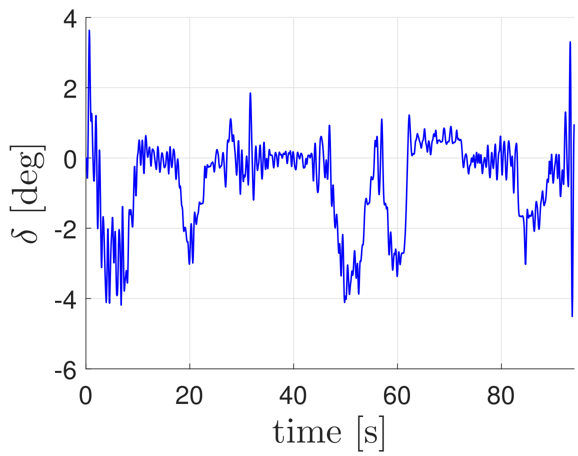
FIGURE 5.9: Scénario expérimental



(a) Vitesse de roulis mesurée



(b) Vitesse de lacet mesurée

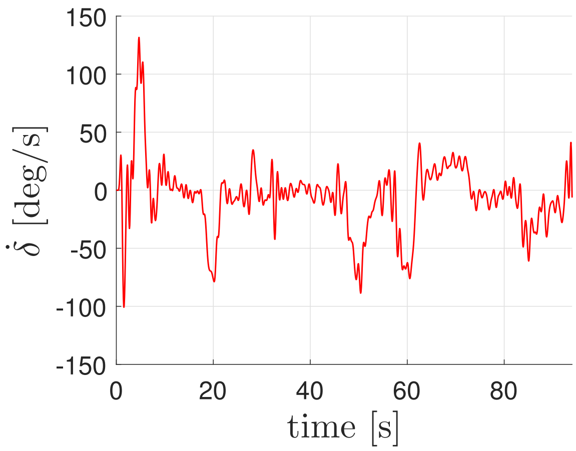


(c) Angle de braquage mesuré

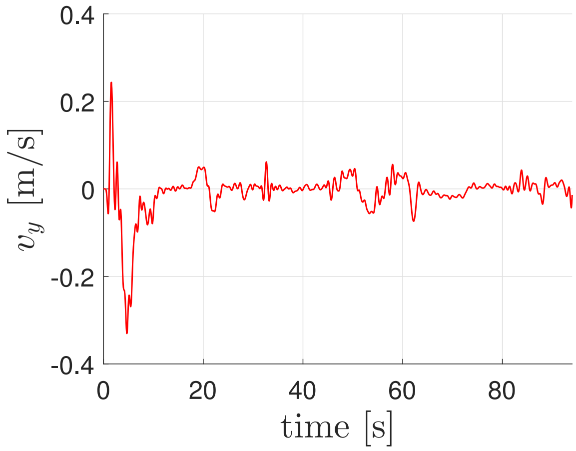
FIGURE 5.10: Etats mesurés

Les mesures nécessaires à l'observateur sont données dans la figure 5.10.

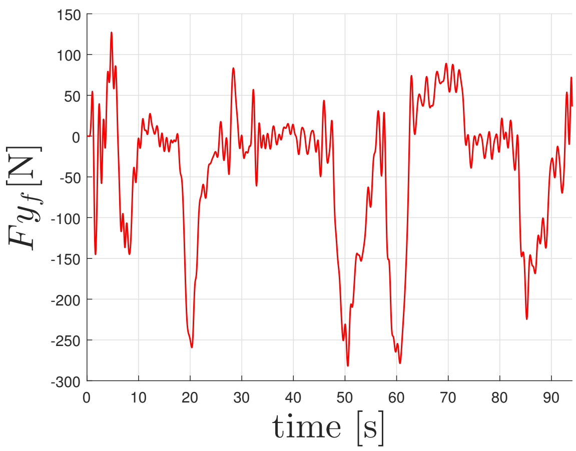
La figure 5.11 montre les états estimés tandis que la figure 5.12 présente l'estimation de l'entrée inconnue couple de braquage τ.



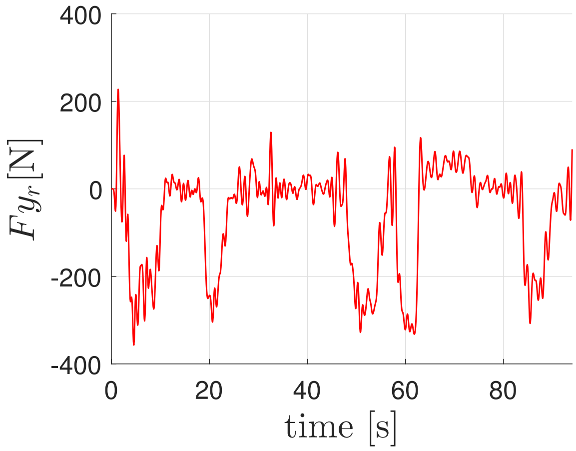
(a) Vitesse de braquage estimée



(b) Vitesse latérale estimée



(c) Force pneumatique latérale avant estimée



(d) Force pneumatique latérale arrière estimée

FIGURE 5.11: Etats estimés

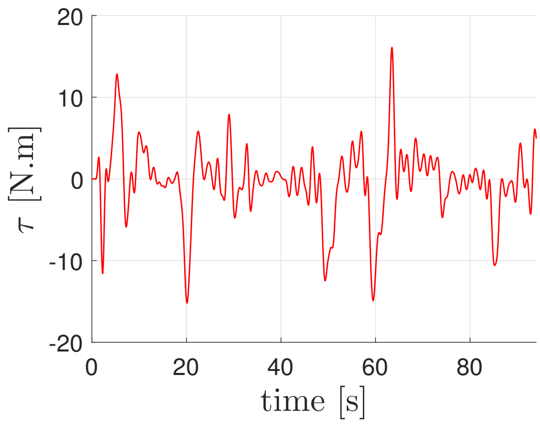
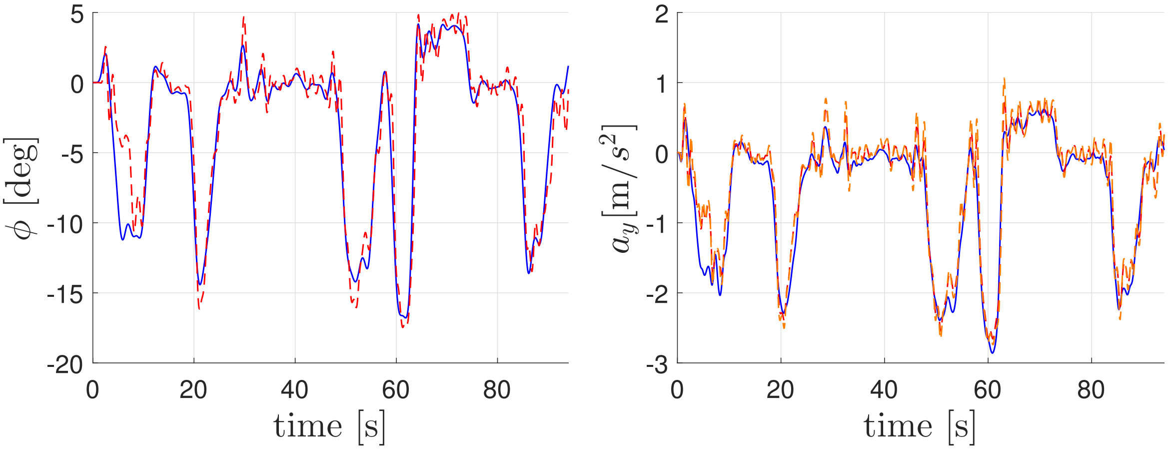


FIGURE 5.12: Couple de braquage estimé



(a) Angle de roulis mesuré (bleu) et estimé (rouge)

(b) Accélération latérale mesurée (bleu) et estimée (orange, rouge)

FIGURE 5.13: Etats estimés validés

Accélération latérale : mesurée en bleu, estimée avec la somme des forces telle que $a_y = (Fy_f + Fy_r)/M$ et en orange avec la dynamique latérale $a_y = \dot{v}_y + \dot{\psi} v_x$

Cette dernière figure 5.13 montre les performances sur une application pratique de l'OEI. Dans notre cas l'observateur permet d'obtenir une très bonne estimation des états de la dynamique latérale du V2RM.

5.6 Identification des paramètres basée observateurs à entrées inconnues

5.6.1 Introduction

Dans cette section, nous présenterons une nouvelle approche, d'identification et d'observation simultanées, développée dans le cadre de la thèse de Mlle Fouka (voir plus de détails [11] et [12]).

L'idée fondamentale est celle d'augmenter les dimensions du système, en l'occurence la moto, afin de pouvoir appliquer les technique des observateurs à entrées inconnues. Plus précisément, nous aborderons le problème de l'estimation des états dynamiques et des paramètres inertiels de la dynamique latérale de la moto. Nous contournerons les conditions de découplage classiques (voir équation 5.30) afin de pouvoir appliquer les observateurs à entrées inconnues pour les systèmes ayant le nombre de paramètres plus important que les sorties du système, figure (5.14).

5.6.2 Modèle linéaire - Motocycle

Comme déjà discuté, le modèle dynamique explicité dans l'équation (2.11) peut-être réécrit sous la forme suivante :

$$\left\{ \begin{array}{rcl} E\dot{x} & = & M(v_x)x + R\tau + F(x, y, \theta) \\ y & = & Cx \end{array} \right. \tag{5.44}$$

où $x = [\phi, \delta, v_y, \dot{\psi}, \dot{\phi}, \dot{\delta}, F_{yf}, F_{yr}]^T$ représente le vecteur d'état, la matrice $M(v_x)$=$[a_{ij}]_{8\times 8}$ est à paramètres variants, R est une matrice constante, $F(x, y, \theta)$ est la dynamique inconnue comprenant des états et des paramètres constants, y et le vecteur de sortie exprimées

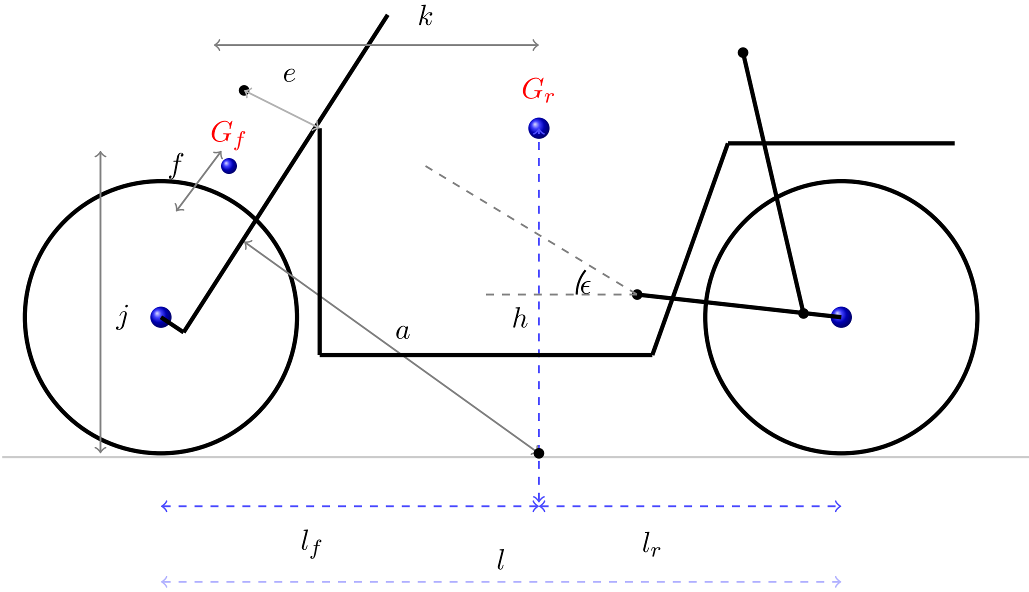


FIGURE 5.14: Paramètres géométriques d'un modèle à deux corps

dans la matrice C E=$[e_{ij}]$ est matrice constante non-singulière, avec son inverse E^{-1} existe, d'où :

$$\dot{x}(t) = A(v_x)x(t) + B\tau(t) + E^{-1}F(x, y, \theta) \tag{5.45}$$

où $B = E^{-1}R$ est matrice constante et $A(v_x(t)) = E^{-1}M(v_x)$ est matrice à paramètres variant relative à la vitesse longitudinale. v_x.

Dans toutes ces équations, tous les états et les paramètres ne sont pas connus, nous adapterons l'écriture de la partie inconnue du modèle afin de vérifier la condition découplage.

Proposition 1 *On supposera que F peut-être factorisé sous la forme suivante :*

$$F(x, y, \theta) = D(y)f(x, \theta)$$

la matrice $D \in \mathbb{R}^{n\times p}$ est une matrice de plein rang colonne ne dépendant que des sorties, i.e. $rank(D) = p$

Ainsi, nous obtenons le modèle à paramètres variants (LPV) exprimé comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(\rho)x(t) + Bu(t) + E^{-1}D(y)f(x, \theta) \\ y = Cx(t) \end{cases} \tag{5.46}$$

où $x(t) \in \mathbb{R}^n$, $u(t) = \tau(t) \in \mathbb{R}^m$, $f(x, \theta) \in \mathbb{R}^p$, and $y(t) \in \mathbb{R}^{n_y}$. La matrice $A(\rho) = E^{-1}M(\rho) \in \mathbb{R}^{n\times n}$, les matrices $C \in \mathbb{R}^{n_y\times n}$, $B = E^{-1}R \in \mathbb{R}^{n\times m}$. avec, $n = 8$, $m = 1$, $p = 6$, $n_y = 5$.

Remarque 1 *La condition classique d'existence d'un observateur à entrée inconnue est donnée par $rank(CE^{-1}D) = rank(E^{-1}D)$. Les sorties $y(t)$ doivent avoir un degré relatif uniforme par rapport à l'entrée inconnue.*

Au regard du modèle (5.46), il n'est pas possible d'implémenter l'OEI du fait que la condition de découplage n'est pas satisfaite (nombre d'entrées inconnues est supérieur que le nombre des paramètres). Dans ce cas de figure, nous proposons de considérer une structure augmentée de l'observateur pour satisfaire la condition de découplage et permettre l'existence d'un OEI.

Pour contourner cette dernière problématique, nous proposons de retarder les sorties $y(t)$ pour obtenir $y(t-k)$ afin de concevoir un système augmenté avec un nouveau vecteur d'état et de sorties comme suit $x_a(t) = (x(t), x(t-k_1), x(t-k_2), ...x(t-k_p))$ et $y_a(t) = (y(t), y(t-k_1), y(t-k_2), ...y(t-k_p))$, jusqu'à satisfaire $dim(y_a) > dim(F)$ et ains vérifier la condition de découplage de l'entrée inconnue.

Afin de simplifier les notations, on considère $x_a(t) = (x(t), x(t-k))$ et $y_a(t) = (y(t), y(t-k))$ où $x(t-k)$ contient p temps de retard : $(x(t-k_1), ...x(t-k_p))$.

Notations	
$A > 0$	est symétrique et définie positive.
k	représente le temps de retard.
$\|x\|$	représente la norme Euclidienne de x.
Θ :	est l'ensemble des paramètres inconnus de dimensions n_θ, $\theta_i \in \Theta$ à identifier (i=1,...,n_θ).
I_n	est la patrice d'identité de the dimension $n \times n$.
$O_{n\times m}$	représente la matrice de dimension $n \times m$ avec des éléments nuls.
ρ	vecteur de n_ρ paramètres variants connus.
$(.)^\dagger$	$= \left[(.)^T(.)\right]^{-1}(.)^T$ pseudo-inverse à gauche de la matrice (.).

5.6.3 Modèle augmenté pour la synthèse de l'observateur

On note x_a(t)= $[x \;\; x_k]^T$ le vecteur d'état augmenté, et $y_a(t)$= $[y \;\; y_k]^T$ le vecteur d'état relatif, où $y_k = Cx_k = y(t-k)$.

On considère à présent le système augmenté :

$$\left\{\begin{array}{c} \dot{x}_a = \underbrace{\begin{bmatrix} A(\rho) & 0_{n\times n} \\ 0_{n\times n} & A(\rho) \end{bmatrix}}_{\mathfrak{A}} x_a + \underbrace{\begin{bmatrix} B \\ B \end{bmatrix}}_{\mathfrak{B}} u + E^{-1} \underbrace{\begin{bmatrix} D \\ D_\tau \end{bmatrix}}_{\mathfrak{D}} f \\ y = \underbrace{\begin{bmatrix} C & 0_{n_y\times n} \\ 0_{n_y\times n} & C \end{bmatrix}}_{\mathfrak{C}} x_a(t) \end{array}\right. \tag{5.47}$$

où $x_a(t) \in \mathbb{R}^{2n}$ et $y_a(t) \in \mathbb{R}^{2n_y}$. La matrice $\mathfrak{A} \in \mathbb{R}^{2n\times 2n}$, les matrices $\mathfrak{C} \in \mathbb{R}^{2n_y\times 2n}$, $\mathfrak{B} \in \mathbb{R}^{2n\times 2m}$.

Remarque 2 *Le retard k est soigneusement choisi de manière à avoir y et y_k différent à chaque instant t_k (le vecteur augmenté $y_a(t)$ est plein rang colonne).*

La condition de découplage pour ce dernier système est donnée par : $rank(\mathfrak{C}\mathfrak{D}) = rank(\mathfrak{D})$. Notons que système précédent accepte une écriture sous forme TS comme suit :

$$\left\{\begin{array}{rcl} \dot{x}_a & = & \sum_{i=1}^{2} \zeta_i(\rho)\mathfrak{A}_i x_a + \mathfrak{B}u(t) + E^{-1}\mathfrak{D}(y)f(x,\theta) \\ y_a & = & \mathfrak{C}x_a \end{array}\right. \tag{5.48}$$

où, $\mathfrak{A}(\rho) = \sum_{i=1}^{2} \zeta_i(\rho)\mathfrak{A}_i$ et les fonctions d'activation $\zeta_i(.)$, telles que :

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=1}^{2} \zeta_i(\rho) = 1 \\ 0 \leq \zeta_i(\rho) \leq 1 \end{array} \right. \quad \text{with} \quad \left\{ \begin{array}{l} \zeta_1 = \frac{v_{x\max} - v_x}{v_{x\max} - v_{x\min}} \\ \zeta_2 = \frac{v_x - v_{x\min}}{v_{x\max} - v_{x\min}} \end{array} \right. \tag{5.49}$$

5.6.4 Synthèse de l'observateur

Un observateur à entrée inconnue pour le système (5.48) peut-être exprimé par la dynamique suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{\vartheta}(t) = N\vartheta(t) + Ly_a(t) + Gu(t) \\ \hat{x}_a(t) = \vartheta(t) - Hy_a(t) \end{array} \right. \tag{5.50}$$

où,

$$N(\rho) = \begin{bmatrix} N_1(\rho) & 0_{n\times n} \\ 0_{n\times n} & N_2(\rho) \end{bmatrix}, L = \begin{bmatrix} L_1 & 0_{n\times n_y} \\ 0_{n\times n_y} & L_2 \end{bmatrix}$$

$$G = \begin{bmatrix} G_1 \\ G_2 \end{bmatrix}, H = \begin{bmatrix} H_1 & 0_{n\times n_y} \\ 0_{n\times n_y} & H_2 \end{bmatrix}$$

Les états estimés et le vecteur de sortie sont respectivement notés $\hat{x}_a$ et $\hat{y}_a$, les matrices $N(\rho)$, $L(\rho)$ et $H(y)$ sont paramètres variants :

$$N(\rho) = \sum_{i=1}^{r_1} \zeta_i(\rho)N_i, \; L(\rho) = \sum_{i=1}^{r_1} \zeta_i(\rho)L_i, \; H(y) = \sum_{i=1}^{r_2} \zeta_i(y)H_i \tag{5.51}$$

où, $r_1 = 2^{n_\rho}$, $r_2 = 2^{n_y}$ et, $r_1 = 2^{n_\rho}$, $r_2 = 2^{n_y}$. La synthèse de cet observateur suit les mêmes étapes des équations (5.23-5.37)

L'analyse de stabilité au sens de Lyapunov est comme suit :

$$V(e_a) = e_a(t)^T X e_a(t), \qquad X = X^T > 0 \tag{5.52}$$

sa dynamique est exprimée par :

$$\dot{V}(t) = e_a(t)^T \left(\sum_{i=1}^{r} \zeta_i(\rho, y)(\Gamma_i - K_i\mathfrak{C})^T X + X(\Gamma_i - K_i\mathfrak{C}) \right) e_a(t) \tag{5.53}$$

En considérant $\mathfrak{R} = XK$ et la propriété des sommes convexes des fonctions d'activation, des conditions suffisantes sont données par $\dot{V}(e_a(t)) < 0$ et les problèmes LMIs suivants :

$$\Gamma_i^T X + X\Gamma_i - \mathfrak{C}^T\mathfrak{R}_i^T - \mathfrak{R}_i\mathfrak{C} < 0$$

avec $\Gamma_i = \dot{P}_i + P_iA_i$ and $\mathfrak{R}_i = XK_i$.

