

Table des matières

Introduction Générale.....	17
1.1. Problématique et contexte du travail	17
1.2. Trajectoire de sécurité	21
1.2.1. Définition	21
1.2.2. Topologie d'un virage de sécurité [2]	22
1.2.2.1. La zone d'entrée.....	23
1.2.2.2. La zone de découverte	23
1.2.2.3. La zone de sollicitation	24
1.2.2.4. La zone de sortie	24
1.2.3. Application	25
1.2.3.1. Evaluation objective de la prise des virages	25
1.2.3.2. Entraînement/réentraînement des conducteurs	25
1.3. Objectif des travaux.....	26
1.4. Contributions	26
1.5. Organisation du document.....	27
Chapitre 2 : Reconstruction de trajectoires Moto.....	29
2.1. Géométrie des véhicules deux roues motorisés.....	29
2.1.1. Descriptif d'un véhicule à deux roues.....	29
2.1.2. Eléments de base de la géométrie d'un V2RM	31
2.1.3. L'effet gyroscopique de la roue	32
2.1.4. Prise de virage en moto	33
2.1.4.1. Le contre braquage.....	34
2.1.4.2. Le roulis	34
2.1.4.3. Le tangage.....	34
2.1.4.4. Le lacet.....	34
2.1.5. Angles de carrossage.....	35
2.2. Modèles cinématiques	36
2.2.1. Modèle de Cossalter	37
2.2.1.1. Angle de braquage effectif.....	38
2.2.1.2. Courbure de la trajectoire.....	39
2.2.2. Modèle bicyclette	40
2.2.2.1. Calcul de l'angle braquage effectif « Δ ».....	40
2.2.2.2. Calcul du rayon de courbure des roues	43
2.2.2.3. Méthode de tracé de trajectoire	43

2.2.3.	Modèle de Meijaard	45
2.2.3.1.	Les degrés de libertés de ce modèle.....	46
2.2.3.2.	Les équations linéarisées du mouvement.....	48
2.3.	Techniques de localisation.....	49
2.3.1.	Localisation absolue.....	50
2.3.1.1.	Les avantages du système GPS [50]	50
2.3.1.2.	Les inconvénients du système GPS [50].....	50
2.3.2.	Localisation à l'estime	51
2.3.2.1.	Les odomètres	51
2.3.2.2.	Les systèmes de navigation inertielle INS	51
2.3.2.3.	Systèmes de références et de coordonnées	52
2.3.2.4.	Reconstitution de la position à partir des données inertielles	54
2.3.2.5.	Avantages et inconvénients de la localisation à l'estime.....	56
2.3.2.6.	Comparaison entre les deux systèmes de positionnement GPS et INS	56
2.3.3.	Méthodes de fusion de données (localisation hybride)	57
2.3.3.1.	Filtre de Kalman	57
2.3.3.2.	Fusion de données GPS/INS.....	61
2.3.3.3.	Fusion des données INS/Odomètre.....	64
2.4.	Reconstruction des trajectoires : Etat de l'art.....	65
2.4.1.	Reconstruction de trajectoires motos	65
2.4.2.	Reconstruction de trajectoires des voitures	67
2.4.3.	Tableau de synthèse des travaux cités.....	68
2.5.	Conclusion.....	69
Chapitre 3 : Plateforme et Méthodologie d'évaluation		72
3.1.	Plateforme expérimentale et circuit des expérimentations	73
3.1.1.	Architecture du système	73
3.1.2.	Capteurs embarqués	74
3.1.3.	Circuit des expérimentations.....	75
3.2.	Prétraitement des données capteurs	76
3.2.1.	Filtrage des données capteurs.....	77
3.2.1.1.	Caractérisation des signaux.....	77
3.2.1.2.	Synthèse des filtres	80
3.2.2.	Correction de la trajectoire de référence	83
3.3.	Validation des données expérimentales.....	86
3.3.1.	Synchronisation des données par rapport au GPS.....	86
3.3.2.	Remplacement des données manquantes et aberrantes	88

3.4. Conclusion.....	89
Chapitre 4 : Evaluation des méthodes de reconstruction de trajectoires V2RM.....	92
4.1. Trajectoire de référence	92
4.2. Evaluation des modèles cinématique.....	93
4.2.1. Validation du modèle géométrique	93
4.2.1.1. Ligne droite	93
4.2.1.2. Angle guidon avec offset	94
4.2.1.3. Deux offset de signe différent.....	94
4.2.1.4. Trajectoire mixte.....	95
4.2.1.5. Combinaison des cas précédents.....	95
4.2.2. Evaluation des modèles cinématiques.....	96
4.2.3. Evaluation des méthodes de localisation.....	98
4.2.3.1. Implémentation de la fusion INS/GPS.....	98
4.2.3.2. Evaluation de la fusion INS/GPS.....	100
4.2.3.3. Evaluation de la fusion INS/Odomètre	101
4.3. Conclusion.....	102
Chapitre 5 : Méthode de reconstruction proposée.....	104
5.1. Méthode proposée : Fusion INS/Odm améliorée	104
5.1.1. Correction de l'odométrie	105
5.1.1.1. Modèle de rayon de la roue proposé	105
5.1.1.2. Validation du model de correction.....	105
5.1.2. Correction du cap : le filtre de Madgwick.....	107
5.1.3. Compensation de l'effet « Lever arm ».....	109
5.1.4.1. Approche de compensation.....	109
5.2. Comparaison du filtre de Madgwick avec des méthodes récentes	114
5.2.1. Algorithme 1 : CAHRS	115
5.2.2. Algorithme 2 : Filtre de Kalman linéaire combiné à une correction géométriquement intuitive en deux étapes	116
5.2.3. Algorithme 3 : Filtre de Kalman à état d'erreur adaptatif (AESKF)	118
5.2.4. Les résultats de comparaison.....	119
5.3. Conclusion.....	122
Conclusion générale et perspectives	124
Annexe A : Système GPS.....	127
Annexe B : Architecture système et instrumentation.....	131
Références bibliographiques	137

Liste des figures

Figure 1. Répartition des personnes morts ou blessées selon le mode de déplacement en 2017. [8]	18
Figure 2. Part des usagers des véhicules motorisés dans le trafic et la mortalité en 2017. [8]	18
Figure 3. Evolution du nombre de personnes morts par catégorie d'usagers depuis 2000. [8]	19
Figure 4. Types d'accidents par catégorie d'usagers de la route : source ONISR. [8]	20
Figure 5. Représentation schématique du projet VIROLO++	21
Figure 6. Virage de sécurité (correcte en vert) [2]	22
Figure 7. Topologie d'une trajectoire de sécurité [2]	23
Figure 8. Trajectoire de sécurité pour un virage à droite [3]	24
Figure 9. Trajectoire de sécurité pour un virage à gauche [3]	25
Figure 10. Structure cinématique d'un véhicule deux-roues motorisé [22]	30
Figure 11. Les principaux mouvements d'un véhicule deux-roues motorisé.	30
Figure 12. Géométrie d'un véhicule deux-roues motorisé [22].	32
Figure 13. Effet gyroscopique [35]	33
Figure 14. Configuration du véhicule dans un virage [35].	33
Figure 15. Les trois mouvements de rotation de la moto	35
Figure 16. Reconstruction de la trajectoire moto à partir des modèles cinématiques	37
Figure 17. Angle de braquage cinématique « Δ » [22]	38
Figure 18. Rayon de la trajectoire [22]	39
Figure 19. Illustration de l'angle de chasse et l'angle guidon [35]	41
Figure 20. Rotation du guidon et de la base « e_1, e_2, e_3 » [35]	41
Figure 21. Angle de braquage au sol dans le plan [35]	42
Figure 22. Modèle cinématique de la moto [35]	43
Figure 23. Calcul du premier point dans un repère adapté [35]	43
Figure 24. Changement de repère [35]	44
Figure 25. Schéma du modèle géométrique	45
Figure 26. Les paramètres du modèle bicyclette	46
Figure 27. Configuration et variables dynamiques	48
Figure 28. Fonctionnalités d'un système de navigation inertiel	52
Figure 29. Le référentiel mobile « b » pour une moto.	53

Figure 30. Le repère de navigation « NED »	53
Figure 31. La mécanisation de l'INS dans le repère de navigation [14]	56
Figure 32. Mode non couplé	62
Figure 33. Mode faiblement couplé en boucle ouverte	63
Figure 34. Mode faiblement couplé en boucle fermée	63
Figure 35. Mode fortement couplé	64
Figure 36. Schéma de la fusion des données INS/Odomètre	65
Figure 37. Architecture du système	74
Figure 38. La moto instrumentée par l'équipe de l'ANR	74
Figure 39. Le circuit de la « Ferté Gaucher » cartographié sur IGN	76
Figure 40. Exemple de données de la centrale inertielle acquises à l'arrêt de la moto	77
Figure 41. Exemple de données du capteur guidon et des capteurs lasers acquises à l'arrêt de la moto	77
Figure 42. Le spectre du bruit dans les données inertielles	78
Figure 43. Le spectre du bruit dans les données des capteurs guidon et lasers	78
Figure 44. Les spectrogrammes des signaux inertiels	79
Figure 45. Les spectrogrammes des signaux guidon et laser	80
Figure 46. Représentation des signaux accéléromètres et gyromètres bruts (en bleu) et filtrés (en rouge) enregistrés au cours d'une séquence de conduite normale	82
Figure 47. Représentation des signaux guidon et roulis laser bruts (courbes bleus) et filtrés (courbes rouges)	82
Figure 48. Positionnement des capteurs	83
Figure 49. La trajectoire de référence ramenée au point de contact arrière (données simulateur)	84
Figure 50. La trajectoire de référence ramenée au point de contact arrière	85
Figure 51. Ecart latéral entre la trajectoire RTK et celle ramenée au point « Pr »	85
Figure 52. Retard temporel des données RTK	86
Figure 53. Approche de synchronisation des données	87
Figure 54. Relations temporelles entre les divers capteurs	87
Figure 55. Fichier des temps après la synchronisation des données capteurs	88
Figure 56. Reconstitution des échantillons perdus par interpolation	89
Figure 57. La trajectoire de référence	92

Figure 58. Angle de cap de référence.....	93
Figure 59. Résultats ligne droite	93
Figure 60. Résultats angle guidon avec offset.....	94
Figure 61. Résultats de l'application de deux offsets de signes différents	94
Figure 62. Résultats pour une trajectoire mixte	95
Figure 63. Résultats combinaison des cas précédents.....	95
Figure 64. Résultats des modèles cinématiques	96
Figure 65. Angle de cap obtenu par les modèles cinématique	97
Figure 66. Vitesse obtenue à partir des données de l'odomètre.....	97
Figure 67. Reconstruction de la trajectoire moto à partir d'une fusion INS/GPS.....	100
Figure 68. Reconstruction de la trajectoire moto à partir d'une fusion INS/Odomètre	101
Figure 69. Déplacement latéral du point de contact de la roue arrière dans un virage	105
Figure 70. La différence entre la distance parcourue réelle et celle donnée par les odomètres ..	106
Figure 71. Localisation de l'erreur de distance (rayon de roue fixe) de chaque zone de la Figure 70(a) sur la trajectoire et l'angle de roulis correspondant.....	106
Figure 72. Changement du rayon de la roue.	107
Figure 73. Les deux repères "IMU" et de référence "Pr"	110
Figure 74. Données inertielles simulées et calculées	110
Figure 75. Les accélérations de la moto calculées au point de référence « Pr ».....	111
Figure 76. Modèle d'intégration INS/Odomètre.....	111
Figure 77. Les résultats de la méthode INS/Odm traditionnelle et celle proposée	112
Figure 78. Comparaison de l'erreur moyenne.....	113
Figure 79. Comparaison entre virage de référence (courbe noire), solution GPS/INS (courbe rouge) et la méthode proposée (courbe bleue).....	114
Figure 80. Diagramme du filtre complémentaire proposé.	116
Figure 81. Schéma fonctionnel de l'algorithme développé.....	118
Figure 82. Block diagramme de l'algorithme AESKF.....	119
Figure 83. Résultats de la reconstruction de trajectoires d'un V2RM à l'aide de différents algorithmes d'estimation d'attitude.....	119
Figure 84. Comparaison des erreurs RMS	121

Figure 85. Comparaison entre la trajectoire de référence (courbe noire) et la solution INS / Odm à l'aide d'algorithmes d'estimation d'attitude comparés: filtre de Madgwick (magenta), CAHRS (vert), LKF (rouge) et AESKF (cyan) dans les virages de la Figure 39.	121
Figure 86. Schéma des modules principaux de l'algorithme final	122
Figure 87. Structure du signal d'un satellite GPS	128
Figure 88. Le segment de control GPS [52]	128
Figure 89. Principe de fonctionnement du GPS	129
Figure 90. Schéma d'un nœud capteur	133
Figure 91. Nœud capteur Guidon, tours de roues (à gauche) et afficheur (à droite).....	134
Figure 92. Capteur IMU (à gauche) et 10DOF (à droite).....	134
Figure 93. Carte proprioceptive	135
Figure 94. L'enregistreur des données et son schéma fonctionnel	135

Liste des Tableaux

Tableau 1. Les paramètres du modèle représenté sur la Figure 26, les valeurs indiquées sont assez fines pour ne pas induire d'erreurs importantes dans les calculs.	47
Tableau 2. Synthèse des travaux de l'état de l'art.....	68
Tableau 3. Capteurs utilisés et enregistreur de donnée	75
Tableau 4. Comparaison du rapport signal sur bruit (RSB) des trois filtres utilisés.....	81
Tableau 5. Précision obtenue pour chaque méthode de reconstruction de trajectoire	102
Tableau 6. Résultats expérimentaux des méthodes INS/GPS et INS/Odm améliorée dans les 4 virages	113
Tableau 7. L'erreur moyenne quadratique « RMS » et l'écart type de la trajectoire obtenue en utilisant les méthodes précédentes	120
Tableau 8. Résultats Expérimentaux de la reconstruction des virages moto	120

CHAPITRE I

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Introduction Générale

1.1. Problématique et contexte du travail

Les véhicules deux roues motorisés (V2RM ou 2RM) constituent un moyen de transport de plus en plus convoité par la société moderne, qui cherche à optimiser le temps afin de mieux gérer le quotidien, notamment grâce à la possibilité d'éviter les engorgements du trafic routier. Ce type de véhicules offre aussi une grande liberté de conduite dans le milieu urbain et rural. Ce sont également des véhicules plus compacts faciles à manœuvrer qui ne présentent pas de contraintes pour le stationnement. Ce constat est renforcé par les derniers chiffres des ventes des V2RM et leur nombre croissant dans le trafic routier.

Dans les pays en voie de développement, les V2RM représentent souvent un moyen de transport principal. Tandis que dans les pays industrialisés, ce sont souvent des véhicules complémentaires, utilisés aussi bien pour des trajets professionnels que pour les trajets « de loisir ». Par ailleurs, dans les villes à forte démographie où la pollution devient une préoccupation majeure, les V2RM s'avèrent être une solution adaptée. Cependant, cette augmentation du nombre d'utilisateurs des V2RM est directement corrélée avec une hausse du nombre d'accidents.

Selon l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), chaque année dans le monde, 1,14 millions de personnes décèdent dans un accident routier et 20 à 50 millions sont blessés, dont beaucoup d'entre eux gardent une invalidité à vie à la suite de leurs blessures. L'OMS estime que, sans aucune action soutenue, les accidents de la route deviendront, selon les projections, la septième cause de mortalité mondiale d'ici à 2030.

D'un point de vue « type de l'utilisateur de la route », l'étude de l'OMS [6, 13] a montré que près de 50% des morts sur les routes, à l'échelle internationale, sont des utilisateurs vulnérables « non carrossés » : les piétons, les cyclistes et les conducteurs des véhicules à deux-roues motorisés.

Par ailleurs, derrière les pertes humaines et handicaps irréversibles des accidents de la route se cachent des pertes économiques considérables (traitements médicaux, enquêtes, dommages subis par les véhicules et les infrastructures, baisse ou absence d'activité pour la victime ou ses proches qui sont parfois amenés à interrompre leur travail pour s'occuper de la victime handicapée). D'après l'étude [15], le coût des accidents de la route dans le monde est estimé à plus de 500 milliards de dollars chaque année. À une échelle plus locale, les accidents de la route coûtent à la plupart des pays entre 2% et plus de 5% de leur Produit Intérieur Brut (PIB) [6] selon les ressources économiques du pays.

En France, l'Observatoire National Interministériel de la Sécurité Routière (ONISR) s'occupe des études d'accidentologie. Il publie chaque année des rapports statistiques complets sur les accidents de la route afin de faire connaître les tendances de l'accidentalité pour en comprendre les mécanismes à travers des analyses thématiques. Les données publiées proviennent du fichier national des accidents corporels de la circulation routière fournis par les forces de l'ordre qui les remplissent obligatoirement à la suite d'un accident de la route impliquant des dommages corporels.

Les résultats du dernier rapport définitif pour 2017 [8] sont résumés dans la Figure 1 et la Figure 2. La Figure 1 montre la répartition de la mortalité et de la blessure sur les routes françaises en

fonction du mode de transport et la Figure 2 représente la part des usagers des véhicules motorisés dans le trafic et la mortalité. Les statistiques montrent un bilan alarmant pour les usagers des véhicules deux-roues motorisés qui sont considérés les plus vulnérables. Ces usagers représentent 23% des morts (669 motocyclistes et 117 cyclomotoristes tués en 2017, presque un quart des morts sur le réseau routier) et 31% des blessés hospitalisés malgré qu'ils représentent à peine 2% du trafic motorisé. Le sur-risque des usagers des deux-roues motorisés est particulièrement élevé : le risque d'être tué pour un motocycliste ou un cyclomotoriste, conducteur ou passager, rapporté à sa part dans le trafic motorisé, est 21 fois plus élevé que pour les occupants de véhicules de 4 roues.

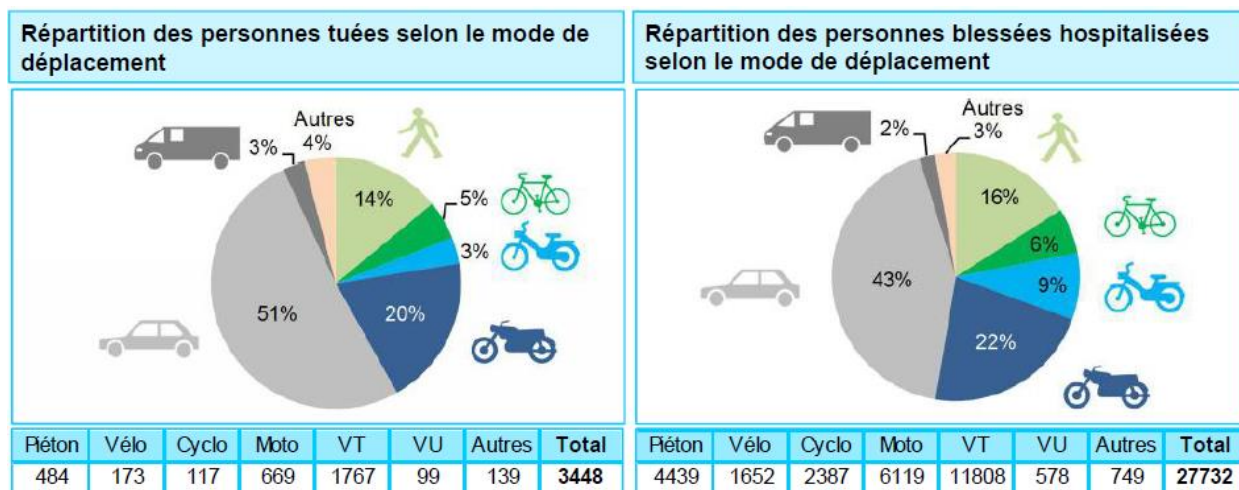


Figure 1. Répartition des personnes morts ou blessées selon le mode de déplacement en 2017. [8]

Part dans le trafic des véhicules motorisés en 2017		Part des usagers dans la mortalité 2017
	1,9%	3,4%
		19%
	76%	51%
	17%	2,9%
	5%	1,5%

Figure 2. Part des usagers des véhicules motorisés dans le trafic et la mortalité en 2017. [8]

La Figure 3 illustre l'évolution de la mortalité routière par catégorie d'usagers depuis l'année 2000. Il est clair que toutes les catégories d'usagers de la route n'ont pas bénéficié de manière homogène de cette tendance à la baisse de la mortalité routière. Alors que depuis plusieurs années, le nombre total d'accident tend à diminuer, celui impliquant les motards reste alarmant. En 2017, la mortalité motocycliste a augmenté de + 9,1 % (+ 56 décès) par rapport à 2016. Entre 2000 et 2010, le nombre de motocyclistes tués a baissé de - 26 % (- 2,9 % par an en moyenne). La baisse entre 2010 et 2017 du nombre de tués est de - 5 % (- 0,7 % par an en moyenne), elle est presque trois fois plus faible que celle de l'ensemble des usagers.

Les V2RMs restent encore à ce jour, malgré une baisse générale des accidents, un mode de transport particulièrement risqué qui classe ses utilisateurs dans la catégorie des usagers très vulnérables. En effet, les jeunes âgés de 18 à 34 ans représentent 43 % des motocyclistes tués et 42 % des blessés hospitalisés malgré le fait qu'ils ne constituent que 20 % de la population. Les questions sociales et économiques sont importantes; la mort d'un jeune homme/femme coûte en moyenne 1,4 million d'euros à la communauté en France. Les conducteurs novices sont particulièrement les plus touchés. Selon les statistiques de l'ONISR, les motocyclistes novices ont 4 fois plus de risque d'être tués dans un accident de la route que les motocyclistes expérimentés [7]. Cette situation est particulièrement préoccupante lorsque l'on considère qu'en moyenne, plus de 600000 personnes deviennent novices chaque année.

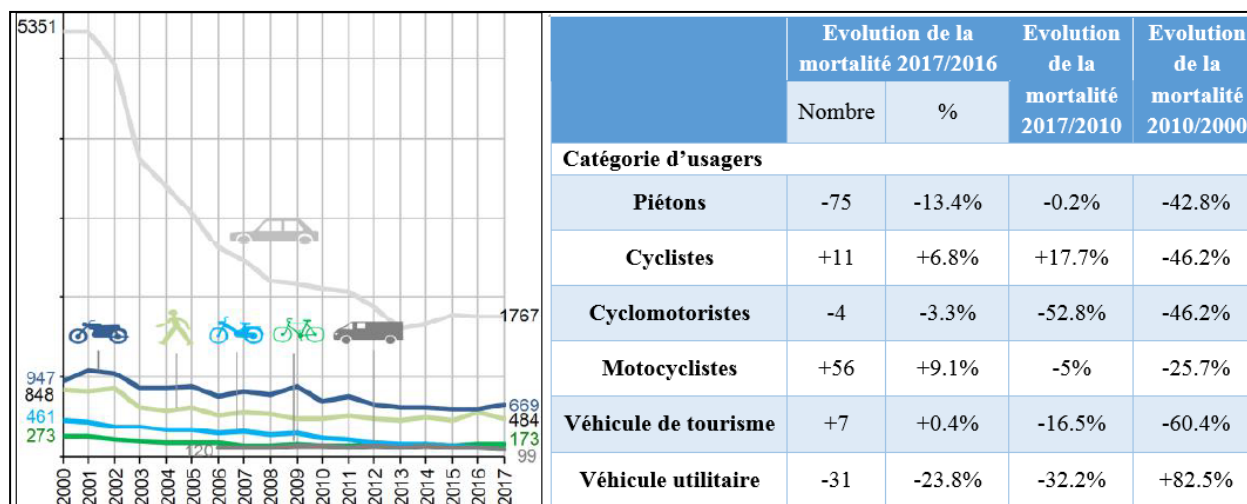


Figure 3. Evolution du nombre de personnes morts par catégorie d'usagers depuis 2000. [8]

Selon les statistiques d'accidentologie, les accidents impliquant un V2RM sont classés en deux grandes catégories (Figure 4) : accidents sans tiers identifié (véhicule seul) et accidents impliquant d'autres usagers. L'analyse de la mortalité en fonction des différents types d'usagers impliqués montre qu'en terme de nombre de personnes tués sur la route pour l'année 2017, les accidents véhicules seuls, c'est-à-dire circulant librement sur la chaussée sans interaction ou collision avec un autre véhicule, représentent 39% et 32% des accidents mortels pour les motocyclettes et les cyclomoteurs respectivement.

Le conducteur d'un V2RM est particulièrement vulnérable en courbe. Plus de 50% des accidents impliquant un véhicule seul sont dus à la perte de contrôle dans les virages (y compris les ronds-points et les intersections), du fait de la nécessité d'incliner le véhicule afin de contrer les forces centrifuges et de compenser l'inertie engendrée par un changement de direction.

Toutefois, le changement de la trajectoire en courbe est une manœuvre délicate. Les facteurs responsables sur la survenue d'accidents en virage sont de plusieurs types [1] : différence entre la vitesse d'approche et la vitesse admissible en courbe, manque de prévisibilité de la courbe (manque de signalisation), manque de visibilité sur la courbe, réduction de rayon dans la courbe, longueur de la courbe, etc. En effet, il faut prendre en compte que les V2RM sont une catégorie caractérisée par un comportement dynamique spécifique constamment à la limite de stabilité. Leurs gabarits et performances engendrent des difficultés particulières d'interaction avec les autres usagers de l'espace routier.

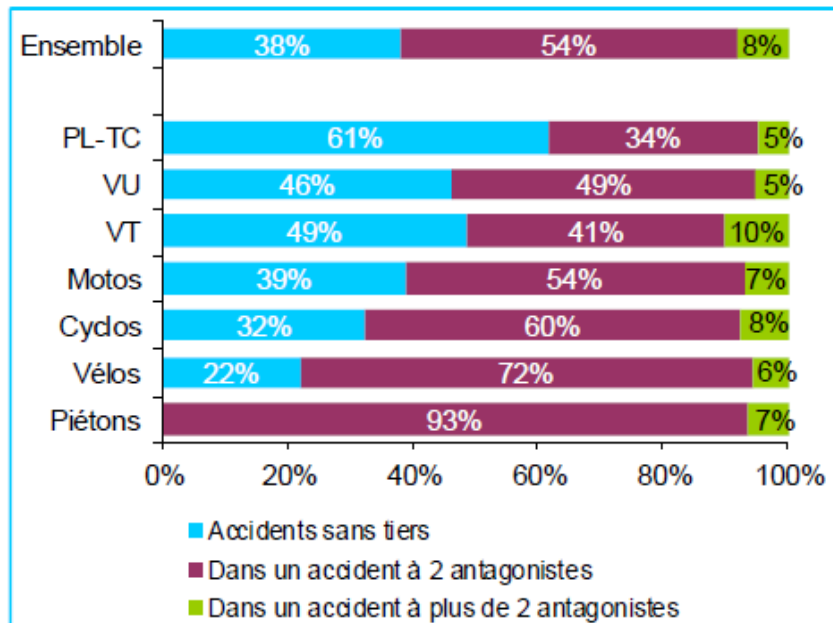


Figure 4. Types d'accidents par catégorie d'utilisateurs de la route : source ONISR. [8]

Ces statistiques alarmantes attestent que la sécurité de ces usagers devient un enjeu majeur dans nos sociétés.

Les V2RMs sont très en retard dans le domaine de la sécurité par rapport à l'automobile. La raison principale est la dynamique particulière des V2RMs ce qui rend la conception d'un système de sécurité adapté à ce type de véhicules particulièrement complexe.

Né de ce constat alarmant, le projet VIROLO++, dans lequel s'inscrivent mes travaux de thèse, s'attache à combler le manque de connaissance sur les pratiques réelles de conduite en virage des conducteurs professionnels et non professionnels. Son objectif est de réduire la mortalité (et les blessures incapacitantes) liée aux pertes de contrôle en courbe en proposant des solutions innovantes pour la formation ou le réentraînement à la conduite ou à l'usage des conducteurs reprenant la conduite des V2RMs en développant :

1. des connaissances sur les pratiques effectives de prise de virage et sur les trajectoires réalisées, par la réalisation d'expérimentations permettant de mesurer objectivement les paramètres de la conduite et les interactions entre le conducteur et son véhicule,
2. un modèle cybernétique du contrôle de la trajectoire s'approchant au plus près possible de ce qui est réalisé par les conducteurs et permettant de proposer des pistes de recherche sur des dispositifs de sécurité actifs en virage (i.e. dispositifs prenant tout ou partie du contrôle du véhicule),
3. des outils « hors ligne » pour l'évaluation objective des pratiques de prise de virage, utilisables pour la formation initiale et/ou continue. Il s'agit, à partir des données enregistrées de reconstruire « finement » les trajectoires réalisées et de les comparer à des trajectoires « de sécurité », dites « de références », tenant notamment compte de la visibilité dans le virage mais aussi de critères de minimisation de la consommation en carburant,
4. un curriculum sur simulateur de conduite moto « bas-coût » permettant d'entraîner/ré-entraîner aux pratiques sécuritaires de prises de virage,
5. des outils « en ligne » pour la quantification du risque dès l'approche du virage, outils utilisables notamment en formation et après permis par les conducteurs novices,

6. Un raffinement des simulateurs motos “haut de gamme” existants chez les partenaires (IFSTTAR) grâce aux connaissances acquises sur les pratiques de prise de virage d'une population variée de conducteurs de motos.

Le projet est structuré autour de l'utilisation d'une moto instrumentée. L'instrumentation étant plus ou moins lourde en fonction des exigences des différentes études à mener. La figure suivante montre l'organisation des tâches scientifiques et les applications ciblées.

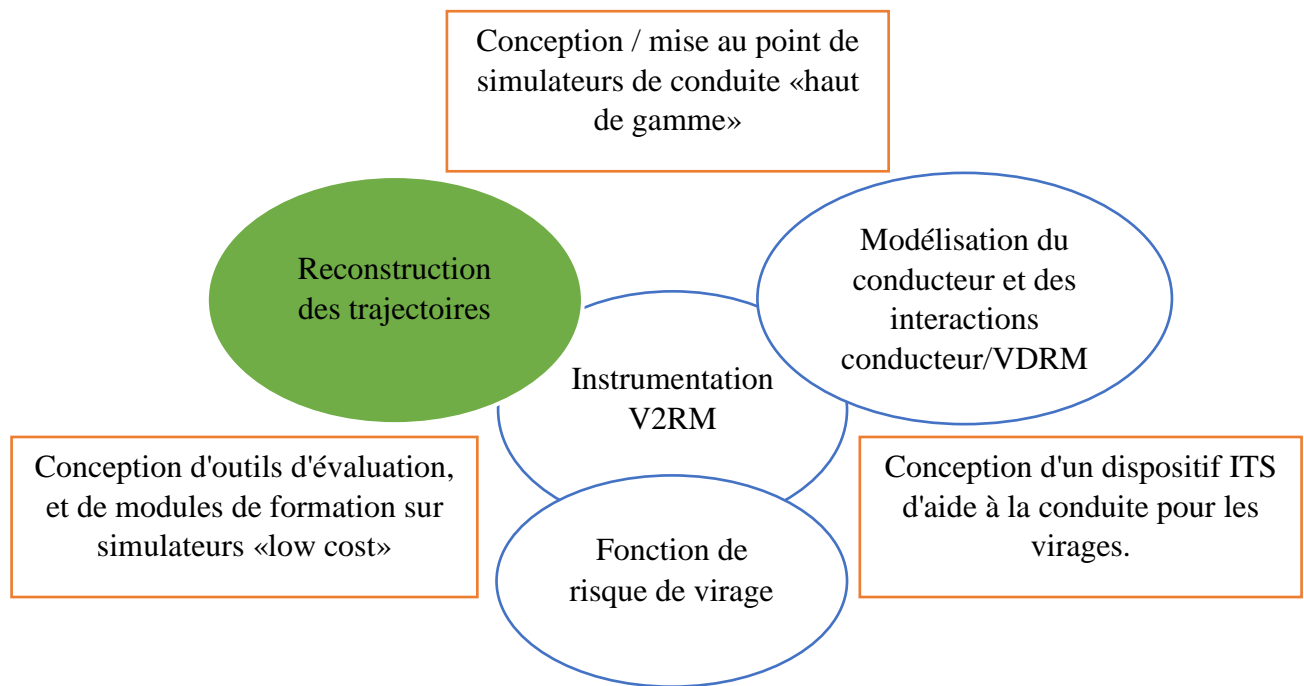


Figure 5. Représentation schématique du projet VIROLO++

Jusqu'à aujourd'hui, aucun système existe permettant l'évaluation objective de la prise de virage. Cette évaluation fait l'objet d'une appréciation « imprécise » d'un instructeur de la gendarmerie française.