Si l'erreur d'estimation $e_a(t)$ converge vers zéro, nous avons $e = x(t) - \hat{x}(t)$ aussi converge à zéro et $\hat{x}(t) \to x(t)$. Par conséquent, l'estimation de la partie inconnue $\hat{F}$ est obtenue par :

$$\hat{F}(\hat{x}, y, \theta) = (CE^{-1})^{\dagger}(\dot{y}(t) - CA\hat{x} - CBu(t))$$

En se basant sur les résultats précédents, les paramètres inconnues peuvent être obtenus comme suit :

$$\hat{F} = \begin{cases} \hat{F}_1 &= a_{34}\lambda_4 \\ \hat{F}_2 &= a_{44}\lambda_4 + a_{45}\lambda_5 + a_{46}\lambda_6 + a_{47}\lambda_7 + a_{48}\lambda_8 \\ \hat{F}_3 &= a_{51}\lambda_1 + a_{52}\lambda_2 + a_{54}\lambda_4 + a_{56}\lambda_6 \\ \hat{F}_4 &= a_{61}\lambda_1 + a_{62}\lambda_2 + a_{64}\lambda_4 + a_{65}\lambda_5 + a_{66}\lambda_6 + a_{67}\lambda_7 \\ \hat{F}_5 &= a_{71}\lambda_1 + a_{72}\lambda_2 + a_{73}\lambda_3 + a_{74}\lambda_4 + a_{76}\lambda_6 + a_{77}\lambda_7 \\ \hat{F}_6 &= a_{81}\lambda_1 + a_{83}\lambda_3 + a_{84}\lambda_4 + a_{88}\lambda_8 \end{cases} \tag{5.54}$$

avec $\lambda(\hat{x}, y) = [\hat{x}_1, \delta, \hat{x}_3, \dot{\psi}, \dot{\phi}, \dot{\delta}, \hat{x}_7, \hat{x}_8]^T = (\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4, \lambda_5, \lambda_6, \lambda_7, \lambda_8)^T$.

Chaque expression de F_i contient plusieurs paramètres à estimer. L'ensemble des équations est un système linéaire facile à résoudre puisque $(p < n_\theta)$. A trick to solve this problem is to use delayed λ_i and F_i.

5.6.5 Résultats de simulation

Les résultats de simulation présentés ci-dessous sont obtenus avec le modèle à deux corps, développé dans [29] et des forces de pneumatiques suivant la formule magique [25].

Simulation sous BS

Tout d'abord, des simulations sont réalisées pour un couple de direction en sinus volant (figure 5.15), riche en fréquence qui peut exciter toute la dynamique latérale. Nous considérons dans ce cas des profils de vitesse longitudinale constante pour obtenir la valeur des paramètres physiques.

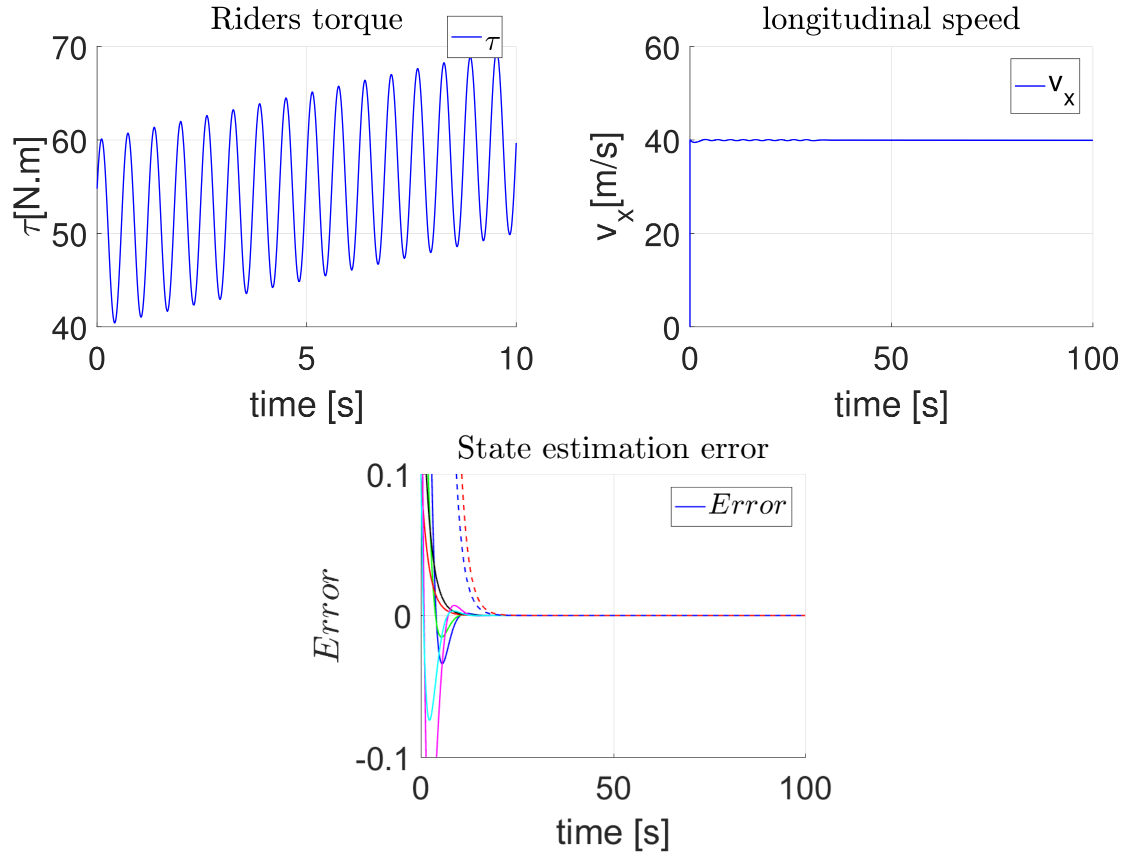


FIGURE 5.15: (droite) Couple de direction (gauche) Vitesse longitudinale et les erreurs d'estimation

Les résultats obtenus (figure 5.16) montrent la bonne convergence des paramètres du modèle et les erreurs d'estimation.

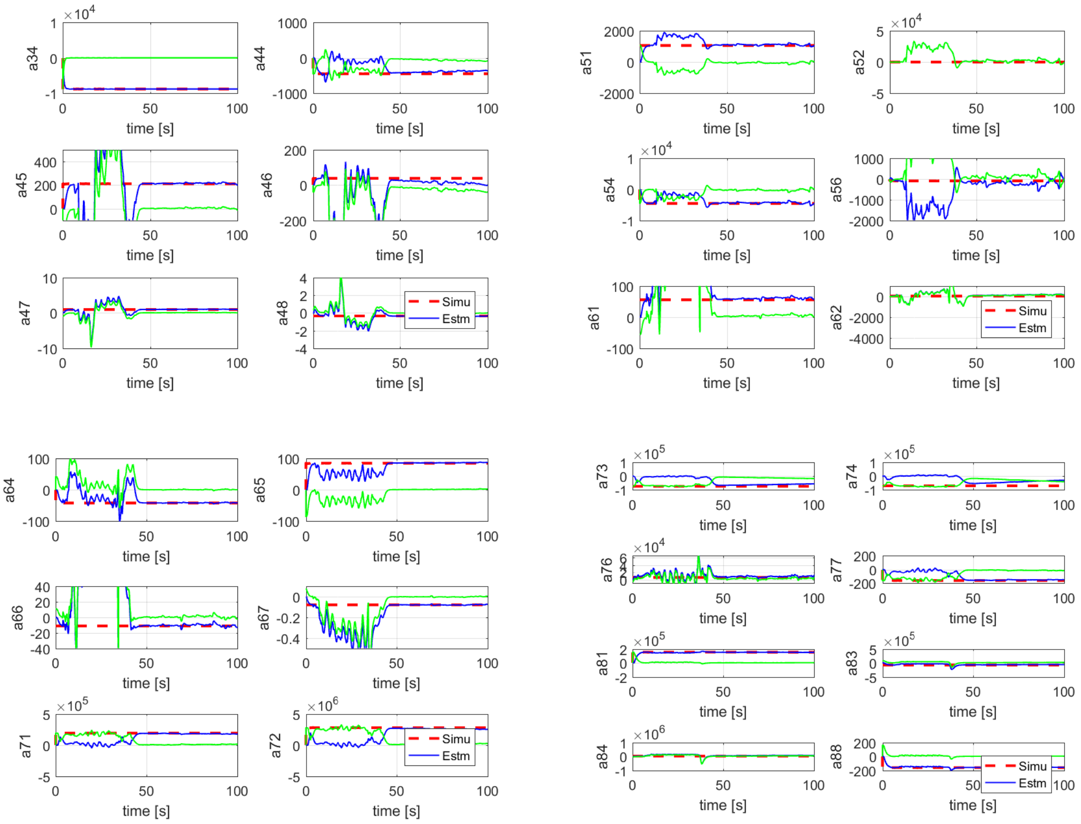


FIGURE 5.16: Paramètres actuels (rouge) *vs* paramètres estimés (bleu) et l'erreur (vert)

Scenario real

Dans la suite, nous considérons un scénario réel avec le scooter du laboratoire IBISC sous une vitesse longitudinale variant de $3m/s$ à $11m/s$, figure 5.31.

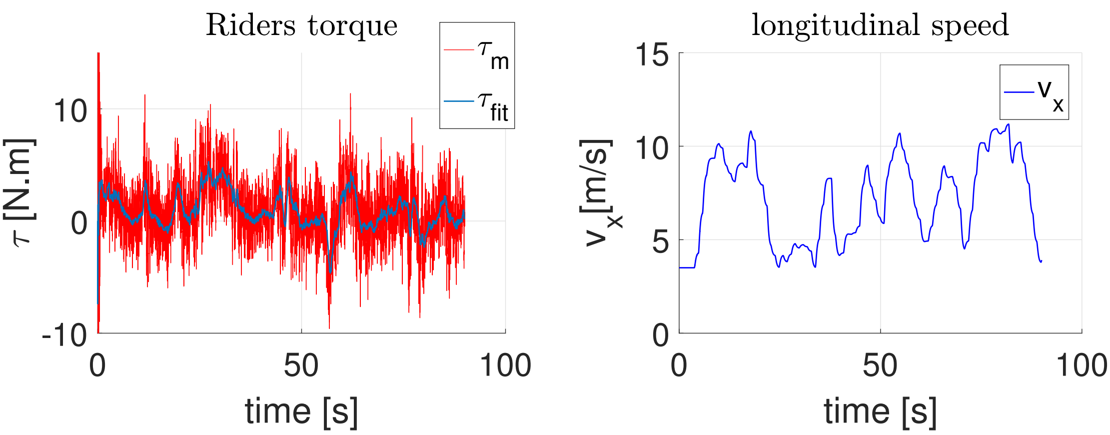


FIGURE 5.17: (right) Couple de direction (left) vitesse longitudinale

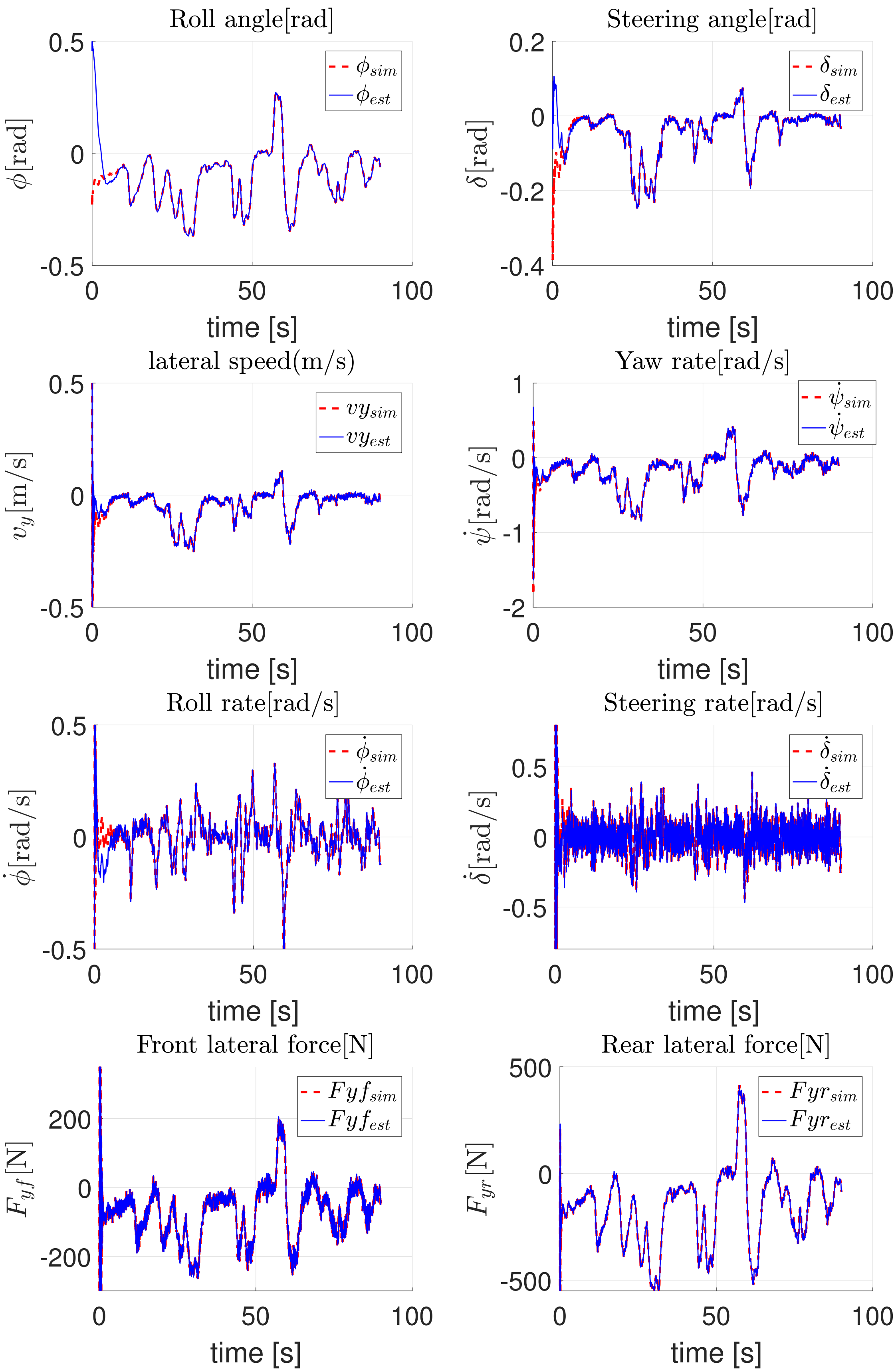


FIGURE 5.18: Estimation des états.

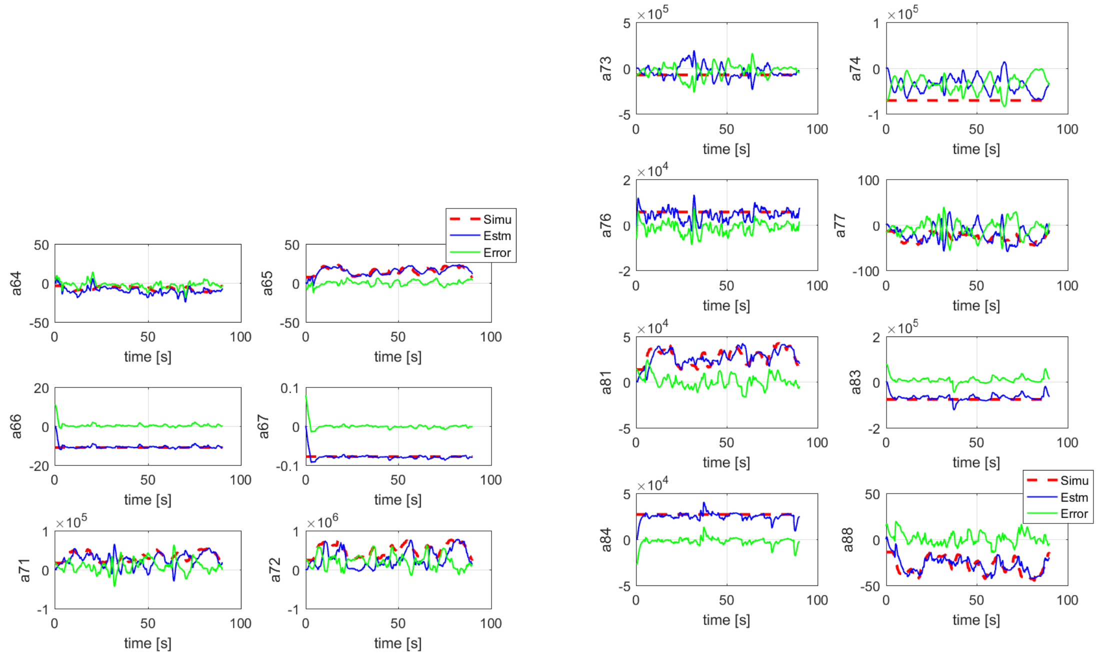


FIGURE 5.19: Paramètres actuels (rouge) paramètres estimés (bleu) et l'erreur d'identification (vert)

Les résultats sont très satisfaisants. Certains écarts, dans l'identification de paramètres, peuvent être expliqués par le erreurs de modélisation avec le prototype du laboratoire.