Dans le cadre du projet VIROLO++, les travaux de cette thèse portent sur la reconstruction précise des trajectoires des V2RM qui représente un outil important pour l'évaluation objective des pratiques de prise de virage et la caractérisation des trajectoires réalisées par rapport à une trajectoire de sécurité. Les algorithmes développés pourront ainsi être utilisés pour la conception d'un système de reconstruction de trajectoires moto afin de mieux former les conducteurs à apprendre, à estimer et à adopter la trajectoire de sécurité [2] qui a pour but de permettre un passage en courbe optimal tout en conservant une marge de manœuvre et une sécurité maximale.

1.2. Trajectoire de sécurité

1.2.1. Définition

La trajectoire dite **de sécurité** (Figure 6, courbe verte) a pour but de permettre un passage en courbe optimale du point de vue de la marge de manœuvre et de la sécurité maximale.

L'idée principale de la trajectoire de sécurité (ou « de confort ») consiste à resserrer la trajectoire vers l'intérieur de la courbe uniquement lorsque le conducteur voit la totalité du virage, jusqu'à sa sortie. Son principe est le suivant [2]:

- dans un virage en aveugle, il faut rester en extérieur jusqu'à voir la sortie ;
- dans un virage avec visibilité, il faut rester en extérieur jusqu'à ce que la roue avant soit à la hauteur de l'axe de sortie.

Si cette technique est appliquée correctement, elle permet au pilote de conduire en toute sécurité, car elle lui permet d'anticiper les dangers et les risques potentiels, de toujours se placer à l'avance, de gérer son allure avec anticipation, de voir le plus loin possible... et donc de ne jamais se trouver surpris dans le virage.

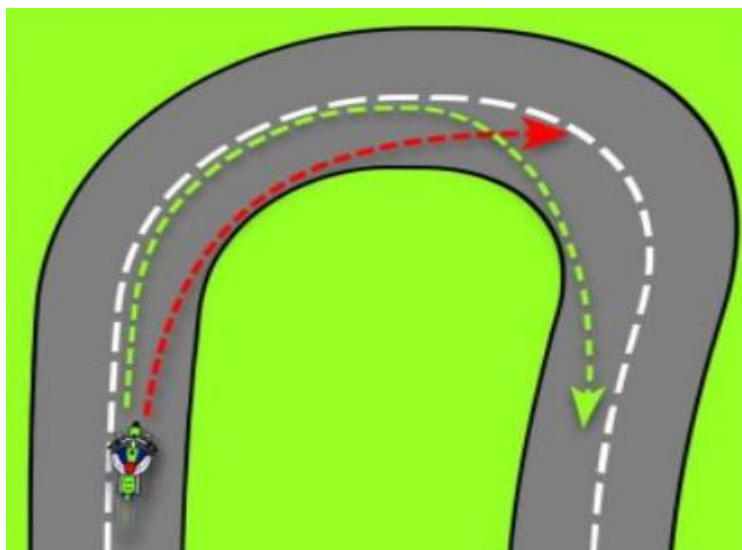


Figure 6. Virage de sécurité (correcte en vert) [2]

Cette trajectoire a été codifiée par la gendarmerie depuis des décennies, enseignée au Centre National de Formation des Motocyclistes de la Gendarmerie de Fontainebleau depuis 1967. Elle est appliquée par des milliers de motocyclistes de la gendarmerie, de la police et des douanes. Elle a prouvé son efficacité par une mise en œuvre simple.

1.2.2. Topologie d'un virage de sécurité [2]

Dans tout virage, tant que le pilote reste sur la route, il y a forcément un point d'entrée et un point de sortie. Entre ces deux points, le pilote tâchera de passer au point haut plutôt que d'aller au point de corde. En effet, la position de la moto sur la chaussée, c'est-à-dire la trajectoire, est fonction de l'enchaînement de trois points :

- un point d'entrée,
- un point haut,
- et un point de sortie.

De ces trois points découlent les quatre zones qui décomposent le virage de sécurité.

La trajectoire de sécurité est découpée en quatre zones résumées par le sigle EDSR : entrée, découverte (entre l'entrée et le point haut), sollicitation (entre le point haut et la sortie) et reprise (Figure 7). Chaque zone correspond à une action du pilote afin d'appliquer la trajectoire dite de sécurité.

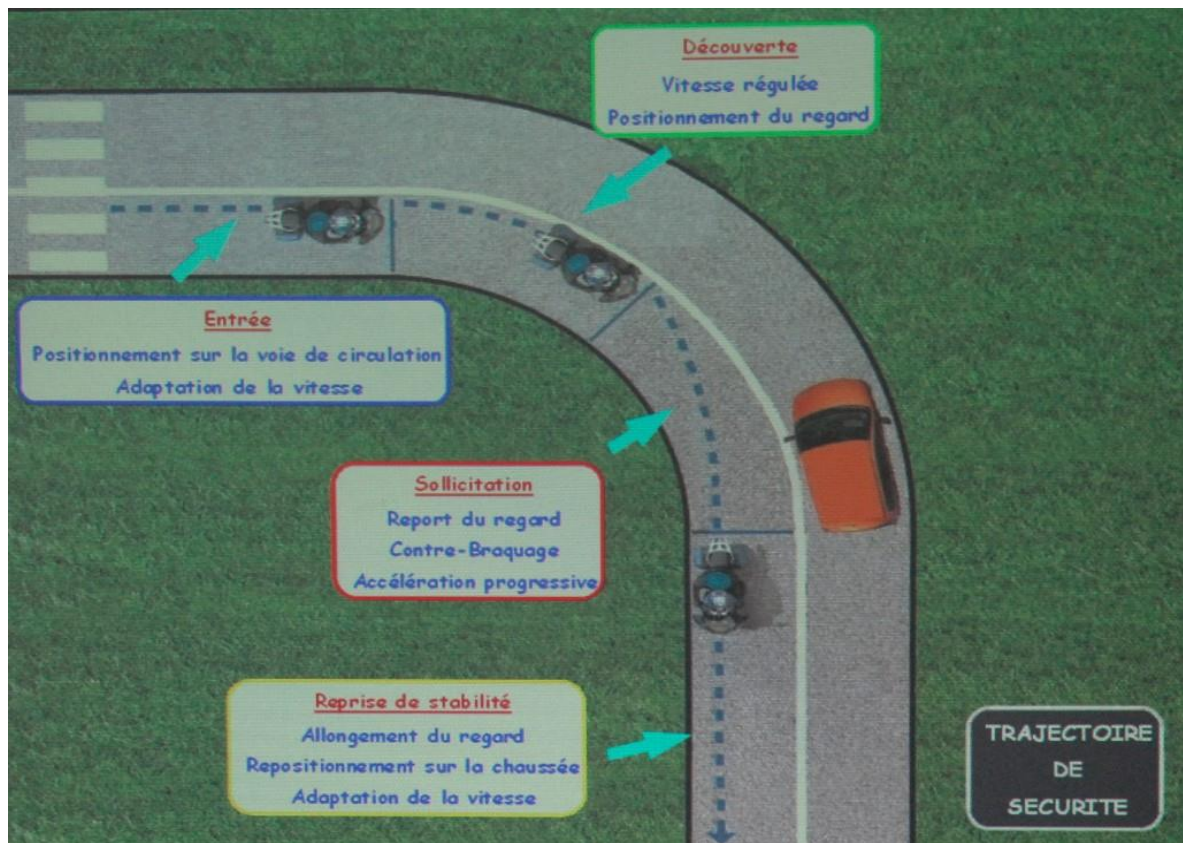


Figure 7. Topologie d'une trajectoire de sécurité [2].

1.2.2.1. La zone d'entrée

Dans la Figure 8 (a), la zone d'entrée est en bleu. Dans cette zone, le motard reste droit, en ligne sur sa moto. C'est là, très en amont du virage, qu'il choisit son positionnement le plus tôt possible sur la chaussée en fonction de l'orientation du virage : à gauche près de l'axe médian si c'est un virage vers la droite (Figure 8) où à droite si c'est un virage à gauche (Figure 9). Il ne faut pas attendre le dernier moment pour se placer afin de se présenter en entrée de virage avec une moto stable, sans transfert de masse ni changement d'inclinaison.

C'est aussi pendant ce temps, avant d'entamer le virage, que le pilote adapte sa vitesse en ralentissant, c'est-à-dire en décélérant (au moins un peu), voire en freinant avec la moto droite, et surtout en rétrogradant au moins un rapport pour gagner de la motricité, donc améliorer l'adhérence et la maniabilité afin de pencher plus facilement et de pouvoir ré accélérer plus fort en sortie.

En ce qui concerne le regard sur l'entrée du virage, il est très important de procéder à des « coups d'œil d'évaluation », des regards rapides vers la sortie du virage afin d'obtenir des informations, inspecter le revêtement et rechercher les indices qui aident à la lecture du virage.

1.2.2.2. La zone de découverte

Dans cette zone, et selon le type de virage, la vitesse et l'adhérence du revêtement, le pilote va choisir entre le déhanché intérieur ou extérieur en utilisant les appuis du pied et du genou intérieurs. Ici, en commençant à s'inscrire en courbe, le conducteur reste sur l'extérieur à vitesse stabilisée (l'accélération doit rester constante dans cette phase et demeurer la même que depuis l'entrée).

Dans la méthode « trajectoire de sécurité », le conducteur doit placer son regard le plus loin possible vers la sortie du virage, en « filmant » des yeux toute la trajectoire qu'il veut suivre et ne pas s'affranchir de la moindre partie. Dès qu'il aperçoit la sortie du virage, donc le point de sortie (illustré dans la Figure 8 (b) par le signe « a »), il se trouve au point haut, c'est-à-dire au début de la zone de sollicitation.

1.2.2.3. La zone de sollicitation

Ici, le conducteur « sollicite » la machine, à la fois en l'inclinant et en accélérant : il « contrebraque » pour incliner la moto et accélère progressivement. La gestion des appuis s'accroît, le conducteur sort les épaules, les bras toujours souples, les genoux serrés.

Une fois la sortie est repérée, le conducteur peut voir ce qui suit le virage. Donc, il peut s'y adapter, se replacer en fonction de ce qui arrive.

Pour le regard, le conducteur doit faire un report sur le point de corde du virage, matérialisé par « b » dans la Figure 8 (c).

1.2.2.4. La zone de sortie

C'est la zone de reprise de stabilité (Figure 8 (d)) où le conducteur revient droit en ligne sur la moto. C'est là où il redresse la moto, reprend de la vitesse si c'est un bout droit ou il prépare l'entrée dans le virage suivant en adaptant l'allure et le placement.

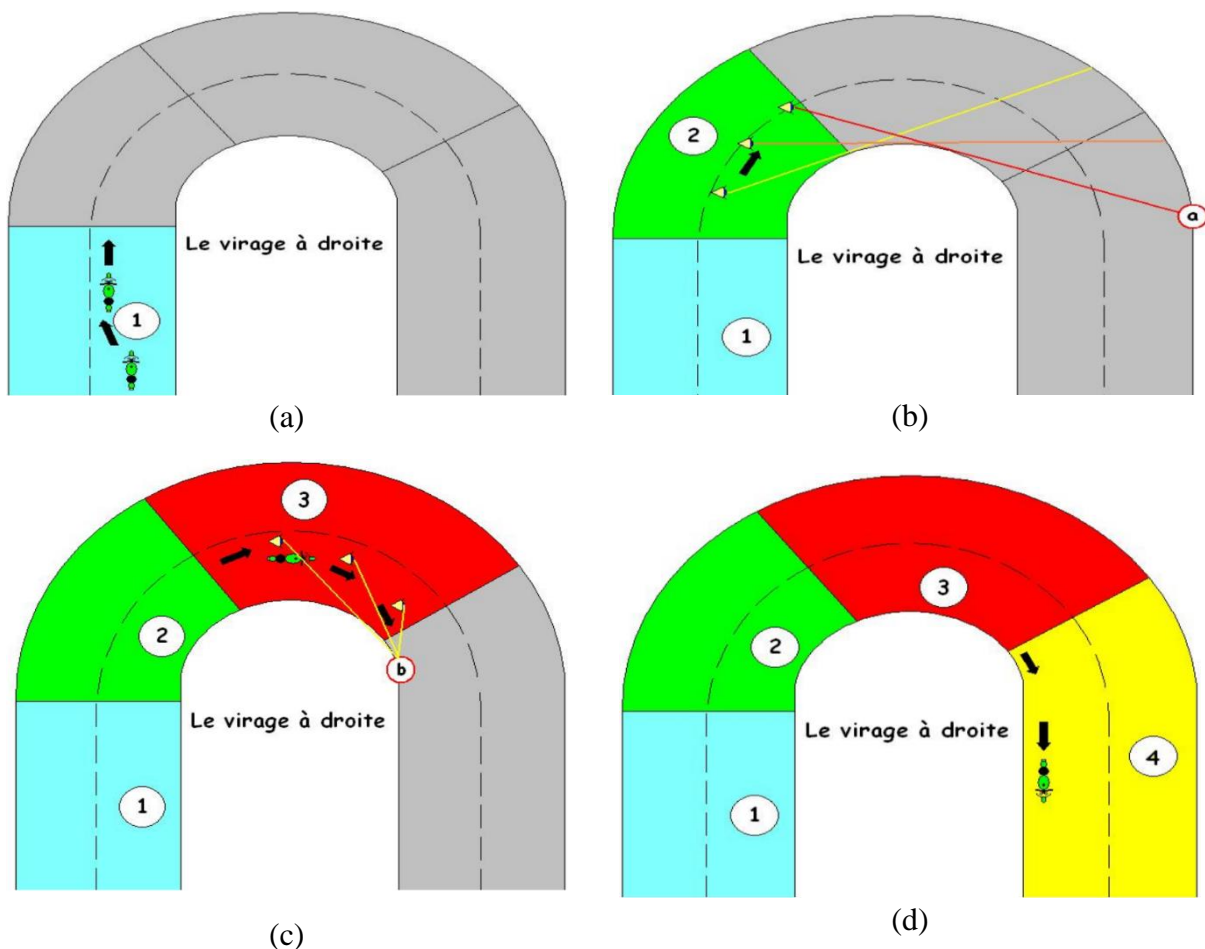


Figure 8. Trajectoire de sécurité pour un virage à droite [3].

En fonction de ce qui suit, le pilote se mettra sur l'extérieur dans le cas d'un virage dans le même sens, sur l'intérieur dans le cas d'un virage dans l'autre sens, au milieu de la demi-voie de droite dans le cas d'une ligne droite.

La Figure 9 illustre la technique de la trajectoire de sécurité pour un virage à gauche.

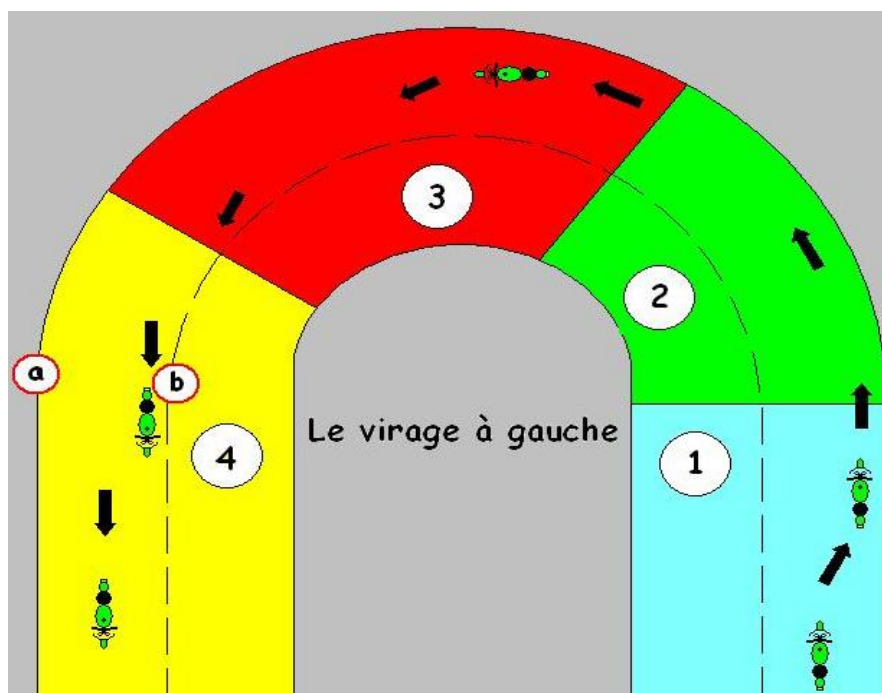


Figure 9. Trajectoire de sécurité pour un virage à gauche [3].

1.2.3. Application

Dans la conduite d'un véhicule V2RM, la **trajectoire** est très essentielle: la soigner permet d'adopter une conduite « fluide », donc d'abattre des kilomètres sans se fatiguer, sans consommer outre mesure de l'essence, des pneus et des plaquettes de freins, le tout en conservant une marge de sécurité en cas d'obstacle imprévu.

Le but de la trajectoire de sécurité est de permettre une bonne anticipation, fondée sur la lecture de l'asphalte et du trafic. En effet, cette technique est utilisée dans plusieurs applications.

1.2.3.1. Evaluation objective de la prise des virages

Il s'agit, à partir des données enregistrées de reconstruire « finement » les trajectoires réalisées par les conducteurs dans les virages et de les comparer aux virages "de sécurité", dites aussi "de références" dont le but est l'évaluation objective des pratiques de prise de virage.

1.2.3.2. Entraînement/réentraînement des conducteurs

La technique « trajectoire de sécurité » permet au pilote de conduire rapidement et en toute sécurité et d'anticiper les dangers et les risques potentiels. Cette technique est utilisée pour mieux former les conducteurs dans leur apprentissage et pour les aider dans leur entraînement/réentraînement : comment prendre un virage d'une manière sûre et en toute sécurité et donc d'éviter la perte de contrôle et un accident fatal.

Une meilleure compréhension du comportement des conducteurs lors de la prise des virages permet aussi de mettre en place de nouvelles mesures de formation (initiale ou continue) pour les conducteurs.

1.3. Objectif des travaux

L'objectif de ces travaux de thèse est de proposer un algorithme, suite à une évaluation/sélection, utilisant des capteurs bas coût pour reconstruire les trajectoires moto, avec une bonne précision, lors de la prise des virages. L'algorithme développé sera utilisé afin d'évaluer et d'examiner de manière objective la manière dont les conducteurs négocient leurs virages. Il sera également utilisé pour la formation initiale et le réentrainement afin d'améliorer la formation des conducteurs, à estimer et à adopter la trajectoire de sécurité. Cela dans un objectif d'augmenter la sécurité, l'efficacité et le confort des motards. Le défi consiste à atteindre une précision de reconstruction de trajectoire en utilisant un système embarqué et des capteurs bas coût, avec une solution alternative à la combinaison de systèmes INS / GPS traditionnels. Le V2RM utilisé pour cette étude est une moto instrumentée par l'équipe du projet VIROLO ++ [4].

Grâce à des conducteurs expérimentés (instructeurs) et non expérimentés (stagiaires) de la gendarmerie nationale française, une base de données de conduite a été constituée sur le circuit « La Ferté Gaucher » par l'équipe VIROLO ++ [4, 5].

La reconstruction de trajectoire d'une moto, avec capteurs bas couts, nécessitera des sources d'informations multiples : capteurs proprioceptifs (inertiel, odomètre), capteur externe (GPS), ou extéroceptif (laser), ainsi qu'une base de données cartographiques. Une série de trajets avec un véhicule instrumenté a permis de constituer une base de données expérimentale comprenant tous ces capteurs. Le véhicule avait la particularité de disposer d'une part de capteurs « standards » pouvant être produits pour l'industrie automobile, et d'autre part, des capteurs dits précis ou « haute précision » fournissant des informations de référence comme les GPS RTK. Les mesures de référence permettront d'évaluer la qualité des mesures « standards » et enfin les résultats des algorithmes exploitant ces mesures « standards ».

1.4. Contributions

Les principales contributions de nos travaux sont les suivantes :

- Une étude de reconstruction de trajectoire moto utilisant des algorithmes et des capteurs ad hoc. La reconstruction des virages est mise en évidence, notamment pour la sécurité des conducteurs.
- Identification d'un système optimal et bas coût à partir d'une instrumentation multi-capteurs et des approches de reconstruction de trajectoires différentes, au-delà de la simulation.
- Une solution alternative aux systèmes INS / GPS, qui permet une reconstruction de trajectoire avec une haute précision. Les résultats sont donnés à l'aide d'un jeu de données réel fourni par différents conducteurs.

1.5. Organisation du document

Ce manuscrit de thèse comporte, outre cette introduction générale, la problématique et les objectifs assignés dans ces travaux de thèse, cinq autres chapitres qui présentent l'état de l'art et les travaux de recherche réalisés. Ils sont suivis de la section conclusion générale et les perspectives.

Dans le chapitre 2, nous présentons un état de l'art des travaux de recherche liés à la reconstruction de trajectoires des véhicules deux-roues motorisés afin d'avoir un aperçu sur les méthodes utilisées et les combinaisons des capteurs les plus pertinents donnant la meilleure précision possible. Ce chapitre est consacré aussi à la description géométrique du véhicule V2RM et les éléments qui influencent la reconstruction de la trajectoire. Il introduit le modèle physique d'une moto et met l'accent sur les grandeurs utiles à mesurer pour avoir une bonne connaissance du comportement du véhicule. Ces grandeurs sont la base sur laquelle le choix des capteurs était fait.

Le chapitre 3 présente la méthodologie d'évaluation et les moyens expérimentaux mis en œuvre dans le cadre de nos travaux afin de reconstruire les trajectoires des véhicules V2RM. Dans un premier temps, nous décrivons le système multi-capteur utilisé, les différents capteurs installés sur le véhicule et la base de données recueillie (protocole expérimental). La suite du chapitre introduit les prétraitements et la validation des données expérimentales qui consistent en la caractérisation des signaux, le filtrage du bruit, la synchroniser les données capteurs et le traitement des valeurs manquantes et aberrantes respectivement.

Dans le chapitre 4, nous présentons une étude comparative des résultats de l'évaluation de méthodes de reconstruction des trajectoires des véhicules deux roues motorisés présentées dans l'état de l'art en utilisant le jeu de données réel acquis lors des expérimentations.

Le chapitre 5 présente la méthode proposée dans ces travaux de thèse pour une reconstruction précise des trajectoires. Nous démontrons le gain obtenu en terme de précision par rapport à la méthode la plus utilisée dans la littérature, « fusion des données GPS/INS ». La suite du chapitre s'attache à présenter une comparaison de l'approche proposée pour l'estimation de l'attitude avec les méthodes récentes proposées dans la littérature.

Une conclusion de ce manuscrit **rappellera** les différentes étapes du travail effectué ainsi que les résultats obtenus et les perspectives de recherche découlant de ces travaux de thèse.

CHAPITRE 2

RECONSTRUCTION DE TRAJECTOIRE MOTO:

ETAT DE L'ART

Chapitre 2 : Reconstruction de trajectoires Moto

Dans le cadre de cette thèse, nous avons développé des outils de reconstruction des trajectoires des deux roues motorisée. Pour ce faire, plusieurs moyens de positionnement ont été mis en œuvre pour augmenter la précision. Afin d'avoir un aperçu sur les techniques utilisées et les combinaisons des capteurs les plus pertinentes donnant la meilleure précision possible, nous abordons dans ce chapitre les travaux réalisés par la communauté scientifique traitant la reconstruction des trajectoires ainsi que la précision qui en résulte, les méthodes et capteurs utilisés (pour chaque cas).

2.1. Géométrie des véhicules deux roues motorisés

La conception d'un système de reconstruction de trajectoire pour les véhicules V2RM nécessite des connaissances sur la géométrie, la cinématique et la dynamique d'un tel système complexe, compte tenu des contraintes mécaniques afin de comprendre les dépendances entre les forces appliquées sur ce système et les consignes du conducteur. En effet, dans ce chapitre nous présentons les principales caractéristiques géométriques d'un véhicule V2RM. Nous expliquons aussi les principes de base qu'il est nécessaire d'acquérir pour la bonne compréhension de la conduite d'un V2RM.

Dans notre étude, nous nous sommes basés sur les deux principales références qui se sont intéressées à ce sujet :

- R. Sharp : qui dans les années 1970, s'est intéressé au modèle moto et aux équations du mouvement des deux-roues [16,17, 18, 19, 20, 21]
- Vittore Cossalter : l'auteur du livre « motorcycle dynamics » [22] ainsi que de nombreux articles sur la dynamique moto, la modélisation du pneu et les simulateurs des deux-roues.

2.1.1. Descriptif d'un véhicule à deux roues

Un véhicule à deux roues est une structure mécanique composée de plusieurs éléments. Le moteur et les transmissions génèrent les efforts de traction et assurent leur transmission aux roues. Le châssis, la suspension et la fourche de direction ont pour vocation de guider le véhicule, la transmission des forces de traction et de freinage tout en assurant le confort du conducteur. Le châssis est destiné à abriter l'ensemble des éléments et permet de supporter et transmettre les efforts nécessaires au roulement de la moto. Les forces de freinage sont produites par le dispositif de freinage [23].

Dans son livre [22], V. Cossalter définit un V2RM, en considérant les suspensions comme étant rigides, comme un simple mécanisme spatial composé de quatre corps rigides :

- le corps arrière (le châssis, la selle, le réservoir, le moteur et le groupe de transmission) ;
- le corps avant (la fourche, le mécanisme de direction et le guidon) ;
- la roue avant ;
- la roue arrière.

Ces corps rigides sont reliés par trois articulations tournantes (l'axe de direction et les deux essieux de la roue) et sont en contact avec le sol à deux points de contact roue / sol, comme indiqué dans la Figure 10.

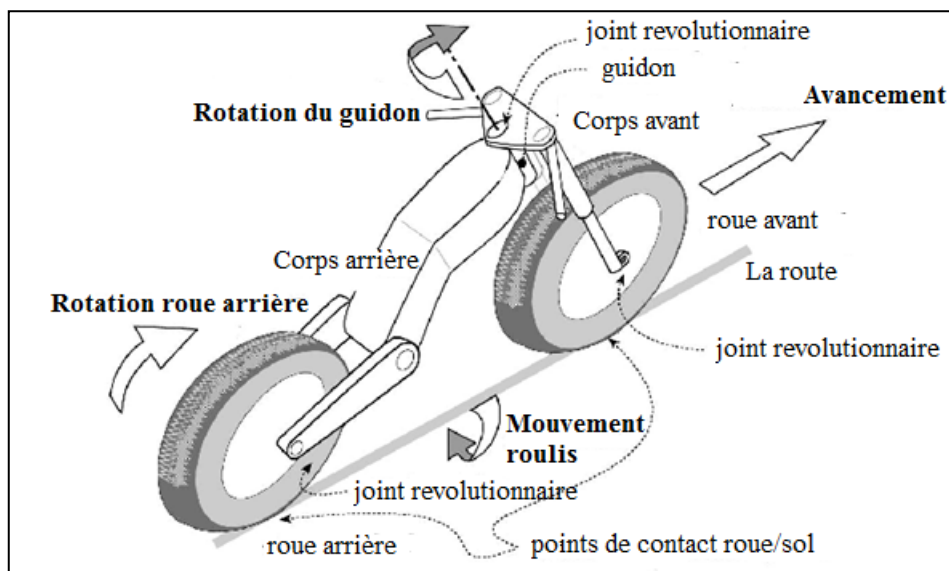


Figure 10. Structure cinématique d'un véhicule deux-roues motorisé [22]

Tenant compte des mouvements des quatre corps, les contraintes qui les relient ensemble et les contraintes des contacts pneu/sol, d'après Cossalter [22] un V2RM possède trois degrés de liberté associés à trois mouvements principaux :

- Le mouvement longitudinal de la moto (représenté par la rotation de la roue arrière).
- Le mouvement de roulis autour de la ligne droite qui relie les points de contact des roues avec le plan de la route.
- Le mouvement de braquage (rotation du guidon).

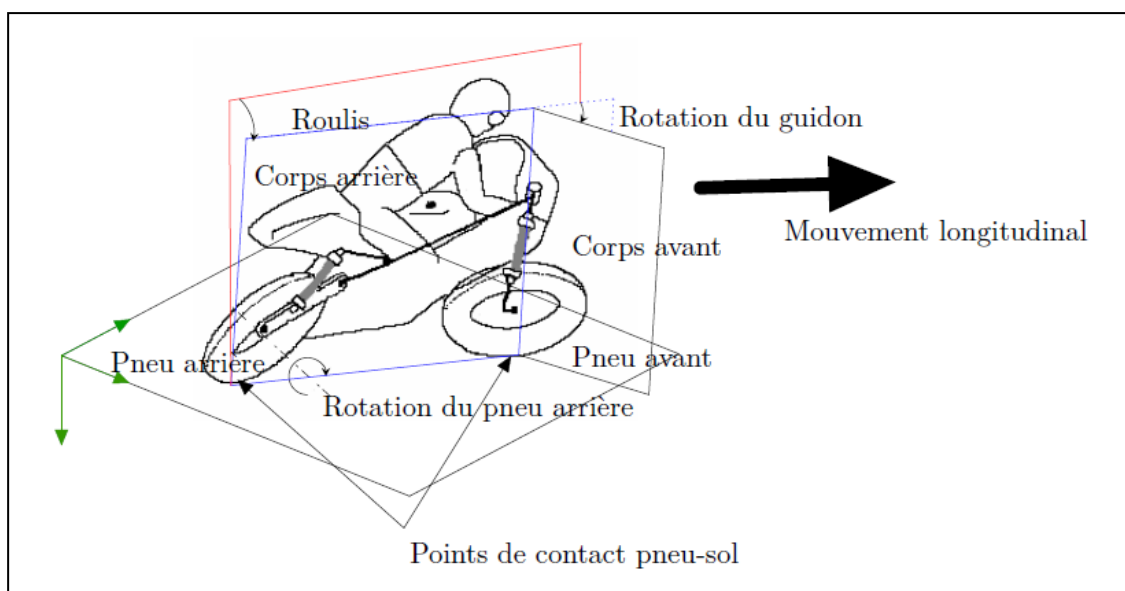


Figure 11. Les principaux mouvements d'un véhicule deux-roues motorisé.