5.6.6 Analyse objective

La sensibilité des états du modèle est quantifiée en termes de variation de sortie, ce coefficient est désigné par le ≪TIC≫, utilisé dans l'analyse de sensibilité pour mesurer la précision prédictive du modèle et pour faciliter la comparaison entre le modèle réel et le modèle identifié. La formule suivante mesure la précision de l'identification :

$$TIC_i = \frac{\sqrt{\frac{1}{n}\sum(z_{mes} - z_{est})^2}}{\sqrt{\frac{1}{n}\sum z_{mes}^2} + \sqrt{\frac{1}{n}\sum z_{est}^2}} \tag{5.55}$$

où z_{mes} est la mesure de z contenant n échantillons et z_{est} est l'estimée donnée par l'observateur. Le ≪TIC≫ est borné par 0 et 1, où la borne basse consiste au cas le plus favorable et zéro pour le cas où les deux modèles sont confondus.

TABLE 5.1: Theil inequality coefficient (TIC)

Output y_i	ϕ	δ	$\dot{\psi}$	$\dot{\phi}$	f
TIC_i $(simulation\ \ test)$	0.293	0.261	0.048	0.174	1.482×10^{-5}
TIC_i $(measurement\ \ test)$	0.309	0.451	0.752	0.776	2.542×10^{-7}

Les valeurs du ≪TIC≫ concernant l'angle de roulis et de direction, la vitesse de lacet et de roulis et de l'entrée inconnue estimée sont inférieurs à 1. Les faibles valeurs de

«TIC» attestent d'une bonne précision de l'algorithme d'identification et prouvent la fiabilité du modèle identifié.

5.7 Observateur Algébrique

5.7.1 Outils préliminaires

Dans cette section quelques outils et notations sont rappelés afin de faciliter la compréhension de la synthèse de l'observateur algébrique pour l'estimation de la dynamique latérale et de la action du conducteur. Considérons le système non-linéaire suivant :

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \tag{5.56}$$

Le système (5.56) est dit différentiellement plat si et seulement si,

1. il existe une fonction $h(x)$ tel que :

$$y(t) = h(x(t), u(t), \dot{u}(t), ..., u^{(r)}(t)) \tag{5.57}$$

avec $y(t) = \left(y_1, ..., y_{n_y}\right)^T \in \mathbb{R}^{n_y}$, $r \in \mathbb{N}$, $y(t)$qui est appelé sortie plate ;

2. l'état $x(t)$ et l'entrée $u(t)$ peuvent être exprimés par :

$$x(t) = A(y(t), \dot{y}(t), ..., y^{(r_x)}(t)), \quad r_x \in \mathbb{N} \tag{5.58}$$

$$u(t) = B(y(t), \dot{y}(t), ..., y^{(r_u)}(t)), \quad r_u \in \mathbb{N} \tag{5.59}$$

Maintenant considérons le signal $x(t) \in \mathbb{R}$ avec $0 \leq t < \rho$. La troncature de son développement en série de Taylor à l'ordre N dans l'intervalle $(0, \epsilon)$ avec $0 < \epsilon \leq \rho$, est donnée par :

$$x_N(t) = \sum_{i=1}^{N} x^{(i)}(0)\frac{t^i}{i!} \tag{5.60}$$

qui est une approximation de $x(t)$ dans l'intervalle (o, ϵ). En utilisant les calculs opérationnels la dérivée temporelle d'ordre i c'est à dire. $\left[x^{(i)}(0)\right]_e, 0 \leq i \leq N$ est obtenue. Pour plus de détails le lecteur pourra se référer à [31] où les bases théoriques de cette approche sont posées.

Une simple version de la dérivée temporelle d'ordre un est donnée par :

$$\dot{\hat{x}}(t) = -\frac{3!}{T^3}\int_{t-T}^{t} (2T(t-\tau) - T)x(\tau)d\tau \tag{5.61}$$

qui peut être facilement implémentée via un filtre digital associé à une fenêtre glissante de dimension T.

Dans le cas de figure où le signal est bruité, la même approche est utilisée pour estimer le signal dé-bruité qui correspond à la dérivée d'ordre 0 exprimée par :

$$\hat{x}(t) = \frac{2!}{T^2}\int_{t-T}^{t} (3(t-\tau) - T)x(\tau)d\tau \tag{5.62}$$

5.7.2 Synthèse de l'observateur

Pour commencer, considérons l'équation du principe fondamental de la dynamique appliqué à la dynamique latérale des V2RM :

$$m_{33}a_y = F_{yf} + F_{yr} \tag{5.63}$$

avec a_y l'accélération latérale donnée par l'IMU et $m_{33} = M_f + M_r$ la masse de l'ensemble conducteur et véhicule. F_{yf} et F_{yr} sont les forces pneumatiques latérales respectivement avant et arrière. Il existe aucun dispositif permettant de mesurer les efforts latéraux des pneumatiques sur les V2RM en condition de roulage c'est pourquoi beaucoup utilisent un modèle mathématique des forces pour la synthèse des observateurs comme cela a été le cas dans la partie précédente. Ce modèle est souvent empirique et linéarisé, ce qui réduit sa plage de validité. De plus il dépend des conditions extérieures (condition adhérence, température, etc.), des paramètres pneumatiques parfois compliqués à identifier. Cette observateur possède l'énorme avantage d'estimer les forces pneumatiques indépendamment d'un modèle.

Pour estimer les forces pneumatiques, une combinaison des deux premières équations issues de (2.11) permet d'obtenir l'expression suivante indépendante de la variable non mesurée $\dot{v}_y$:

$$\begin{aligned}&(m_{34}^2 - m_{33}m_{44})\ddot{\psi} + (m_{34}m_{35} - m_{33}m_{45})\ddot{\phi} + (m_{34}m_{36}\\&-m_{33}m_{46})\ddot{\delta} + (m_{33}r_{44} - m_{34}r_{34})v_x\dot{\psi} + m_{33}r_{45}v_x\dot{\phi}\\&+m_{33}r_{46}v_x\dot{\delta} = (m_{34} - m_{33}r_{47})F_{yf} + (m_{34} - m_{33}r_{48})F_{yr}\end{aligned} \tag{5.64}$$

En combinant les équations ci-dessus avec (5.63) l'expression de la force latérale avant devient :

$$\begin{aligned}F_{yf} &= \frac{1}{m_{33}(r_{48} - r_{47})}[(m_{33}r_{48} - m_{34})m_{33}a_y + (m_{34}^2\\&- m_{33}m_{44})\ddot{\psi} + (m_{34}m_{35} - m_{33}m_{45})\ddot{\phi} + (m_{34}m_{36}\\&- m_{33}m_{46})\ddot{\delta} + (m_{33}r_{44} - m_{34}r_{34})v_x\dot{\psi} + m_{33}r_{45}v_x\dot{\phi}\\&+ m_{33}r_{46}v_x\dot{\delta}]\end{aligned} \tag{5.65}$$

En inversant (5.63), il vient :

$$F_{yr} = m_{33}a_y - F_{yf} \tag{5.66}$$

après avoir exprimé les forces latérales en fonction des mesures, le terme $\dot{v}_y$ est estimé avec l'équation de la dynamique latérale comme suit :

$$\dot{v}_y = \frac{1}{m_{33}}[F_{yf} + F_{yr} - m_{34}\ddot{\psi} - m_{35}\ddot{\phi} - m_{36}\ddot{\delta} + r_{34}v_x\dot{\psi}] \tag{5.67}$$

L'angle de roulis est obtenu par :

$$\begin{aligned}\phi = \arcsin(\tfrac{1}{r_{51}}[&m_{35}\dot{v}_y + m_{45}\ddot{\psi} + m_{55}\ddot{\phi} + m_{56}\ddot{\delta} - r_{54}v_x\dot{\psi}\\&-r_{56}v_x\dot{\delta} - r_{52}\sin(\delta)])\end{aligned} \tag{5.68}$$

Avec la dernière équation le couple de braquage τ appliqué par le conducteur sur le guidon est estimé à partir de l'équation suivante :

$$\begin{aligned}\tau = &m_{36}\dot{v}_y + m_{46}\ddot{\psi} + m_{56}\ddot{\phi} + m_{66}\ddot{\delta} - r_{64}v_x\dot{\psi} - r_{65}v_x\dot{\phi}\\&-r_{66}v_x\dot{\delta} - r_{61}\sin(\phi) - r_{62}\sin(\delta) - r_{67}F_{yf}\end{aligned} \tag{5.69}$$

Finalement les expressions des états estimés en fonction des mesures sont données par :

$$F_{yf} = \varphi_1 (y_1, y_2, \dot{y}_2, y_3, \dot{y}_3, \dot{y}_4, \ddot{y}_4) \tag{5.70}$$
$$F_{yr} = \varphi_2 (F_{yf}, y_1) \tag{5.71}$$
$$\dot{v}_y = \varphi_3 (F_{yf}, F_{yr}, y_2, \dot{y}_2, \dot{y}_3, \ddot{y}_4) \tag{5.72}$$
$$\phi = \varphi_4 (\dot{v}_y, y_2, \dot{y}_2, \dot{y}_3, y_4, \dot{y}_4, \ddot{y}_4) \tag{5.73}$$
$$\tau = \varphi_5 (\dot{v}_y, \phi, F_{yf}, y_2, \dot{y}_2, y_3, \dot{y}_3, y_4, \dot{y}_4, \ddot{y}_4) \tag{5.74}$$

Notons que pour estimer tous les états non-mesurés les équations (5.70)-(5.74) doivent être résolues dans cet ordre.

Sachant que les capteurs permettent seulement d'obtenir des mesures de l'angle de braquage δ, de la vitesse de lacet $\dot{\psi}$ et de la vitesse de roulis $\dot{\phi}$ il est nécessaire d'estimer leur dérivée. Pour estimer leur première et seconde dérivée temporelle la technique de différentiation présentée dans [31] est utilisée. Les notations $[\dot{y}_i]_e$ et $[\ddot{y}_i]_e$, $i = 1, ..., 4$ correspondant respectivement à la première et seconde estimation de la dérivée seront adoptées pour la suite. Finalement, les états non-mesurés peuvent êtres exprimés en fonction des mesures et de l'estimation des dérivées de ces dernières tel que :

$$\hat{F}_{yf} = \varphi_1 (y_1, y_2, [\dot{y}_2]_e, y_3, [\dot{y}_3]_e, [\dot{y}_4]_e, [\ddot{y}_4]_e) \tag{5.75}$$
$$\hat{F}_{yr} = \varphi_2 (F_{yf}, y_1) \tag{5.76}$$
$$\hat{\dot{v}}_y = \varphi_3 \left(\hat{F}_{yf}, \hat{F}_{yr}, y_2, [\dot{y}_2]_e, [\dot{y}_3]_e, [\ddot{y}_4]_e\right) \tag{5.77}$$
$$\hat{\phi} = \varphi_4 \left(\hat{\dot{v}}_y, y_2, [\dot{y}_2]_e, [\dot{y}_3]_e, y_4, [\dot{y}_4]_e, [\ddot{y}_4]_e\right) \tag{5.78}$$
$$\hat{\tau} = \varphi_5 \left(\hat{\dot{v}}_y, \hat{\phi}, \hat{F}_{yf}, y_2, [\dot{y}_2]_e, y_3, [\dot{y}_3]_e, y_4, [\dot{y}_4]_e, [\ddot{y}_4]_e\right) \tag{5.79}$$

Remarque 3 *Si les mesures sont bruitées, il est nécessaire de filtrer les signaux avant d'estimer leur dérivée pour éviter d'amplifier les perturbations. Pour réaliser le filtrage on pourra utiliser le filtre défini par l'équation* (5.62)*.*

5.7.3 Algorithme de synthèse

La synthèse de l'observateur algébrique nécessite les étapes suivantes :

1. Définir les relations entre les variables à estimer, les mesures et leurs dérivées pour établir les fonctions φ_i données par les équations (5.75)-(5.79)
2. Construire un différenciateur pour estimer la dynamique des mesures δ, $\dot{\psi}$ et $\dot{\phi}$

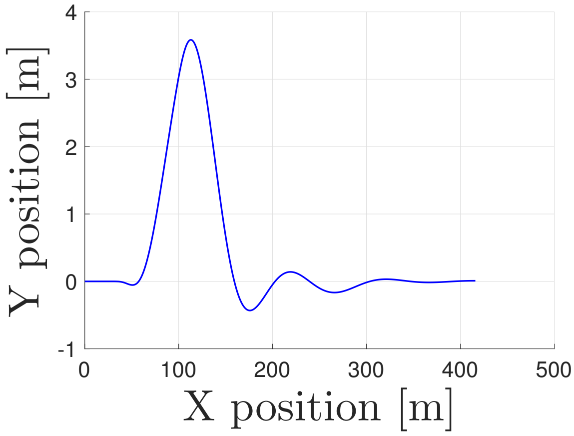
5.7.4 Résultats de simulation

Cette section a pour objectif de valider la synthèse de l'observateur algébrique proposé. La validation est réalisée avec le simulateur V2RM BS, c'est à dire que l'observateur utilise les mesures données par BS et les états estimés sont comparés avec ceux du logiciel. Deux scénarios sont simulés un premier représentant un double changement de ligne et un second beaucoup plus complet simulant un circuit à vitesse variable. L'accélération latérale a_y, la vitesse de lacet $\dot{\psi}$, la vitesse de roulis $\dot{\psi}$ et l'angle de braquage δ sont considérés mesurés à l'aide d'une IMU et d'un encodeur. Rappelons que la connaissance de ces 4 mesures permet d'estimer l'intégralité des états de la dynamique latérale du V2RM, l'action du conducteur et les forces pneumatiques. L'estimation de la dérivée de la vitesse latérale n'est pas présentée car ce n'est pas une variable intéressante dans la détection de situation critique ou pour le contrôle du modèle. Il est important de noter que $\dot{v}_y$ ne correspond pas à a_y à cause de la composition de mouvement avec le lacet, le roulis et la direction. En regardant l'équation (5.63) et (5.67) il vient :

$$\dot{v}_y = a_y - \frac{m_{34}}{m_{33}}\ddot{\psi} - \frac{m_{35}}{m_{33}}\ddot{\phi} - \frac{m_{36}}{m_{33}}\ddot{\delta} + \frac{r_{35}}{m_{33}}v_x\dot{\psi} \tag{5.80}$$

Double changement de ligne

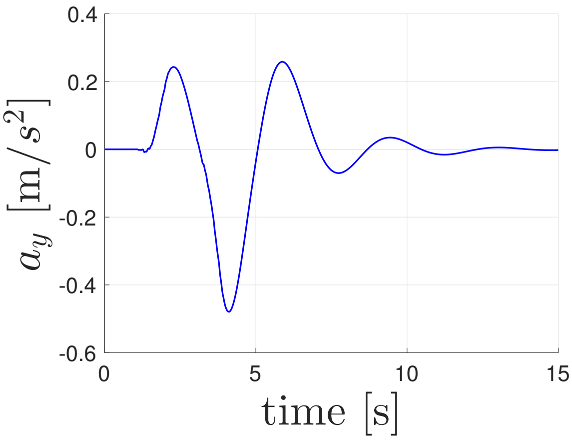
Ce scénario de référence pour l'étude de la dynamique latérale représente un double changement de ligne dans ce cas avec une vitesse constante à 100 km/h. La figure 5.20 montre l'écart latéral réalisé pendant la simulation de cette manœuvre sur BS. La figure 5.20 montre l'évolution des mesures pour ce scénario et une fois de plus on remarque que ce scénario excite correctement la dynamique latérale du V2RM.



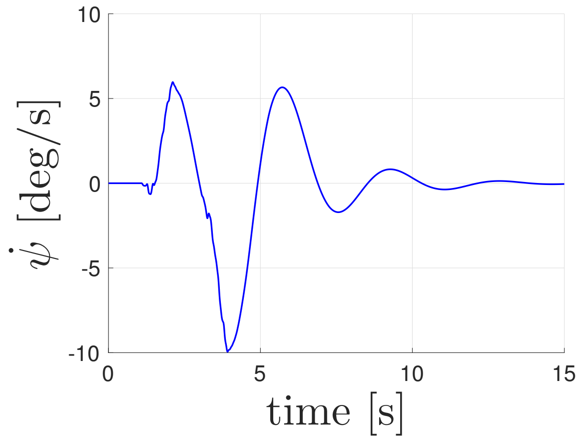
(a) Trajectoire

FIGURE 5.20: Scenario de DLC

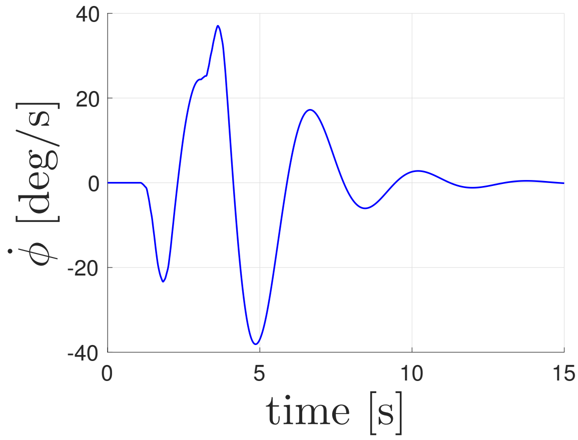
La figure 5.21 présente l'évolution des états dynamiques issus du modèle en bleu et ceux estimés en rouge. Elle montre clairement que l'angle de roulis ϕ et les forces latérales des pneumatiques avant et arrière respectivement Fy_f and Fy_r sont parfaitement estimés. Cette figure montre une contribution importante de cet observateur qui est l'estimation instantanée sans aucun temps de convergence. Le tracé du couple de braquage τ et de son estimation $\hat{\tau}$ montre qu'une erreur d'estimation apparait simultanément avec les pics du couple de braquage.