Pendant la conduite, le pilote gère ces trois mouvements en fonction de son style personnel et ses compétences. Le mouvement résultant et la trajectoire effectuée dépendent d'une combinaison, dans le domaine temporel, des trois mouvements relatifs aux trois degrés de liberté. Ceci génère une manœuvre, parmi des milliers possibles, qui représente le style personnel du pilote.

Ces considérations ont été formulées en supposant un mouvement sans glissement. Mais, en réalité, la génération des forces longitudinales (forces d'entraînement et de freinage) et des forces latérales nécessite un certain degré de glissement dans les deux sens, en fonction des conditions de la route. Le nombre de degrés de liberté dans ce cas est sept :

- déplacement vers l'avant de la moto
- angle de roulis
- angle de braquage
- glissement longitudinal de la roue avant (de freinage)
- glissement longitudinal de la roue arrière (poussée ou freinage),
- glissement latérale de la roue avant
- glissement latéral de la roue arrière.

2.1.2. Eléments de base de la géométrie d'un V2RM

Nous présentons dans cette partie les principales caractéristiques géométriques d'un V2RM.

La Figure 12 présente un modèle simple d'un V2RM, constitué d'un châssis, un guidon et deux roues montées sur des pneumatiques indéformables et schématisée sous forme de deux corps solides toroïdaux à sections circulaires. Ce modèle provient de l'étude cinématique de V. Cossalter [22] qui donne les caractéristiques importantes d'une moto.

- **Angle de chasse « ϵ » :** l'angle que fait le guidon avec la perpendiculaire de la roue au sol, au point de contact avec la roue : l'inclinaison entre l'axe de direction et l'axe vertical. Cet angle a une très grande importance sur le comportement routier de la moto. Un angle de chasse faible implique une rapidité dans la direction mais peut engendrer des guidonnages (phénomène de vibrations). Inversement, un angle de chasse grand implique plus de stabilité mais une direction lourde.
- **Empattement « E » :** la distance entre le point de contact de la roue avant et celui de la roue arrière. Plus ce paramètre est grand, plus la moto sera stable (tiendra son cap en ligne droite), mais difficile à contrôler latéralement (vivacité en virage). Plus il est petit, plus le contrôle latéral est facile mais la moto est moins stable.
- **Offset de la fourche « d » :** la distance entre l'axe de rotation du mécanisme de direction et l'axe parallèle à ce dernier passant par le centre du pneu avant ;
- **Les rayons des roues :** avant et arrière « R_f » et « R_r ».
- **Les rayons de la section transversale des pneus :** avant et arrière « t_f » et « t_r ».

Certains paramètres géométriques importants peuvent être exprimés en fonction des variables précédents :

- **La chasse normale :** $a_n = R_f \sin(\epsilon) - d$ (1)
- **La chasse mécanique :** la distance entre le point de contact de la roue avant avec le sol et le point d'intersection de l'axe de direction avec la ligne de sol (l'axe horizontal).

$$a = \frac{a_n}{\cos(\epsilon)} = R_f \tan(\epsilon) - \frac{d}{\cos(\epsilon)} \quad (2)$$

Ces paramètres sont mesurés avec une moto en position verticale et l'angle de braquage du guidon positionné à zéro.

Les paramètres géométriques les plus utilisés pour décrire la géométrie d'un V2RM sont : l'angle de chasse, l'empattement et la chasse mécanique [22].

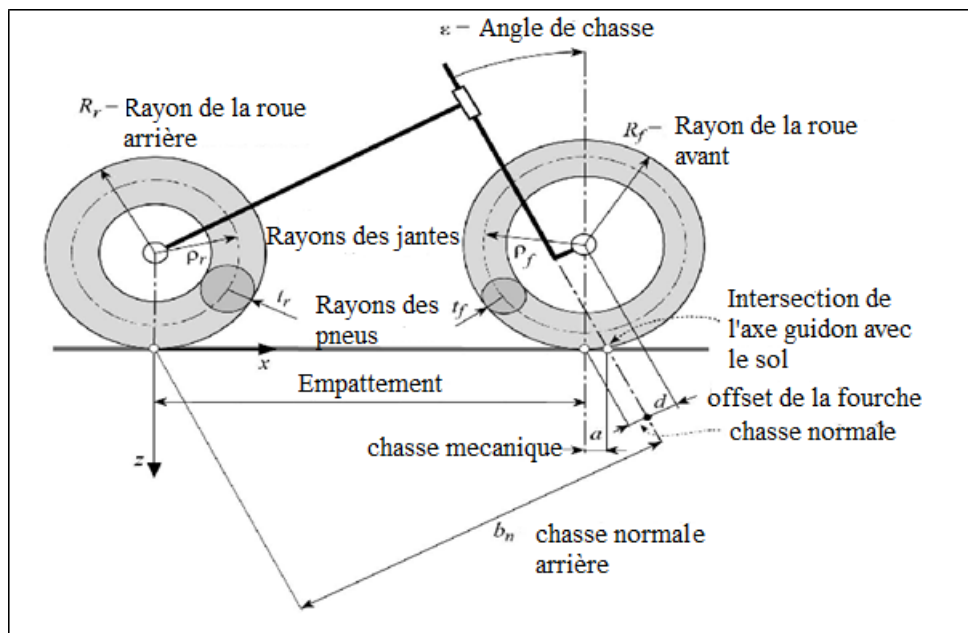


Figure 12. Géométrie d'un véhicule deux-roues motorisé [22].

Un effet dynamique a également un rôle prépondérant sur l'évolution de la moto et sur son comportement : c'est l'effet gyroscopique de la roue.

2.1.3. L'effet gyroscopique de la roue

La rotation d'une roue de moto engendre un phénomène physique, appelé effet gyroscopique qui permet de maintenir la roue en équilibre autour de son axe central, lors de sa rotation. Plus elle tournera vite, plus l'effet sera important.

Cet effet est fortement lié à la vitesse de rotation. Il s'oppose alors à tout mouvement cherchant à modifier la position de la roue, en particulier par rapport aux plans de la route. La modification de l'axe de rotation du moyeu de la roue est impliquée lorsque que l'on essaye de faire tourner la roue. Quel que soit l'angle que l'on souhaite lui donner et son axe, elle revient à son équilibre, soit horizontal (une toupie) soit vertical (une roue).

Pour vaincre cet effet (en virage par exemple), il faut exercer sur le guidon un effort d'autant plus important que l'allure est élevée, d'où l'inclinaison de la moto.

La force exercée sur le guidon que l'on tient est transmise à la roue. Inversement, la roue transmet des informations de la force au travers de la fourche et du guidon. Pour déclencher l'inclinaison de la moto vers le côté intérieur du virage, il faut exercer une force contraire sur le guidon, en braquant vers le sens contraire de la courbure du virage. Cet effet s'appelle le contre braquage.

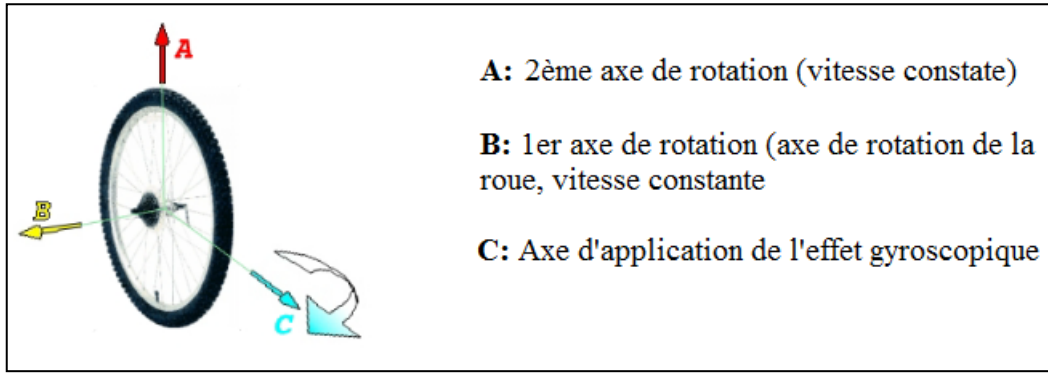


Figure 13. Effet gyroscopique [35]

2.1.4. Prise de virage en moto

Un V2RM présente non seulement une cinématique beaucoup plus complexe que celle d'un véhicule à quatre roues, mais aussi des aspects singuliers.

Lors de la prise de virage, un véhicule deux-roues est, essentiellement, soumis à quatre forces majeures : la force centrifuge, la force de gravité, la charge verticale et la force de glissement latéral. La condition d'équilibre est atteinte lorsque le torseur extérieur de tous ces efforts est nul. Cette condition est concrétisée lorsque la moto est inclinée d'un angle de roulis « φ », fonction de la vitesse longitudinale V et de la courbure du virage ρ_c .

$$\varphi = \arctan\left(\frac{\rho v_x^2}{g}\right) \quad (3)$$

Toutefois, pour réduire l'angle de roulis nécessaire, le conducteur utilise son buste pour créer un transfert de masse dans le même sens que le virage, et donc, de moins pencher la moto et ainsi diminuer les risques de glissement latéral des roues.

L'étude du comportement d'un V2RM en virage ainsi que les différents moments de force qu'il subit a été décrit par Cossalter et son équipe [24, 25, 26] ainsi que par Sharp [27].

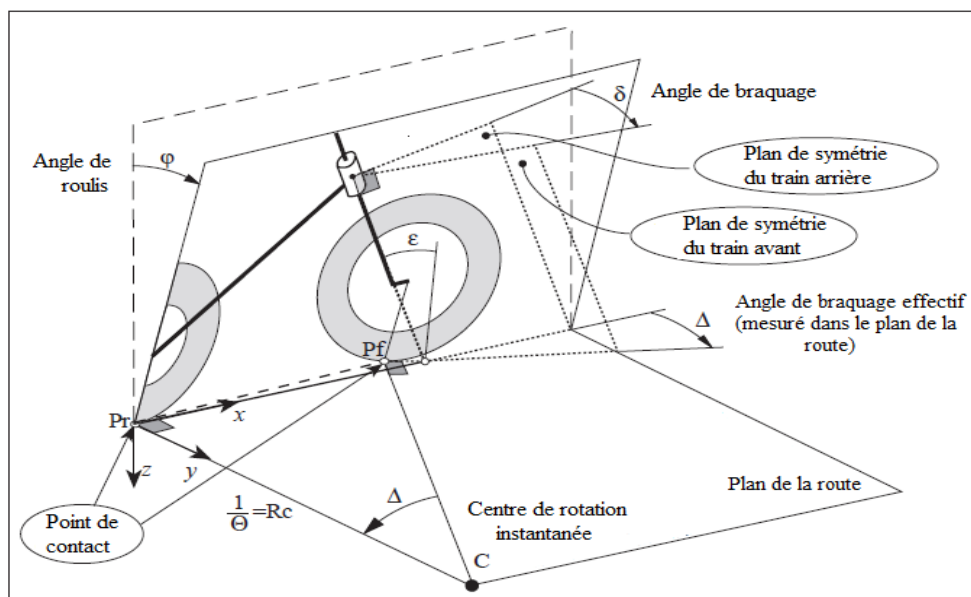


Figure 14. Configuration du véhicule dans un virage [35].

Il faut noter que la technique du contre braquage joue un rôle très important lors de la prise de virage parce qu'elle est la source de tout changement significatif de direction.

La Figure 14 explicite le comportement d'une moto lors de la prise de virage.

2.1.4.1. Le contre braquage

Le contre-braquage, ou braquage inverse, est une technique permettant de négocier correctement un virage à allure soutenue ou même d'éviter un obstacle soudain (uniquement à vitesse élevée). Il s'agit d'amorcer le changement de direction par un basculement de la moto vers l'intérieur du virage à prendre. On provoque cette bascule par une brève action sur le guidon.

L'action de contre braquage se décompose ainsi :

- pour un virage à gauche, pousser sur la partie gauche du guidon
- pour un virage à droite, pousser sur la partie droite du guidon

2.1.4.2. Le roulis

Qui dit moto, dit roulis, principale caractéristique des véhicules deux-roues motorisés. Lors de la prise de virage, l'ensemble pilote + moto s'incline vers l'intérieur du virage d'un angle appelé « roulis » afin de faire face aux forces centrifuges et de garder l'équilibre en virage.

Le roulis, appelé aussi angle d'inclinaison, est le résultat de l'effet gyroscopique sur la moto. Si le pilote veut prendre un virage, il doit tourner le guidon et donc créer un basculement (Effet gyroscopique).

Le roulis est un mouvement de rotation d'un mobile autour de son axe longitudinale. Il dépend donc, dans le cas des V2RMs, de l'angle de braquage par rapport au sol. Ce dernier est fonction de l'angle de braquage du guidon ainsi que l'angle de chasse. Seul l'angle de braquage guidon est facilement mesurable. L'angle de braquage par rapport au sol est déduit du modèle de la moto.

2.1.4.3. Le tangage

Le tangage relève d'un grand intérêt en moto. C'est l'angle de plongé ou de cabrage de la moto matérialisé par une rotation autour de l'axe latéral.

Lors des accélérations (ou décélérations), la moto a tendance à se délester de l'avant (ou de l'arrière), de telle sorte que le couple sur la roue arrière (ou avant) fait lever l'avant (ou l'arrière) de la moto, il y a donc :

- écrasement de l'amortisseur arrière ainsi que le relèvement de l'amortisseur avant lors d'une accélération
- écrasement de l'amortisseur avant ainsi que le relèvement de l'amortisseur arrière lors d'un freinage

Ce phénomène a été mis en évidence par R. Sharp [28] et V. Cossalter [29].

2.1.4.4. Le lacet

Il s'agit de l'orientation de l'axe longitudinal de la moto dans le plan de la route « rotation autour de l'axe vertical de la moto ». Supposons que la moto réalise un virage à angle de braquage

constant, alors l'angle de lacet qu'effectue la moto est l'angle parcouru par la moto par rapport à un centre de rotation fictif à rayon constant.

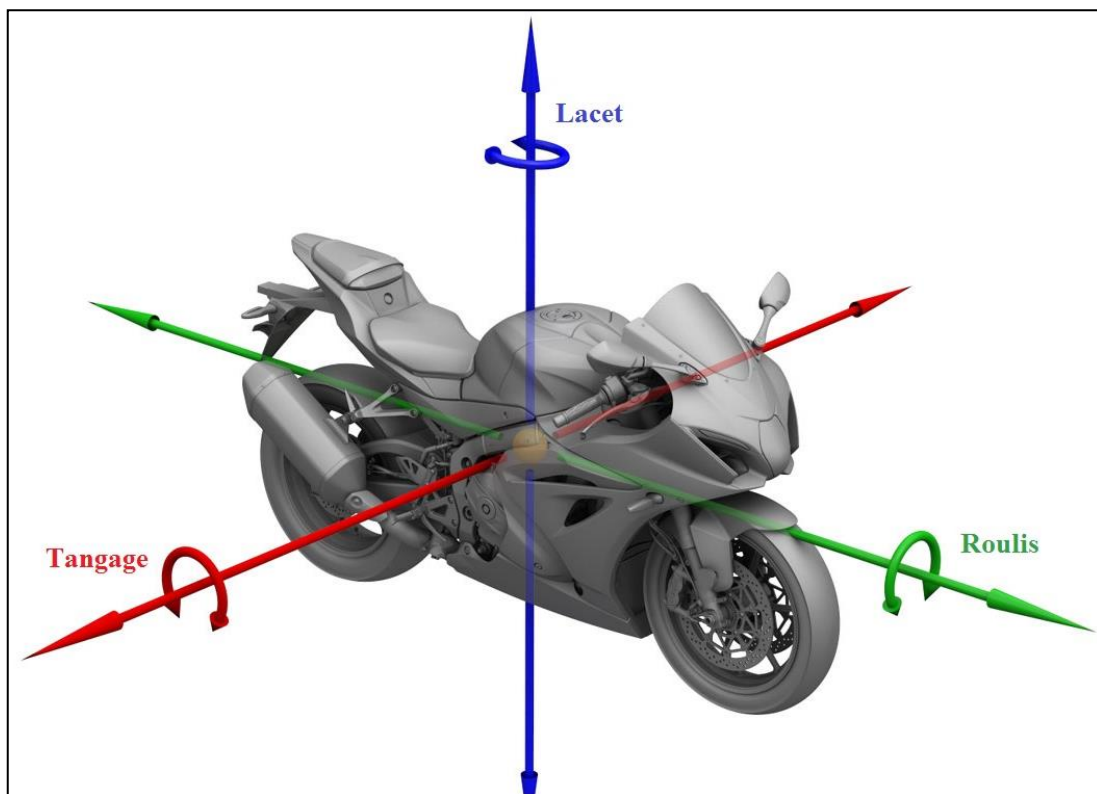


Figure 15. Les trois mouvements de rotation de la moto

Equilibre : Un deux-roues maintient un état d'équilibre tant que les forces externes (gravité, inertie, centrifuge et aérodynamique) annulent celles de la réaction pneu/sol. Dans le cas de :

- conduite en ligne droite : la stabilité est assurée par le conducteur en contrôlant la vitesse longitudinale.
- un virage : le motard applique un couple au guidon afin de contrôler l'angle de roulis de la moto.

2.1.5. Angles de carrossage

Les V2RM ont la particularité de pouvoir atteindre des angles de roulis relativement élevés, pouvant aller jusqu'à 55° [22]. De ce fait, il est important de prendre en compte le carrossage des roues qui est souvent négligé dans les modèles d'automobiles à quatre roues.

La roue arrière est une roue non-directrice, donc l'angle de carrossage est souvent considéré égal à l'angle de roulis du véhicule, sous l'hypothèse de la rigidité de la liaison roue arrière du véhicule.

Pour la roue avant, la rotation du mécanisme de direction entraîne davantage d'inclinaison de la roue avant par rapport à la roue arrière. En négligeant le mouvement de suspension et la flexibilité des roues par rapport au véhicule, les carrossages de la roue avant et arrière sont donnés par [22] :

$$\lambda_r = \varphi \quad (4)$$

$$\lambda_f = \sin^{-1}(\sin\phi + \delta \cdot \sin\epsilon \cdot \cos\phi) \quad (5)$$

avec λ_f et λ_r sont les angles de carrossage des pneus avant et arrière.

2.2. Modèles cinématiques

La modélisation a pour objectif de reproduire le comportement désiré d'un système quelconque. Dans l'étude des systèmes mécaniques, la modélisation est la résolution des équations associées sont des étapes indispensables dans la phase d'étude.

La modélisation nécessite, tout d'abord, une description appropriée du système à étudier. Ici, un véhicule routier constitue un système complexe et rapide, composé d'un certain nombre de sous-systèmes ayant des caractéristiques particulières :

- La présence d'organes de liaison (suspension, direction, etc.) qui génèrent des couplages entre plusieurs mouvements,
- L'environnement de conduite est source de perturbations externes de nature aléatoire,
- Le contact roues-sol est complexe et certaines grandeurs de ce contact sont difficilement quantifiables,
- L'interaction homme-véhicule est susceptible d'affecter les propriétés intrinsèques du système et de changer son comportement dynamique.

Ces dernières contraintes sont généralement contournées par diverses simplifications (linéarisation, etc.).

L'élaboration d'un modèle dynamique rigoureux pour les deux roues reste une tâche complexe. Les différents travaux liés à ce sujet présentent des modèles simplifiés dépendant fortement de la problématique traitée. En effet, l'analyse de la maniabilité ou du contrôle du mouvement des deux roues autour des trajectoires en quasi-équilibre, tel que le mouvement en ligne droite ou en virage, est en général basée sur un modèle linéaire qui découle de la théorie des petites perturbations. Ce type de modèle ne fournit qu'une idée locale sur la dynamique des deux roues.

La littérature propose également des modèles non linéaires pour mieux décrire la dynamique des deux roues. Mais, dans ce cas, certaines hypothèses simplificatrices ont été formulées pour rendre l'obtention de ce modèle plus aisée, telles que, par exemple, le découplage entre la dynamique longitudinale et la dynamique latérale.

En effet, un modèle de moto se compose également de plusieurs parties qui sont :

- la masse suspendue (cadre ou châssis) reliée aux masses non suspendues (roues) par des suspensions (ressorts, amortisseurs),
- 2 masses non suspendues (roues),
- le contact roue/sol,
- des entrées de braquage issues du guidon.

Cependant la modélisation de la moto doit être faite en tenant compte de quelques spécificités qui lui sont liées. En effet, nous pouvons noter que :

- la moto reste instable à l'arrêt sans intervention extérieure,
- l'angle de roulis est beaucoup plus important dans le cas d'une moto. Ce qui peut rendre son renversement plus fréquent,
- l'angle de carrossage est plus important,

- le rôle du pilote est très important puisqu'il agit sur l'angle de guidon pour le maintien de la moto sur sa trajectoire en toute sécurité.

Différents modèles plus ou moins complexes existent selon l'application considérée (mono/multi corps, contact pneu-chaussée simplifié, etc.). Le choix du modèle est très important puisqu'il dépend de la précision que l'on veut avoir, de la puissance de calcul que l'on a, et aussi du nombre de paramètres connus ou identifiables.

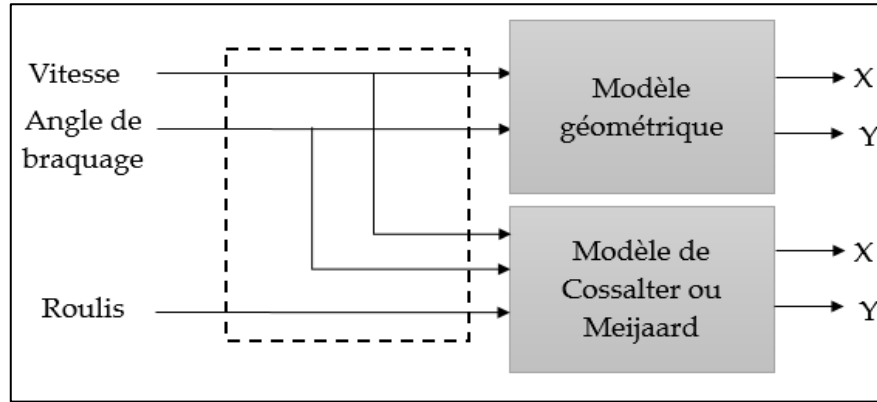


Figure 16. Reconstruction de la trajectoire moto à partir des modèles cinématiques

Le présent contexte vise à caractériser la cinématique des véhicules deux roues afin de comprendre leurs comportements.

Plusieurs modèles cinématiques dans la littérature donnent la position de la moto en fonction d'un certain nombre de données d'entrée (données de capteurs). Parmi ces modèles, notons le modèle géométrique [35], le modèle de V. Cossalter [22] et celui de Meijaard [30] (Figure 16).

Un modèle cinématique est décrit par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} x(k+1) &= x(k) + T_e \cdot V(k) \cdot \cos(\psi(k)) \\ y(k+1) &= y(k) + T_e \cdot V(k) \cdot \sin(\psi(k)) \\ \psi(k+1) &= \psi(k) + T_e \cdot \dot{\psi}(k+1) \end{aligned} \quad (6)$$

- (x, y) : les coordonnées du véhicule V2RM.
- T_e : la période d'échantillonnage.
- ψ : l'angle de lacet (orientation du VDRM)
- E : l'empattement
- V : la vitesse du V2RM.
- $\dot{\psi}$: vitesse du lacet

Pour les trois modèles, la reconstruction de la trajectoire moto est basée sur deux paramètres essentiels : la distance parcourue et l'angle de lacet. Le calcul de l'angle du lacet est basé sur le calcul de l'angle de braquage effectif. Ce dernier distingue les trois modèles que nous allons aborder.

2.2.1. Modèle de Cossalter

Dans son livre «Motorcycle Dynamics, second édition» [22], Vittore Cossalter a donné un modèle de reconstruction de trajectoire moto à base trois degrés de libertés :

- Le mouvement longitudinal de la moto (représenté par la rotation de la roue arrière).
- Le mouvement de roulis autour de la ligne droite qui relie les points de contact des roues avec le plan de la route.
- Le mouvement de braquage (rotation du guidon).

Le calcul du "rayon de la trajectoire" réalisée par la moto est calculé à partir de deux paramètres : l'odométrie et "l'angle de braquage cinématique ou effectif".

2.2.1.1. Angle de braquage effectif

D'un point de vue géométrique, l'angle de braquage « δ » est l'angle entre le plan de la roue arrière et celui de la roue avant. Tandis que l'angle de braquage cinématique est l'intersection de l'angle de braquage « δ » avec le plan de la route « $z = 0$ ».

L'angle de braquage cinématique « Δ » dépend de :

- l'angle de roulis du corps arrière « φ »,
- l'angle de braquage « δ »,
- l'angle de chasse « ε »
- et l'angle de tangage « μ ».

$$\Delta = \arctan \left(\frac{\sin \delta \cdot \cos(\varepsilon + \mu)}{\cos \varphi \cdot \cos \delta - \sin \varphi \cdot \sin \delta \cdot \sin(\varepsilon + \mu)} \right) \quad (7)$$

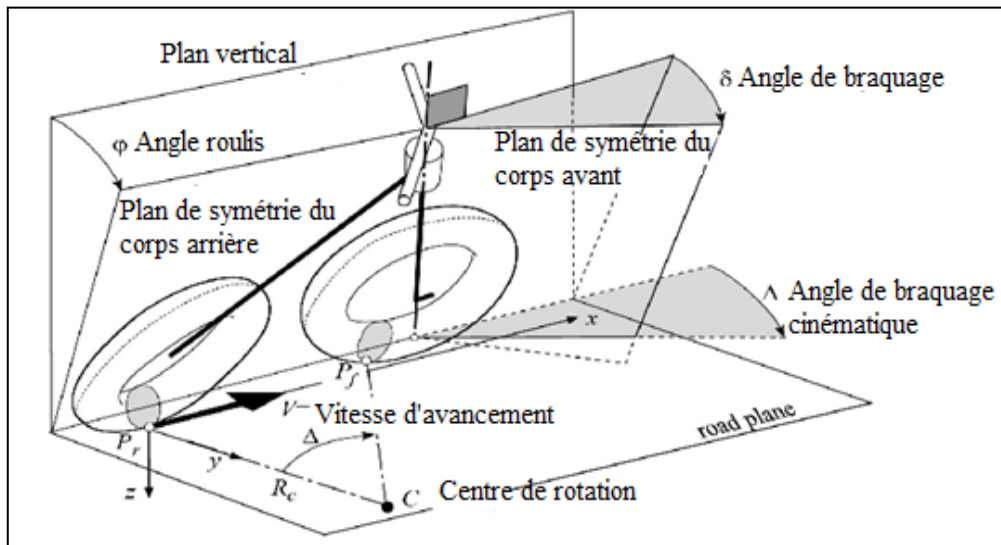


Figure 17. Angle de braquage cinématique « Δ » [22]

Si on ignore l'angle de tangage par rapport à l'angle de chasse et le terme $\sin(\varphi) \cdot \sin(\varepsilon) \cdot \sin(\delta)$ par rapport au terme $\cos(\varphi) \cdot \cos(\delta)$, l'équation de l'angle cinématique de braquage devient :

$$\Delta = \arctan \left(\frac{\cos \varepsilon}{\cos \varphi} \tan \delta \right) \quad (8)$$

A partir de cette équation on peut déduire les conclusions ci-après :

- Seulement si l'angle de roulis « φ » est égale à l'angle de chasse, l'angle de braquage cinématique est égal à l'angle guidon « δ ».

- Une atténuation se produit « $\Delta < \delta$ » pour des valeurs faibles de l'angle roulis. Tandis qu'une amplification « $\Delta > \delta$ » se produit pour des grands angles de roulis,
- Pour des angles de chasse élevés, une grande rotation du guidon est nécessaire pour produire la même valeur de l'angle de braquage cinématique.

2.2.1.2. Courbure de la trajectoire

L'étude cinématique de la trajectoire tracée par la moto, réalisée par Vittore Cossalter [22], est effectuée en supposant qu'il n'y a pas de glissement latéral entre les roues et le plan de la route « braquage cinématique ». La courbure « C » de la trajectoire (l'inverse du rayon de la trajectoire) dépend de la position du point de contact avant « P_f » et de l'angle de braquage cinématique « Δ ».

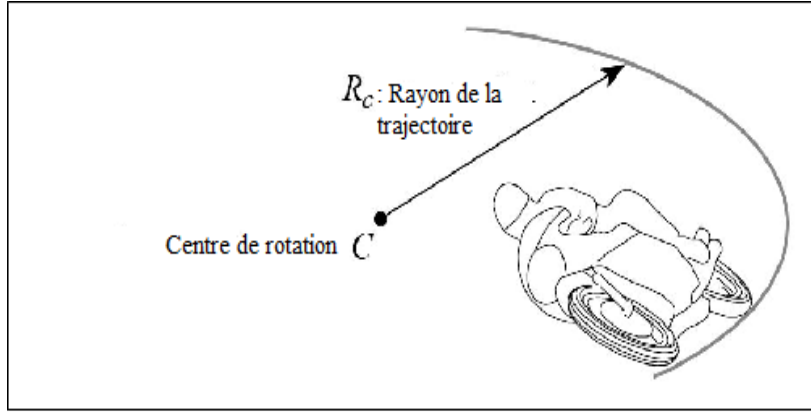


Figure 18. Rayon de la trajectoire [22]

$$C = \frac{\tan(\Delta)}{x_{pf} + y_{pf}\tan(\Delta)} \cong \frac{\tan(\Delta)}{E} \quad (9)$$

- E : empattement de la moto.
- (x_{pf}, y_{pf}) : coordonnées du point de contact de la roue avant.

Pour des angles de braquages petits, ($\sin(\delta) \approx \delta$), la courbure « C » peut être exprimée par la relation :

$$C = \frac{\cos(\varepsilon)}{E \cdot \cos(\varphi) \left(1 + \frac{R_f \cos(\varepsilon)}{E} \cdot \delta \cdot \tan(\varphi) \right)} \cdot \tan(\delta) \quad (10)$$

R_f : est le rayon de la roue avant.

Comme le déplacement du point de contact de la roue avant « P_f » est faible par rapport à l'empattement, la courbure « C » peut être calculée par la formule simplifiée suivante :

$$C = \frac{1}{R_c} \cong \frac{\tan(\Delta)}{E} = \frac{\cos(\varepsilon)}{E \cdot \cos(\varphi)} \delta \quad (11)$$

R_c : est le rayon de courbure de la trajectoire.

En effet, la vitesse du lacet dans ce modèle est calculée comme suit :

$$\dot{\psi}_{K+1} = \mathbf{V}(k) \cdot \mathbf{C}(k+1) \quad (12)$$

Donc, le modèle de reconstruction de la trajectoire est le suivant :

$$\begin{aligned}
x(k+1) &= x(k) + T_e \cdot V(k) \cdot \cos(\psi(k)) \\
y(k+1) &= y(k) + T_e \cdot V(k) \cdot \sin(\psi(k)) \\
\psi(k+1) &= \psi(k) + T_e \cdot V(k) \cdot \frac{\cos(\varepsilon)}{E \cdot \cos(\varphi(k+1))} \delta(k+1)
\end{aligned} \tag{13}$$

2.2.2. Modèle bicyclette

Dans le cadre du projet SUMOTORI, B. Larnaudie [35] a proposé un modèle moto simplifié avec la contrainte non holonome (la vitesse latérale de la moto est nul, pas de glissement de la roue dans le sens latérale) pour l'analyse cinématique et la reconstruction des trajectoires des véhicules à deux roues. Cette méthode de reconstruction de trajectoire mise au point permet d'obtenir la trajectoire de la moto grâce à l'angle de roue au sol qui est fonction de l'angle guidon et la distance parcourue par les roues. Dans ce modèle le fait que la moto est penchée d'un angle de roulis change le point de contact de la roue avec le sol est négligé et l'état du véhicule est représenté par (x, y, Δ, ψ) :

- « x et y » : sont les positions de la roue arrière,
- Δ : est l'angle guidon projeté au sol qui est fonction de l'angle guidon et l'empattement « E »
- ψ : est l'angle du lacet ou le cap.

Les travaux présentés dans [35] avaient pour objectif la démonstration de la faisabilité d'un système de sécurité spécifique aux deux-roues à travers :

- la réalisation d'une architecture capteurs assez pertinente pour tenir compte des particularités dynamiques d'un véhicule deux-roues mais aussi de l'action du pilote sur le V2RM ;
- la conception d'un enregistreur de données embarquable sur le motorcycle, capable d'acquérir l'ensemble des capteurs du motorcycle
- le choix des scénarios accidentogènes et leur réalisation lors d'une campagne de mesures
- la prédiction d'une chute grâce à une analyse des données multi-capteurs.

2.2.2.1. Calcul de l'angle braquage effectif « Δ »

L'angle de braquage « δ » est l'angle entre le plan de la roue arrière et celui de la roue avant.

L'angle de braquage effectif « Δ » est l'intersection de l'angle de braquage « δ » avec le plan de la route « $z=0$ ».

La moto est placée dans un repère orthonormé qui a pour origine le point de contact de la roue avant avec le sol. L'angle « δ » représente l'angle de braquage guidon et « ε » représente l'angle de chasse de la moto (l'angle que forme l'axe du guidon avec l'axe des « x »).

Afin de calculer l'angle de braquage effectif et savoir de quel angle la roue a tourné par rapport au sol, une transformation mathématique a été faite afin de trouver une base orthonormée adaptée à la rotation du guidon.

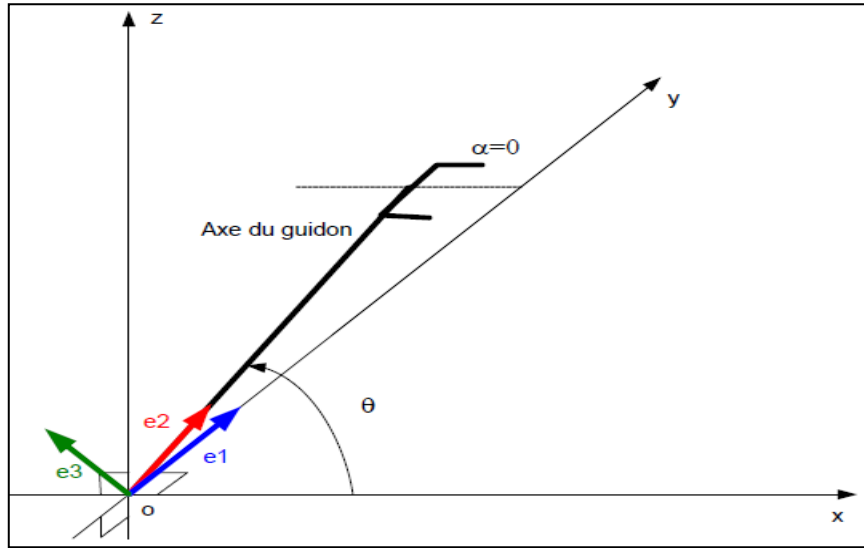


Figure 19. Illustration de l'angle de chasse et l'angle guidon [35]

Cette nouvelle base, comme illustré dans la Figure 19, est constituée de 3 vecteurs unitaires :

$$\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \text{ tel que } \vec{e}_1 \perp \vec{e}_2, \vec{e}_1 \perp \vec{e}_3 \text{ et } \vec{e}_2 \perp \vec{e}_3$$

Dans cette nouvelle base \vec{e}_2 dirige le guidon. Lors de la rotation du guidon, ce vecteur est invariant. Lorsque l'angle de braquage est nul « $\delta = 0$ », les vecteurs : \vec{e}_1, \vec{e}_2 et \vec{e}_3 sont exprimés dans la base (0, x, y, z) par les équations :

$$\begin{cases} \vec{e}_1 = (0, 1, 0) \\ \vec{e}_2 = (\cos\theta, 0, \sin\theta) \\ \vec{e}_3 = (-\sin\theta, 0, \cos\theta) \end{cases} \Rightarrow M = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ \cos\theta & 0 & \sin\theta \\ -\sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} \quad (14)$$

Lorsque le guidon tourne, le vecteur \vec{e}_2 reste fixe tandis que les deux vecteurs \vec{e}_1 et \vec{e}_3 tournent. Cette rotation du guidon et de la nouvelle base est représentée dans la Figure 20.

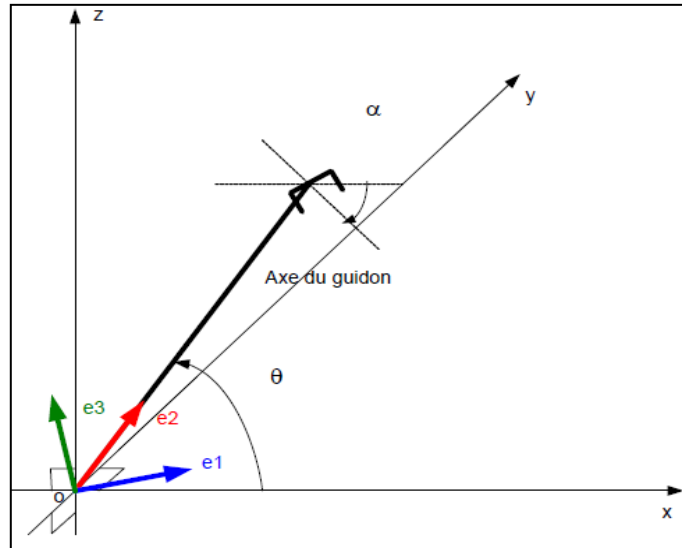


Figure 20. Rotation du guidon et de la base « $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3$ » [35]

Une rotation d'angle « δ » autour de l'axe « \vec{e}_2 » dans le repère « 0, $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3$ » revient à multiplier par la matrice de rotation R :

$$R_\alpha = \begin{bmatrix} \cos\delta & 0 & \sin\delta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\delta & 0 & \cos\delta \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\text{Donc : } M_\alpha = R_\alpha \cdot M = \begin{bmatrix} \cos\delta & 0 & \sin\delta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\delta & 0 & \cos\delta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ \cos\varepsilon & 0 & \sin\varepsilon \\ -\sin\varepsilon & 0 & \cos\varepsilon \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$M_\alpha = \begin{bmatrix} -\sin(\delta)\sin(\varepsilon) & \cos(\delta) & \sin(\delta)\cos(\varepsilon) \\ \cos(\varepsilon) & 0 & \sin(\varepsilon) \\ \cos(\delta)\sin(\varepsilon) & -\sin(\delta) & \cos(\delta)\cos(\varepsilon) \end{bmatrix} \quad (17)$$

Donc la base « $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3$ » devient alors :

$$\begin{cases} \vec{e}_1 = -\sin(\delta)\sin(\varepsilon), \cos(\delta), \sin(\delta)\cos(\varepsilon) \\ \vec{e}_2 = \cos(\varepsilon), 0, \sin(\varepsilon) \\ \vec{e}_3 = \cos(\delta)\sin(\varepsilon), -\sin(\delta), \cos(\delta)\cos(\varepsilon) \end{cases} \quad (18)$$

Le vecteur \vec{er} qui guide la roue avant est dans le plan « x, 0, y ». Il est orthogonal à \vec{e}_1 comme illustré dans la Figure 21.

Comme le vecteur \vec{er} est dans le plan, alors ses coordonnées sont de type (X, Y, 0). \vec{er} est orthogonal à \vec{e}_1 donc :

$$\vec{e}_1 \cdot \vec{er} = 0 \Rightarrow -\sin(\delta)\sin(\varepsilon) \cdot X + \cos(\delta) \cdot Y = 0 \Rightarrow \sin(\delta)\sin(\varepsilon) \cdot X = \cos(\delta) \cdot Y$$

En normalisant le vecteur, on obtient : $X^2 + Y^2 = 1$

Afin de trouver X et Y, il faut résoudre le système suivant à deux équations:

$$\begin{cases} \sin(\delta)\sin(\varepsilon) \cdot X = \cos(\delta) \cdot Y \\ X^2 + Y^2 = 1 \end{cases} \quad (19)$$

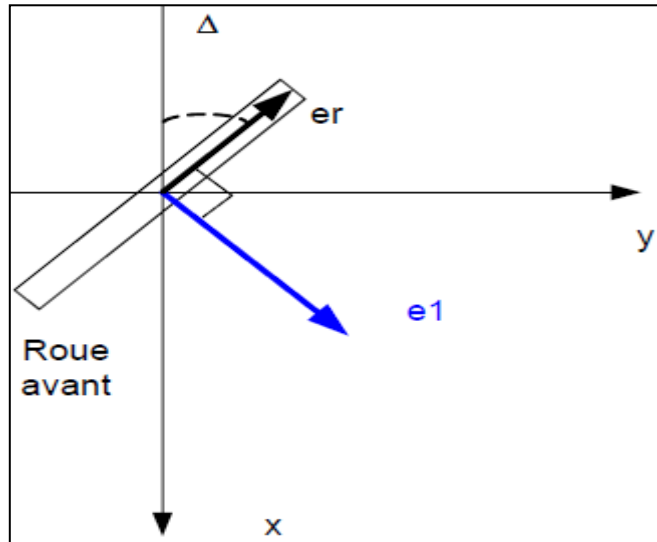


Figure 21. Angle de braquage au sol dans le plan [35]

Après la résolution de ce système, on obtient :

$$X = \frac{1}{\sqrt{\tan^2(\delta) + \sin^2(\varepsilon) + 1}} \quad (20)$$

A partir de la Figure 21, on remarque que l'angle que forme « Δ » avec l'axe des « x » est donné par l'équation : $\cos(\Delta) = \frac{x}{x^2+y^2} = X$

Donc :

$$\Delta = \arccos\left(\frac{1}{\sqrt{\tan^2(\delta) + \sin^2(\varepsilon) + 1}}\right) \quad (21)$$

2.2.2.2. Calcul du rayon de courbure des roues

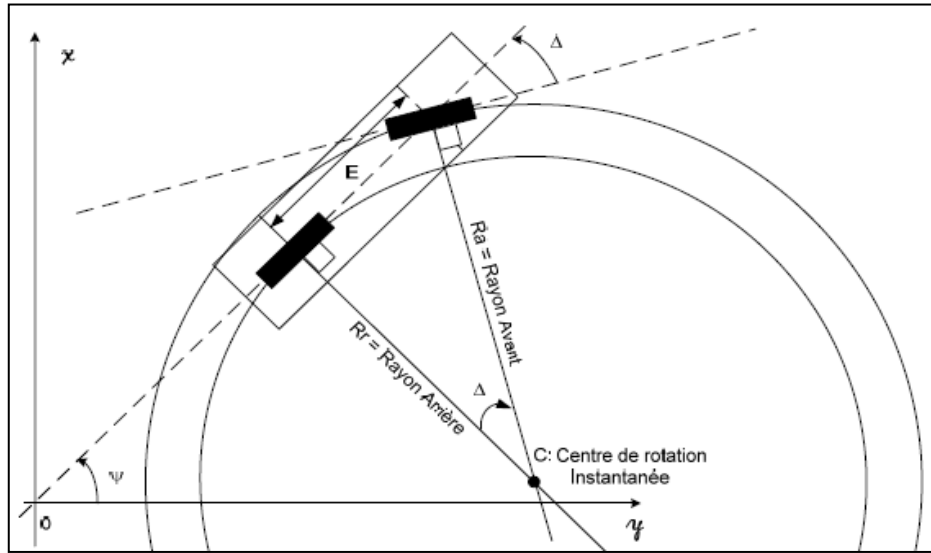


Figure 22. Modèle cinématique de la moto [35]

D'après la Figure 22, nous pouvons constater que l'équation qui régit le rayon de courbure de la roue arrière est la suivante :

$$\tan(\Delta) = \frac{E}{Rr} \Rightarrow Rr = \frac{E}{\tan(\Delta)} \quad (22)$$

2.2.2.3. Méthode de tracé de trajectoire

Afin de tracer la trajectoire de la moto, il faut procéder comme suit :

1. Considérer le parcours de la moto entre deux instants d'acquisitions (0, M) comme un arc de cercle de rayon égal au rayon de courbure de la roue avant « R » et de centre (0, R).

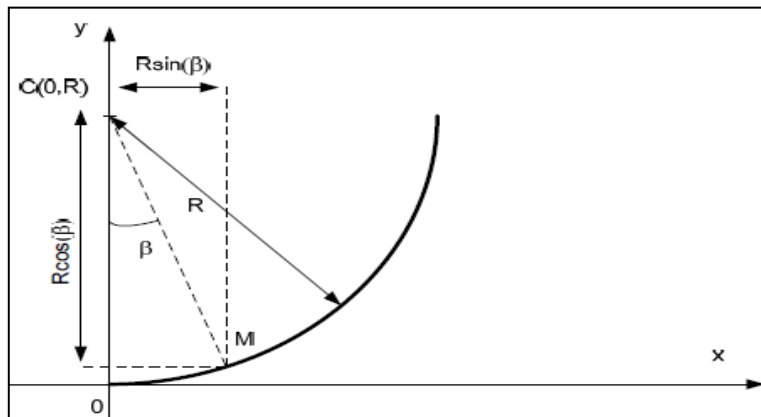


Figure 23. Calcul du premier point dans un repère adapté [35]

2. Calculer les coordonnées du point M, deuxième point du tracé de trajectoire (vecteur \overrightarrow{OM}).
Les coordonnées du point « M » sont : $M(R \cdot \sin(\beta), (R - R \cdot \cos(\beta)))$ (Figure 23).

$$\beta = \frac{\text{distance parcourue par la roue entre deux points}}{R}$$

3. Calculer le troisième point de la courbe en faisant un changement de repère, comme illustré dans la Figure 24. L'axe des y' du nouveau repère (M, x' , y') est porté par la droite CM, l'axe des x' est porté par la tangente à l'arc de cercle au point M. Le tracé de ce point de parcours de la moto est alors semblable à la manipulation précédente.

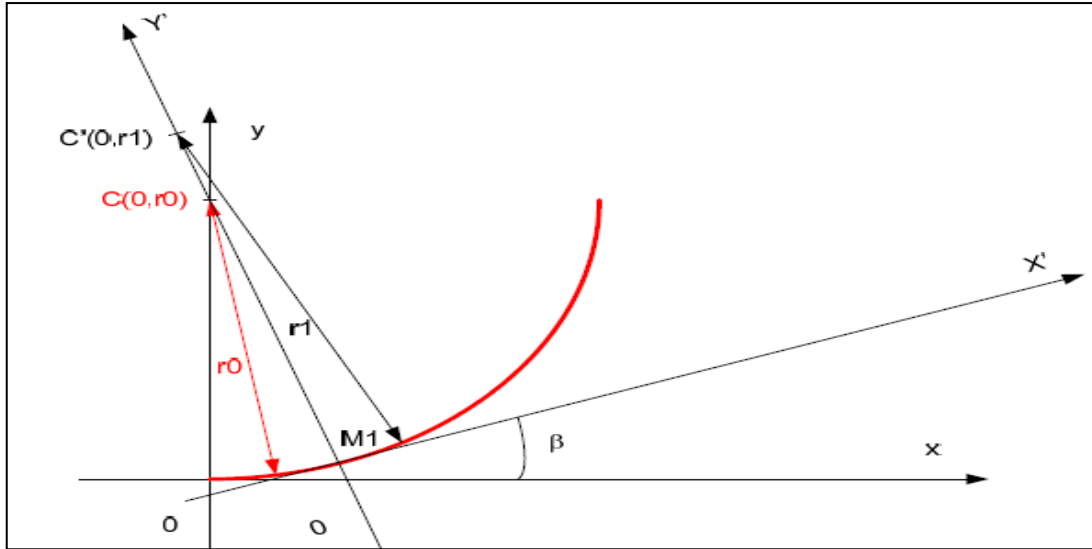


Figure 24. Changement de repère [35]

4. Calculer la matrice de changement de repère qui est une composition d'une matrice de translation et d'une matrice de rotation. La matrice de translation plaçant le centre du nouveau repère au point M. La rotation du repère se faisant d'un angle β .

La matrice de transformation est donnée par l'expression :

$$M_a = \begin{bmatrix} \cos\beta & -\sin\beta & x_M \\ \sin\beta & \cos\beta & y_M \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (23)$$

La même procédure est appliquée afin de calculer les n points de la trajectoire.

5. Pour obtenir le tracé du nième point « Mn » dans le repère 0, il faut alors calculer la matrice de changement du repère 0 au repère n qui n'est que le produit des matrices de transitions des n points de la trajectoire. En conséquence, on peut tracer la trajectoire en faisant le calcul dans le repère n et en effectuant un changement de repère pour le replacer dans le repère 0.

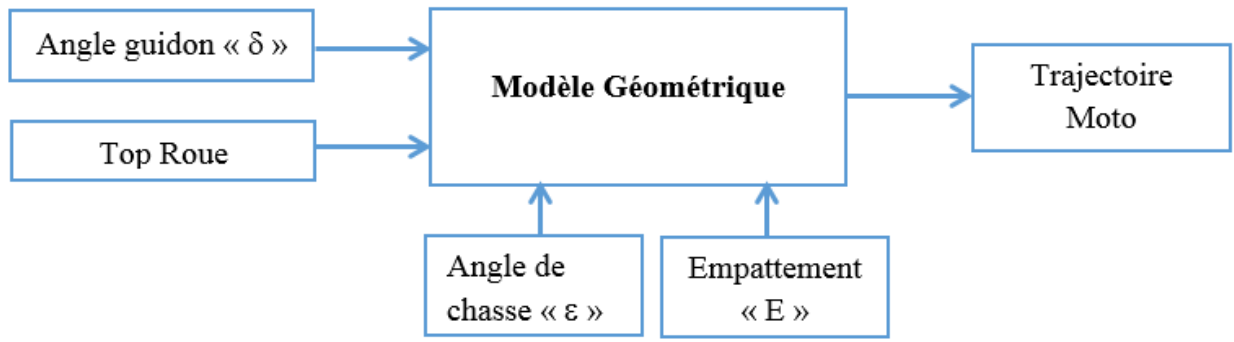


Figure 25. Schéma du modèle géométrique

Les constantes du modèle sont :

- angle de chasse « ε »
- et empattement « E »

Les données à l'entrée de ce modèle sont :

- angle guidon « δ »
- et les Top Roue.

Résumé sur le calcul de trajectoire :

$$M_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad Mat_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 0 & R_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & R_n & 1 \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$\begin{cases} X = R \cdot \sin(\beta) \\ Y = R - R \cos(\beta) \end{cases} \quad (25)$$

$$\begin{cases} M_i = \begin{bmatrix} X_i \\ Y_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ R_i \\ 1 \end{bmatrix} + R_i \cdot \begin{bmatrix} \sin(\beta_i) \\ -\cos(\beta_i) \\ 0 \end{bmatrix} \\ Mat_{trans_i} = \begin{bmatrix} \cos\beta_i & -\sin\beta_i & x_{M_i} \\ \sin\beta_i & \cos\beta_i & y_{M_i} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ Mat_i = Mat_i * Mat_{trans_i} \\ M_i = Mat_i * M_i \end{cases} \quad (26)$$

Finalement, la forme simplifiée du modèle bicyclette est donné par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} x(k+1) &= x(k) + T_e \cdot V(k) \cdot \cos(\psi(k)) \\ y(k+1) &= y(k) + T_e \cdot V(k) \cdot \sin(\psi(k)) \\ \psi(k+1) &= \psi(k) + T_e \cdot V(k) \cdot \frac{\tan\left(\arccos\left(\frac{1}{\sqrt{\tan^2(\delta) + \sin^2(\varepsilon) + 1}}\right)\right)}{E} \end{aligned} \quad (27)$$

2.2.3. Modèle de Meijaard

L'étude des trois documents [30, 31, 32] et les informations présentées dans [33, 34] nous a permis de présenter le modèle de Meijaard.

Dans le cadre des travaux [30], MEIJAARD a utilisé le modèle bicyclette de « Whipple [36] » composé de quatre corps rigides : la roue arrière « R », le solide arrière (rear frame) « B » avec le corps du pilote qui est considéré comme rigidement lié à ce cadre, le solide avant « H » (front frame) comprenant le guidon et la fourche et enfin la roue avant « F ». Ces corps sont reliés entre eux par trois liaisons pivots (pivot arrière, axe de direction, pivot avant). Dans la configuration de référence, tous les corps sont supposés être symétriques par rapport au plan médian de la bicyclette. Les roues sont supposées être infiniment minces (lame de couteau) sans glissement dans la direction longitudinale et latérale. Le contact entre les roues et la surface plane est modélisé par des contraintes holonomes dans le sens normal et par des contraintes non holonomes dans les directions longitudinale et latérale. On suppose qu'il n'y a aucun frottement, indépendamment du frottement idéalisé entre les roues non glissantes et la surface, et aucune propulsion. Ces hypothèses font le modèle énergétiquement conservatif. Dans la position de référence, le système de coordonnées cartésiennes global est placé au point de contact de la roue arrière « O », où les points de l'axe des x est dans la direction longitudinale de la bicyclette et l'axe z est dirigé vers le bas. La Figure 26 montre ce modèle de bicyclette dans la configuration de référence.

Dans ce modèle, de nombreux aspects physiques de la bicyclette réelle sont considérées comme négligeables, tels que la flexibilité du châssis et des roues, le jeu dans les paliers, et les caractéristiques des pneumatiques précis.

Ce modèle respecte la symétrie latérale (de gauche à droite) et circulaire des roues, ce qui permet d'avoir des roues non planes (épaisses). Cette épaisseur a été prise en compte dans les propriétés d'inertie mais, comme le modèle de Whipple, l'étude est restreinte au point de contact de roulement, excluant ainsi, par exemple, le contact avec les roues toriques.

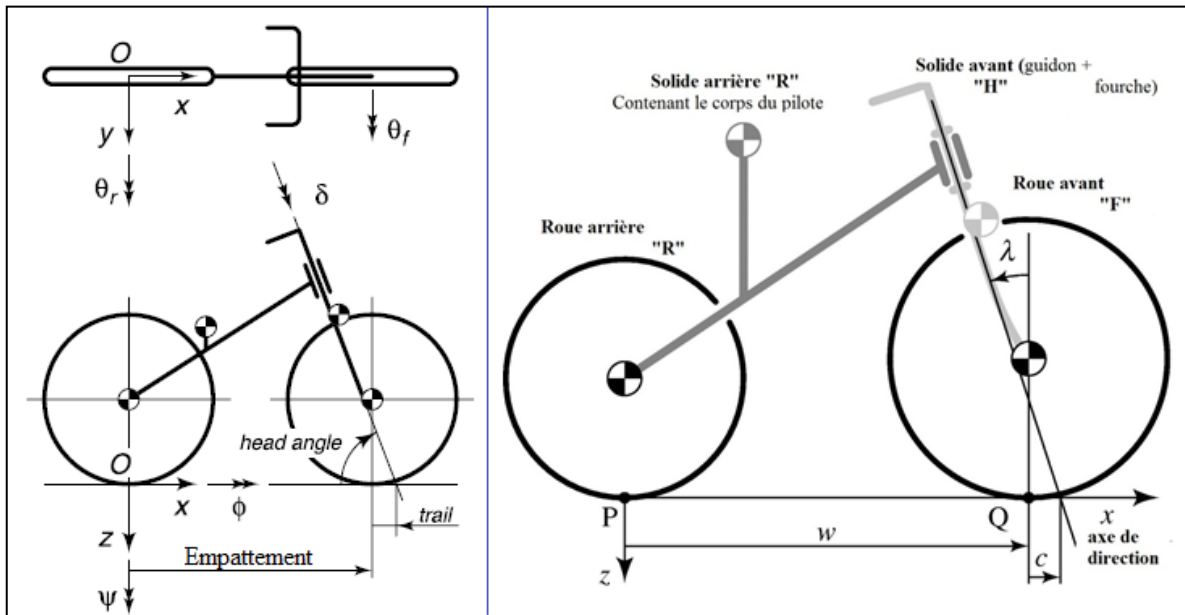


Figure 26. Les paramètres du modèle bicyclette

2.2.3.1. Les degrés de libertés de ce modèle

Comme un corps rigide dans l'espace a 6 degrés de liberté (DDL), on pourrait penser que la bicyclette de base a 24 DDL au total. Cependant, d'un côté, chaque liaison pivot exclut 5 DDL, à savoir tous les DDL en translation et deux DDL en rotation. De l'autre côté, chaque point de contact

entre la roue et le sol exclut 3 DDL, à savoir un DDL en translation dans la direction perpendiculaire (dans le sens de l'axe z) et deux DDL en rotation (autour de l'axe x et z). Ainsi, le nombre total des DDL est : $24 - (3 \times 5) - (2 \times 3) = 3$.

Donc, le modèle mécanique de la bicyclette a trois degrés de liberté de vitesses :

- Le taux de roulis « $\dot{\varphi}$ » du solide arrière
- Le taux de braquage « $\dot{\delta}$ », qui est la rotation entre le solide avant par rapport au solide arrière autour de l'axe de direction incliné
- $\dot{\theta}_r$ qui représente la rotation de la roue arrière par rapport au solide arrière

A cause des contraintes non-holonomes de roulement (une longitudinale et une latérale pour chaque contact roue-sol), il y a quatre coordonnées cinématiques prétendues supplémentaires qui décrivent, ensemble avec les degrés de liberté, la configuration du système.

Les quatre coordonnées cinématiques sont prises ici comme les coordonnées cartésiennes « x_p » et « y_p » du point de contact de la roue arrière, l'angle de lacet « ψ » du solide arrière, et la rotation « θ_f » de la roue avant par rapport au solide avant. Donc l'espace de configuration (Figure 27) est paramétré ici avec 7 paramètres ($x_p, y_p, \psi, \varphi, \delta, \theta_r, \theta_f$). La conception de ce modèle de bicyclette est entièrement décrite par 25 paramètres géométriques et de masse, tels que : l'empattement (w), la chasse mécanique (t) et l'angle de chasse (α).

Le Tableau 1 liste ces paramètres ainsi que les valeurs numériques utilisées pour le modèle de référence.

Tableau 1. Les paramètres du modèle représenté sur la Figure 26, les valeurs indiquées sont assez fines pour ne pas induire d'erreurs importantes dans les calculs.

Parameter	Symbol	Value
Wheel base	w	1.02 m
Trail	t	0.08 m
Head angle	α	$2\pi/5$ rad
Gravity	g	9.81 N/kg
Forward speed	v	variable m/s
<i>Rear wheel</i>		
Radius	R_{rw}	0.3 m
Mass	m_{rw}	2 kg
Mass moments of inertia	(A_{xx}, A_{yy}, A_{zz})	(0.0603, 0.12, 0.0603) kgm ²
<i>Rear frame</i>		
Position centre of mass	(x_{rf}, y_{rf}, z_{rf})	(0.3, 0, -0.9) m
Mass	m_{rf}	85 kg
Mass moments of inertia	$\begin{bmatrix} B_{xx} & 0 & B_{xz} \\ B_{xx} & B_{yy} & 0 \\ \text{sym.} & & B_{zz} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 9.2 & 0 & 2.4 \\ & 11 & 0 \\ & & 2.8 \end{bmatrix} \text{ kgm}^2$
<i>Front frame</i>		
Position centre of mass	(x_{ff}, y_{ff}, z_{ff})	(0.9, 0, -0.7) m
Mass	m_{ff}	4 kg
Mass moments of inertia	$\begin{bmatrix} C_{xx} & 0 & C_{xz} \\ C_{xx} & C_{yy} & 0 \\ \text{sym.} & & C_{zz} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.05892 & 0 & -0.00756 \\ & 0.06 & 0 \\ & & 0.00708 \end{bmatrix} \text{ kgm}^2$
<i>Front wheel</i>		
Radius	R_{fw}	0.35 m
Mass	m_{fw}	3 kg
Mass moments of inertia	(D_{xx}, D_{yy}, D_{zz})	(0.1405, 0.28, 0.1405) kgm ²

La Figure 27 représente l'espace de configuration accessible en 7 dimensions. Il est paramétré ici par :

- les coordonnées (x, y) du point de contact de la roue arrière P, mesurées par rapport à un système de coordonnées global fixe ;
- les 5 angles $(\psi, \phi, \delta, \theta_R, \theta_F)$: le lacet, le roulis, le braquage, la rotation de la roue avant par rapport au solide avant et la rotation de la roue arrière par rapport au solide arrière.

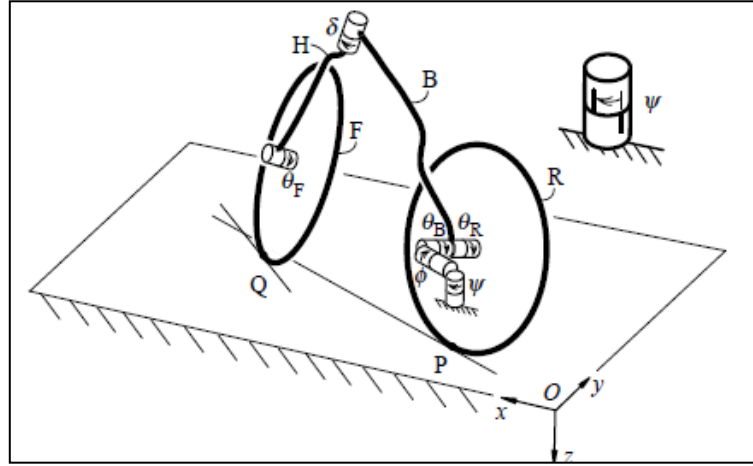


Figure 27. Configuration et variables dynamiques

Dans leur forme la plus réduite, les équations linéarisées du mouvement ont 11 entrées indépendantes arbitraires. Chaque entrée est une combinaison complexe des 17 paramètres décrits.