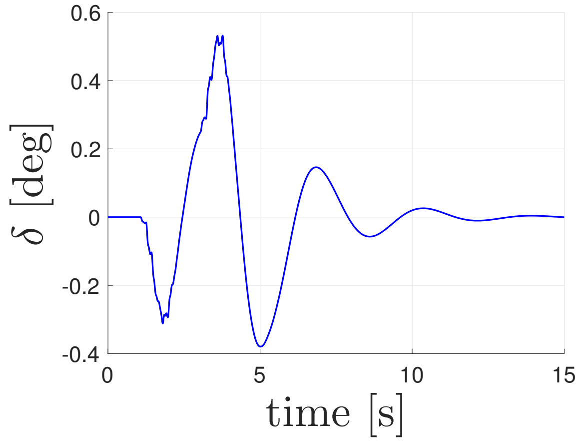
(a) Accélération latérale mesurée



(b) Vitesse de lacet mesurée

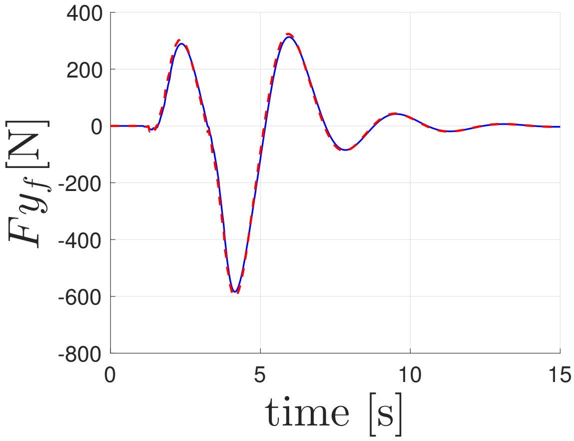


(c) Vitesse de roulis mesurée

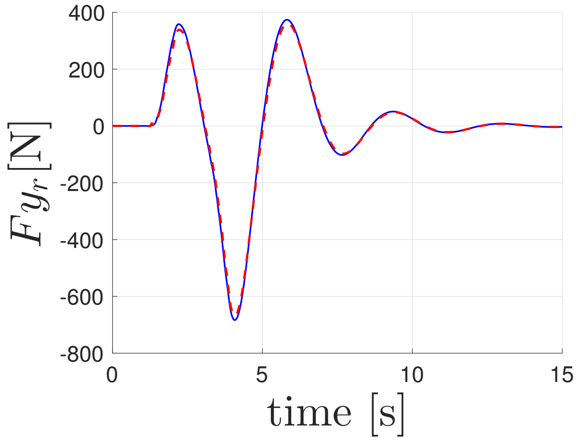


(d) Vitesse de braquage mesurée

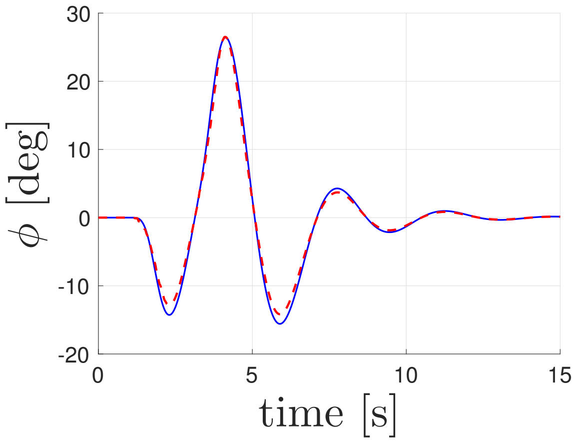
FIGURE 5.21: Etats mesurés



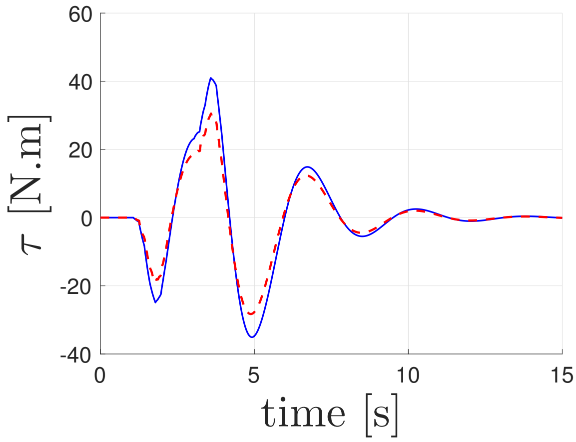
(a) Force pneumatique latérale avant simulée (bleue) et estimée (rouge)



(b) Force pneumatique latérale arrière simulée (bleue) et estimée (rouge)



(c) Roulis simulé (bleu) et estimé (rouge)

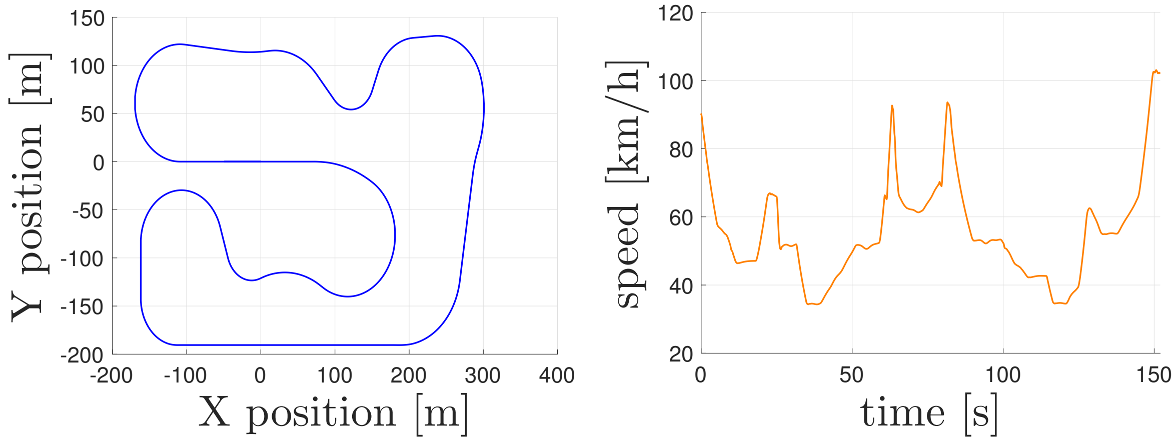


(d) Couple de braquage simulé (bleu) et estimé (rouge)

FIGURE 5.22: Etats estimés

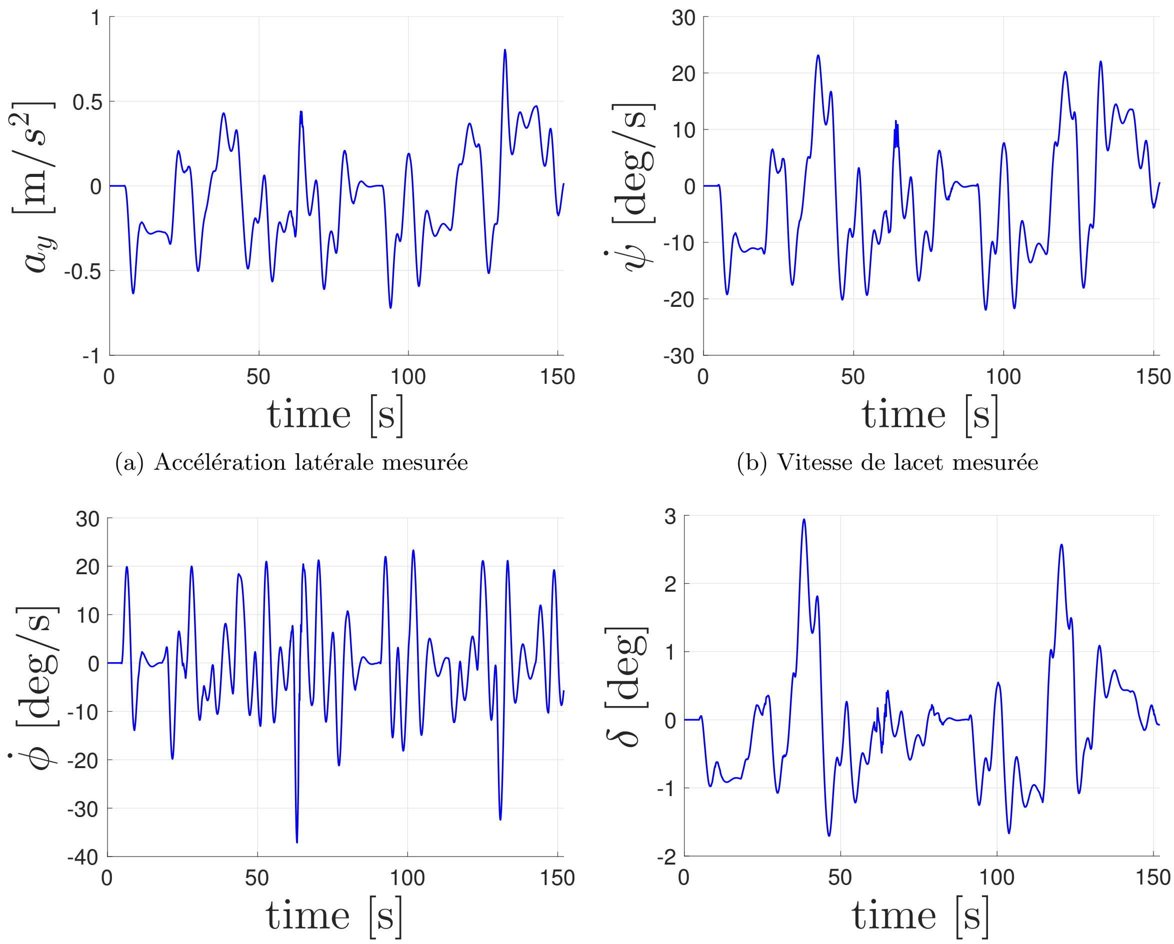
Simulation sur circuit

Une autre valeur ajoutée de cette méthode est la synthèse d'un observateur indépendant d'un modèle pneumatique et d'hypothèse restrictive sur la vitesse longitudinale. Ce circuit de 2.3 km a pour objectif de valider l'observateur sur un scénario complet avec une vitesse longitudinale variable comprise entre 30 to 100 km/h. Ce scénario tracé sur la figure 5.23 est représentatif d'une conduite typique urbaine et extra-urbaine.



(a) Trajectoire (b) Vitesse longitudinale

FIGURE 5.23: Scénario circuit



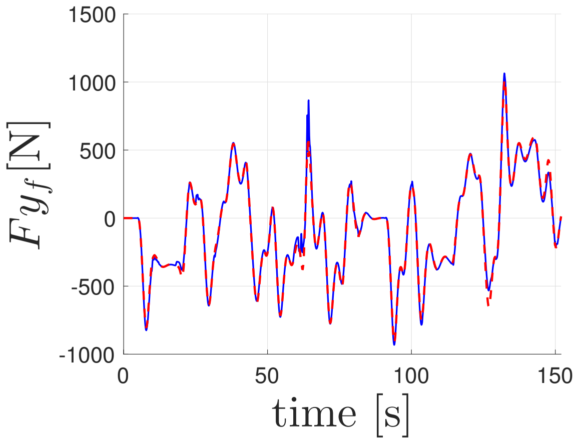
(a) Accélération latérale mesurée (b) Vitesse de lacet mesurée

(c) Vitesse de roulis mesurée (d) Vitesse de braquage mesurée

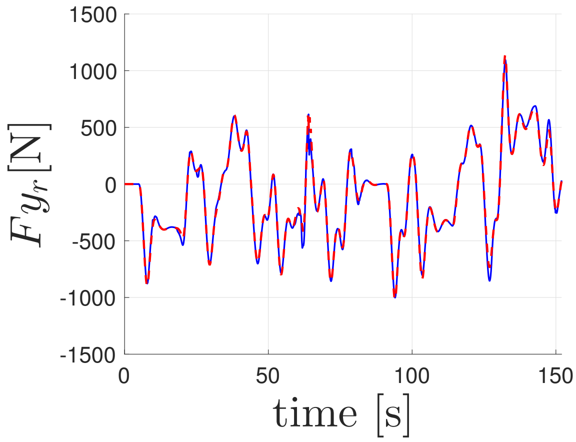
FIGURE 5.24: Etats mesurés

La figure 5.24 illustre l'évolution des états mesurés pendant la simulation du circuit. On remarquera l'intervalle de variation restreint de l'angle de braquage qui est compris entre $[-2, 3]$ dégrées. La dynamique latérale des V2RM est totalement différente de celle des V4RM pour lesquels l'angle de braque est l'unique commande possible en virage.

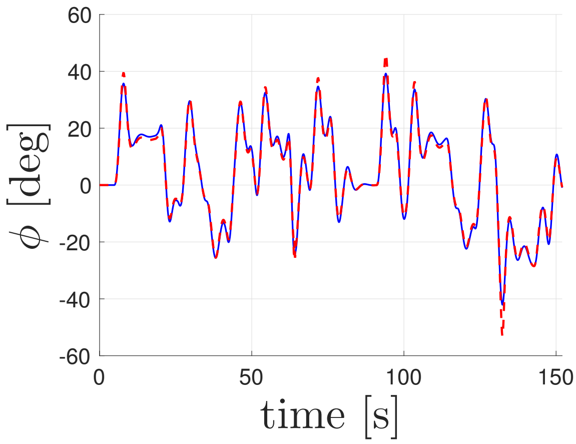
Les conducteurs de V2RM ont la possibilité de modifier leur trajectoire en inclinant ou redressant leur buste pendant un virage.



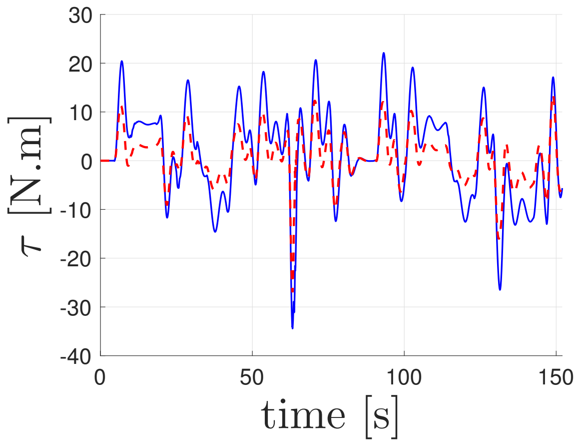
(a) Force pneumatique latérale avant simulée (bleue) et estimée (rouge)



(b) Force pneumatique latérale arrière simulée (bleue) et estimée (rouge)



(c) Roulis simulé (bleu) et estimé (rouge)



(d) Couple de braquage simulé (bleu) et estimé (rouge)

FIGURE 5.25: Etats estimés et entrées inconnues reconstruites

Finalement, la figure 5.25 montre la comparaison entre les états simulés en bleus et leur estimation en rouge. Comme pour le DLC, l'angle de roulis et les forces pneumatiques latérales sont estimés avec succès. Néanmoins, une erreur d'estimation significative est présente sur l'estimation du couple de braquage. Cette erreur peut s'expliquer par les hypothèses et les approximations de modélisation. En effet, BS est un simulateur non-linéaire dans lequel le V2RM est composé de 9 corps alors que le modèle de Sharp est un modèle 2 corps quasi-linéaire. même si les deux non-linéairités $\sin(\phi)$ et $\sin(\delta)$ sont considérées, les produits des variables dynamiques sont négligés, certaines dynamiques du système ne sont pas prise en compte comme les suspensions et le modèle est linéarisé en ligne droite. Pour le développement de STI ou d'ARAS le couple τ donne des informations sur l'action du conducteur mais ce n'est pas un état pertinent pour détecter les situations dangereuses. Cette variable est intéressante pour des applications spécifiques telles que l'automatisation qui nécessite le contrôle d'un moteur installé sur la direction.

5.8 Estimation dynamique basée vision

5.8.1 Introduction

L'objectif de ce travail est de proposer une nouvelle approche permettant d'extraire des informations basées sur une système de vision (caméra embarquée) installé sur le véhicule à deux roues. Plusieurs informations peuvent être extraites comme l'angle du roulis, l'angle de lacet, le déplacement latéral et le déplacement angulaire de la moto par rapport au centre de la route.

Cette méthodologie n'est pas originale pour les véhicules à quatre roues. Néanmoins, son extension au cas des véhicules à deux-roues est nouvelle et pose des problèmes de détection (i.e. l'angle de roulis) contrairement aux véhicules à quatre roues que l'on considère très peu sensibles aux mouvements de roulis. Dans la première partie de cette section, nous tentons d'étendre le modèle cinématique, appelé aussi "système de vision", liant les sorties du systèmes de vision en tenant compte de la dynamique du roulis du véhicule dans les équations de son modèle.

Dans cette section, nous présenterons les détails techniques d'une approche basée vision et les résultats obtenus en vue de la reconstruction d'une partie de la dynamique vision, figure 5.26, et les critiques que l'on peut formulées vis-à-vis de la précision et la robustesse de ces méthodes.

Les résultats de cette section ont été le fruit du stage de Master2 de Monsieur A. Hammouche (financé par le projet VIROLO++), poursuivi par la thèse de doctorat de Monsieur P-M. Damon.

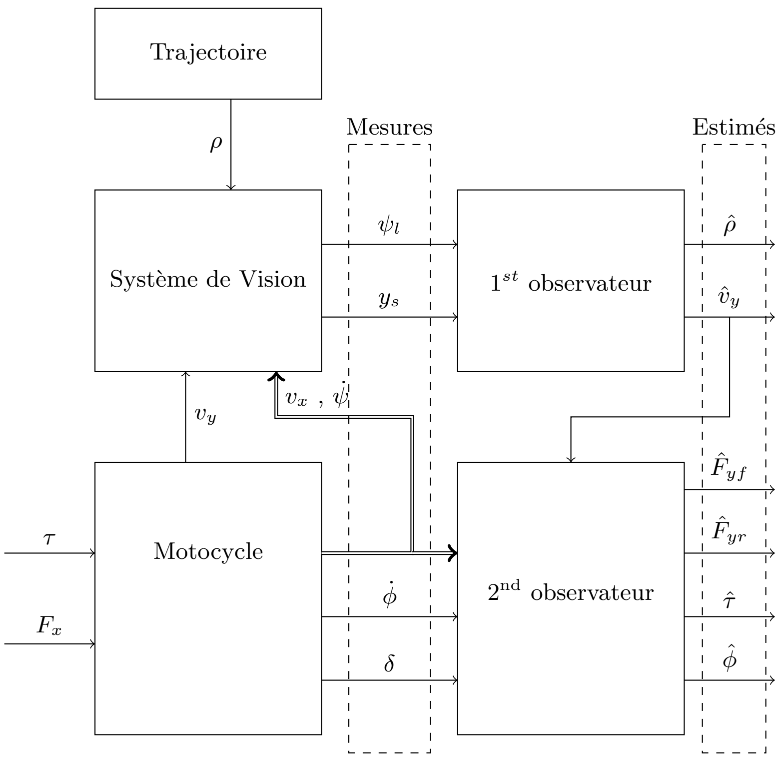


FIGURE 5.26: Stratégie d'estimation basée vision

5.8.2 Modélisation du système de vision

Les systèmes de vision ont été exploités dans plusieurs applications autour des véhicules, en particulier dans des systèmes d'aide à la conduite [36],[20]. L'utilisation d'un système de vision dans notre cas à pour but d'estimer les dynamiques non mesurables de la moto.

Les modèles utilisés pour l'estimation de paramètres pour les véhicules à quatre roues ne sont pas valables pour les véhicules à deux roues. En effet, ces modèles ne sont valides que pour de faibles valeurs de l'angle de roulis. Il est donc nécessaire d'intégrer la dynamique de ce dernier dans le modèle dit de vision.

Ce système que nous proposons permet également d'estimer la vitesse latérale en utilisant des techniques de traitement d'image permettant de calculer le déplacement latéral et le déplacement angulaire de la moto depuis le milieu de la voie (figure 5.27).