2.2.3.2. Les équations linéarisées du mouvement

En plus des forces de gravité, une distribution arbitraire des forces « F_i » agissant à différents points sur la bicyclette est considérée. Leur effet net est de contribuer aux forces de contrainte (les forces de réaction au sol, et les paires actions réactions entre les parties au niveau des articulations) et de contribuer aux accélérations $(\ddot{\phi}, \ddot{\delta}, \ddot{\theta}_R)$.

Trois forces généralisées peuvent être définies en écrivant la puissance des forces appliquées, maintenues à leurs valeurs actuelles, associées à des perturbations arbitraires des vitesses qui sont compatibles avec l'assemblage des charnières et les contraintes de contact roue-sol. Cette puissance « virtuelle » est une somme de trois termes :

$$P = \sum F_i \cdot \Delta v_i = T_\phi \Delta \dot{\phi} + T_\delta \Delta \dot{\delta} + T_{\theta_R} \Delta \dot{\theta}_R \quad (28)$$

- $(\Delta \dot{\phi}, \Delta \dot{\delta}, \Delta \dot{\theta}_R)$: les perturbations des vitesses généralisées.
- $(T_\phi, T_\delta, T_{\theta_R})$: les trois forces généralisées.
- T_{θ_R} : la force de propulsion, exprimée comme un moment équivalent sur la roue arrière
- T_ϕ : est le couple de roulis droit
- T_δ : est le couple de braquage action réaction

La première équation linéarisée du mouvement est tout simplement obtenue de la mécanique à deux dimensions (plan x-z) comme suit :

$$\left[r_R^2 m_T + I_{Ryy} + \left(\frac{r_R}{r_F} \right)^2 I_{Fyy} \right] \ddot{\theta}_R = T_{\theta_R} \quad (29)$$

Où m_T est la masse totale de la bicyclette. Dans le cas d'absence de force de propulsion, la vitesse d'avancement nominale est : $v = -r_R \dot{\theta}_R$ est donc constante (au premier ordre).

L'équation de mouvement

Les équations de mouvements linéarisées pour les deux degrés de liberté restant, l'angle de roulis ϕ et l'angle de braquage δ , sont deux équations différentielles ordinaires couplées de second ordre à coefficients constants. La première est l'équation de roulis et la seconde est l'équation de braquage. Pour le modèle de bicyclette, ces équations sont écrites comme suit :

$$M\ddot{q} + vC_1\dot{q} + [gK_0 + v^2K_2]q = f \quad (30)$$

Où les quantités variant avec le temps sont : $q = [\phi, \delta]^T$ et $f = [T_\phi, T_\delta]^T$. M est une matrice de masse symétrique qui donne l'énergie cinétique du système bicyclette à une vitesse d'avancement nulle, C_1 est la matrice d'amortissement et K_0 et K_2 sont les matrices de rigidité.

Le point de contact arrière est décrit par :

$$\begin{cases} \dot{x}_P = v \cdot \cos\psi \\ \dot{y}_P = v \cdot \sin\psi \end{cases} \quad (31)$$

L'équation de l'angle de lacet ψ est :

$$\dot{\psi} = \frac{v\delta + c\dot{\delta}}{w} \cos\lambda \quad (32)$$

L'intégrale des trois équations précédentes permet de reconstruire la trajectoire réalisée par le véhicule deux roues par l'interpolation des points (x, y) de la roue arrière à chaque instant.

Après plus d'un siècle de littérature, le modèle de Meijaard est considéré comme un modèle de référence pour décrire les équations dynamiques d'un V2R. Les équations de mouvement sont soutenues par une variété de comparaisons dans la bibliographie et par des simulations modernes. Elles peuvent être utilisées par ceux qui dérivent leurs propres équations afin de vérifier et comparer leurs résultats.

2.3. Techniques de localisation

Un système de localisation peut être défini comme un ensemble des capteurs et des techniques qui permettent de connaître de manière suffisamment précise la pose (position, vitesse et orientation) du véhicule. Il sera alors capable de tracer les trajectoires effectuées dans une cartographie connue.

La localisation d'un véhicule est basée sur des informations issues d'une diversité de capteurs embarqués à bord. Selon la nature de ces informations, on distingue trois types de localisation : la localisation absolue, la localisation par estimation ainsi que la localisation dite hybride.

Cette classification est basée essentiellement sur les sources de l'information et donc sur la distinction des capteurs utilisés, qui se divisent en deux catégories selon la nature de l'information qu'ils fournissent :

- Les capteurs extéroceptifs : ils fournissent des informations relatives à l'environnement du véhicule (position par rapport à un référentiel terrestre global, des distances par rapport à des objets...).
- Les capteurs proprioceptifs : ils fournissent des informations de l'état interne du véhicule comme l'angle de braquage, le nombre de tours effectués par une roue, etc.

D'après cette classification, les capteurs extéroceptifs se rapportent à la localisation absolue, et les capteurs proprioceptifs à la localisation par estimation. La localisation hybride quant à elle utilise plusieurs types de capteurs.

2.3.1. Localisation absolue

La localisation absolue utilise les mesures des capteurs extéroceptifs pour déterminer la position du véhicule, soit directement dans un référentiel global, soit dans un référentiel local. Un capteur extéroceptif mesure soit la distance entre le véhicule et des balises situées dans son environnement, soit l'angle du véhicule par rapport à une direction donnée. Il permet de recalculer périodiquement la localisation obtenue par la mesure des mouvements.

Le GPS est le plus utilisé pour ce type de localisation (Annexe A). Il mesure la distance de l'antenne du récepteur par rapport aux satellites de la constellation GPS en vue. La principale force du système GPS est d'abord son coût abordable, découlant de sa production à très grande échelle, mais aussi sa couverture mondiale qui en a fait une technologie extrêmement populaire pour les milliers d'applications qui requièrent la connaissance de la position des biens et des personnes.

La caractéristique essentielle de ce type de localisation est la précision à long terme (la position ne dépend pas des conditions initiales et la précision ne dérive pas au cours du temps). Par contre, leurs inconvénients majeurs se résument dans les problèmes de disponibilités de l'information et du temps de latence (la précision GPS est dégradée pour un petit nombre de satellites visibles). En outre, la fréquence lente des mesures pose parfois un problème par rapport à la dynamique du système.

2.3.1.1. Les avantages du système GPS [50]

- *Précision à long terme* : la précision ne se dégrade pas en fonction du temps, il n'y a pas de dérive.
- *Position absolue* : la position obtenue est absolue et ne dépend pas des conditions initiales.
- *Prix abordable* : des récepteurs simples coûtant de moins en moins cher. Le prix est abordable pour des applications domestiques ou pour des véhicules grands publics.

2.3.1.2. Les inconvénients du système GPS [50]

- *Dépendance au propriétaire* : le GPS est un système américain sur lequel les utilisateurs n'ont aucun contrôle ni aucune garantie sur le bon fonctionnement, et peut subir des défaillances non signalées.

- *Les trajets multiples* : ceci se produit quand le signal GPS est reflété par des objets tels que des grands bâtiments ou de grandes surfaces des obstacles avant qu'il n'atteigne le récepteur. Ce qui augmente le temps de parcours du signal, causant par conséquent une surévaluation du temps de vol et générant par conséquent des erreurs de positionnement.
- *Mauvaises caractéristiques dynamiques* : le système GPS présente des niveaux du cadencement faible (du 1 Hz ou à quelques Hz)
- *Faible disponibilité* : la précision se dégrade pour un nombre faible de satellites visibles. En plus, dans les applications du domaine de l'automobile, les conditions de visibilité sont souvent dégradées.

2.3.2. Localisation à l'estime

La localisation à l'estime, dite encore relative, fournit des informations sur l'attitude du véhicule à l'aide des mesures inertielles fournies par ses capteurs proprioceptifs. Elle repose sur l'intégration des mesures inertielles et la connaissance de la position précédente du mobile, afin de déterminer sa position actuelle. Parmi les capteurs les plus utilisés, on peut citer les codeurs optiques installés dans les roues du véhicule ou sur un organe de la transmission (odomètres), les radars (ou sonar) à effet Doppler qui peuvent mesurer des vitesses dans le plan 2D, les accéléromètres et les gyromètres. Le principal avantage est l'acquisition de données à haut débit et la capacité de fonctionner dans tous les environnements, ce qui fournit une solution de navigation continue. Cependant leur précision peut être considérée comme correcte sur de faibles distances, à cause des techniques d'intégration qui cumulent les erreurs (dérives et biais).

2.3.2.1. Les odomètres

L'odométrie fournit une mesure de déplacement à partir duquel nous pouvons déduire le vecteur vitesse (\dot{x} , \dot{y} , $\dot{\psi}$). On calcul la configuration (x , y , ψ) à partir des rotations élémentaires des roues et du modèle du véhicule. Implantés au niveau des roues de la moto, les odomètres mesurent le nombre de ticks tours de roues effectués (1 tour de roue = N tick). La vitesse est obtenue par différence de déplacements sur un temps donné. Le dispositif ABS comporte des capteurs odométriques à effet Hall avec 50 ticks par tour de roue (environ). Les odomètres actuels fournissent des données numériques sous forme de signaux en quadrature dont chaque impulsion correspond à un tick angle. La précision de la mesure de déplacement dépend directement de la résolution du codeur c'est-à-dire le nombre de Tick.

Afin de reconstruire la trajectoire effectuée par la moto en exploitant les données fournies par l'odomètre, on utilisera un modèle cinématique de la moto.

2.3.2.2. Les systèmes de navigation inertielle INS

Un système de navigation inertielle (Figure 28) est la combinaison d'une centrale inertielle (CI ou IMU) et d'un modèle de traitement sur un calculateur. L'IMU est un ensemble de capteurs de gyromètres et d'accéléromètres intégrant toute la partie traitement et conditionnement du signal. Le gyromètre est un appareil qui permet de mesurer une variation d'orientation d'un véhicule. L'accéléromètre est un appareil qui mesure l'accélération linéaire. Une IMU à six axes comporte trois accéléromètres et trois gyromètres dans un arrangement orthogonal. Certaines IMU disposent en plus de 3 magnétomètres et parfois même un baro-altimètre. Le calculateur réalisant le

traitement sur les données est une unité additionnelle pour calculer la pose (position, vitesse et orientation) selon les algorithmes de navigation et donc la trajectoire.

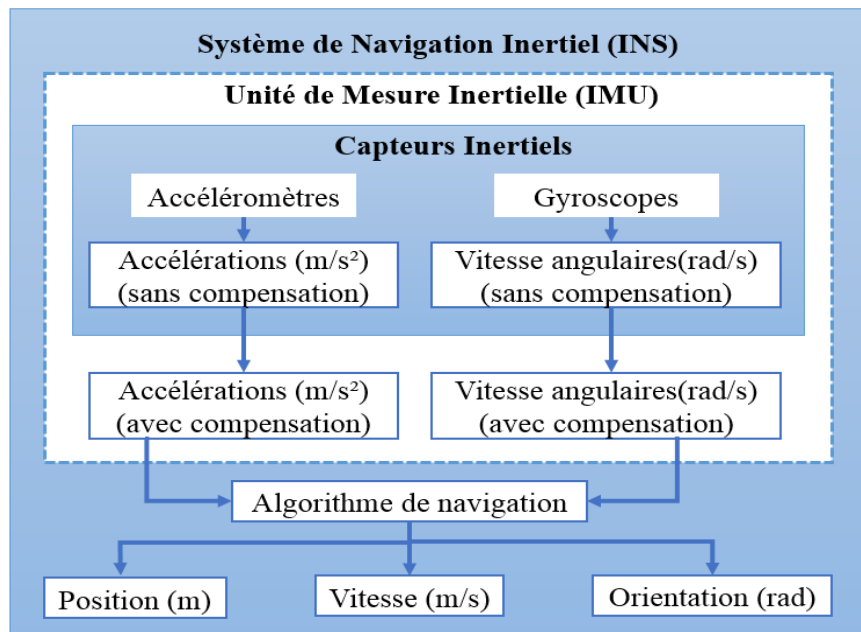


Figure 28. Fonctionnalités d'un système de navigation inertiel

Les systèmes inertiels de navigation (INS), utilisent les propriétés inertielles de la matière ou de la lumière, afin de déterminer une trajectoire par discrétisation (Dead reckoning). Les lois de la mécanique classique, formulée par Isaac Newton, sont à la base du calcul de vitesse par intégration de l'accélération. La connaissance de la position initiale est primordiale car ce type de capteur produit une information de position relative au premier point de début de mesure.

2.3.2.3. Systèmes de références et de coordonnées

Avant d'aborder les équations de navigation inertielle, nous présenterons dans cette partie les différents repères utilisés. Le système de navigation local est le référentiel choisi pour l'élaboration et l'expression des équations inertielles. Les équations d'erreurs sont basées sur ces équations de navigation.

a. Le repère véhicule « *b* » (*body*)

Ce référentiel est lié au véhicule (propre au mobile). On considère qu'il est le même que celui du capteur inertiel (Figure 29). Ce repère est défini par un point origine « O » considéré au centre de la centrale inertielle et une triade (O, X_b , Y_b , Z_b) : l'axe « X_b » est dirigé selon l'axe longitudinal du mobile et orienté vers l'avant, l'axe « Y_b » est orienté vers la droite et l'axe « Z_b » est orienté vers le bas.

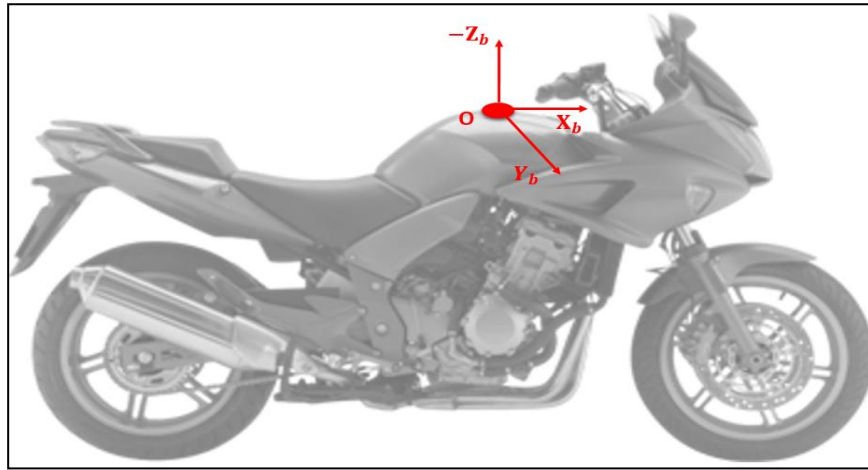


Figure 29. Le référentiel mobile « b » pour une moto.

b. Le repère de navigation « n »

C'est le repère de référence où s'effectue le calcul d'attitude de la moto. Il est défini dans le plan tangent local de la route (LTP : Local Tangent Plane), son origine se trouve toujours à la position actuelle du mobile et son plan « n-e » est tangent à la surface de la terre (Figure 30). En navigation, il existe deux conventions des systèmes LTP :

- NED : North, East, Down (Vecteur Z dirigé vers le bas « vecteur de gravité »).
- ENU : East, North, Up (Vecteur Z dirigé vers le haut).

Dans ce travail, nous utilisons le repère « NED ». Ce repère est le plus utilisé pour la navigation aérienne et spatiale ainsi que pour les véhicules autonomes.

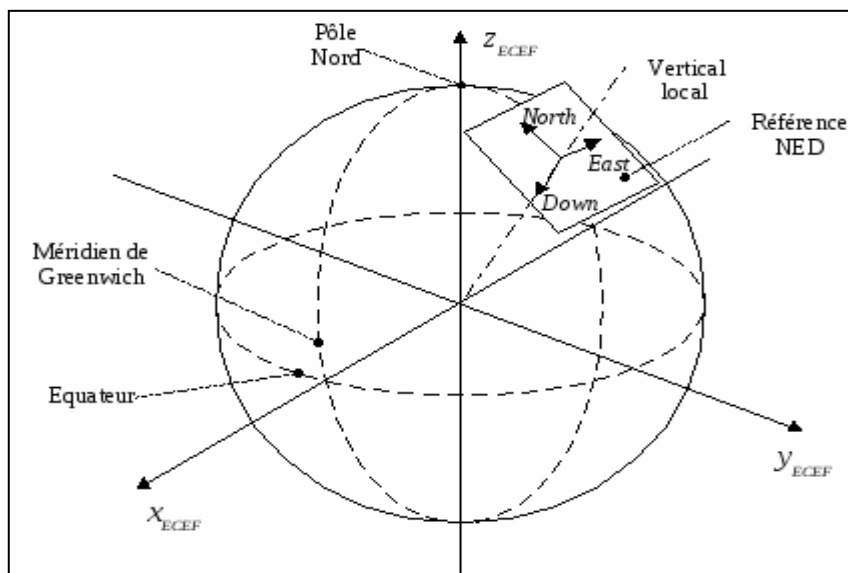


Figure 30. Le repère de navigation « NED »

La Figure 30 illustre le plan du repère NED.

c. Le repère inertiel ou géocentrique « i »

C'est le repère dans lequel les lois de Newton sont applicables. Il est caractérisé par des axes ayant une direction fixe par rapport aux étoiles, donc il ne suit pas la rotation de la terre, et son

origine est le centre de la terre. L'axe « X_i » pointe vers l'équinoxe vernal, l'axe « Z_i » coïncide avec l'axe du moment angulaire de la Terre et pointe vers le pôle nord et l'axe « Y_i » complète le trièdre direct [55]. La CI fournit ses mesures (accélération et vitesse angulaire) par rapport à ce référentiel.

d. Le repère terrestre « e » (ECF : Earth centred, Earth Fixed) »

C'est un référentiel non inertiel qui suit la rotation de la terre. Son origine est le centre de la terre, son axe « X_e » est dirigé vers l'intersection de l'équateur avec le méridien de Greenwich (longitude = 0), son axe « Y_e » est orienté vers l'Est et l'axe « Z_e » pointe vers le pôle Nord (Figure 30). Les coordonnées GPS sont exprimées dans ce repère.

2.3.2.4. Reconstitution de la position à partir des données inertielles

Pour reconstruire la position du motorcycle à partir de données inertielles, l'algorithme de mécanisation INS (présenté dans la Figure 31) est utilisé. Cet algorithme donne les différentes équations qui permettent de remonter au vecteur position, vitesse et orientation à partir des données fournies par la centrale inertielle. Cet algorithme peut être résumé en quatre étapes.

Etape 1 : estimation de l'orientation

$$\begin{pmatrix} \varphi \\ \theta \\ \psi \end{pmatrix}_{k+1} = \begin{pmatrix} \varphi \\ \theta \\ \psi \end{pmatrix}_k + C_{\dot{\phi}\dot{\theta}\dot{\psi}/pqr}(k) \cdot \Delta T \quad (33)$$

$$C_{\dot{\phi}\dot{\theta}\dot{\psi}/pqr} = \frac{1}{\cos\theta} \cdot \begin{pmatrix} \cos\theta & \sin\theta\sin\phi & \sin\theta\cos\phi \\ 0 & \cos\theta\cos\phi & -\cos\theta\sin\phi \\ 0 & \sin\phi & \cos\phi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p \\ q \\ r \end{pmatrix} \quad (34)$$

- (r, p, q) : vitesses angulaires mesurées par les gyromètres autour des axes “x, y, z” respectivement.
- (φ, θ, ψ) : angles d'Euler (roulis, tangage, lacet)
- ΔT : période d'échantillonnage de la CI.

Etape 2 : estimation de la matrice de rotation

$$R_b^n(k+1) = R_b^n(k) + R_b^n(k) \cdot \begin{pmatrix} 0 & -r & q \\ r & 0 & -p \\ -q & p & 0 \end{pmatrix} \cdot \Delta T \quad (35)$$

$$R_b^n = \begin{bmatrix} c\theta c\psi & -c\phi s\psi + s\phi s\theta c\psi & s\phi s\psi + c\phi s\theta c\psi \\ c\theta s\psi & c\phi c\psi + s\phi s\theta s\psi & -s\phi c\psi + c\phi s\theta s\psi \\ -s\theta & s\phi c\theta & c\phi c\theta \end{bmatrix} \quad (36)$$

Où R_b^n est la matrice DCM (Direction Cosinus Matrix) qui transforme les coordonnées de l'attitude du repère mobile (b) au repère de navigation (n).

Cette matrice n'est que le produit des trois rotations suivantes :

- Rotation « Rx » autour de l'axe des X d'un angle ϕ .
- Rotation « Ry » autour de l'axe des Y d'un angle θ .
- Rotation « Rz » autour de l'axe Z d'un angle ψ .

$$R_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c\varphi & -s\varphi \\ 0 & s\varphi & c\varphi \end{pmatrix}, R_y = \begin{pmatrix} c\theta & 0 & -s\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ s\theta & 0 & c\theta \end{pmatrix}, R_z = \begin{pmatrix} c\psi & -s\psi & 0 \\ s\psi & c\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (37)$$

$$R_b^n = R_z \cdot R_y \cdot R_x \quad (38)$$

c : cosinus ; s : sinus

Les angles de roulis, tangage et lacet peuvent être calculés à partir de la matrice de passage R_n^m selon les formules suivantes :

$$\begin{cases} \theta = \sin^{-1}(R_b^n(3,1)) \\ \varphi = \text{atan2}(R_b^n(3,2), R_b^n(3,3)) \\ \psi = \text{atan2}(R_b^n(2,1), R_b^n(1,1)) \end{cases} \quad (39)$$

Etape 3 : estimation de la vitesse

$$v^n(k+1) = v^n(k) + (R_b^n(k) \cdot f^b(k) - (2w_{ie}^n + w_{en}^n) \times v^n - g^n) \cdot \Delta T \quad (40)$$

- $v^n = [v_n \ v_e \ v_d]^T$: le vecteur de vitesses dans le repère de navigation.
- f^b : vecteur d'accélération mesurée dans le repère mobile "b".
- w_{ie}^n : vitesse de rotation de la terre exprimée dans le repère de navigation (n).
- w_{en}^n : vecteur du changement d'orientation du repère de navigation (n).
- g^n : vecteur de la gravité, exprimé dans le repère de navigation (n).

$$w_{en}^n = \begin{pmatrix} \dot{\varphi} \cos \lambda \\ -\dot{\lambda} \\ -\dot{\lambda} \sin \lambda \end{pmatrix} \quad w_{ie}^n = \begin{pmatrix} w_e \cos \lambda \\ 0 \\ w_e \sin \lambda \end{pmatrix} \quad (41)$$

- w_e : vitesse de rotation de la terre dans le repère WGS84.

Etape 4 : estimation de la position

$$p^n(k+1) = p^n(k) + D^{-1} \cdot v^n(k) \cdot \Delta T \quad (42)$$

- $p^n = [\phi \ \lambda \ h]^T$: vecteur position exprimé en terme de latitude (ϕ), longitude (λ) et altitude (h).

$$D^{-1} = \begin{pmatrix} \frac{1}{(R_m + h)} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{(R_p + h) \cos \varphi} & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \quad (43)$$

- R_m et R_p : rayon méridien et rayon normale de la terre.

En effet, Les équations décrivant l'évolution temporelle des paramètres de navigation en fonction des données reçues des capteurs inertiels (accéléromètres et gyromètres), détaillées dans les quatre étapes précédentes, sont résumées par le système suivant :

$$\begin{pmatrix} \dot{p}^n \\ \dot{v}^n \\ \dot{R}_b^n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} D^{-1} \cdot v^n \\ R_b^n \cdot f^b - (2w_{ie}^n + w_{en}^n) \times v^n - g^n \\ -\Omega_{bn}^n R_b^n \end{pmatrix} \quad (44)$$

- Ω_{bn}^n : est la matrice antisymétrique de w_{bn}^n , qui est la vitesse angulaire du repère (n) par rapport au repère (b) exprimée dans le repère « b ».

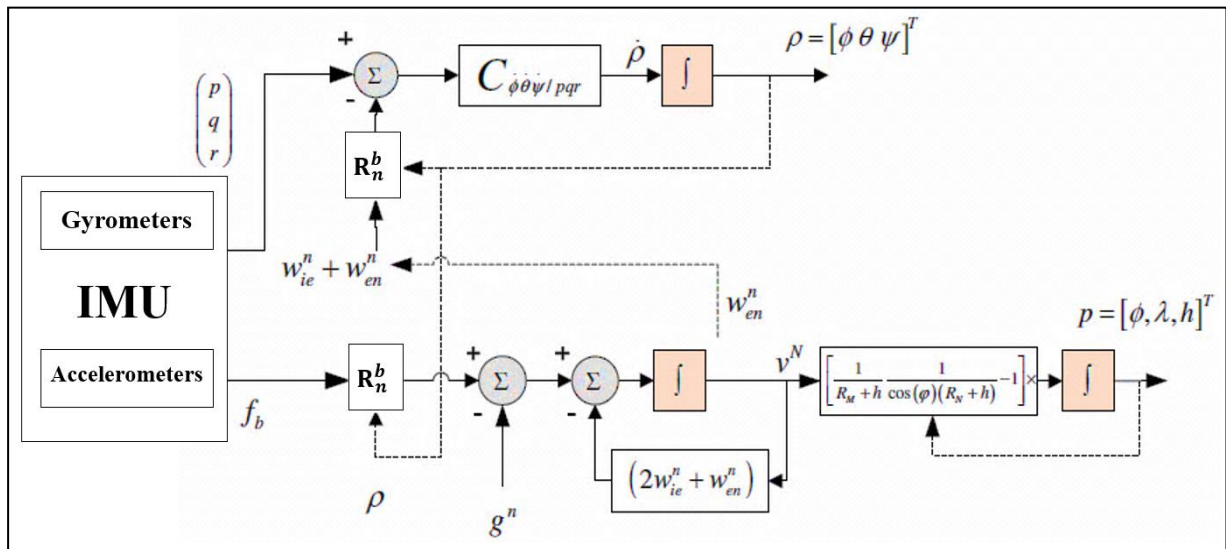


Figure 31. La mécanisation de l'INS dans le repère de navigation [14]

La figure ci-dessus illustre le chemin des données et des transformations de calculs pour produire une information d'attitude et de position.

2.3.2.5. Avantages et inconvénients de la localisation à l'estime

Le principal avantage du positionnement à l'estime est d'être indépendant de l'environnement d'évolution du véhicule. Il permet également une fréquence d'acquisition élevée allant jusqu'à 100 Hz si nécessaire. Par contre, à long terme, cette méthode dérive en raison de l'accumulation des erreurs lors des intégrations successives des déplacements élémentaires.

Pour ces raisons, la position à l'estime s'avère être une technologie parfaitement complémentaire des technologies extéroceptives.

2.3.2.6. Comparaison entre les deux systèmes de positionnement GPS et INS

GPS	INS
<ul style="list-style-type: none"> - Précision constante à long terme (pas de dérive statique). - Incertitude de position mais pas de dérive à cause de l'intégration par exemple. - Position absolue, ne dépend pas des conditions initiales. - Conditions opérationnelles : le système n'a pas besoin de conditions spéciales telles qu'un support, une orientation ou une température pour fonctionner - Prix abordable - Système propriétaire - Trajets multiples 	<ul style="list-style-type: none"> - Très bonne précision à court terme. - Forte dérive. - Pas d'information absolue: besoin d'initialisation par un dispositif extérieur. - Sensibilité à la gravité : erreur d'orientation - Un système autonome.

<ul style="list-style-type: none"> - Faible disponibilité, si les conditions de visibilité sont dégradées, la réception du signal est bloquée (erreur de position) - Exactitude variable - Pas d'information d'orientation: un GPS ne détermine que la position. - Fréquence d'échantillonnage faible : 1-10Hz 	<ul style="list-style-type: none"> - Données toujours disponible. - Solution complète : en sortie on obtient position, vitesse, orientation, accélération et rotation. - Haut débit de données :100 - 200Hz
--	--

2.3.3. Méthodes de fusion de données (localisation hybride)

Un système de localisation hybride repose sur la fusion des données capteurs qui présentent chacun des incertitudes de mesures, pour obtenir un positionnement « suffisamment précis » et avec une précision meilleure que celle de chaque capteur pris séparément. Différentes approches existent dans la littérature pour fusionner des données capteurs.

Les systèmes de localisation hybrides sont en général représentés par une modélisation de type markovienne dans laquelle l'état contient la position à estimer. Ensuite, suivant le modèle retenu pour mettre en œuvre un système de localisation, de nombreuses techniques sont disponibles. Une très bonne étude bibliographique est présentée dans [56].

Ces techniques peuvent être séparées en quatre grandes classes :

1. les approches analytiques telles que le filtre de Kalman et ses extensions,
2. les approches numériques telles que le filtre particulaire et ses extensions [57, 58, 59],
3. les approches ensemblistes, que ce soit les approches à erreur bornée [60] ou les approches par analyse d'intervalles [61],
4. et enfin, les approches basées sur la théorie des croyances [62] [63] ou la théorie des possibilités [64].

Dans la majorité des cas, les méthodes d'hybridation font appel au filtre de Kalman (FK) qui reste un moyen efficace et offre une facilité de mise en œuvre, mais il faut noter que l'utilisation de ce filtre n'est possible qu'avec certaines hypothèses sur la nature des bruits et nécessite un modèle (linéaire) d'erreur assez réaliste. Dans les situations réelles de navigation des véhicules terrestres, nous devons rester toujours dans ces conditions, afin que les lois d'estimation et de corrections restent valables.

2.3.3.1. Filtre de Kalman

Le filtre de Kalman est une approche statistique, d'assimilation de données utilisée pour résoudre les problèmes de filtrage. Son principe est de modéliser le système étudié comme un système dynamique linéaire affecté par des bruits et d'estimer son état à partir des mesures incomplètes et/ou bruitées [46].

En disposant d'une information statistique sur la nature du bruit (supposés blancs gaussiens), il est possible de construire une estimation optimale de l'état du système bien que les capteurs soient inexacts [47].

La méthode de Kalman est une procédure d'estimation dynamique des paramètres qui sont fonctions du temps. Soit t_n l'instant pour lequel on veut estimer les paramètres et t_m l'instant à laquelle les mesures sont effectuées, la méthode Kalman permet :

- La prédiction si $t_m < t_n$
- Le filtrage si $t_m = t_n$
- Le lissage si $t_m > t_n$

Dans le cas de la localisation des véhicules, nous travaillons sur la version discrète du filtre, car les données capteurs arrivent les unes après les autres avec une cadence bien définie.

a. Modèle linéaire

Le système d'équations utilisé dans le filtre de Kalman repose sur la définition de deux modèles : le processus et la mesure (les modèles sont la représentation d'états d'un système dynamique). Il est utilisé pour estimer l'état ($x \in \mathbb{R}^n$) d'un système dynamique observé. Le modèle du processus qui décrit l'évolution de ce système dynamique est défini par l'équation d'état linéaire récursive suivante :

$$x_{k+1} = \Phi_k x_k + G_k u_k + w_k \quad (45)$$

- $x_k, x_{k+1} \in \mathbb{R}^n$, sont des paramètres du système (*le vecteur d'état*) à l'instant k et $k+1$,
- $\Phi_k \in M_{(n \times n)}(\mathbb{R})$, est la matrice dynamique du système (la matrice de transition de k à $k+1$), c'est une matrice qui fait le lien entre les paramètres du système à deux étapes successives.
- $u_k \in \mathbb{R}^m$, est le vecteur de commande (*vecteur d'entrée*),
- $G_k \in M_{(m \times n)}(\mathbb{R})$, est la matrice de commande (*matrice d'entrée*) qui représente la distribution de l'entrée (*vecteur de commande*) dans le vecteur d'état. Elle fait le lien entre les valeurs optionnelles de contrôle et l'état du système.
- $w_k \in \mathbb{R}^n$, est le bruit d'état.

Le modèle de mesure décrit l'information fournie par le ou les capteurs en une équation liant les paramètres de l'état de la mesure et du bruit. L'équation de mesure ou d'observation est donnée par :

$$z_{k+1} = H_{k+1} \cdot x_{k+1} + v_k \quad (46)$$

- $z_k \in \mathbb{R}^p$, est la mesure à l'instant k ,
- $H_k \in M_{(p \times n)}(\mathbb{R})$, est la matrice d'observation, c'est la matrice qui fait le lien entre les paramètres du système et les mesures,
- $v_k \in \mathbb{R}^p$, est le bruit de mesure.

Lors de l'utilisation de ce filtre, l'hypothèse est basée sur le fait que les bruits d'état v_k et de mesure w_k sont des variables aléatoires dont les distributions gaussiennes sont connues a priori (doivent être estimées à l'avance), indépendantes, blanches et indépendantes de l'état initial du système. Les bruits w_k et v_k sont caractérisés respectivement par les deux matrices de covariances Q_k et R_k :

$$P(w_k) \sim N(0, Q_k) \quad (47)$$

$$P(v_k) \sim N(0, R_k) \quad (48)$$

$$E[w_j v_i^T] = 0, \quad \forall j, i \quad (49)$$

En général, la détermination de la covariance du bruit du système est plus difficile que celle de la mesure, parce que l'observation directe de l'état du système est impossible.

b. Algorithme du filtre de Kalman

Avant de présenter les équations du modèle d'état du FK, nous adoptons une notation spécifique pour faire la différence entre les valeurs mesurées et estimées.

- « x » représente le vecteur d'état du système,
- « \hat{x} » désigne la valeur estimée (calculée) de « x »
- La différence entre la valeur vraie et la valeur estimée est donnée par « $\delta x = x - \hat{x}$ »
- La valeur de la variable juste avant la mesure (a priori) est notée « x^- »
- La valeur de la variable juste après la mesure (a posteriori) est donnée par « x^+ »

Après l'initialisation, il y a deux étapes principales pour l'estimation des paramètres du système [47] : l'estimation a priori (la prédiction) et l'estimation a posteriori (la correction). Ces paramètres sont estimés premièrement à partir de l'étape prédiction et ensuite ils sont corrigés par des mesures dans l'étape de correction. Les deux étapes tournent d'une façon récursive.

1. Initialisation

$$x_0^- = E\langle x_0 \rangle \quad (50)$$

$$P_0^- = var\langle x_0^- \rangle \quad (51)$$

2. Prédiction

Cette étape permet la prédiction de l'état du système « \hat{x}_{k+1}^- » et de sa précision à l'instant $k+1$ à partir de l'état à l'instant k et du modèle d'évolution du système.

- Estimation a priori des paramètres système \hat{x}_{k+1}^-

$$\hat{x}_{k+1}^- = \Phi_k \hat{x}_k^+ + G_k u_k \quad (52)$$

- Estimation a priori de la covariance des erreurs P_{k+1}^-

$$P_{k+1}^- = \Phi_k \cdot P_k^+ \cdot \Phi_k^T + Q_k \quad (53)$$

- Prédiction de la mesure \hat{z}_{k+1}^-

$$\hat{z}_{k+1}^- = H_{k+1} \cdot \hat{x}_{k+1}^- \quad (54)$$

3. Correction et mise à jour

Une fois la mesure « z_{k+1} » disponible, l'état prédit peut alors être corrigé par l'innovation « \hat{s}_{k+1}^- » (et sa covariance associée « S_{k+1}^- ») pondérée par le gain du filtre « K_{k+1} ».

- Calcul de l'innovation et sa covariance associée

$$\hat{s}_{k+1}^- = z_{k+1} - \hat{z}_{k+1}^- \quad (55)$$

$$S_{k+1}^- = H_{k+1} \cdot P_{k+1}^- \cdot H_{k+1}^T + R_{k+1} \quad (56)$$

- Calcul du gain de Kalman K_{k+1}

$$K_{k+1} = P_{k+1}^- \cdot H_{k+1}^T (S_{k+1}^-)^{-1} \quad (57)$$

- Estimation a posteriori des paramètres \hat{x}_{k+1}^+

$$\hat{x}_{k+1}^+ = \hat{x}_{k+1}^- + K_{k+1} \cdot \hat{s}_{k+1}^- \quad (58)$$

- Estimation a posteriori de la covariance des erreurs P_{k+1}^+

$$P_{k+1}^+ = P_{k+1}^- - K_{k+1} \cdot H_{k+1} \cdot P_{k+1}^- \quad (59)$$

c. Algorithme du filtre de Kalman étendu

Le filtre de Kalman étendu « EKF » a été développé par Stanley F. Schmidt [47] afin de traiter les systèmes non linéaires. Son fonctionnement consiste à appliquer le filtre linéaire traditionnel de Kalman après linéarisation du modèle d'état par développement de Taylor au premier ordre. La linéarisation est faite autour d'une certaine trajectoire nominale, qui ne dépend pas des données de mesure.

- Le modèle non linéaire du processus est le suivant:

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k) + w_k \quad (60)$$

- Le modèle de mesure est représenté par l'équation suivante:

$$z_{k+1} = h(x_{k+1}) + v_k \quad (61)$$

Où : **f** et **h** sont respectivement la fonction de transition et d'observation non linéaire.

- L'approximation de Taylor de f est faite autour de l'estimation de l'instant précédent :

$$\Phi_k \approx \left. \frac{\partial f(x, k)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_k} \quad (62)$$

- L'approximation de Taylor de h est faite à la position prédite correspondante :

$$H_k \approx \left. \frac{\partial h(x, k)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_{k+1}^-} \quad (63)$$

Comme dans le cas du filtre linéarisé de Kalman, le développement limité donne cette fois-ci :

La linéarisation du modèle d'état, en utilisant le développement limité, donne :

$$x_{k+1} \approx x_{k+1}^- + \Phi_k(x_k - \hat{x}_k) + w_k \quad (64)$$

$$z_{k+1} \approx \hat{z}_{k+1} + H_{k+1}(x_{k+1} - x_{k+1}^-) + v_{k+1} \quad (65)$$

L'algorithme du filtre de Kalman Etendu se résume par les étapes ci-après.

4. Initialisation

$$x_0^- = \tilde{x}_0 \quad (66)$$

$$P_0^- = \text{var}\langle \delta x_0^- \rangle \quad (67)$$

5. Prédiction

- Prédiction linéaire de la perturbation $\delta \hat{x}_{k+1}^-$

$$\delta \hat{x}_{k+1}^- = \Phi_k \delta \hat{x}_k^+ \quad (68)$$

- Estimation a priori de la covariance des erreurs P_{k+1}^-

$$P_{k+1}^- = \Phi_k \cdot P_k^+ \cdot \Phi_k^T + Q_k \quad (69)$$

- Prédiction de la mesure \hat{z}_{k+1}^-

$$\hat{z}_{k+1}^- = H_{k+1} \cdot \hat{x}_{k+1}^- \quad (70)$$

6. Correction et mise à jour

- Calcul du gain de Kalman K_{k+1}

$$K_{k+1} = P_{k+1}^- \cdot H_{k+1}^T (H_{k+1} \cdot P_{k+1}^- \cdot H_{k+1}^T + R_{k+1})^{-1} \quad (71)$$

- Estimation a posteriori de la perturbation $\delta \hat{x}_{k+1}^+$

$$\delta \hat{x}_{k+1}^+ = \delta \hat{x}_{k+1}^- + K_{k+1} \cdot (z_{k+1} - \hat{z}_{k+1}^- - H_{k+1} \cdot \delta \hat{x}_{k+1}^-) \quad (72)$$

- Estimation a posteriori de la covariance des erreurs P_{k+1}^+

$$P_{k+1}^+ = [I - K_{k+1} \cdot H_{k+1}] \cdot P_{k+1}^- \quad (73)$$

2.3.3.2. Fusion de données GPS/INS

Cette solution [12], [14], [44] utilise conjointement les deux méthodes de localisation, à l'estime et absolue, afin de tirer profit de la complémentarité des capteurs proprioceptifs et des capteurs extéroceptifs. En effet, le système de localisation absolue est en général chargé de corriger régulièrement l'estimation du système de localisation relative afin de remédier aux problèmes de dérive. D'un autre côté, la localisation à l'estime fournit des mesures à une fréquence très élevée, mais nécessite une initialisation. Cependant, la localisation absolue ne présente pas de problème d'initialisation. Mais, elle souffre de problème de disponibilité, de latence et de fréquence souvent insuffisante pour certaines applications. Donc, pour profiter des avantages et des complémentarités des deux systèmes de localisations, on va combiner ces deux familles en donnant naissance à l'approche d'hybridation qui est une solution efficace pour une localisation précise.

Dans la littérature, plusieurs techniques sont suggérées pour fusionner les données GPS et INS [65 – 69]. Le filtre de Kalman est l'algorithme le plus utilisé avec généralement trois stratégies principales: mode non couplé, faiblement couplé et fortement couplé.

a. Mode non couplé

C'est le modèle le plus simple à mettre en œuvre et le moins cher à réaliser. Dans ce mode (Figure 32), le GPS, l'INS ou l'odomètre produisent indépendamment les solutions de navigation sans l'influence de l'une sur l'autre. La solution intégrée de navigation est mécanisée par un processus externe d'intégration qui peut être réalisée soit par un simple interrupteur ou bien avec un filtre de Kalman. Ce mode a été utilisé par Veena G. Dikshit [65] en sélectionnant, à n'importe quel moment, la meilleure solution de navigation parmi les deux : INS ou GPS.

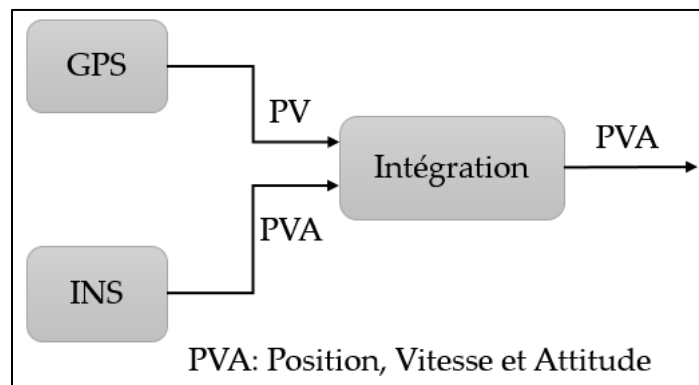


Figure 32. Mode non couplé

b. Mode faiblement couplé

Dans le mode faiblement couplé, la différence entre les données issues du GPS (« position » ou « position et vitesse ») et celles issues de l'INS (« position » ou « position et vitesse ») forme l'entrée du FK pour l'estimation des erreurs respectivement sur les positions, les vitesses et les attitudes. Le GPS fournit au filtre d'intégration des mesures qui constituent l'observation de la solution de navigation vraie. L'INS, de son côté, fournit une solution de navigation (modèle d'état) qui sera recalé par le GPS en corrigeant les erreurs de positions, vitesses et orientations ainsi que les biais des accéléromètres et les dérives des gyromètres. Puisque l'observation est l'erreur entre la solution de navigation inertielle et le GPS, alors le modèle de processus doit être sous forme de modèle d'erreur des équations standard de navigation inertielle. Ainsi, les équations de navigation inertielle sont linéarisées pour former les équations d'erreur.

Il existe deux approches de couplage serré : soit en boucle ouverte (Figure 33) ou bien en boucle fermée (Figure 34). Dans le cas de la boucle ouverte, toutes les mesures GPS et INS sont traitées dans le filtre de Kalman, car il n'y a pas d'asservissement. Les sorties du filtre (dont les entrées sont les différences entre les données GPS et INS) sont soustraites de la sortie de l'INS. Cependant, couplage serré est seulement approprié à l'intégration avec un capteur inertielle de bonne précision et aux applications à court terme.

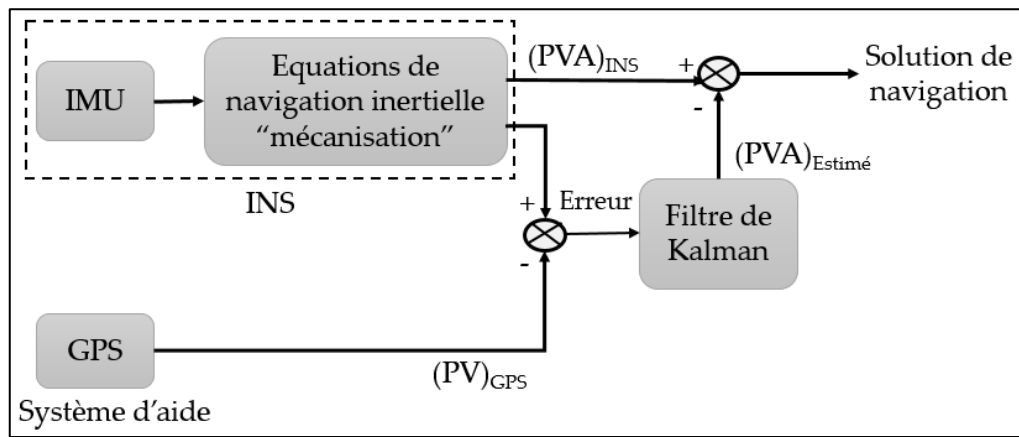


Figure 33. Mode faiblement couplé en boucle ouverte

Dans le cas du couplage faiblement couplé en boucle fermée, les sorties finales de la boucle ouverte précédentes sont réinjectées dans les équations de mécanisation de l'INS afin de corriger les positions, les vitesses et les attitudes ainsi que les biais et dérive des accéléromètres et des gyromètres pour éviter la propagation des erreurs du système. Cette approche est utilisée dans le cas où les données de l'INS sont très bruitées ou bien celle-ci est de bas coût.

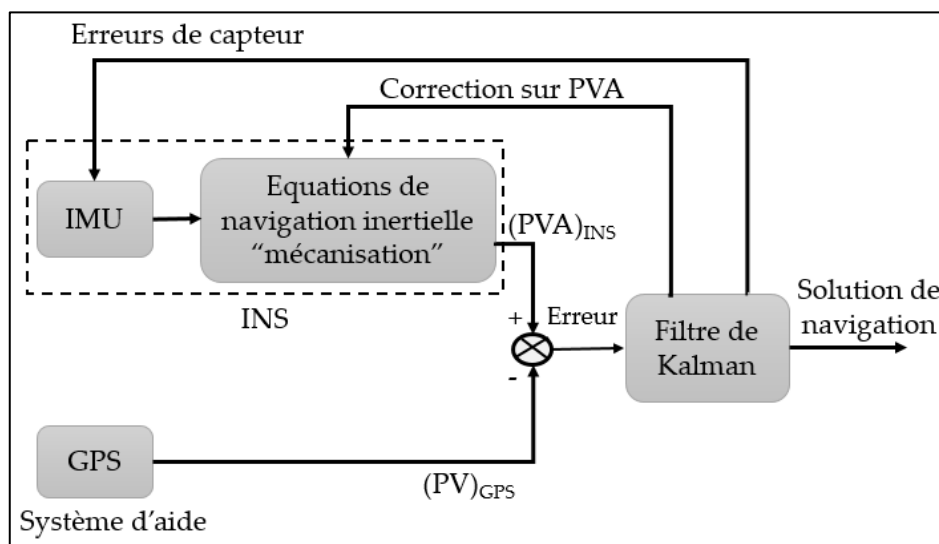


Figure 34. Mode faiblement couplé en boucle fermée

Dans leurs travaux, Christopher et Moore [66] ont utilisé une centrale inertielle (Crossbow AHRS400CA) et un DGPS (Novatel OEM4 GPS) pour récolter les données capteurs. Ils ont montré que l'hybridation INS-GPS fortement couplée est meilleure que celle faiblement couplée dans le cas de la navigation urbaine.

Les configurations faiblement couplées offrent l'avantage d'être fortement modulaires et assure une bonne précision et un cout calculatoire acceptable. Le retour d'état (de l'erreur) vers le système de navigation inertielle réduira les erreurs de l'INS. C'est particulièrement important pour les unités inertielles de précisions moyennes et basses, parce que la boucle d'asservissement corrige efficacement les erreurs des capteurs.

Cette approche a été largement utilisée dans la dernière décennie en raison de sa flexibilité et ses performances élevées (précision et temps de calcul).

C. Mode fortement couplé

Dans ce mode (Figure 35), les données brutes du GPS et de l'INS sont fusionnées à travers un filtrage non linéaire : la centrale inertielle est utilisée comme une aide à la poursuite du signal GPS ou bien de l'odomètre. Cette configuration améliore très souvent l'intégrité du système global de navigation. En effet, elle apporte de meilleures performances et une plus grande robustesse que le système faiblement couplé. Toutefois, en contrepartie, le mode fortement couplé est plus complexe à mettre en œuvre, plus difficile à développer et nécessite, dans sa mise en œuvre, l'accès aux données brutes ce qui limite son utilisation par un large public.

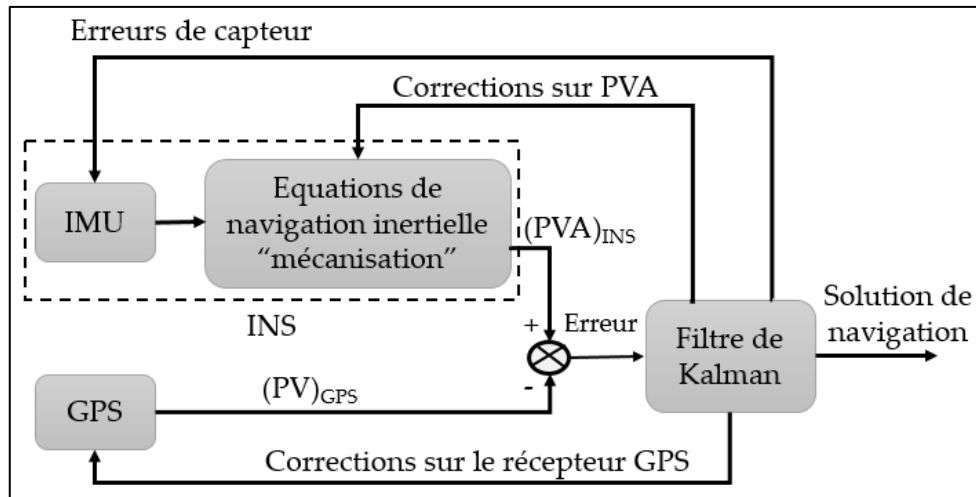


Figure 35. Mode fortement couplé

Ce mode a été utilisé dans les travaux de Brown et Sullivan [67] qui ont opté pour une hybridation INS-GPS fortement couplée à l'aide d'un filtre de Kalman à 32 états. Jie et al ont également implémenté un mode fortement couplé basé sur le FK. Ils ont utilisé deux récepteurs GPS pour estimer la position et l'alignement de l'azimut.

2.3.3.3. Fusion des données INS/Odomètre

Dans la littérature [68, 69], différentes configurations sont proposées pour intégrer les odomètres et les données INS. Dans nos travaux, nous avons choisi la configuration RISS (Reduced Inertial Sensor System) (Figure 36). Dans cette approche, et à partir d'une position initiale connue, la position du véhicule est calculée sur la base des déplacements mesurés par les odomètres et de l'angle d'orientation déduit de l'intégration des données du gyromètre. Cette méthode a été utilisée dans la navigation automobile pour améliorer encore la précision de la solution de positionnement.

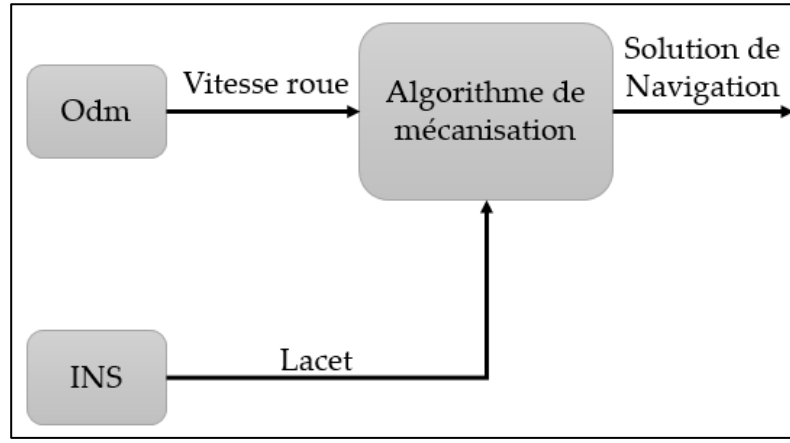


Figure 36. Schéma de la fusion des données INS/Odomètre

La forme discrète de l'algorithme de mécanisation du système est la suivante :

$$\begin{aligned} x(k+1) &= x(k) + T_e \cdot V(k) \cdot \cos(\theta(k)) \\ y(k+1) &= y(k) + T_e \cdot V(k) \cdot \sin(\theta(k)) \\ \theta(k+1) &= \theta(k) + T_e \cdot W_z \end{aligned} \quad (74)$$

Où « W_z » représente les mesures du gyromètre (rad/s).

2.4. Reconstruction des trajectoires : Etat de l'art

La reconstruction de trajectoire constitue le cœur du travail de cette thèse, en particulier pour les deux roues motorisée. Nous avons utilisé une moto instrumentée au sein du laboratoire SATIE, embarquant plusieurs moyens de positionnement afin d'augmenter la précision. Afin d'avoir un aperçu sur les techniques utilisées et les combinaisons des capteurs les plus pertinentes, donnant la meilleure précision possible, nous consacrons ce chapitre aux travaux réalisés par la communauté scientifique traitant de la reconstruction des trajectoires ainsi que la précision qui en découle, et les méthodes et capteurs utilisés (dans chaque cas).

Un tableau de synthèse sera présenté pour avoir un aperçu synthétique sur les travaux les plus pertinents et qui ont attiré notre attention.

2.4.1. Reconstruction de trajectoires motos

Dans la littérature existante sur la reconstruction de trajectoires moto, il n'existe aucun travail sur la problématique « trajectoire de sécurité ». De plus, la trajectoire de la moto est généralement reconstruite en utilisant les systèmes traditionnels GPS/INS qui peuvent atteindre une meilleure précision seulement si le signal GPS est disponible. Cependant, lors de l'absence du signal GPS, la précision est dégradée. Certains travaux ont proposé une solution alternative basée sur des systèmes de vision mais la précision obtenue est loin des objectifs attendus [10, 11].

Il convient également de noter que les travaux sur la reconstruction de la trajectoire moto sont limités par rapport aux voitures, car la dynamique d'un véhicule à deux roues représente un niveau de complexité plus élevé.

Dans le travail [9], Yuichiro Koyama présente un nouvel algorithme (tel qu'il l'a cité) pour la reconstruction de trajectoires motos en utilisant un GPS seulement. Cet algorithme est basé sur

l'interpolation de positions des satellites qui ne peuvent pas fournir des données adéquates en quelques secondes (données d'observation manquantes) en utilisant des courbes polynomiales calculées par la méthode des moindres carrés. Ensuite, la trajectoire obtenue est lissée en utilisant un filtre de Kalman étendu. Cette méthode permet d'obtenir une trajectoire avec une précision inférieure à un mètre (1m) et une continuité suffisante, mais uniquement si les données observées sont absentes pendant moins de 7 secondes. Au-delà de 7 s la précision est fortement dégradée. Aucune réalisation matérielle n'a été décrite.

Luca Gasbbaro [10] a présenté un algorithme pour la reconstruction précise (tel qu'il a été mentionné) de la trajectoire d'un motorcycle basé sur l'intégration de la vision et des accéléromètres MEMS miniaturisés, en utilisant un filtre de Kalman étendu et un modèle dynamique de la moto. Les contraintes du modèle agissent comme des mesures virtuelles et permettent d'estimer les biais et les dérives des accéléromètres.

Cette solution présente une alternative possible au système GPS/INS. Les repères visuels ont été utilisés afin d'estimer les biais et les dérives des capteurs de navigation à l'estime. L'idée est de distribuer un nombre, plus de 6, d'accéléromètres à des endroits spécifiques du châssis de la moto, puis d'utiliser l'invariance de forme du mouvement du corps rigide pour estimer la trajectoire.

Le système d'acquisition de données utilise une unité de traitement de base, un ordinateur industriel PC-104 (Geode 266 MHz, 256 Mo de RAM). Une carte Compact Flash a été utilisée pour stocker les données enregistrées ainsi que le système d'exploitation Linux et les programmes de l'utilisateur.

La même idée impliquée dans [10] a été appliquée par A. Guarnieri et al [11], où les auteurs ont proposé un système bas coût basé sur la technologie (Micro Electro-Mechanical Systems : MEMS) couplée à des images en utilisant le modèle de « Whipple » [36], une cascade du filtre de Kalman et le filtre bayésien à particules pour reconstruire la trajectoire du scooter «Vespa». Les auteurs ont utilisé une IMU de type «XSens MTi-G», un appareil photo SONY CCD couleur à balayage progressif de 1.3 Mégapixel et un ordinateur portable pour l'acquisition de données. La trajectoire de référence a été déterminée par un récepteur GPS Novatel DL-4 à double fréquence. Cette méthode a donné une précision relativement acceptable (erreur moyenne: 1,033 m, erreur maximale: 10,12 m, moyenne absolue: 3,2 m et écart-type: 2,53 m). Cependant, l'application de cette méthode dépend des conditions de l'environnement. L'estimation du roulis dans ce travail est basée sur la transformation de Hough, qui nécessite une quantité minimale d'éléments linéaires dans la scène, et leur absence peut dégrader les résultats obtenus.

Dans [12], les auteurs ont proposé un système expérimental, bas coût basé sur la fusion des données d'un GPS différentiel (DGPS) et d'une IMU-MEMS en utilisant un filtre de Kalman étendu dans un mode faiblement couplé pour reconstruire la trajectoire et l'orientation d'une motocyclette. Les performances du système ont été évaluées à travers une série d'expériences utilisant une moto intégrant une IMU-MEMS (Xsens Mti), fixée rigidement à l'antenne GPS. Un récepteur GPS monofréquence et bas coût (u-blox AEK4) a été utilisé avec un récepteur GPS bi-fréquence de Javard comme référence. Le système proposé fournit une précision absolue de position de 0,5 m et une précision d'orientation de 1° à 2° .

2.4.2. Reconstruction de trajectoires des voitures

Il existe dans la littérature de très vastes études sur l'estimation de la position et la reconstruction des trajectoires des véhicules terrestres. Nous l'avons examiné pour la méthodologie d'estimation et la précision obtenue.

La plupart des travaux ont proposés une solution basée sur la fusion des données GPS/INS en utilisant un filtre de Kalman Etendu et ont abouti à une précision d'un mètre [14, 38].

Les travaux qui ont obtenu une meilleure précision (de l'ordre du centimètre) ont utilisé un DGPS pour une fusion des données : DGPS/INS [39, 40, 41, 42, 43], DGPS/INS/Odomètre [44], DGPS/Odomètre/gyromètre [45] ou DGPS/Odomètre/capteur guidon/gyromètre [37]. Ce dernier est un équipement nécessitant un cout important.

Nous donnons ci-dessous un tableau qui synthétise les travaux cité.

2.4.3. Tableau de synthèse des travaux cités

Tableau 2. Synthèse des travaux de l'état de l'art

Travail	Capteurs utilisés				Algorithme utilisé	Précision	Low cost
	GPS	DGPS	IMU	Vision (Caméra)			
[9]	x				- Interpolation des données d'observation manquantes par des courbes polynomiales - Lissage de la trajectoire par un filtre de Kalman étendu.	1m	x
[10]			Accéléromètres MEMS	x	Filtre de Kalman étendu	?	x
[11]				x	Cascade du filtre de Kalman et du filtre bayésien à particules	~1m	x
[12]		x	x		Filtre de Kalman étendu, faiblement couplé	0.5m	x

2.5. Conclusion

La première partie de ce chapitre a été consacrée à l'étude cinématique du comportement des véhicules V2RM. Nous avons commencé par définir les différentes variables géométriques caractérisant les véhicules V2RM. Ensuite, nous avons décrit leur comportement lors de la prise des virages et les phénomènes qui entrent en jeu.

Comme l'objectif de ce travail est la reconstruction de trajectoires des V2RM, la deuxième partie de ce chapitre a présenté les méthodes existantes utilisées pour reconstruire la trajectoire moto, notamment les modèles cinématiques et les techniques de localisation. Enfin, un état de l'art sur les travaux traitant cette problématique et la précision obtenue pour chaque travail a été présenté.

D'après le Tableau 2 (synthèse des travaux cités) et l'état de l'art, on peut voir que la plupart des travaux ont abouti à une précision d'un mètre. Ceux qui ont obtenu une meilleure précision (de l'ordre du centimètre) ont tous utilisé un DGPS. Ce dernier est un équipement présentant un coût important.

Le premier travail que nous avons cité [9] se singularise dans le sens qu'il se base sur l'amélioration des algorithmes de réception GPS afin d'augmenter la précision de positionnement sans fusion de données. Son avantage est la précision de la reconstruction de trajectoire obtenue en utilisant uniquement un GPS. Cependant, l'algorithme développé est applicable uniquement si la perte de données ne dépasse pas les 7 secondes (selon les auteurs). Au-delà du temps de perte donné, l'efficacité de l'interpolation est réduite et la précision est dégradée.

Une solution « low-cost » semble être une alternative intéressante au système GPS/INS dans [10] et [11]. Les auteurs ont réussi à reconstruire la trajectoire de la moto en utilisant un système basé sur la vision (caméra), la technologie MEMS et un ordinateur (ordinateur industriel dans [10] et Notebook Pc dans [11]). Ce système est complexe, non embarquable et dépend des conditions de l'environnement. En outre, la précision obtenue n'a pas été mentionnée dans [10] et l'erreur maximale atteinte dans [11] est de 10,11 m.

Dans [12], une grande précision a été obtenue (50 cm) en utilisant un algorithme de fusion de données GPS/INS. Les systèmes GPS/INS traditionnels peuvent atteindre une grande précision lorsque le signal GPS est disponible. Mais lors de son absence, la précision est dégradée.

D'un point de vue « Application », l'objectif principal de [9] est la simulation de la dynamique moto afin d'analyser le comportement de la moto et du conducteur dans un espace virtuel en trois dimensions fortement corrélé aux tests de conduite réels. Dans [10], les auteurs considèrent la reconstruction de la trajectoire comme une technique d'estimation pour la reconstruction complète de l'état dynamique du véhicule. Leur algorithme est utilisé dans les applications de course. Dans [11], les auteurs visent à identifier la position du véhicule dans un repère cartographique pour les directions de conduite et l'analyse du meilleur itinéraire avec une précision significative. De plus, dans [12], le système conçu est utilisé dans les applications sportives. La reconstruction de trajectoire précise est utilisée pour déterminer les glissements des pneus d'une motocyclette.