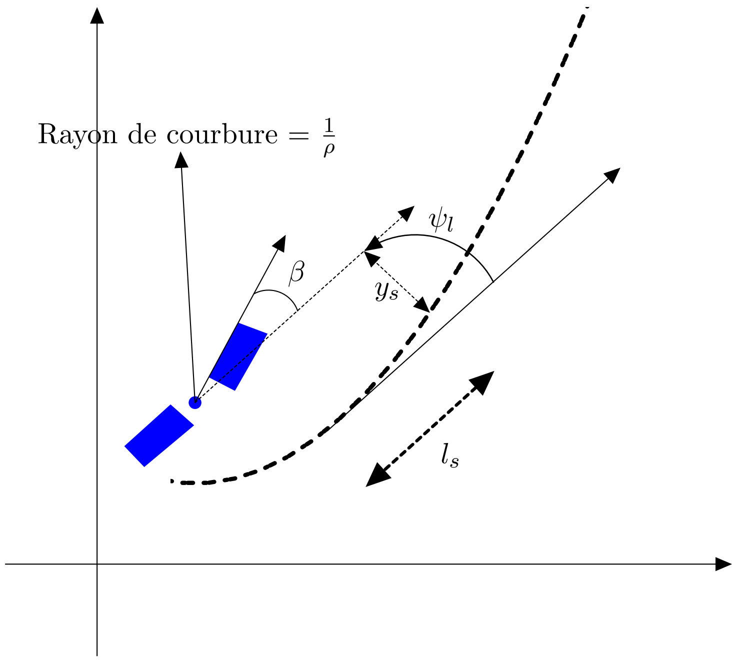


FIGURE 5.27: Cinématique du système de vision

Pour les véhicules à quatre-roues, les équations décrivant la cinématique du déplacement et de la vitesse latérale en fonction des mouvements angulaires sont exprimées ci-dessous par, figure 5.27 :

$$\begin{cases} \dot{y_s} & = & v_x(t)(a_s(t) + \psi_l(t) + l_s(\dot{\psi}(t) - v_x\rho(t)) \\ \dot{\psi_l} & = & \dot{\psi}(t) - v_x(t)\rho(t) \end{cases} \tag{5.81}$$

où :

* $y_s(t)$ est le déplacement latéral par rapport au centre de la voie
* l_s est la distance de visé devant le véhicule
* $\psi_l(t)$ est le déplacement angulaire
* ρ est la courbure de la route
* $\alpha_s(t)$ est le glissement latéral du véhicule donné par :

$$\alpha_s = \tan^{-1}\left(\frac{v_y(t) - b\dot{\psi}}{v_x(t)}\right) \tag{5.82}$$

Afin d'utiliser ces modèles cinématiques du système de vision, il est nécessaire d'intégrer la dynamique du roulis dans les équations précédentes. A partir des expressions de y_s et ψ_l données par :

$$\begin{cases} y_s &= (y_{CG} + l_s\psi_l)\cos(\phi) \\ \psi_l &= \psi(t) - \psi_d(t) \end{cases} \tag{5.83}$$

on obtient la dynamique suivante :

$$\begin{cases} \dot{y_s} &= (v_x(t)(a_s(t) + \psi_l(t) + l_s(\dot{\psi}(t) - v_x\rho(t)))\cos(\phi) - (y_{CG} + l_s\psi_l)\dot{\phi}\sin(\phi) \\ \dot{\psi_l} &= \dot{\psi}(t) - v_x(t)\rho(t) \end{cases} \tag{5.84}$$

Ces dernières équations, constituent un résultat en soi, font apparaître l'impact de la dynamique de roulis sur l'estimation du déplacement et de la vitesse latéraux en se basant sur le système de vision. En terme technique, la stratégie d'estimation initialement réalisée pour les véhicules à quatre-roues n'est plus valide. En effet, nous sommes en présence d'un processus de reconstruction en interconnecté et non en cascade, d'où la difficulté technique, figure 5.26. Pour cette raison, nous souhaitons reconstruire la dynamique de roulis directement sur la base du système de vision.

5.8.3 Algorithmes de traitement d'image

L'objectif de ce travail est de proposer une nouvelle approche permettant de calculer l'angle de roulis d'une moto à travers des images d'une caméra embarquée à l'avant du véhicule. Plusieurs méthodes basées stéréo-vision ont été proposées, comme la v-disparité [37].

Dans notre cas d'étude, une seule caméra est utilisée. Nous décrirons ci-dessus les différents traitements nécessaires.

Traitement bas niveau

Comme dans toutes les applications utilisant les images, ces dernières doivent être préalablement traitées. Un exemple d'une image qui représente la route étudiée par la figure (5.28).

FIGURE 5.28: Image avant filtrage

Le filtrage est appliqué à l'image d'entrée dans le but de réduire le bruit et de lisser l'image. Cela se résume par le produit de convolution de l'image avec une fonction de filtrage.

Dans un premier temps le filtre de Canny a été utilisé dans notre processus dans le but de détecter des contours dans l'image (voir la figure (5.29)), essentiellement les lignes blanches sur la route. Nous avons opté pour le filtre de Canny pour les raisons suivantes :

* Permet d'éliminer des faux contours
* Faible taux d'erreur dans la signalisation des contours
* Minimisation des distances entre les contours détectés et les contours réels
* Une seule réponse par contour et pas de faux positifs

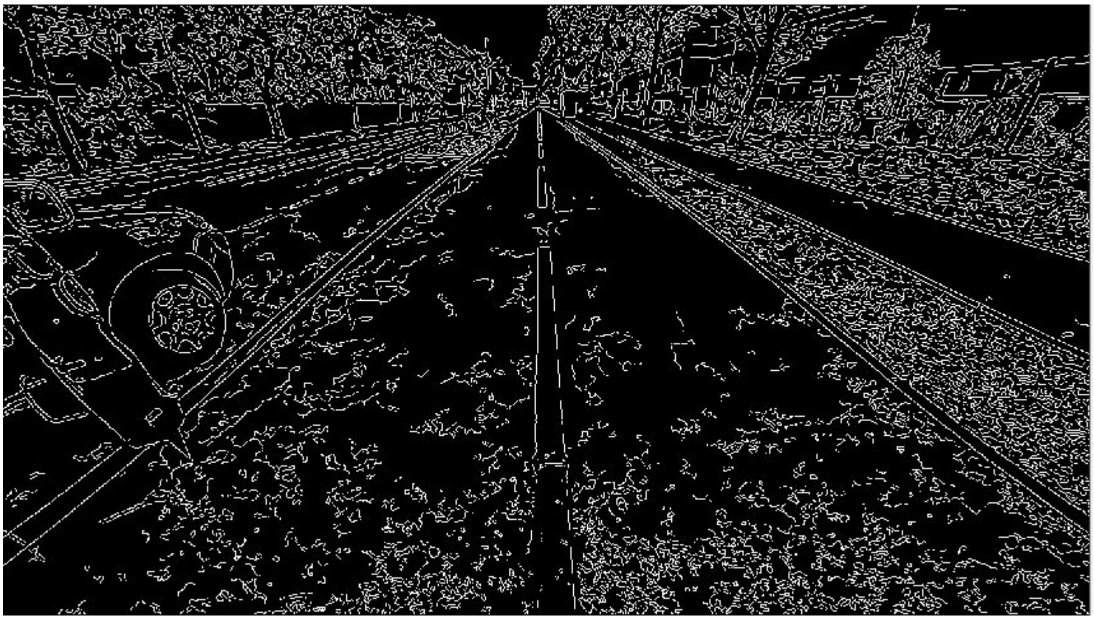


FIGURE 5.29: Résultat de filtrage avec seulement un filtre de Canny

En suite, l'image de contours doit être filtrée afin d'éliminer les petits contours et le bruit pour cela, nous avons appliqué un filtre gaussien dont le résultat est donné par la figure (5.31)

En effet, le filtre Gaussien est un filtre isotrope spécial, de paramètre sigma appelé "la déviation standard". Ce paramètre détermine la largeur de la cloche gaussienne.
La fonction du filtre gaussien $G(x, y)$ est définie donc par :

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma} \exp -(\frac{x^2+y^2}{2\sigma}) \qquad (5.85)$$

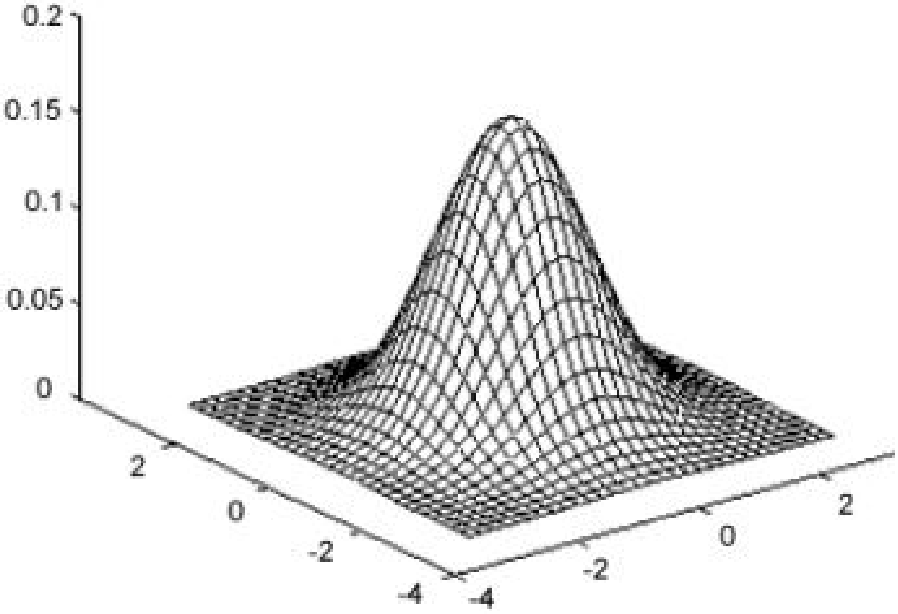


FIGURE 5.30: La fonction gaussienne à deux dimensions

Après la réduction de bruit par un filtre gaussien, la détection de contour peut être réaliser. Le contour étant constitué des indices riches comme les lignes de marquage au sol, la détection de ces derniers est une étape prémilitaire. Afin d'effectuer la détection de contour.

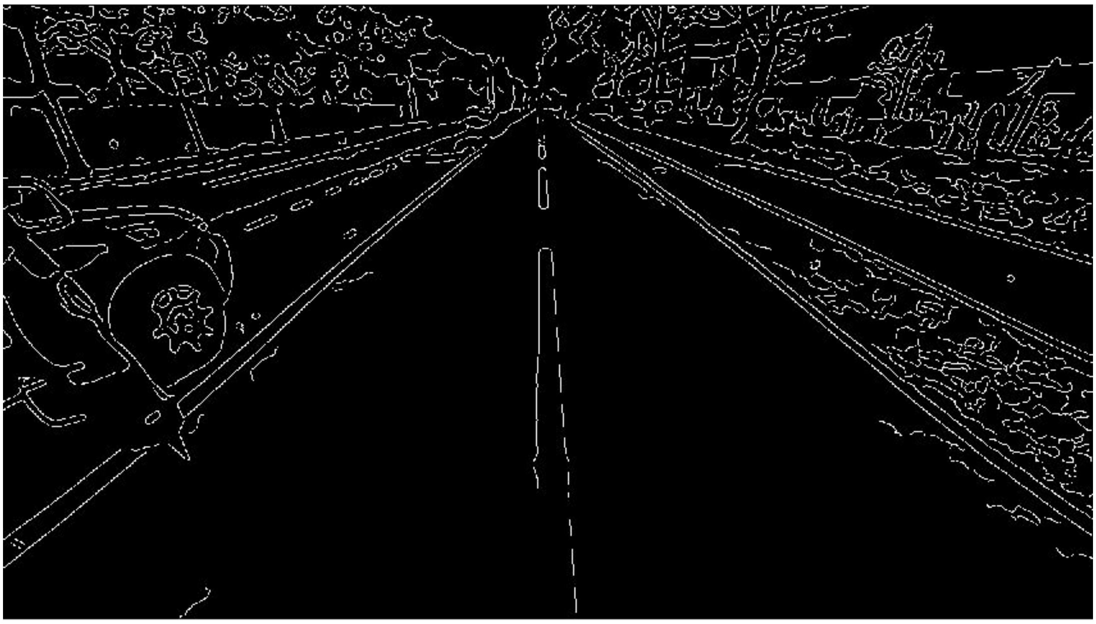


FIGURE 5.31: Image après le filtrage gaussien

Une région de recherche est définie dans le but de diminuer le temps de calcul. Celle-ci est également utilisée pour éliminer les fausses détections (voir la figure(5.32)). En effet seule la partie de l'image contenant les marquages au sol, a été gardée pour le reste du traitement.

FIGURE 5.32: Région d'intérêt

5.8.4 Approches référencées vision

RANdom SAmple Consensus - *RANSAC* [38]

C'est un algorithme général qui peut être utilisé dans plusieurs méthodes d'estimation de paramètres, afin d'obtenir des modèles robustes avec certaines probabilités et hypothèses.

L'algorithme du *RANSAC* sélectionne, au hasard, un sous-ensemble d'échantillons de données, utilisé pour estimer les paramètres d'un modèle. Ensuite, l'algorithme *RANSAC* détermine les échantillons qui se situent dans une tolérance d'erreur, qui sont considérés comme des *inliers* et le reste comme *outliers*. Après un certain nombre d'itération, le modèle final est celui qui a le plus d'itliers. La vitesse de *RANSAC* dépend fortement de la taille des échantillons et le nombre de paramètres du modèle.

Nous avons utilisé le *RANSAC*, dans un premier temps, afin d'avoir la normale de la région d'intérêt (Route), qui peut être décrite par l'équation d'un plan définie dans le repère caméra [39] :

$$n_x X + n_y Y + n_z Z - d = 0 \tag{5.86}$$

où $n = [n_x, n_y, n_z]^T$ est la normale au plan (la route), X, Y et Z sont les coordonnées 3D d'un point appartenant à la route et d est la distance entre le plan le repère caméra.

Cependant, seules les coordonnées 2D sont fournies par un système mono-caméra. Nous avons donc adapté le modèle fourni à *RANSAC* en divisant l'équation (5.6) par l'élément Z des coordonnées 3D. L'équation (5.86) devient donc :

$$n_x x + n_y y + n_z - d_z = 0 \tag{5.87}$$

avec x et y sont les coordonnées 2D métriques et $d_z = \frac{d}{Z}$ est un paramètre à estimer avec les éléments du vecteur normal au plan.

Cette démarche n'est valable que lorsque l'ensemble des points fournis à l'algorithme *RANSAC* adapté, appartiennent à la route. En effet, comme le modèle est défini à un facteur d'échelle après la division de l'équation (5.86) par l'élément Z, un point qui n'appartient pas à la route vérifie cependant l'équation (5.87).

Homographie [40]

La relation géométrique entre deux images d'une scène plane (voir figure(5.33)) peut être donnée par une homographie. Son expression est donnée par :

$$H = R + n^T \frac{t}{d} \tag{5.88}$$

où H est une matrice 3×3 non singulière appelée matrice d'homographie, R est la matrice de rotation, n le vecteur normal au plan de référence et t le vecteur de translation entre les repères et d est la distance au plan de référence.

Cette transformation peut être estimée à partir d'une mise en correspondance entre deux images. Typiquement, l'homographie est estimée à partir, au moins, quatre correspondances de primitives par exemple de type point.

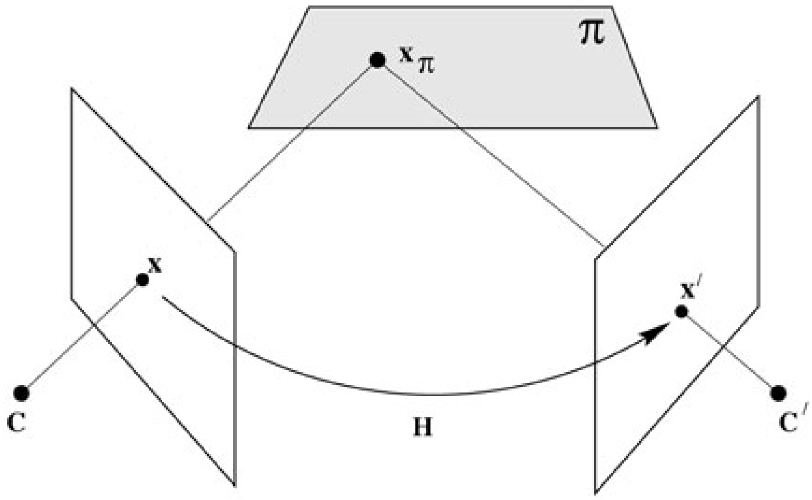


FIGURE 5.33: Homographie

Nous avons utilisé l'homographie pour calculer le roulis de la moto sur une séquence d'images prises par une caméra embarquée. En effet, il suffit de calculer la matrice d'homographie entre les points d'intérêt appartenant à la route, sur deux images successives (voir figure(5.34)). Selon [41], la matrice de rotation R peut être estimée en décomposant la matrice d'homographie. A partir de R, le roulis peut être donc obtenu.

FIGURE 5.34: Mise en correspondance entre les points d'intérêts

Cette méthode donne des résultats satisfaisants. Cependant, le roulis obtenu est relatif. Nous rappelons que le but du projet est d'estimer le roulis absolu en utilisant uniquement le système de vision mono-caméra.

Point de fuite

Un point de fuite (vanishing point) est le point de convergence de l'ensemble des lignes parallèles dans l'image. Dans notre contexte, le point de fuite est le point d'intersection de droites qui séparent une voie sur la route(lignes de marquage).

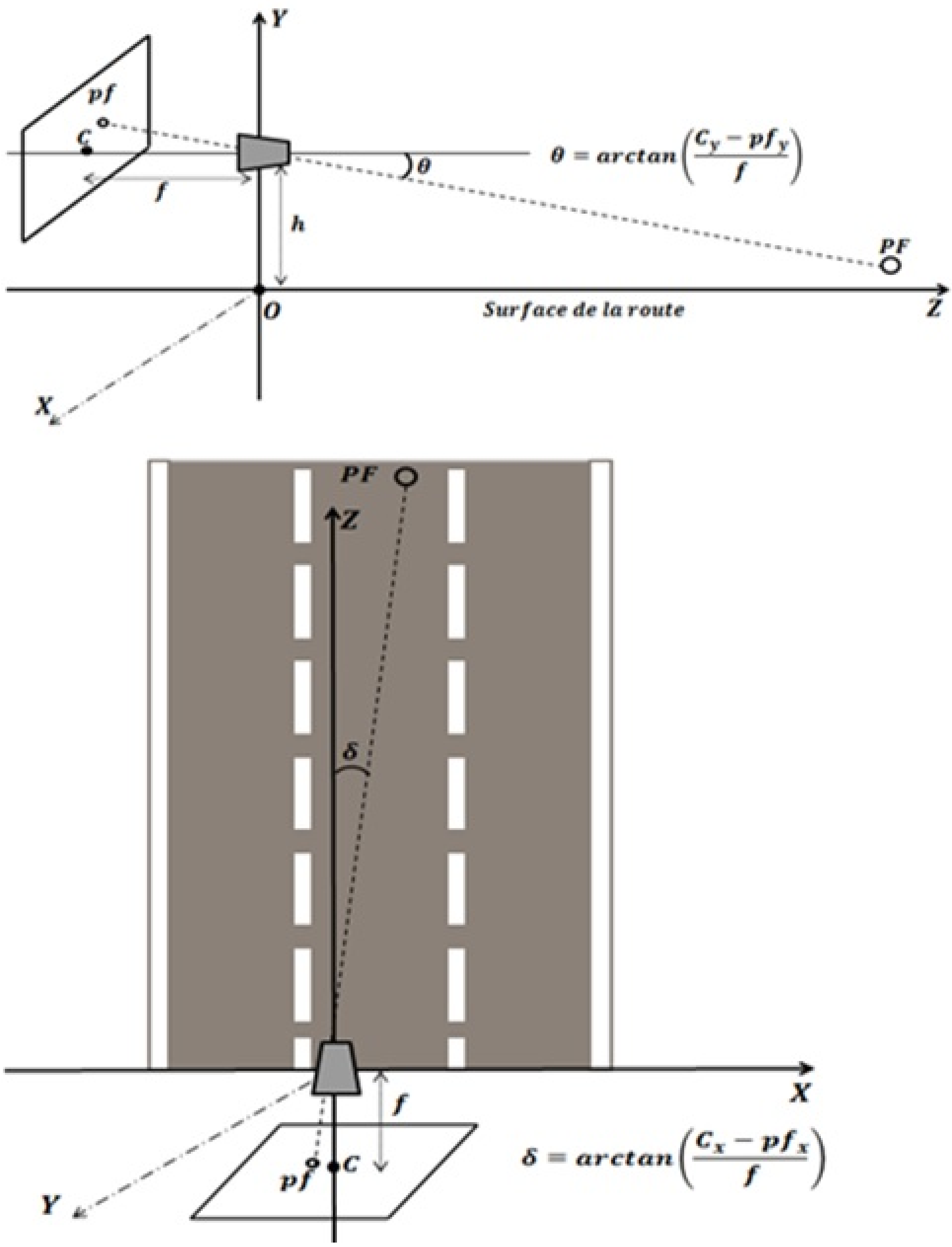


FIGURE 5.35: (Modèle Pin Hole) Projection d'un point de fuite du repère réel vers un repère de la caméra (C : centre optique de la caméra, h : hauteur de la caméra par rapport à la surface de la route, f : longueur focale de la caméra, PF : point de fuite dans le repère réel, pf : point de fuite dans le repère caméra, δ : angle de lacet,θ : angle de tangage)

Après l'étude des mouvements de ce point sur plusieurs séquences d'images, il est facile de déterminer que le point de fuite est invariant par rapport à l'angle de roulis quand la direction de l'axe optique de la caméra est parallèle aux lignes de marquage au sol. Lorsque la caméra est inclinée d'un angle α, le point de fuite se déplace dans l'image en fonction de l'angle de roulis.