Le défi de notre travail est d'étudier plusieurs algorithmes de reconstruction de trajectoires moto afin de concevoir un système embarquable, avec un ensemble optimal de capteurs bas coût

permettant de reconstruire la trajectoire de la moto avec une grande précision sans utiliser un GPS (à cause des inconvénients de perte de signal). Ce système peut alors être utilisé pour mieux former les conducteurs à adopter une trajectoire de sécurité afin de réduire les risques d'accident dans les virages et d'améliorer la sécurité routière.

Cette étude nécessite une méthodologie d'évaluation et une plateforme d'expérimentation pour acquérir des données réelles. Les données expérimentales doivent ensuite être prétraitées afin de valider les différents algorithmes étudiés. La présentation de ces différentes étapes fait l'objet du troisième chapitre qui suit.

CHAPITRE 3

PLATEFORME ET MÉTHODOLOGIE D'ÉVALUATION

Chapitre 3 : Plateforme et Méthodologie d'évaluation

Pour rappel, l'objectif de notre travail est l'élaboration d'un système de positionnement bas coût permettant de fournir des informations précises et fiables de la trajectoire d'un V2RM pour l'évaluation des pratiques de prise de virage.

La conception d'un système de reconstruction de trajectoire pour les véhicules deux-roues motorisés nécessite deux parties : l'algorithmique et l'architecturale qui va l'exécuter. Nous avons une contrainte low-cost qui est forte.

Nous avons commencé par étudier les algorithmes les plus utilisés pour en évaluer la complexité calculatoire. Cette première évaluation va permettre d'identifier les paramètres et les caractéristiques les plus pertinents sur les capteurs. Cela impactera sur la précision des résultats de combinaison de données capteurs. Bien sûr, la précision lors des calculs et la correction sur les données capteurs impacteront également sur la précision globale de reconstruction de trajectoire. L'étude d'un tel système de reconstruction nécessite donc deux étapes :

- L'identification d'un système bas coût multi-capteurs pour la reconstruction des trajectoires moto dans les virages.
- L'évaluation de la consistance du modèle de reconstruction de trajectoires par rapport aux modèles existants.

L'étude architecturale consiste à déterminer la méthodologie adéquate pour la mise en œuvre de l'algorithme proposé sur une architecture cible en prenant en considération la consommation d'énergie, l'embarquabilité, la puissance de calcul et la contrainte de temps réel. Nous nous inspirerons des architectures pour exécuter des algorithmes de localisation pour véhicules afin de définir une nouvelle architecture dédiée à la fusion de données multi-capteurs pour véhicules V2RM.

La première étape consiste donc à :

- instrumenter la plateforme de reconstruction (le véhicule deux-roues motorisé) avec des capteurs qui permettent d'évaluer les approches de reconstruction de trajectoire existantes.
- réaliser des expérimentations sur un site identifié pour recueillir un jeu de données réelles et des mesures capteurs permettant la reconstruction des trajectoires réalisées.

A partir de là, une base de données capteurs relatifs aux mouvements du véhicule et interaction conducteur/véhicule est établie. Après l'acquisition des données lors des expérimentations, un prétraitement des données est nécessaire. Ce travail a été réalisé par l'équipe du laboratoire SATIE dans le cadre de plusieurs projets scientifiques type ANR, en particulier VIROLO++.

Ensuite, une étude sur les algorithmes de reconstruction de trajectoires des véhicules deux roues motorisés est effectuée afin d'évaluer la précision qui découle de chaque méthode et choisir la combinaison de capteurs la plus pertinente. Cette approche permet de proposer une approche adaptée à notre application, dans une stratégie « Low-cost » qui donne une meilleure précision.

L'algorithme proposé doit être capable de compenser les limites des capteurs, et présenter un coût calculatoire « complexité de traitement » acceptable, dans le but d'une implémentation sur une plateforme embarquée.

L'objectif de ce chapitre est donc de présenter la plateforme de reconstruction mis en œuvre par l'équipe du projet VIROLO++, les moyens expérimentaux mis à notre disposition dans le cadre de nos travaux de recherche pour évaluer les algorithmes de reconstruction de trajectoires V2RM, à partir d'expérimentations sur circuit moto.

3.1. Plateforme expérimentale et circuit des expérimentations

Le système de conduite composé du conducteur, de V2RM, et de l'infrastructure où évolue le véhicule peut constituer une connaissance complexe contenant une grande quantité d'informations [48]. Le conducteur et son comportement, peuvent être décrits par la force que le conducteur applique sur le guidon et sur les freins (organes de commande), ainsi que le mouvement de son corps (roulis). La dynamique du V2RM est décrite par sa position sur la chaussée, sa vitesse et son accélération dans les trois dimensions de l'espace. L'environnement où se déroule la scène de conduite est défini par l'infrastructure, le trafic et les conditions météorologiques.

Pour avoir un maximum d'informations sur les comportements de conduite réels des conducteurs de V2RM, et afin d'évaluer les méthodes de reconstruction de trajectoires, une architecture embarquée multi-capteurs pour le recueil et l'enregistrement de données a été conçue et réalisée. Celle-ci récolte des données sur la dynamique moto et sur les interactions entre le conducteur et la machine. Cet enregistreur, désigné par datalogueur multi capteurs, a été implanté et testé par l'équipe VIROLO++ [4], [35]. Cette architecture intègre :

- des capteurs redondants : des capteurs "de référence" afin de relever de manière précise (précision < 10cm) les trajectoires réalisées, et des capteurs « bas coûts » afin d'évaluer les algorithmes de reconstruction de trajectoires.
- une architecture de calcul distribué basé sur des microcontrôleurs communicants les données capteurs sur un bus CAN.
- un système d'acquisition et enregistrement de données avec estampillage temporel à 1µs.
- des outils de visualisation des signaux capteurs hors ligne.

3.1.1. Architecture du système

Une architecture multi-capteurs (Figure 37) et un enregistreur de données intégré ont été conçus par l'équipe du projet VIROLO ++ [5]. Le système permet d'acquérir et d'enregistrer les données relatives aux actions et au comportement du conducteur et à la dynamique de la moto [70]. L'architecture du système (Annexe B) est basée sur un bus CAN qui relie plusieurs nœuds capteurs avec un nœud d'enregistrement et de visualisation de données. Chaque nœud capteur est composé d'un microcontrôleur ainsi qu'un ou plusieurs capteurs et un connecteur CAN. Le microcontrôleur fait objet d'interface entre les capteurs et le bus CAN. Il reçoit les données provenant des capteurs via les protocoles appropriés, les met dans un format spécifique et les envoie sur le bus CAN. Les microcontrôleurs utilisés dans les nœuds capteurs sont des microcontrôleurs ARM Cortex-M3 ou Cortex-M4 32bits.

Cette architecture permet d'ajouter ou d'éliminer un ou plusieurs nœuds sans interrompre les tâches des autres nœuds. Cela offre une flexibilité essentielle dans la phase de développement du système multi-capteurs.

Les emplacements des capteurs et de l'enregistreur ont été choisis en vue de rendre l'instrumentation la moins intrusive possible tout en garantissant l'intégrité des informations fournies par les capteurs.

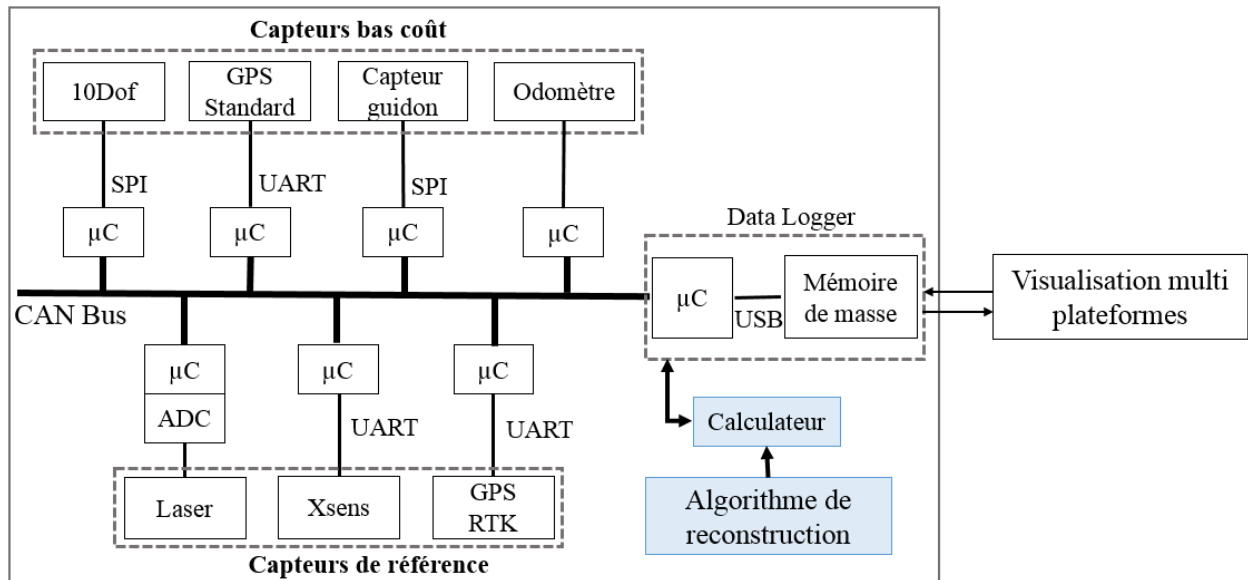


Figure 37. Architecture du système

3.1.2. Capteurs embarqués

Les données utilisées dans cette thèse sont issues d'une moto instrumentée de type HONDA CBF 1000 (Figure 38). Cette moto est équipée de deux systèmes de sécurité ABS (Anti Blocage Système) et CBS (Coupled Braking System).



Figure 38. La moto instrumentée par l'équipe de l'ANR

Afin d'utiliser cette moto dans plusieurs études liées à la manœuvre de prise de virage, l'instrumentation comporte des capteurs redondants "bas coût" et des capteurs "de référence" (Annexe B), afin de comparer les mesures réalisées et d'identifier le sous-ensemble des capteurs nécessaire et suffisants pour la reconstruction de trajectoires (Tableau 3).

Tableau 3. Capteurs utilisés et enregistreur de donnée

	Capteur	Type	mesure	Fréquence
(1)	Odomètres	Capteurs à effet Hall	Vitesse angulaire de roue(Ticks)	1 KHz
(2)	Lasers	capteurs de distance optiques	Inclinaison moto (angle roulis)	100 Hz
(3)	Capteur guidon	capteur magnétique, angle codé sur 14bits, résolution 0.176°/pas	angle absolu du guidon	1 KHz
(4)	IMU1	MTI Xsens	Accélérations et vitesses angulaire de moto + champs magnétique	100 Hz
(5)	IMU2 (10Dof)	InvenSense	Accélérations et vitesses angulaire de moto + champs magnétique	100 Hz
(6)	GPS Standard	Maestro A2200-A	Position et orientation moto	5 Hz
(7)	GPS RTK	Altus APS-3	Position et orientation moto	25 Hz
(8)	Datalogger	Microcontrôleur BECK SC23 + clé USB	Sauvegarde et stockage des données	

Le but de cette architecture instrumentée (Figure 37) est d'avoir une variété de capteurs afin de choisir la correspondance optimale algorithme-capteurs (permettant une meilleure précision avec des capteurs bas coût).

Dans l'optique d'analyser les données acquises, nous avons développé un script Matlab qui permet la lecture des données brutes, leurs mises en forme (transformation du format binaire au format texte) et leur visualisation.

3.1.3. Circuit des expérimentations

Afin d'évaluer les méthodes de reconstruction de la trajectoire moto, plusieurs expériences ont été réalisées sur la piste de « la Ferté Gaucher » avec une moto Honda CBF 1000 instrumentée (Figure 38) permettant la collecte des données capteurs, la mesure des trajectoires réalisées, les interactions entretenues entre le conducteur et le véhicule et le comportement du conducteurs lors de la prise des virages. 20 sujets de différent profils et expériences de conduite ont participé aux expérimentations :

- Un formateur de la Gendarmerie Française (pour la mesure de la trajectoire de référence « sécurité »),
- Dix-neuf élèves gendarmes après un mois de formation (dont trajectoire de sécurité) et

- Six élèves au tout début de leur formation (la plupart avec permis civil, considérés comme représentatifs des conducteurs « non professionnels »).

Pour chaque expérience, il a été demandé au participant d'effectuer 9 parcours complets :

- 3 parcours avec une conduite libre (chaque conducteur est libre d'utiliser son propre style de conduite).
- 3 parcours en utilisant son corps (pencher le corps lors de la prise des virages)
- 3 parcours sans utiliser son corps (ne pas utiliser son corps lors des virages mais plutôt le guidon).



Figure 39. Le circuit de la « Ferté Gaucher » cartographié sur IGN

Les expérimentations se sont déroulées pendant plusieurs jours, le 4 avril, le 2 et le 4 Mai 2017 sur le circuit du pole Aérosphalte de La Ferté Gaucher. Le circuit est composé de deux pistes. Lors des expérimentations, une seule piste, de 2Km de long a été utilisée (Figure 39). Cette piste est composée de différents types de virages (à droite, à gauche, 90 ° et 180 ° avec une courbure petite ou grande). La vitesse de la moto est assez variable du fait de nombreuses accélérations et décélérations. Les situations de conduite les plus fréquentes rencontrées aux cours de ses séquences sont : des lignes droites (LD), des virages à gauches (VG) et des virages à droites (VD).

3.2. Prétraitement des données capteurs

Les données de mesures issues lors des expérimentations réelles sont par nature entachées d'incertitudes et de valeurs manquantes (bruit de hautes fréquences causé principalement par les vibrations du moteur). Le prétraitement des données s'avère donc une étape importante avant la reconstruction de la trajectoire. La synchronisation des données, le remplacement des valeurs manquantes et le filtrage du bruit sont les différentes étapes constituant cette phase de prétraitement.

3.2.1. Filtrage des données capteurs

Lors de l'acquisition des données, un choix a été fait de ne pas procéder à un filtrage analogique des données capteurs [35] car l'objectif est d'obtenir une base de données réelle pouvant être utilisée pour d'autres études et des projets futurs.

Par conséquent, les mesures des capteurs sont affectées par des bruits, dus principalement aux vibrations du moteur et celles-ci augmentent et diminuent en fonction du régime moteur. Sur un scooter ou une moto le moteur est au centre du véhicule, au contraire des voitures. Les vibrations se font alors ressentir où que l'on soit sur un deux-roues motorisé. Ce sont donc ces vibrations que l'on mesure sur les acquisitions des capteurs accéléromètres et gyromètres. Elles perturbent énormément les accéléromètres et très peu les gyromètres [35]. En effet, une étape de filtrage nous est apparue nécessaire avant d'utiliser les données.

3.2.1.1. Caractérisation des signaux

Tout d'abord, un test statique de 15 mn a été effectué à l'arrêt pour estimer et éliminer les biais statiques initiaux des données capteurs avant de les utiliser dans les algorithmes de reconstruction de trajectoires et pour caractériser la fréquence du bruit.

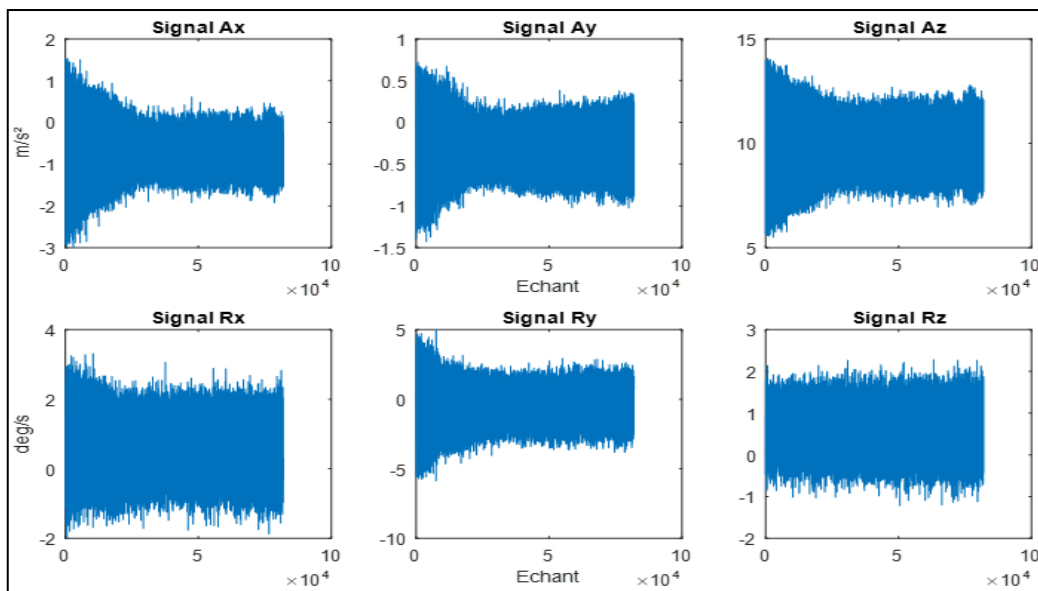


Figure 40. Exemple de données de la centrale inertielle acquises à l'arrêt de la moto.

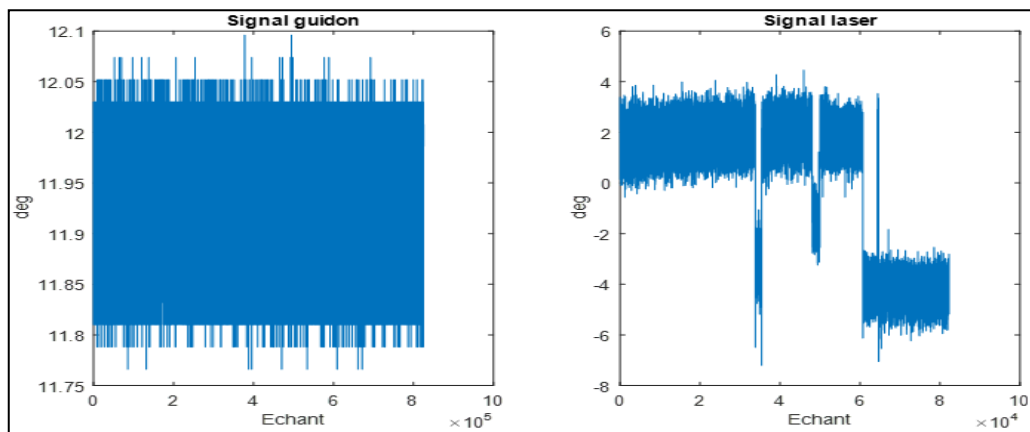


Figure 41. Exemple de données du capteur guidon et des capteurs lasers acquises à l'arrêt de la moto.

Les deux figures Figure 40 et Figure 41 illustrent les spectres du bruit dans les données de la centrale inertielle, les capteurs guidon et lasers (spectre des signaux capteurs acquis à l'arrêt de la moto). Nous pouvons constater la présence d'un bruit, quand la moto est à l'arrêt, aux environs de 40 Hz dans les données de la centrale inertielle (les accéléromètres et les gyromètres) et l'absence de ce bruit dans les données des capteurs guidon et lasers. En effet, ce bruit n'est pas lié aux capteurs, mais plutôt, aux vibrations du moteur qui est placé au centre de la moto, non loin de l'endroit où la centrale inertielle (accéléromètres et gyromètres) est placée.

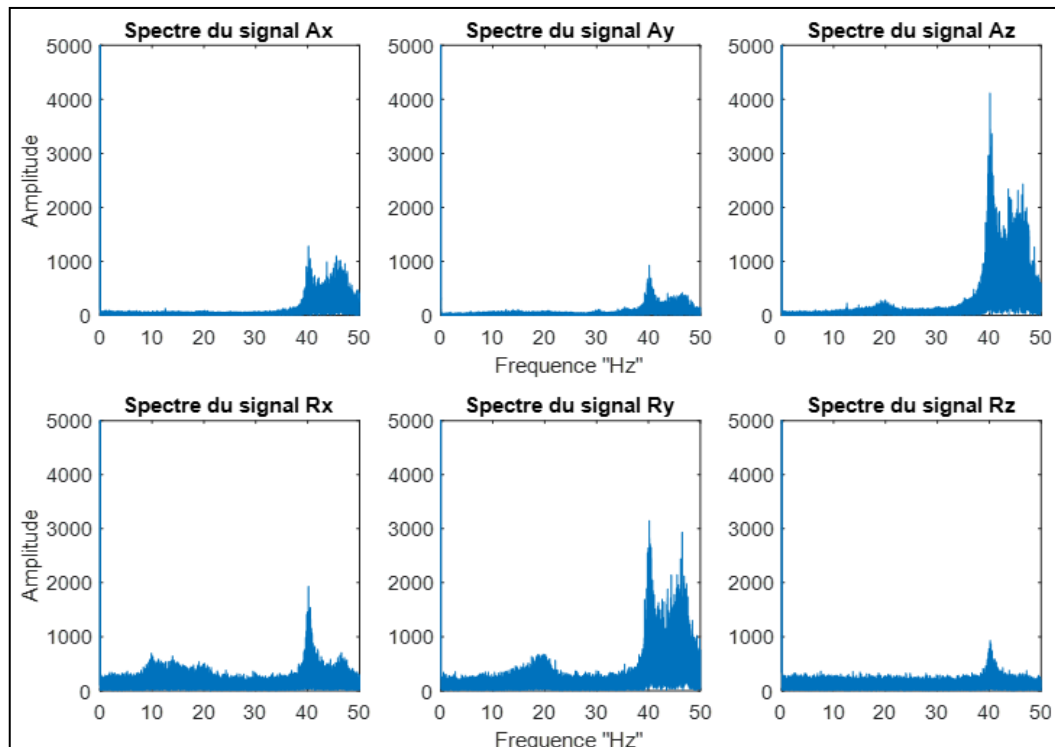


Figure 42. Le spectre du bruit dans les données inertielles.

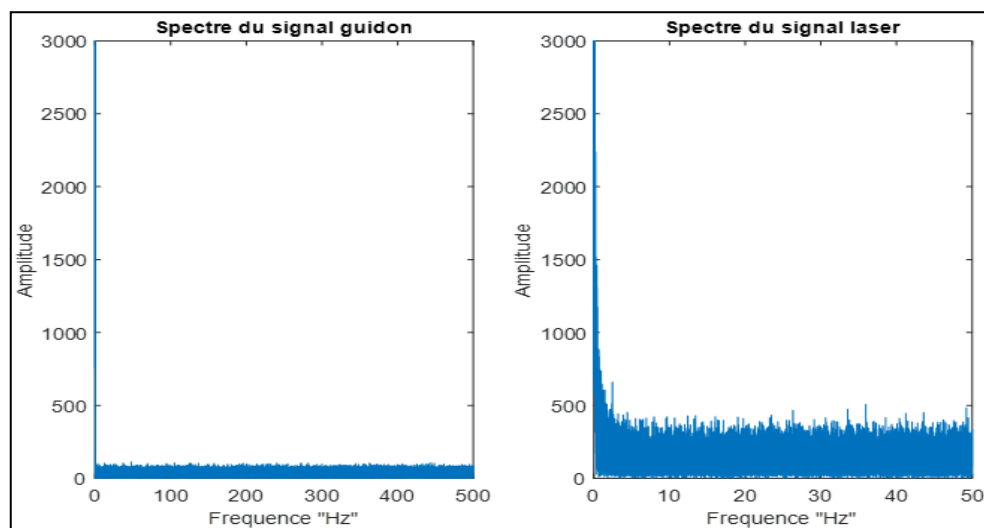
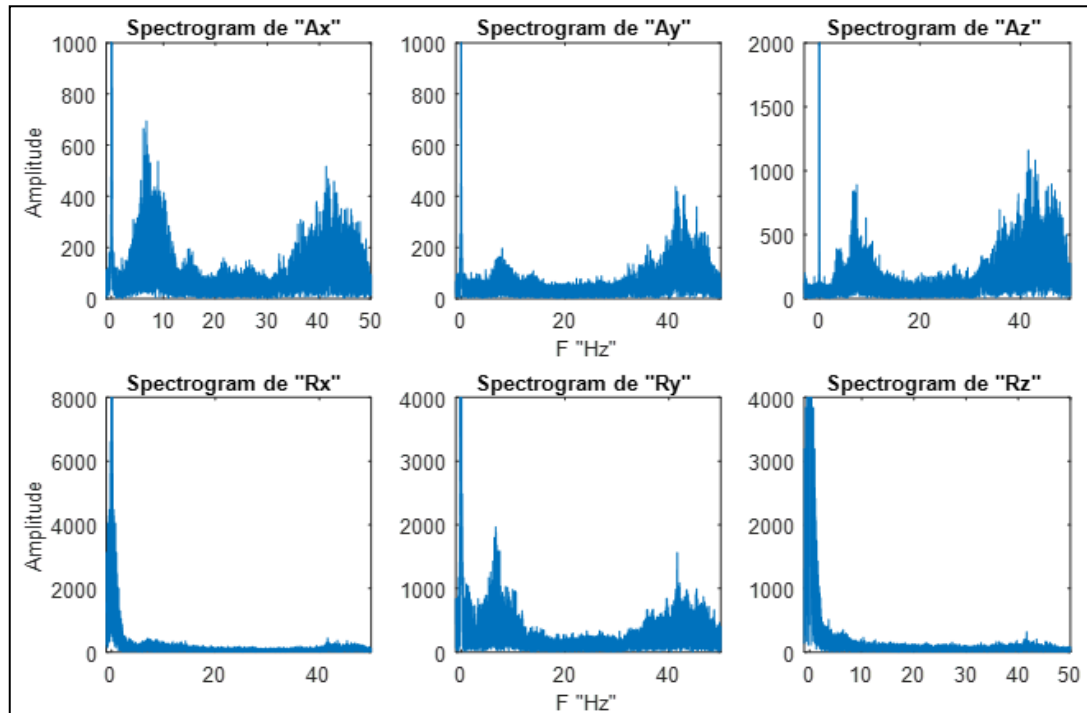


Figure 43. Le spectre du bruit dans les données des capteurs guidon et lasers.

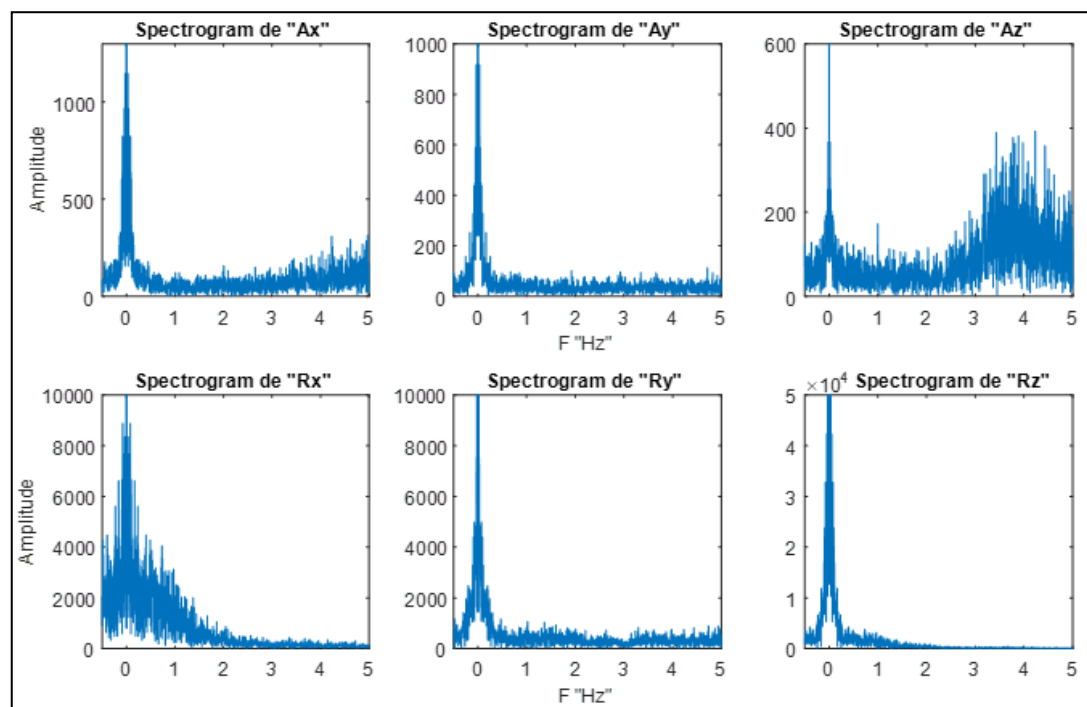
Les figures Figure 42 et Figure 43 représentent les spectres des signaux accéléromètres, gyromètres, guidon et lasers enregistrés lors d'une expérience (test dynamique). Ils représentent les spectres des signaux utiles plus le bruit.

D'après la Figure 44 (a), nous pouvons clairement voir le bruit dû aux vibrations moteur autour de 40 Hz, constaté précédemment dans les tests statiques (moto à l'arrêt, moteur en marche). Nous constatons aussi un bruit autour de 9Hz dans les données des accéléromètres et le gyromètre de l'axe « Y ».

Les deux figures Figure 44(b) et Figure 45(b), représentent un zoom des spectres précédents des figures Figure 44(a) et Figure 45(a) dans l'intervalle des fréquences [0-5Hz]. D'après ces deux figures, nous pouvons constater que le signal utile est dans la bande de fréquence [0-2Hz].

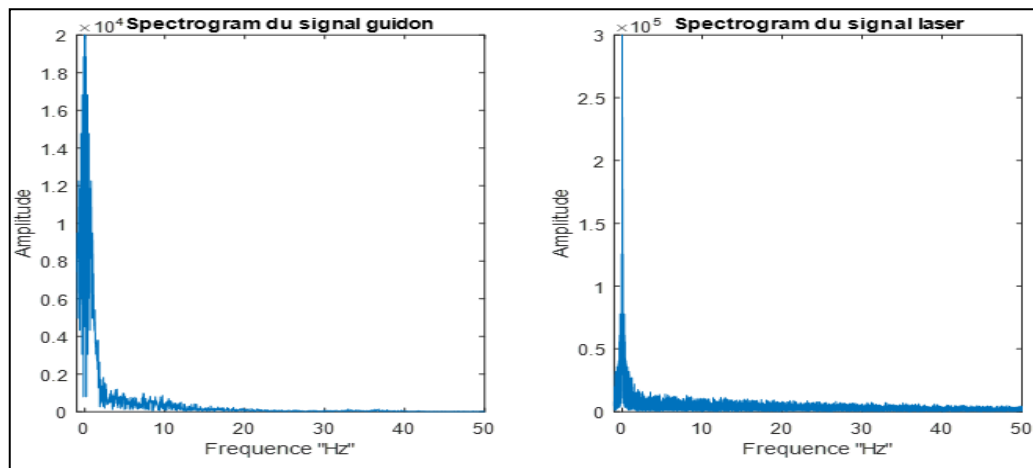


(a)

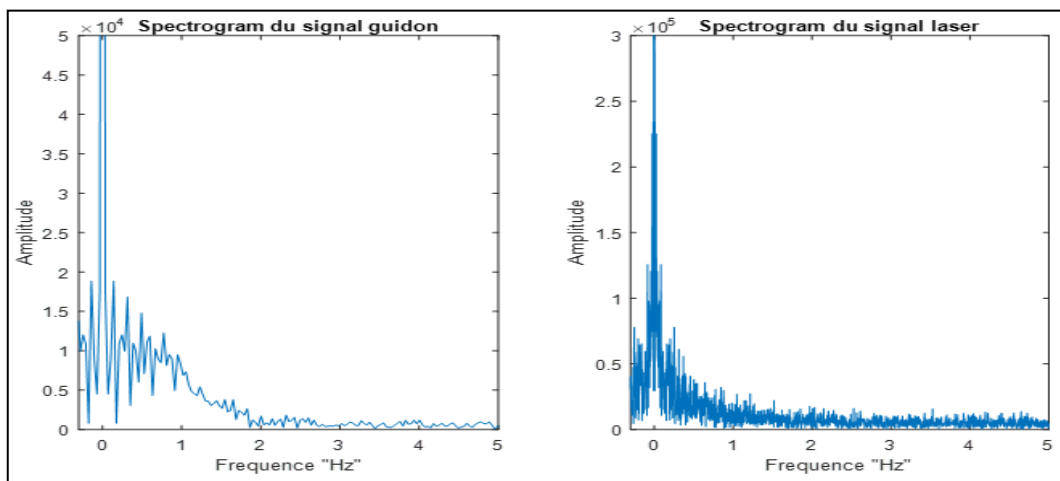


(b)

Figure 44. Les spectrogrammes des signaux inertiels.