Le point de fuite se déplace donc en fonction de l'angle de roulis, l'angle de lacet et l'angle de tangage de la caméra que l'on peut considérer constant lorsque la route est plate.

5.8.5 Approche retenue

Les principales étapes de notre approche sont décrites comme suite : En premier lieu, une région de recherche est selectionnée en fonction de l'angle d'inclinaison de la caméra.

Afin de restreindre l'espace de recherche uniquement sur la route, diminuer le temps de calcul et éliminer les mauvaises détections. En second lieu, un filtre de Canny est utilisé pour détecter les contours, puis un filtrage gaussienne est appliqué pour réduire le bruit et lisser l'image.

Une fois l'image de contours est obtenue, la transformée de *Hough* est appliquée pour retrouver toutes les lignes droites qui sont susceptibles d'appartenir au marquage au sol. Après l'étape de détection, nous utilisons un *RANSAC* pour déterminer le point de fuite et éliminer les droites qui ne passent pas par ce point. Afin de pallier aux erreurs de mesure, nous appliquons un filtre de *Kalman* qui prend le point de fuite de l'image précédente et le temps d'acquisition comme paramètres pour prédire la nouvelle position du point de fuite.

FIGURE 5.36: L'emplacement et l'angle d'inclinaison de la caméra

Nous allons décrire en détail ces étapes dans ce qui suit.

Transformée de *Hough*

La transformée de *Hough* est utilisée avec un certain seuil sur l'angle d'inclinaison de la droite θ et sa distance par rapport à l'origine ρ (voir la figure (5.37)), afin de détecter les droites susceptibles d'être des marquages au sol et éliminer les fausses détections.

La transformée de *Hough* d'une image binaire (après filtrage) est utilisée pour détecter les lignes présentes dans l'image. Elle utilise la représentation paramétrique d'une ligne décrite par l'équation suivante :

$$\rho = xcos(\theta) + y\sin(\theta) \tag{5.89}$$

où x et y sont les coordonnées d'un point appartenant à la droite définie par les paramètres (θ, ρ). La transformée de *Hough*, que nous avons implémentée, renvoie également les deux points de début et de fin de chaque droite.

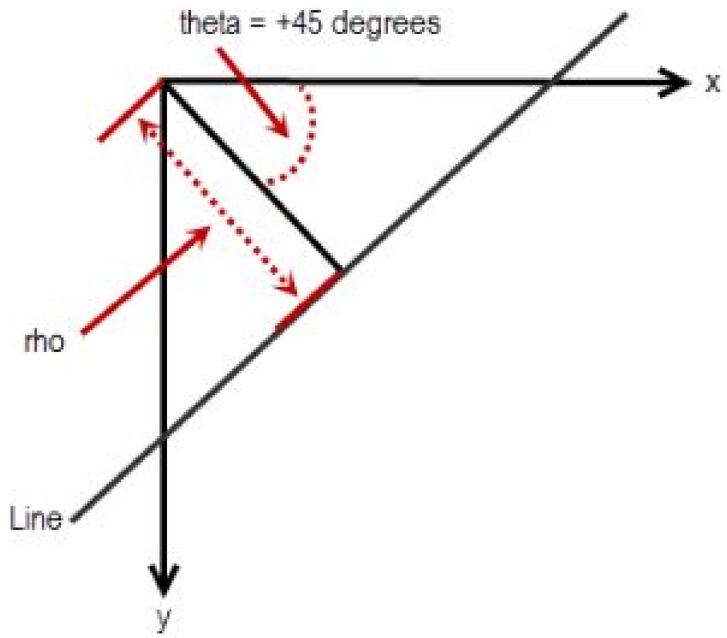


FIGURE 5.37: Transformée de *Hough* [1]

Détection du point de fuite

La méthode de *RANSAC* est utilisée pour éliminer les droites *outliers* qui sont à une distance supérieur à un seuil, et ne garder que les *inliers*. Ensuite la méthode des moindres carrées est utilisée pour déterminer le point de fuite en calculant les coordonnées du point le plus proche des intersections de toutes les droites *inliers*. Enfin, un filtre de *Kalman* est utilisé pour diminuer les variations brusques et les mauvaises détections de ce dernier.

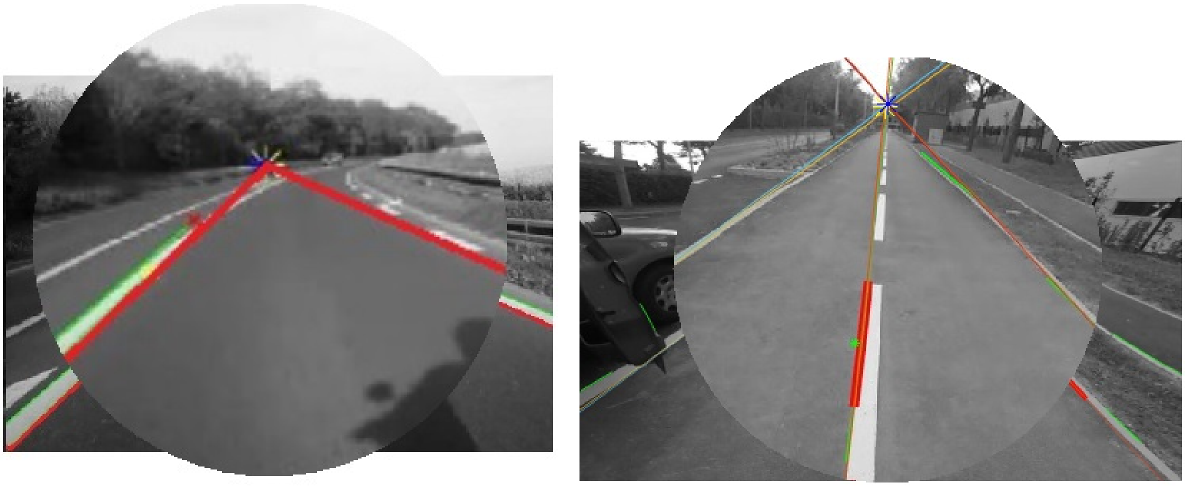


FIGURE 5.38: Détection de point de fuite, le point bleu c'est l'estimation *RANSAC*, point jaune après l'utilisation d'un filtre de *Kalman*

Afin d'augmenter la robustesse et la précision de la détection de point de fuite. Les droites de gauche et de droite sont séparées en utilisant l'angle θ donné par la transformée de *Hough*. Ensuite, nous avons utilisé l'algorithme de *RANSAC* pour calculer le meilleur point d'intersection entre les droites de gauche et de droite en réglant un seuil correspondant à la distance tolérée entre le point et chaque droite. Après plusieurs itérations, *RANSAC* détermine le point le plus proche du maximum de droites. En sortie de l'algorithme de *RANSAC*, nous obtenons le meilleur point d'intersection (point de fuite) et les droites *inliers* de gauche et de droite. Enfin, pour éliminer les grandes variations du point de fuite, nous avons utilisé un filtre de *Kalman* dont les équations d'état sont explicitées ci-dessous :

$$\begin{aligned} \hat{X}_{k|k-1} &= A_k \hat{X}_{k-1|k-1} + B_k U_k \\ P_{k|k-1} &= A_k P_{k-1|k-1} A_k^T + Q_k \\ \hat{y} &= z_k - C_k \hat{X}_{k|k-1} \end{aligned} \tag{5.90}$$

où le vecteur d'état du système est donné par : $\hat{X}_k = (x_k, y_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k)^T$. Le vecteur de mesure est défini par les valeurs réelles instantanées d'un point $z_k = (x_k, y_k)^T$. Les matrices A_k, B_k, C_k, Q_k et R_k sont respectivement la matrice de transition, la matrice de commande, la matrice d'observation (mesure), le bruit du modèle d'état et le bruit de mesure. La mise à jour du filtre de *Kalman* $\hat{X}_{k|k}$ est calculée à chaque instant en fonction du gain optimal K_k défini par :

$$\begin{aligned} S_k &= C_k P_{k|k-1} C_k^T + R_k \\ K_k &= P_{k|k-1} C_k^T S_k^{-1} \\ \hat{X}_{k|k} &= \hat{X}_{k-1|k-1} + K_k \hat{y}_k \\ P_{k|k} &= (I - K_k C_k) P_{k|k-1} \end{aligned} \tag{5.91}$$

5.8.6 Calcul de l'angle de roulis

La méthode que nous proposons ici permet de calculer l'angle de roulis (inclinaison de la moto) et l'erreur de lacet (l'angle entre le centre de la voie et l'axe X de la moto) en utilisant la position du point de fuite et le point principal (l'intersection de l'axe optique avec le plan image).

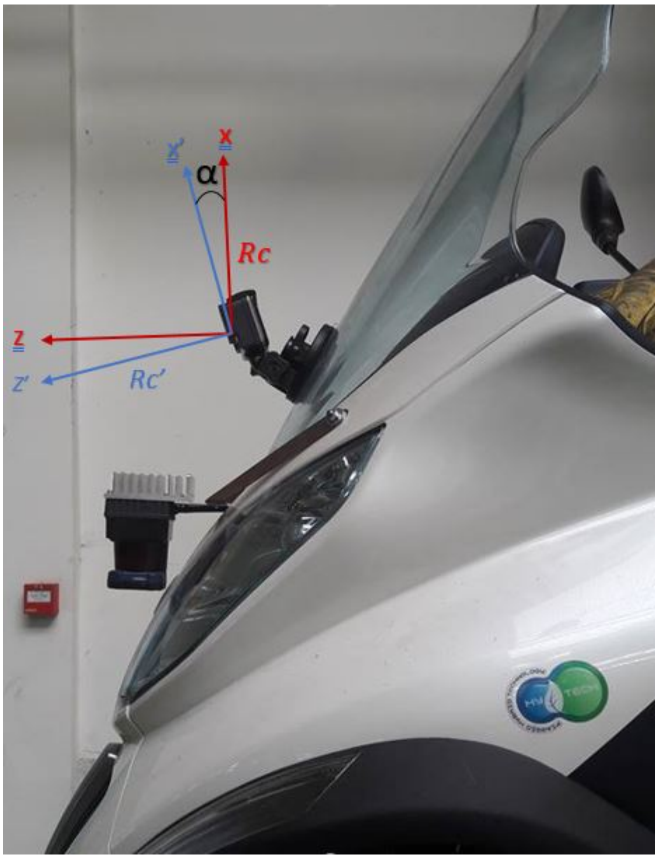


FIGURE 5.39: Repère caméra

Soit $P_0 = [0\ 0\ 1]^\top$ les coordonnées homogènes normalisées du point principal. Pour un point de fuite P de coordonnées métriques $P = [x_{van}\ y_{van}\ 1]^\top$, son déplacement est lié à la rotation de la caméra autour des axes x, y et z (respectivement). Les rotations autour de chaque axe sont données par :

$$R_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\alpha) & -\sin(\alpha) \\ 0 & \sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{pmatrix} \tag{5.92}$$

$$R_y = \begin{pmatrix} \cos(\psi) & 0 & \sin(\psi) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\psi) & 0 & \cos(\psi) \end{pmatrix} \tag{5.93}$$

$$R_z = \begin{pmatrix} \cos(\phi) & -\sin(\phi) & 0 \\ \sin(\phi) & \cos(\phi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{5.94}$$

La matrice R_{zyx} représente la rotation en fonction de l'angle de roulis, l'angle de lacet et l'angle de tangage de la caméra en utilisant la convention z-y-x.

$$R_{zyx} = R_z R_y R_x R_{zyx} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix} \tag{5.95}$$

avec :
— $r_{11} = \cos(\psi)\cos(\phi)$
— $r_{12} = \sin(\alpha)\sin(\psi)\cos(\phi) - \cos(\alpha)\sin(\phi)$

— $r_{13} = \sin(\alpha)\sin(\phi) + \cos(\alpha)\sin(\psi)\cos(\phi)$
— $r_{21} = \cos(\psi)\sin(\phi)$
— $r_{22} = \cos(\alpha)\cos(\phi) + \sin(\alpha)\sin(\psi)\sin(\phi)$
— $r_{23} = \cos(\alpha)\sin(\psi)\sin(\phi) - \sin(\alpha)\cos(\phi)$
— $r_{21} = -\sin(\psi)$
— $r_{32} = \cos(\psi)\sin(\alpha)$
— $r_{33} = \cos(\alpha)\cos(\psi)$

et :

— α = angle d'inclinaison de la caméra(tangage)
— ψ = l'erreur de lacet
— ϕ = angle de roulis

On peut représenter le déplacement d'un point de fuite dans l'image par rapport au centre optique par les rotations que subit la caméra selon les trois axes de rotation. On aura donc :

$$P = R_{xyz}P_0 \tag{5.96}$$

$$P = \begin{pmatrix} \sin(\alpha)\sin(\phi) + \cos(\alpha)\sin(\psi)\cos(\phi) \\ \cos(\alpha)\sin(\psi)\sin(\phi) - \sin(\alpha)\cos(\phi) \\ \cos(\alpha)\cos(\psi) \end{pmatrix} \tag{5.97}$$

Pour calculer les deux angles ψ et ϕ, on doit d'abord fixer α l'angle d'inclinaison de la caméra (voir figure(5.39)) que l'on peut mesurer avant le démarrage du processus d'estimation des angles ψ et ϕ.

Remarque : *Noter que l'hypothèse de l'angle α constant n'est valable que si la route est plate, et les mouvements d'accélération et de freinage sont faibles (conduite urbaine) .*

Lorsque les cordonnées du point de fuite sont détectés sur une image sont en pixel, les coordonnées métriques peuvent être obtenues en utilisant la matrice de calibration K de la caméra :

$$P_{\text{métrique}} = K^{-1}P_{pixelique} \tag{5.98}$$

En effet la matrice de calibration d'une caméra est une matrice unique pour chaque caméra qui détermine la transformation permettant de passer un point défini dans un repère absolu au repère image (coordonnées pixelique). Cette matrice peut être obtenue en utilisant la Toolbox de calibration de MATLAB.

Remarque : *En conduite urbaine, le roulis ϕ varie entre -35° et 35° et le lacet ψ varie entre -20° et 20°, les fonctions réciproques du sinus et de cosinus sont bien définies sur ces intervalles*

Enfin, pour calculer le ψ et ϕ, il suffit de normaliser le coordonnées métriques du point détecté (diviser le vecteur par sa norme) pour pouvoir extraire le ψ de la troisième équation, et le remplacer dans une des deux équations autres pour calculer le ψ.

A partir des équations (5.96-5.98), on obtient le équation suivante :

$$\phi = \arcsin\left(\frac{AP_{\text{métrique}}(1) + BP_{\text{métrique}}(2)}{A^2 + B^2}\right) \tag{5.99}$$

avec :

$$\begin{aligned} A &= \frac{\tan(\alpha)}{cos(\phi)} \\ B &= \tan(\phi) \end{aligned} \tag{5.100}$$

5.8.7 Résultats d'expérimentation

Nous avons effectué deux scénarios différents, afin d'estimer l'angle de roulis à partir des images d'une caméra de type GOPRO placée sur l'avant d'un scooter. L'angle α a été fixé à 20° (voir figure 5.40).

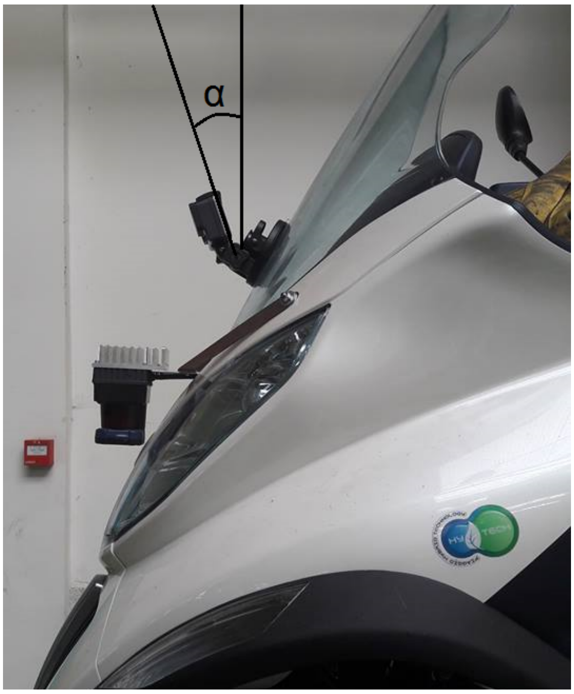


FIGURE 5.40: L'emplacement de la caméra

Les deux séquences vidéos ont été tournées sur une piste cyclable à Evry. Ci-dessous, quelques images prises durant l'acquisition des deux clips vidéos (voir les figures (5.41) et (5.42))

FIGURE 5.41: Images scénario 01

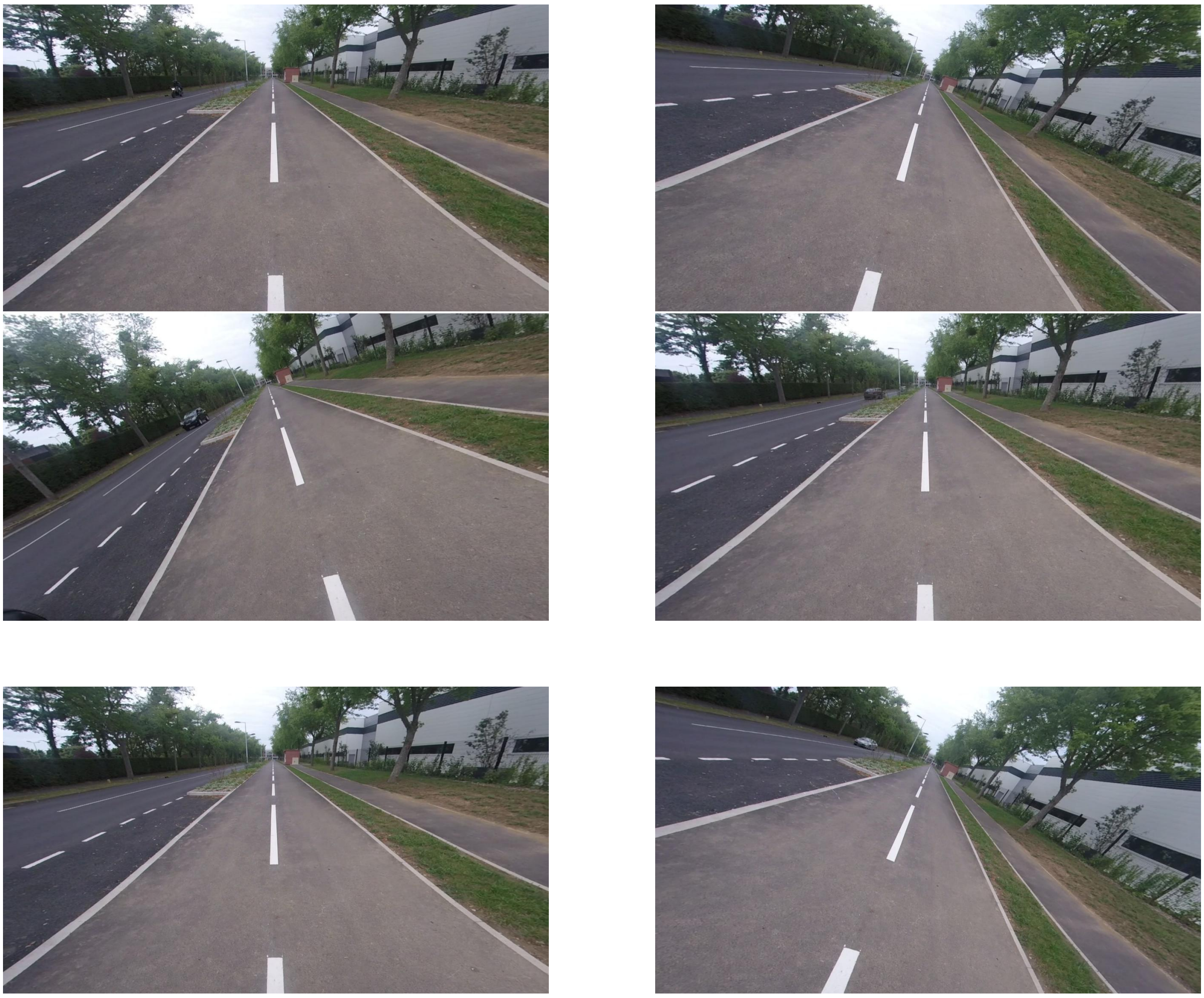


FIGURE 5.42: Images scénario 02

Afin de valider notre algorithme en termes de précision, nous avons effectué une comparaison entre les résultats obtenus en estimation et une centrale inertielle d'un smartphone.

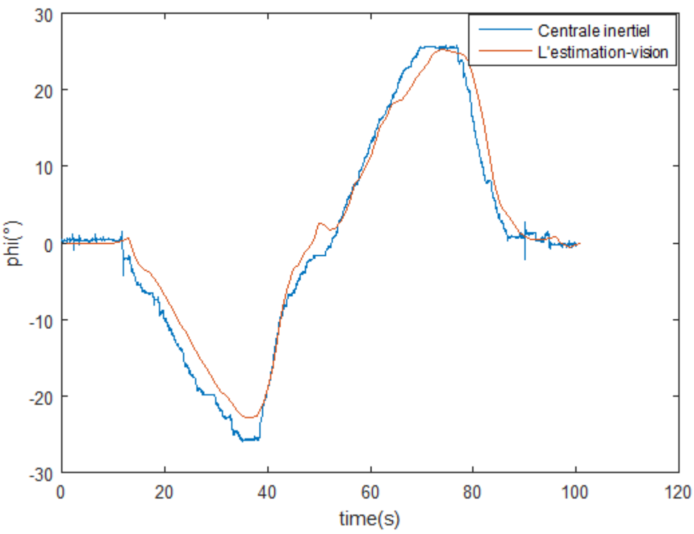


FIGURE 5.43: Résultat scénario 01

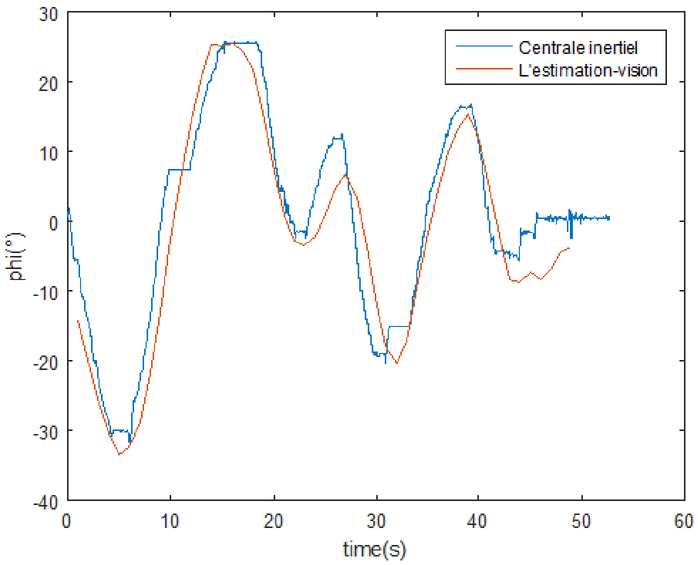


FIGURE 5.44: Résultat scénario 02

La différence entre les deux scénarios est la vitesse de variation du roulis. Pour le premier cas, l'estimation est assez bonne (l'erreur d'estimation est presque nulle). Cependant, lorsque la vitesse de variation du roulis est plus importante, on remarque que l'estimation est retardée par rapport aux données de la centrale inertielle à cause du filtre de *Kalman* qui engendre un retard. Dans le cas d'une conduite urbaine, la vitesse de roulis a plutôt un profil proche du premier scénario.

Chapitre 6

Conclusion et perspectives

Ce rapport retrace l'activité scientifique et de développement du laboratoire IBISC dans le cadre du projet ANR générique VIROLO++ pendant la période de 02/2016 à 09/2017. Le laboratoire s'est investi activement dans la tâche 4 (T4.1, T4.2 et T4.3) ayant pour objectif le développement d'une fonction de risque et au préalable à la tâche 2 (T2.2 et T2.3) pour la synthèse des modèles dynamiques et les algorithmes d'observation pour la reconstruction des états non mesurés.

L'objectif principal de la tâche T2 étant, en partie, de développer les modèles mathématiques des motos utilisés dans le cadre du projet VIROLO++. Trois étapes importantes ont été identifiées : 1- définir la finesse des modèles pertinents pour développer les fonctions de risque, 2- identifier des paramètres géométriques et inertiels des motos à l'aide 3- proposer des d'expérimentations excitant les modes des modèles dynamiques.

Concernant le volet "modélisation", nous avons étudié et développé deux types de modèles en fonction de la finesse escomptée. Tout d'abord le modèle à une seul corps, appelé aussi bicyclette, que nous avons augmenté avec un modèle linéaire des forces afin de valider des algorithmes de contrôle et d'estimation. Puis nous avons étudié et étendu le modèle à deux corps en fonction de nos exigences. La validation de ces modèles s'est déroulée en plusieurs phases. La première étant d'identifier les paramètres inertiels et les manœuvres excitantes (statiques et dynamiques). Cette étape s'est avérée complexe du fait du nombre important de paramètres, particulièrement pour le modèle à deux corps (plus de 30 paramètres inconnus à identifier). Pour contourner cette difficulté, nous avons proposé plus schémas d'identification : identification algébrique, par descente de gradient et une approche originale basée sur des observateurs à entrées inconnues. Les modèles identités ont été validés, par le biais de quelques scénarios réalisés avec la moto Kawazaki ER6N. Les résultats sont très concluants.

Sur le volet "reconstruction d'états dynamiques", nous avons mis en place plusieurs nouvelles approches d'estimation et d'observation : type Luenberger, algébriques passant par des écritures en fonction de transfert et d'autres approches avancées avec un découplage des entrées/paramètres inconnu(e)s . Ces dernières utilisées pour des techniques d'observation en vue de reconstruire des états dynamiques de la moto que l'on ne peut pas mesurer avec des capteurs physiques (forces de contact pneu-chaussée, action du conducteur, etc.). En effet, le développement des systèmes d'assistance à la conduite pour les véhicules à deux-roues motorisés nécessite l'accès à la dynamique moto.

Par ailleurs, les approches basées systèmes de vision présentent un avantage indéniable. En effet, la facilité d'utilisation et le coût d'installation favoriseraient l'implémentation sur les véhicules à deux roues motorisés. L'inconvénient majeur résiderait dans les conditions " temps-réel " de la reconstruction des états dynamiques ainsi que la sensibilité des algorithmes utilisés dépendant essentiellement de la qualité de l'image et l'optimisation de la recherche de la zone d'intérêt.

Nos perspectives pour les mois à venir concernent deux aspects : 1- la validation des observateurs développés pour aider à la reconstruction des états des motos déjà modélisées et 2- amorcer les travaux sur le développement des fonctions quantifiant le risque lors de la prise de virage. Concernant ce dernier point, plusieurs pistes ont été identifiées et cibleront essentiellement l'impact de la posture du conducteur sur la prise de virage. La validation expérimentale des observateurs sur les prototypes moto disponibles requière des compétences en électronique numérique et l'accès en ligne des mesures. Le laboratoire IBISC mettra à disposition des partenaires les codes utiles pour une implémentation future.

Bibliographie

[1] MathWorks, "Filtre de hough." [Online]. Available : https://fr.mathworks.com/help/images/ref/hough.html

[2] P.-M. Damon, H. Dabladji, D. Ichalal, L. Nehaoua, and H. Arioui, "Lateral motorcycle dynamics and rider action estimation : An lpv unknown input observer approach," in *IEEE Multi-Conferences on Systems and Control (MSC)*, 2016. [Online]. Available : https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01515601/document

[3] P. Damon, H. Dabladji, D. Ichalal, L. Nehaoua, and H. Arioui, "Estimation of lateral motorcycle dynamics and rider action with luenberger observer," in *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2016 IEEE 19th International Conference*. IEEE, 2016, pp. 2392–2397. [Online]. Available : https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01515601

[4] P.-M. Damon, D. Ichalal, L. Nehaoua, and H. Arioui, "Lateral & steering dynamics estimation for single track vehicle : Experimental tests," in *20th World Congress of the International Federation of Automatic Control (IFAC)*, 2017. [Online]. Available : http://aramis.iup.univ-evry.fr:8080/~ichalal/Dalil%20Ichalal_fichiers/IFAC17_3861_PM.pdf

[5] M. A. A. Fouka, L. Nehaoua, H. Arioui, and S. Mammar, "Parametric identification of a powered two-wheeled vehicles : Algebraic approach," in *IEEE 25th Mediterranean Conference on Control and Automation*, Malte, 2017. [Online]. Available : https://hal.archives-ouvertes.fr/IBISC/hal-01520798v1

[6] ——, "Mutiple-gradient descent algorithm for parametric identification of a powered two-wheeled vehicles," in *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC)*, Banff, Canada, 2017. [Online]. Available : http://www.smc2017.org/SMC2017_Papers/media/files/0836.pdf

[7] P.-M. Damon, D. Ichalal, H. Arioui, and S. Mammar, "Cascaded flatness-based observation approach for lateral motorcycle dynamics estimation," in *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC)*, Banff, Canada, 2017. [Online]. Available : http://www.smc2017.org/SMC2017_Papers/media/files/0757.pdf

[8] P.-M. Damon, D. Ichalal, L. Nehaoua, and H. Arioui, "Rider weight consideration for luenberger observer design to estimate lateral motorcycle dynamics and rider's action," in *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC)*, Banff, Canada, 2017. [Online]. Available : http://www.smc2017.org/SMC2017_Papers/media/files/0697.pdf

[9] ——, "Steering and lateral motorcycle dynamics estimation : Validation of luenberger-like lpv observer approach," *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles (soumis).*, 2017.

[10] ——, "Data acquisition system for powered-two wheeled vehicles," *IEEE Embeded Systems Letters (soumis)*, 2017.

[11] M. A. A. Fouka, L. Nehaoua, H. Arioui, and S. Mammar, “Simultaneous parameters identification and state estimation based on unknown input observer for a class of lpv systems,” in *American Control Conference (ACC), soumis*, 2018.

[12] ——, “State, parameter, and unknown input estimation problems in active automotive safety applications : Novel method,” in *American Control Conference (ACC), soumis*, 2018.

[13] L. Nehaoua, L. Nouvellière, and S. Mammar, “Dynamics modeling of a two-wheeled vehicle using Jourdain’s principle,” in *19th Mediterranean Conference on Control Automation (MED),*, June 2011, pp. 1088–1093.

[14] L. Nehaoua, H. Arioui, N. Seguy, and S. Mammar, “Dynamic modeling of a two wheeled vehicle : Jourdain formalism,” *Vehicle System Dynamics*, 2013.

[15] M. E. H. Dabladji, D. Ichalal, H. Arioui, and S. Mammar, “Observer based controller for single track vehicles,” in *IEEE 52nd Annual Conference on Decision and Control (CDC),*, Dec 2013, pp. 7420–7425.

[16] M. E.-H. Dabladji, D. Ichalal, H. Arioui, and S. Mammar, “Toward a robust motorcycle braking,” *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 25, no. 3, pp. 1052–1059, 2017.

[17] L. Nehaoua, D. Ichalal, H. Arioui, S. Mammar, and L. Fridman, “Lean and steering motorcycle dynamics reconstruction : An unknown-input HOSMO approach,” in *American Control Conference (ACC),*, June 2013, pp. 2821–2826.

[18] D. Ichalal, H. Dabladji, H. Arioui, S. Mammar, and L. Nehaoua, “Observer design for motorcycle lean and steering dynamics estimation : A Takagi-Sugeno approach,” in *American Control Conference (ACC),*, June 2013, pp. 5654–5659.

[19] L. Nehaoua, D. Ichalal, H. Arioui, S. Mammar, and L. Fridman, “An unknown-input HOSM approach to estimate lean and steering motorcycle dynamics,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 63, no. 7, pp. 3116–3127, Sept 2014.

[20] M. E.-H. Dabladji, D. Ichalal, H. Arioui, S. Mammar, and L. Fridman, “Estimation of lateral dynamics and road curvature for two-wheeled vehicles : A hosm observer approach,” in *IFAC World Congress, 2014*, vol. 19, no. 1, 2014, pp. 2806–2811.

[21] H. Dabladji, D. Ichalal, H. Arioui, and S. Mammar, “On the estimation of longitudinal dynamics of powered two-wheeled vehicles,” in *European Control Conference*, 2015.

[22] ——, “Unknown-input observer design for motorcycle lateral dynamics : Ts approach,” *Control Engineering Practice*, vol. 54, pp. 12–26, 2016.

[23] R. S. Sharp, “The stability and control of motorcycles,” *Journal of Mechanical Engineering Science*, vol. 13, no. 5, pp. 316–329, 1971.

[24] R. Sharp, S. Evangelou, and D. J. Limebeer, “Advances in the modelling of motorcycle dynamics,” *Multibody system dynamics*, vol. 12, no. 3, pp. 251–283, 2004.

[25] H. Pacejka, *Tire and Vehicle Dynamics.* SAE International, 2005.

[26] V. Cossalter, *Motorcycle dynamics.* Lulu, 2006.

[27] B. A. M. van Daal, “Design and automatic tuning of a motorcycle state estimator,” Ph.D. dissertation, Eindhoven University of Technology, 2009.

[28] M. E.-H. Dabladji, “Vers un système de sécurité semi-actif pour les véhicules à deux-roues motorisés,” Ph.D. dissertation, Université Paris-Saclay ; Université d’Evry Val d’Essonne, 2015.

[29] M. E.-H. Dabladji, D. Ichalal, H. Arioui, and S. Mammar, “Unknown-input observer design for motorcycle lateral dynamics : Ts approach,” *Control Engineering Practice*, vol. 54, pp. 12–26, 2016.

[30] F. Baronti, W. Zamboni, N. Femia, H. Rahimi-Eichi, R. Roncella, S. Rosi, R. Saletti, and M.-Y. Chow, “Parameter identification of li-po batteries in electric vehicles : A comparative study,” in *Industrial Electronics (ISIE), 2013 IEEE International Symposium on*, 2013.

[31] M. Fliess, C. Join, and H. Sira-Ramirez, “Non-linear estimation is easy,” *International Journal of Modelling, Identification and Control*, vol. 4, no. 1, pp. 12–27, Jan. 2008.

[32] A. Neves, “Identification algébrique et déterministe de signaux et systèmes à temps continu : Application à des problèmes de communication numérique,” Ph.D. dissertation, Université René Descartes-Paris V, 2005.

[33] D. Ichalal and S. Mammar, “On unknown input observers for lpv systems,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, no. 9, pp. 5870–5880, Sept 2015.

[34] D. Ichalal, B. Marx, J. Ragot, and D. Maquin, “Unknown input observers for LPV systems with parameter varying output equation,” in *9th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes, SAFEPROCESS'2015*, vol. 48, no. 21, Paris, France, Sep. 2015, pp. 1030–1035. [Online]. Available : https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01132875

[35] K. Tanaka and H. Wang, *Fuzzy Control Systems Design and Analysis : A Linear Matrix Inequality Approach.* John Wiley and Sons, 2001.

[36] H. Dahmani, M. Chadli, A. Rabhi, and A. EL-Hajjaji, “Design of unknown inputs robust fuzzy observer for lane departure detection,” *International Journal of Vehicle Design*, vol. 56, no. 1-2, pp. 186–202, 2011. [Online]. Available : http://www.ingentaconnect.com/content/ind/ijvd/2011/00000056/F0020001/art00010

[37] L. R., A. D., , and T. J. P., “Real time obstacle detection in stereovision on non flat road geometry through v-disparity,” in *In Intelligent Vehicle Symposium*, vol. 2, 2002, pp. 646–651.

[38] D. Scaramuzza, “1-point-ransac structure from motion for vehicle-mounted cameras by exploiting non-holonomic constraints,” *International Journal Computer Vision*, 2011.

[39] A. K., R. A. H., and M. A., “Plane detection from monocular image sequences.” *International Journal Compuer Vision*, 2008.

[40] J. Arrspide, S. L., N. M., and M. R., “Homography-based ground plane detection using a single on-board camera,” *IET Intelligent Transport Systems,*, vol. 4, no. 2, pp. 149–160, 2010.

[41] H. Hadj-Abdelkader, “Asservissement visuel en vision omnidirectionnelle,” Ph.D. dissertation, Doctoral dissertation, Université Blaise Pascal-Clermont-Ferrand II, 2006.

[42] R. Kalman, “A new approach to linear filtering and prediction problems,” *Transactions of the ASME - Journal of Basic Engineering*, vol. 82, pp. 35–45, 1960.

[43] H. K. Khalil, *Nonlinear Systems.* Prentice-Hall, New Jersey, 1996.

[44] L. Fridman, J. Davila, and A. Levant, “High-order sliding-mode observation for linear systems with unknown inputs,” *Nonlinear Analysis : Hybrid Systems*, vol. 5, no. 2, pp. 189–205, 2011.

[45] H. Rosenbrock, “Transformation of linear constant system equations,” in *Proceedings of the Institution of Electrical Engineers*, vol. 114, no. 4. IET, 1967, pp. 541–544.

[46] M. Hautus, "Strong detectability and observers," *Linear Algebra and its Applications*, vol. 50, pp. 353 – 368, 1983.

[47] J. A. Moreno, E. Rocha-Cózatl, and A. V. Wouwer, "A dynamical interpretation of strong observability and detectability concepts for nonlinear systems with unknown inputs : application to biochemical processes," *Bioprocess and biosystems engineering*, vol. 37, no. 1, pp. 37–49, 2014.

Annexe A

Observateurs, observabilité et détectabilité

A.1 Observateur pour les systèmes dynamiques

L'estimation des variables décrivant la dynamique d'un système physique est une thématique de recherche très active depuis une trentaine d'années. Le coût économique de certains capteurs ou l'inaccessibilité à la mesure de certaines variables sont les raisons qui suscitent cet intérêt et qui expliquent pourquoi les outils de l'observation sont largement répandus. Les observateurs ne sont ni plus ni moins que des capteurs logiciels, qui grâce à des algorithmes mathématiques permettent d'estimer certaines dynamiques d'un système. Ils sont incontournables voir indispensable dans certains domaines comme la commande des systèmes, la supervision ou le diagnostique de défauts. Considérons le système dynamique suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) &= f(x(t), u(t), w(t), t) \\ y(t) &= h(x(t), u(t), w(t), t) \end{cases} \tag{A.1}$$

avec $x \in \mathbb{R}^n$ le vecteur d'état, $u \in \mathbb{R}^{n_u}$ le vecteur des entrées connues, $w \in \mathbb{R}^{n_w}$ le vecteur des entrées inconnues (perturbations, incertitudes, etc.) et $y \in \mathbb{R}^{n_y}$ le vecteur des mesures. $f : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^{n_u} \times \mathbb{R}^{n_w} \times \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}^n$ et $h : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^{n_u} \times \mathbb{R}^{n_w} \times \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}^{n_y}$ sont deux fonctions continues. Un observateur d'état du système (A.1) est un système dynamique dont les entrées sont le vecteur des entrées connues et le vecteur des mesures respectivement $u(t)$ et $y(t)$. Il a pour sortie le vecteur des états estimés $\hat{x}(t)$, calculé à partir des équations suivantes :

$$\begin{cases} \dot{z}(t) &= f_z(z(t), u(t), y(t), t) \\ \hat{x}(t) &= h_z(z(t), u(t), y(t), t) \end{cases} \tag{A.2}$$

L'objectif principal lors de la synthèse d'un observateur est de déterminer les fonctions $f_z(.)$ et $h_z(.)$ afin de garantir la convergence asymptotique vers zéro de l'erreur d'estimation définie par :

$$e(t) = x(t) - \hat{x}(t) \tag{A.3}$$

Autrement dit :

$$\|e(t)\| = \left\| x(t) - \hat{x(t)} \right\| \rightarrow 0 \quad \text{quand} \quad t \rightarrow \infty \tag{A.4}$$

Dans le cas ou la convergence asymptotique ne peut être assurée à cause de la présence d'incertitudes, de perturbations, de défauts ou encore d'entrées non-mesurables, il est possible d'utiliser les outils issus de la robustesse. Ils permettent de minimiser l'erreur d'estimation e mais ne garantissent pas une convergence asymptotique. Il existe d'autres structures d'observateurs, comme par exemple celle permettant d'estimer les entrées inconnues. Elle est définie par :

$$\left\{\begin{array}{lcl} \dot{z}(t) & = & f_z(z(t), u(t), y(t), t) \\ \hat{x}(t) & = & h_{z1}(z(t), u(t), y(t), t) \\ \hat{w}(t) & = & h_{z2}(z(t), u(t), y(t), t) \end{array}\right. \tag{A.5}$$

Pour synthétiser cet observateur il est donc question de trouver les fonctions $f_z(.)$, $h_{z1}(.)$ et $h_{z2}(.)$ permettant d'assurer la convergence de l'erreur d'estimation des états telle qu'elle est définie dans (A.3) et celle de l'estimation des entrées inconnues définie par :

$$e_w(t) = w(t) - \hat{w}(t) \tag{A.6}$$

Avant de procéder à la synthèse d'un observateur, une étude d'observabilité préalable est nécessaire pour savoir s'il est possible ou non de reconstruire le vecteur d'état $x(t)$ et le cas échéant celui des entrées inconnues $w(t)$ à partir de la connaissance du vecteur des entrées connues $u(t)$ et des mesures $y(t)$.

A.2 Observabilité des systèmes linéaires

Eudier l'observabilité ou la détectabilité d'un système dynamique consiste à définir les conditions sous lesquelles les états d'un système peuvent être estimés à partir des entrées connues et des sorties. Dans le cas des systèmes linéaires invariants dans le temps, on considère la classe de systèmes suivant :

$$\begin{array}{lcl} \dot{x}(t) & = & Ax(t) + Bu(t) + Dw(t) \\ y(t) & = & Cx(t) \end{array} \tag{A.7}$$

avec $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $B \in \mathbb{R}^{n \times n_u}$, $C \in \mathbb{R}^{n_y \times n}$ et $D \in \mathbb{R}^{n \times w}$ désignant respectivement les matrices d'état, de commande des entrées connues, d'observation et celle de commande des EI. n, n_u, n_y et n_w sont respectivement les dimensions des vecteurs $x(t)$, $u(t)$, $y(t)$ et $w(t)$.

Definition 1 *Soit $\mathcal{O}$ la matrice d'observabilité définie par Kalman [42] comme suit :*

$$\mathcal{O} = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{bmatrix} \tag{A.8}$$

— *Le système (A.8) est observable si $rang(\mathcal{O}) = n$.*
— *Autrement, le système (A.8) est détectable si les modes non-observables du système sont stables.*

Pour aborder l'observabilité des EI, il est nécessaire d'introduire la notion de degré relatif.

Definition 2 *Considérons que (A.7) est un système mono-entrée mono-sortie aussi appelé SISO. r_{yu} est un degré relatif de la sortie $y(t)$ par rapport à l'entrée $u(t)$ si et seulement si :*

— *La sortie $y(t)$ et ses dérivées successives $\frac{d^i y(t)}{dt^i}$ avec $i = 1, ..., r_{yu} - 1$ ne dépendent pas explicitement de l'entrée $u(t)$.*
— *La dérivée $\frac{d^{r_{yu}} y(t)}{dt^{r_{yu}}}$ dépend explicitement de l'entrée $u(t)$.*

La même définition est valable pour le degré relatif du vecteur des mesure $y(t)$ par rapport à l'entrée inconnue $w(t)$. pour les systèmes NL, la formulation mathématique du degré relatif est obtenue avec les dérivées de Lie [43].

Pour les systèmes multi-entrée multi-sorties (MIMO), on introduit la notion du vecteur des degrés relatifs comme suit :

Lemme 2 *Soit le système (A.7) avec le vecteur des sorties $y(t) = [y_1(t), ..., y_n(t)]^T$. Soit r_i le degré relatif de la sortie $y_i(t)$ par rapport à l'entrée $u(t)$. Le vecteur des degrés relatifs partiels de la sortie multi-variables $y(t)$ par rapport au vecteur des entrées $u(t)$ est donné par : $[r_1, ..., r_{ny}]$ si et seulement si :*

$$rang \begin{bmatrix} \frac{d^{r_1} y_1(t)}{dt^{r_1}} \\ \vdots \\ \frac{d^{r_{ny}} y_{n_y}(t)}{dt^{r_{ny}}} \end{bmatrix} = n_y \tag{A.9}$$

On appelle $r_{yu} = \sum_1^{n_y} r_i$ le degré relatif du vecteur des sorties $y(t)$ par rapport au vecteur des entrées $u(t)$. Il est toujours inférieur ou égal à n.

Pour les systèmes linéaires, le vecteur des degrés relatifs est défini comme suit :

Definition 3 *[44] Soit le système (A.7). $[r_1, ..., r_{ny}]$ est le vecteur des degrés relatifs partiels du vecteur de sortie $y(t)$ par rapport au vecteur des entrées inconnues $w(t)$, si pour chaque degré relatif r_i, les équations suivantes sont vérifiées :*

$$\begin{array}{lcl} C_i A^j D & = & 0 \quad pour \quad j = 1, ..., r_i - 2 \\ C_i A^{r_i - 1} D & \neq & 0 \end{array} \tag{A.10}$$

et

$$det \begin{bmatrix} C_1 A^{r_1 - 1} D \\ \vdots \\ C_{n_y} A^{r_{n_y} - 1} D \end{bmatrix} \neq 0 \tag{A.11}$$

avec i le $i^{ème}$ vecteur de la matrice C.

L'étude de l'observabilité et de la détectabilité des EI revient à étudier le degré relatif du vecteur des sorties par rapport au vecteur des EI, ou bien étudier la matrice de Roosenbrock défini par :

Definition 4 *Pour le système (A.7), la matrice de Roosenbrock du triplet (A, D, C) est définie comme suit [45] :*

$$\mathcal{R}(s) = \begin{bmatrix} sI - A & D \\ -C & 0 \end{bmatrix} \tag{A.12}$$

s_0 est un zéro invariant du triplet (A, D, C) si $rang(R(s_0)) < n + rang(D)$.

Lemme 3 *Le système (A.7) est fortement observable si et seulement si l'une des propriétés suivantes est respectée :*
— *Le triplet (A, D, C) n'a pas de zéro invariant.*

- *Le vecteur des mesure $y(t)$ a un degré relatif $r_{yw} = n$ par rapport au vecteur des entrées inconnues $w(t)$.*

Autrement, il est fortement détectable si et seulement si :

- *Le degré relatif r du vecteur de sortie $y(t)$ par rapport au vecteur des entrées inconnues existe et le triplet (A, D, C) n'a pas de zéro invariants instables, c'est à dire le système est à phase minimale.*

A.3 Observabilité des systèmes non-linéaires

Definition 5 *[46] Considérons le système NL (A.1), pour toute condition initiale $x(0)$, tout vecteur d'entrée $u(t)$ et tout couple d'entrées inconnues $(w(t), \bar{w}(t))$, le système NL (A.1), considérant deux trajectoires différentes $x(t)$ et $\bar{x}(t)$, est appelé :*

- *à états fortement observables si : $y(x(t), u(t), w(t), t) = y(\bar{x}(t), u(t), \bar{w}(t), t)$ implique que $x(t) = \bar{x}(t)$.*
- *à états fortement détectables si : $y(x(t), u(t), w(t), t) = y(\bar{x}(t), u(t), \bar{w}(t), t)$ implique que $x(t) \to \bar{x}(t)$ quand $t \to \infty$.*
- *à états fortement détectables si : $y(x(t), u(t), w(t), t) \to y(\bar{x}(t), u(t), \bar{w}(t), t)$ quand $t \to \infty$ implique que $x(t) \to \bar{x}(t)$ quand $t \to \infty$.*

La définition 5 traite uniquement de l'observabilité et de la respectabilité des états. L'observabilité (respectivement la détectabilité) des EI est similaire et permet de reconstruire en temps fini les entrées inconnues du système (perturbation, défaut, état non-mesuré, etc.) à partir du vecteur des mesures et celui des entrées connues.

Definition 6 *[47] Pour toute condition initiale $x(0)$ et tout vecteur d'entrée connue $u(t)$ le système (A.1) est dit :*

- *à états et entrées inconnues fortement observables si : $y(x(t), u(t), w(t), t) = y(\bar{x}(t), u(t), \bar{w}(t), t)$ implique que $x(t) = \bar{x}(t)$. et que $w(t) = \bar{w}(t)$.*
- *à états et entrées inconnues fortement détectables si : $y(x(t), u(t), w(t), t) = y(\bar{x}(t), u(t), \bar{w}(t), t)$ implique que $x(t) \to \bar{x}(t)$ et $w(t) \to \bar{w}(t)$ quand $t \to \infty$.*
- *à états et entrées inconnues fortement asydétectables si : $y(x(t), u(t), w(t), t) \to y(\bar{x}(t), u(t), \bar{w}(t), t)$ quand $t \to \infty$ implique que $x(t) \to \bar{x}(t)$ et $w(t) \to \bar{w}(t)$ quand $t \to \infty$.*

Annexe B

Notations et définitions

Variables, matrices et notations	
v_x, v_y	vitesse longitudinale et latérale
ϕ, ψ, δ	angle de roulis, lacet et braquage
$\dot{\phi}$, $\dot{\psi}$, $\dot{\delta}$	vitesse de roulis, lacet et braquage
$\ddot{\phi}$, $\ddot{\psi}$, $\ddot{\delta}$	accélération de roulis, lacet et braquage
a_y	accélération latérale
τ	couple de braquage
F_y, F_{y_f}, F_{y_r}	forces pneumatiques latérales
M_z, M_x, M_s	moments autour de Z, X et de l'axe de direction
$\dot{x}$, $\ddot{x}$	dérivées temporelles de la variable x
$\hat{x}$, $[x]_e$	estimation de la variable x
x^T	transposé du vecteur ou de la matrice x
x_f, x_r	désigne l'indice avant et arrière de la variable x
y_i	mesures
$x, \bar{x}, \tilde{x}$	vecteurs des états
$y, \bar{y}, \tilde{y}$	vecteurs des mesures
$f, \bar{f}$	vecteurs des perturbation
d	vecteur des entrées inconnues
$M, R(v_x), V$	matrices du système descripteur (2.19)
$A(v_x), \bar{A}(v_x), \tilde{A}(v_x)$	matrices d'état
$B, \bar{B}, \tilde{B}$	vecteurs des entrées
$C, \bar{C}$	matrices d'observation
$D(\rho), \tilde{D}(v_x)$	matrices des entrées inconnues
$F, \bar{F}$	matrices des perturbations

$$M = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & m_{33} & m_{34} & m_{35} & m_{36} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & m_{34} & m_{44} & m_{45} & m_{46} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & m_{35} & m_{45} & m_{55} & m_{56} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & m_{36} & m_{46} & m_{56} & m_{66} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$R(v_x) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & r_{34}v_x & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & r_{44}v_x & r_{45}v_x & r_{46}v_x & r_{47} & r_{48} \\ r_{51} & r_{52} & 0 & r_{54}v_x & 0 & r_{56}v_x & 0 & 0 \\ r_{61} & r_{62} & 0 & r_{64}v_x & r_{65}v_x & r_{66} & r_{67} & 0 \\ r_{71}v_x & r_{72}v_x & r_{73} & r_{74} & 0 & 0 & r_{77}v_x & 0 \\ r_{81}v_x & 0 & r_{83} & r_{84} & 0 & 0 & 0 & r_{88}v_x \end{bmatrix}$$

Termes des matrices m_{ij} et r_{ij}
$m_{33} = M_f + M_r$, $m_{34} = M_f k$, $m_{35} = M_f j + M_r h$, $m_{36} = M_f e$, $m_{44} = M_f k^2 + I_{rz} + I_{fx}\sin^2(\epsilon) + I_{fz}\cos^2(\epsilon)$, $m_{45} = M_f jk - C_{rxz} + (I_{fz} - I_{fx})\sin(\epsilon)\cos(\epsilon)$, $m_{46} = M_f ek + If_z\cos(\epsilon)$, $m_{55} = M_f j^2 + M_r h^2 + I_{rx} + I_{fx}\cos^2(\epsilon) + I_{fz}\sin^2(\epsilon)$, $m_{56} = M_f ej + I_{fz}\sin(\epsilon)$, $m_{66} = I_{fz} + M_f e^2$
$r_{34} = -M_f - M_r$, $r_{44} = -M_f k$, $r_{45} = i_{fy}/R_f + i_{ry}/R_r$, $r_{46} = i_{fy}/R_f\sin(\epsilon)$, $r_{47} = l_f$, $r_{48} = -l_r$, $r_{51} = (M_f j + M_r h)g$, $r_{52} = M_f eg - \eta F_{zf}$, $r_{54} = -M_f j - M_r h - i_{fy}/R_f - i_{ry}/R_r$, $r_{56} = -i_{fy}/R_f\cos(\epsilon)$, $r_{61} = M_f eg - \eta F_{zf}$, $r_{62} = (M_f eg - \eta F_{zf})\sin(\epsilon)$, $r_{64} = -M_f e - i_{fy}/R_f\sin(\epsilon)$, $r_{65} = i_{fy}/R_f\cos(\epsilon)$, $r_{66} = -K$, $r_{67} = -\eta$, $r_{71} = \frac{C_{f2}}{\sigma_f}$, $r_{72} = \frac{C_{f2}sin(\epsilon) + C_{f1}\cos(\epsilon)}{\sigma_f}$, $r_{73} = -\frac{C_{f1}}{\sigma_f}$, $r_{74} = -\frac{C_{f1}}{\sigma_f}l_f$, $r_{76} = \frac{C_{f1}}{\sigma_f}\eta$, $r_{77} = -\frac{1}{\sigma_f}$, $r_{81} = \frac{C_{r2}}{\sigma_r}$, $r_{83} = \frac{C_{r1}}{\sigma_r}$, $r_{84} = \frac{C_{r1}}{\sigma_r}l_r$, $r_{88} = -\frac{1}{\sigma_r}$

Définition des paramètres du modèle de Sharp	
g	gravité
ϵ	angle de chasse
η	chasse mécanique
K	coefficient amortissement de la direction
F_{zf}	charge verticale sur le pneumatique avant
C_{rxz}	Produit d'inertie du corps arrière
M_f, M_r	masse des corps
j, h	dimensions géométriques (*)
k, e	dimensions géométriques (*)
l_f, l_r	dimensions géométriques (*)
R_f, R_r	rayon des roues
i_{fy}, i_{ry}	inerties des roues autour de Y
I_{fx}, I_{rx}	inerties des corps autour de X
I_{fz}, I_{rz}	inerties des corps autour de Z

(*) Pour plus de détails le lecteur pourra se référer à [23].

Liste des symboles

ABS	Anti-lock Braking System
ADAS	Advance Driver Assistance Systems
ANR	Agence Nationale de la Recherche
ARAS	Advance Rider Assistance Systems
BS	BikeSim
CI	Conditions Initiales
DDL	Degré de Liberté
DLC	Double Changement de Ligne
EI	Entrées Inconnues
ESP	Electronic Stability Program
IBISC	Informatique, Biologie Intégrative et Systèmes Complexes
IMU	Inertial Measurement Unit
LMI	Linear Matrix Inequality
LPV	Linéaire à Paramètre Variant
MSC	Motorcycle Stability Control
NL	Non-Linéaire
OEI	Observateur à Entrée Inconnue
STI	Systèmes de Transport Intelligents
TCS	Traction Control System
TS	Takagi-Sugeno
UEVE	Université Evry Val d'Essonne
V2RM	Véhicule à Deux-Roues Motorisés
V4RM	Véhicule à Quatre-Roues Motorisés
VIROLO++	Étude de la prise de virage en moto : applications à la formation et aux STI