(a)



(b)

Figure 45. Les spectrogrammes des signaux guidon et laser.

Il est à noter qu'un signal moto est un ensemble de signaux qui sont issus de la trajectoire effectuée, du comportement du conducteur pour maintenir la moto en équilibre, la dynamique moto et tous les autres bruits (vibrations moteur, effet de pompage sur les amortisseurs, bruits de mesure, ...ets). Et comme je m'intéresse à la reconstruction de trajectoire je garde que la cinématique du déplacement qui est à basse fréquence et j'élimine la dynamique de l'ensemble du reste qui est à hautes fréquences.

3.2.1.2. Synthèse des filtres

Les variations des signaux sont très lentes, dues à la nature mécanique de la moto [48]. En plus, comme nous avons constaté dans la section précédente, la fréquence du signal utile est inférieure à 2 Hz. Pour cela, nous nous n'intéressons pas à des fréquences supérieures à 2 Hz, fréquences qui représentent le bruit qui pourrait causer des problèmes à nos expériences ultérieures [77].

Nous proposons un filtrage de données en utilisant un filtre passe-bas pour éliminer ce bruit. Pour cela, nous avons implémenté trois types de filtres pour confirmer et valider notre choix, à savoir :

- Le filtre de « Butterworth » de 6ème ordre avec une fréquence de coupure de 2 Hz ;
- Le filtre médian avec une fenêtre glissante de taille 10 échantillons ;
- Le filtre à ondelettes avec un niveau de décomposition égale à 6 et une ondelette mère de type (Db20).

Nous avons utilisé la valeur du SNR (Rapport Signal sur Bruit) de chaque filtre comme critère pour comparer leurs performances [78]. Le RSB est défini comme le rapport de la puissance du signal sur la puissance du bruit.

$$SNR_j = 10 * \log \frac{\sum_{k=0}^{N-1} |x_{j,k}|^2}{\sum_{k=0}^{N-1} |x_{j,k} - y_{j,k}|^2} \quad (75)$$

Avec « y_k » et « x_k » représentent respectivement le signal filtré et le signal de référence acquis par le capteur « j ».

Le Tableau 4 dresse les résultats obtenus des SNR de chaque filtre et pour chaque signal. Comme nous pouvons le constater, le filtre Ondelette donne de meilleurs résultats par rapport aux deux autres filtres.

Tableau 4. Comparaison du rapport signal sur bruit (RSB) des trois filtres utilisés.

SNR (dB)	Filtre ondelettes	Filtre Médian	Filtre Butterworth
Ax	4.77	3.24	4.46
Ay	8.65	5.75	7.84
Az	27.41	15.21	16.11
Rx	1.45	0.24	0.33
Ry	3.80	2.33	3.23
Rz	0.24	0.02	0.04
Mx	1.18	1.13	1.17
My	0.27	0.17	0.23
Mz	2.19	1.90	2.13
Guidon	0.38	0.006	-0.85
Laser	0.38	0.23	-0.30

Nous avons opté pour une décomposition en ondelettes « Wavelet » afin de filtrer les données acquises lors des expérimentations avant de les intégrer dans nos algorithmes. Notre choix est justifié par les résultats obtenus dans le Tableau 4 et aussi par les avantages de cette méthode par rapport aux filtres conventionnels cités ci-après :

- Peu ou pas de perte de signal ou de décalage de phase du signal original
- La capacité de reconstruire parfaitement les fonctions avec des formes polynomiales linéaires et supérieures, tels que les polynômes rectangle, triangle, 2^{ème} ordre, etc. De ce fait, les ondelettes sont en mesure de réduire le bruit des signaux complexes et particuliers bien mieux que les filtres conventionnels basés sur la transformée de Fourier.
- Les ondelettes sont efficaces pour éliminer le bruit lorsque le spectre du bruit et celui du signal utile se chevauchent. Les filtres conventionnels sont efficaces pour éliminer les signaux hors bande. Cependant, s'ils sont appliqués aux signaux dans la bande, ils supprimeront également le signal d'intérêt.

La Figure 46 et Figure 47 illustrent un exemple de données (accéléromètres et gyromètres) brutes (en bleu) et filtrées (en rouge) acquises au cours d'une séquence de conduite normale.

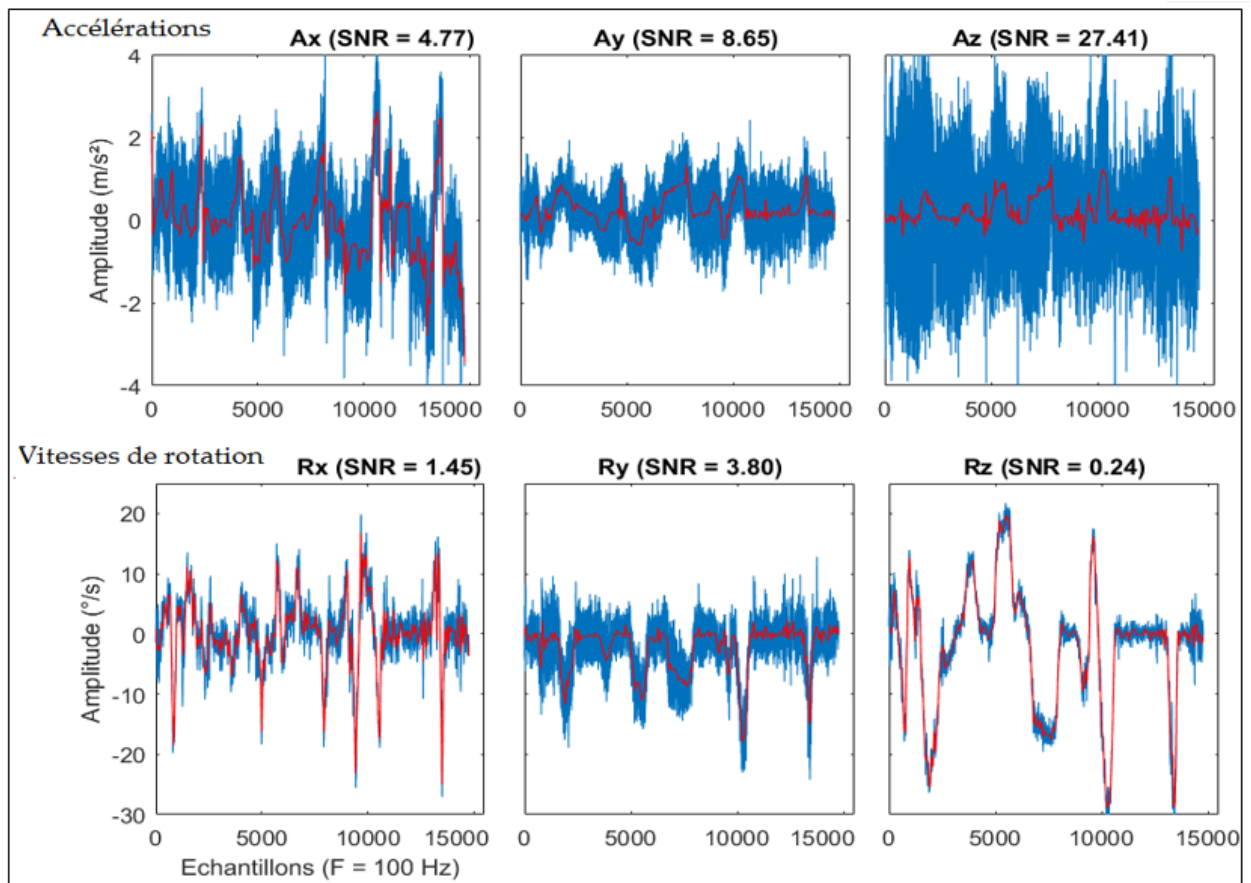


Figure 46. Représentation des signaux accéléromètres et gyromètres bruts (en bleu) et filtrés (en rouge) enregistrés au cours d'une séquence de conduite normale.

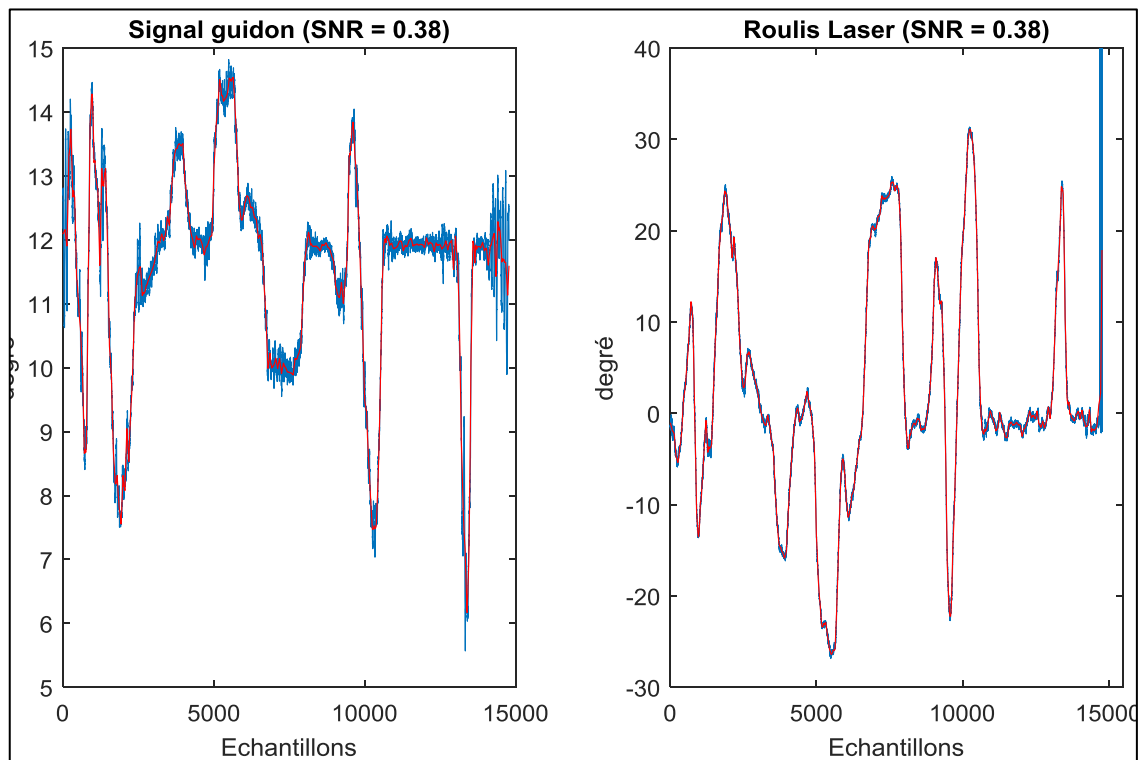


Figure 47. Représentation des signaux guidon et roulis laser bruts (courbes bleus) et filtrés (courbes rouges)

Ensuite, après le filtrage des données capteurs, la valeur moyenne obtenue pendant la période d'étalonnage statique a été soustraite des mesures effectuées par les capteurs pour toutes les expériences afin d'éliminer les biais statiques.

Une source d'erreur bien connue dans les gyromètres est la dérive du biais statique. Avant chaque mouvement de véhicule, la sortie du gyromètre est enregistrée pendant quelques secondes, puis la moyenne des données enregistrées est calculée. Ensuite, une fois que le véhicule est mobile, cette valeur moyenne du biais statique est soustraite de toutes les données suivantes issues du gyromètre. Ainsi, à chaque arrêt du véhicule, il faudra recalculer le biais statique et le soustraire plus tard.

3.2.2. Correction de la trajectoire de référence

Les capteurs ont été installés dans des positions différentes sur de la moto. Par conséquent, les mesures des capteurs sont effectuées dans des référentiels différents, notamment dans les virages, comme illustré dans la Figure 48. En effet, avant d'évaluer les méthodes de reconstruction de trajectoires et afin d'améliorer la précision, nous avons considéré le point de contact de roue arrière « P_r » comme point de référence et nous avons ramené toutes les données capteurs à ce point de référence. Notre référentiel, dans ce cas, est la triade mobile (P_r , x , y , z), spécifiée par la Société des Ingénieurs automobile (SAE : Society of Automotive Engineers) [22]. L'origine est établie au point de contact de la roue arrière " P_r " avec le plan de route. L'axe « x » est horizontal et parallèle au plan de la roue arrière. L'axe « z » est vertical et dirigé vers le bas tandis que l'axe « y » se trouve sur le plan de route. La surface de la route est donc représentée par le plan $z = 0$.

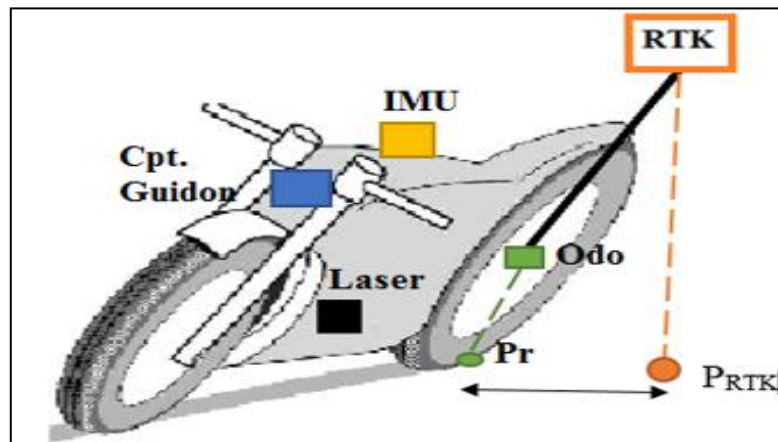


Figure 48. Positionnement des capteurs

Les positions des capteurs installés sur la moto sont connues. La position GPS RTK par rapport au point de référence " P_r " est donnée par les coordonnées (dx , dy , dz). Donc, la trajectoire de référence du point de contact arrière « P_r » est calculée à partir de la trajectoire «RTK» en utilisant les équations suivantes :

$$\begin{bmatrix} X_{Pr} \\ Y_{Pr} \\ Z_{Pr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{RTK} \\ Y_{RTK} \\ Z_{RTK} \end{bmatrix} - R_b^n \cdot \begin{bmatrix} dx \\ dy \\ dz \end{bmatrix} \quad (76)$$

Avant d'appliquer ce modèle aux données réelles « trajectoire de référence », nous l'avons évalué avec des données simulées obtenues à partir du simulateur « BikeSim » afin de le valider. Le simulateur permet de placer des points de références dans n'importe quel endroit de la moto et

récupérer le comportement de la moto et les données capteurs, dans notre cas la trajectoire. D'abord, nous avons placé deux points sur la moto : le premier point « Pt_1 » a été placé sur un point correspondant à l'emplacement du RTK sur la moto réelle, et le deuxième point « Pt_2 » a été placé sur le point correspondant au pont de contact de la roue arrière avec le sol. Ensuite, nous avons choisi une trajectoire composée d'une ligne droite et un grand virage de 180° . Après, nous avons récupéré les données de la trajectoire des deux points et les angles d'orientation de la moto fournies par le simulateur et nous avons appliqué le modèle précédent à la trajectoire du point « Pt_1 ». En fin, nous avons comparé la trajectoire obtenue en appliquant le modèle et la trajectoire fournie par le simulateur au point « Pt_2 ».

La Figure 49 illustre les trois trajectoires : trajectoire du point « Pt_1 » en bleu qui représente la trajectoire RTK et la trajectoire du point « Pt_2 » en rouge qui représente la trajectoire du point de contact de la roue arrière obtenues par le simulateur, ainsi que la trajectoire obtenue en appliquant le modèle de transformation sur les données de la trajectoire du point « Pt_1 » en vert. D'après la figure, nous remarquons que la trajectoire du point de contact de la roue arrière fournie par le simulateur et obtenue par le modèle sont superposées ce qui confirme le bon fonctionnement du modèle.

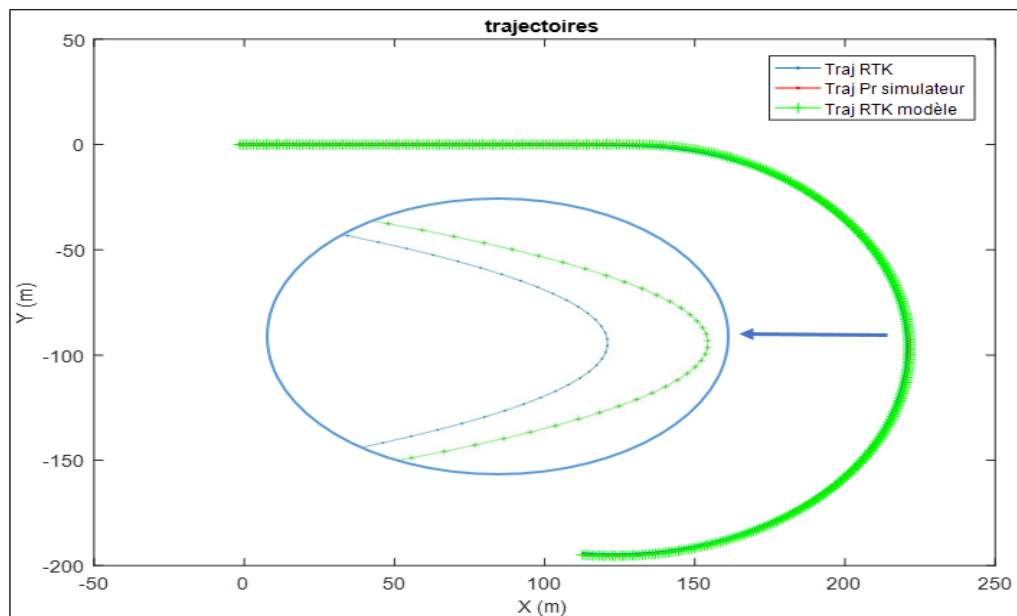


Figure 49. La trajectoire de référence ramenée au point de contact arrière (données simulateur)

La Figure 50 montre la trajectoire de référence RTK des données réelles avant et après l'avoir ramenée au point de référence « P_r ».

Il est clair que la différence majeure entre les deux trajectoires réside dans les virages. Lors de la prise de virage, la moto s'incline à l'intérieur du virage. Donc, puisque le GPS RTK est installé sur le coffret de la moto, sa trajectoire est toujours à l'intérieur de la courbure par rapport au point de contact arrière où la trajectoire est à l'extérieur de la courbure.

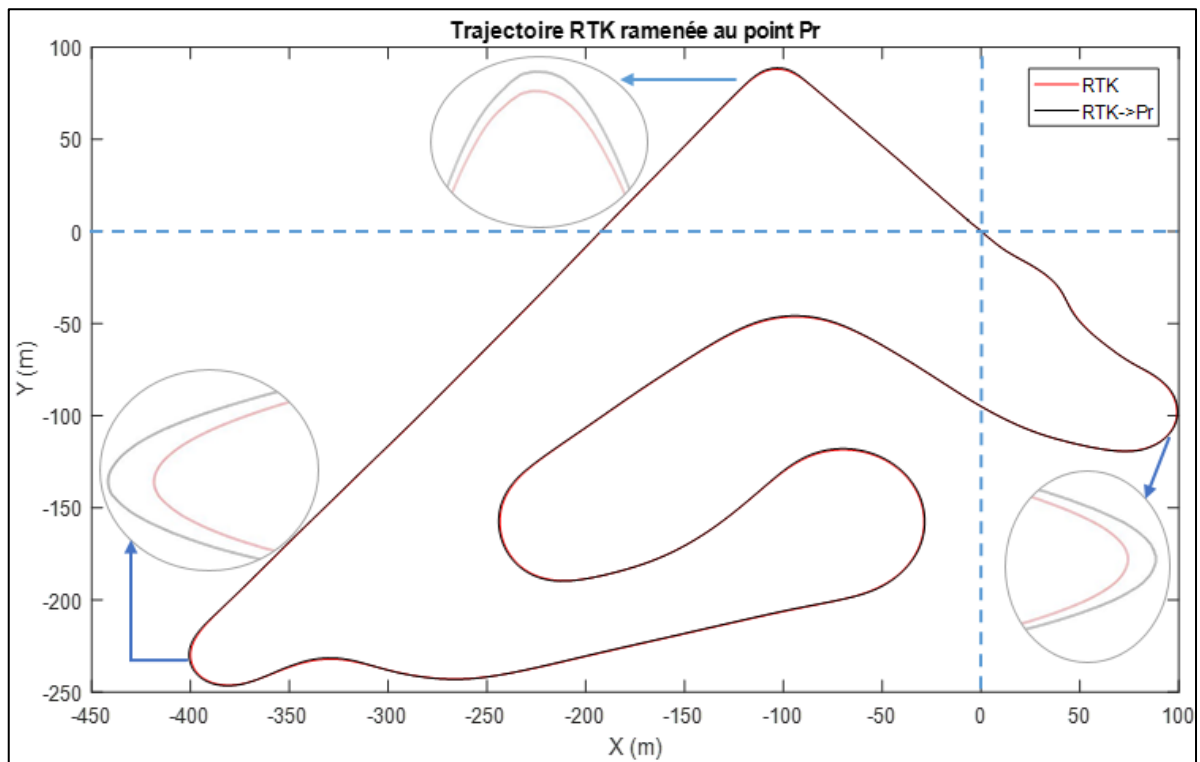


Figure 50. La trajectoire de référence ramenée au point de contact arrière

D'après la Figure 51, nous constatons que l'écart latéral entre la trajectoire donnée par le GPS RTK et celle ramenée au point de contact de la roue arrière est très faible dans les lignes droites. Par contre, dans les virages, cet écart est important et peut atteindre 70 cm. Donc, cette correction est primordiale avant l'évaluation de la précision de la trajectoire reconstruite.

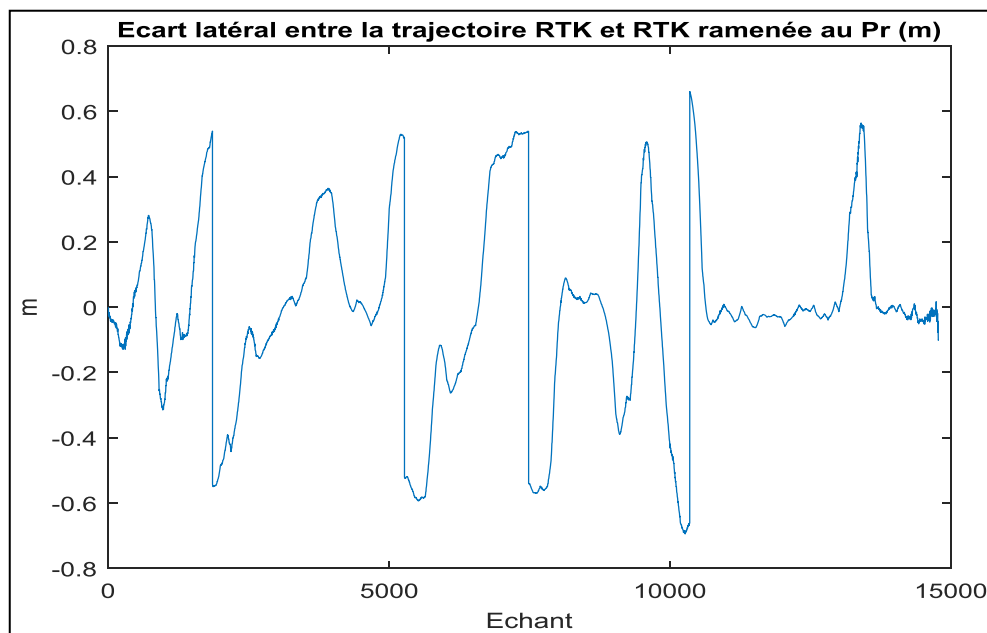


Figure 51. Ecart latéral entre la trajectoire RTK et celle ramenée au point « Pr »

3.3. Validation des données expérimentales

3.3.1. Synchronisation des données par rapport au GPS

Durant les expériences, l'acquisition des données a été faite sans tenir compte de la synchronisation. Autrement dit, les données ont été enregistrées en utilisant un data logger « file d'attente FIFO » sans utiliser un signal de synchronisation.

Un retard de « 1 s » a été détecté en comparant les données RTK et celles du GPS2. Le temps RTK s'est avéré en retard de « 1 s » par rapport au temps GPS2.

La Figure 52(a) illustre la différence temporelle entre le temps RTK et celui du GPS2. Cette différence est de « 1 s ». Les figures (b et c) illustrent les données « longitude et latitude » du RTK et du GPS2 en fonction du temps. L'effet du décalage temporel est clairement visible.

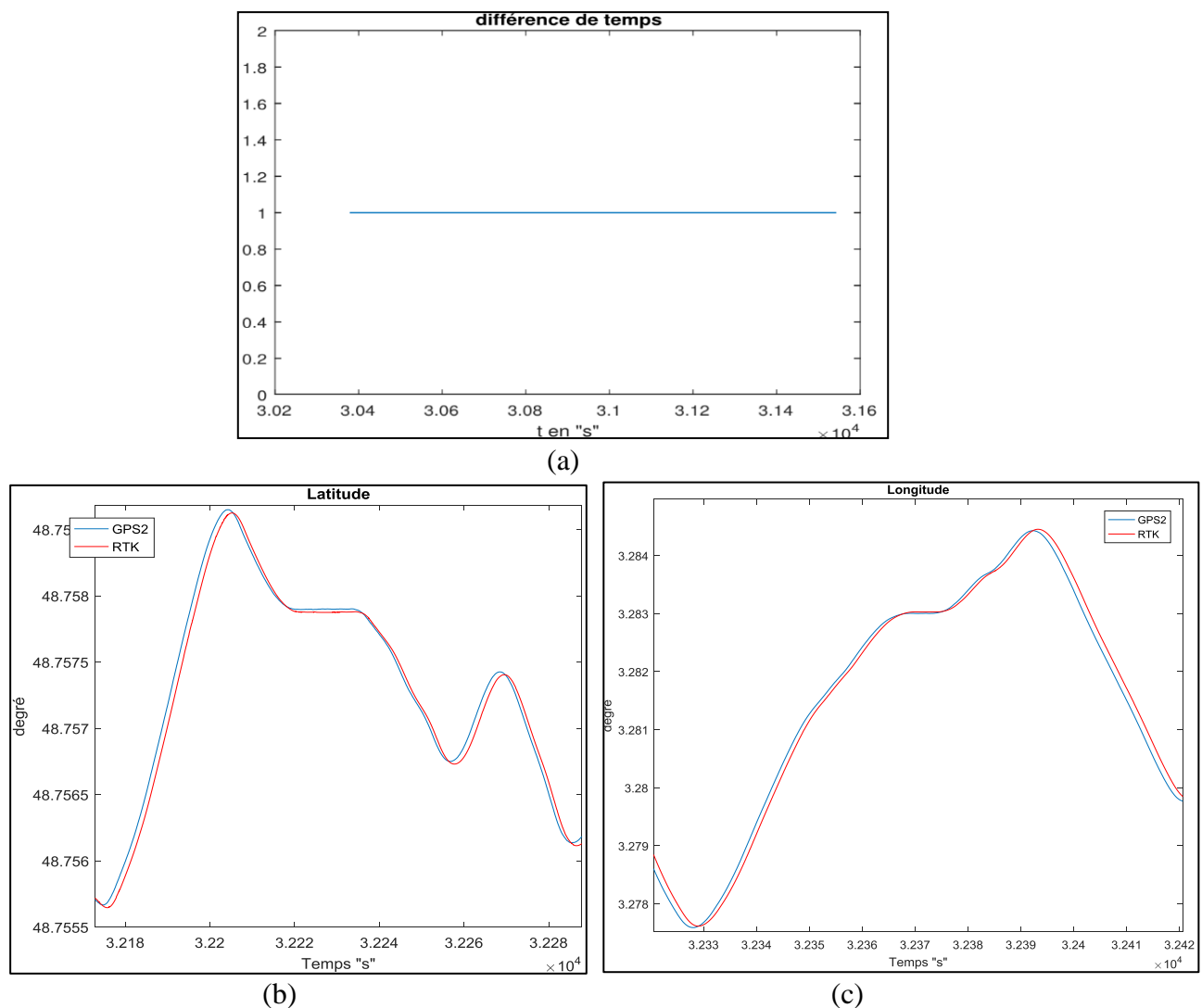


Figure 52. Retard temporel des données RTK

Un retard de « 3 s » a été détecté également dans les données « GPS1 » par rapport aux données « RTK ».

Afin de synchroniser nos données et éliminer les problèmes de retards détectés nous avons proposé l'approche suivante :

- FIFO d'entrée

..... D_{i+1} D_i

Enregistreur

Mémoire
(D_{ci}, t_{ci})

idC1	Dc1	tc11
idC2	Dc2	tc22
...
<u>idGPSi</u>	<u>Dc-GPSi</u>	<u>t-GPSi1</u>
...
<u>idCi</u>	<u>Dc_{ij}</u>	<u>tc_{ij}</u>
...
...

Fichier C2U Mémoire de masse

$i : 1-n$ avec n =nombre de capteurs

$j : 1-N_i$ avec N_i nombre d'échantillons max du capteur i

Principe

 - Exploiter les données d'un capteur qui dispose d'une information temps « vraie » (exemple GPS1 ou GPS2)
 - Prendre la première donnée comme repère temps de synchronisation

[illegible]

Rapport-gratuit.com 
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRE

- **T₀** : repère de synchronisation
- **T_{1_{ci}}** : temps de la 1^{ère} donnée enregistrée après « T₀ » du capteur « i »
- **Δt_{ci}**: temps entre deux données successives du capteur « i »
- **Δt_{ei}**: période d'échantillonnage du capteur « i »
- **dt_{ci}** = (T_{1_{ci}} - T₀)

Ensuite, nous avons créé un fichier, Figure 55, composé de : nom du capteur, temps d'échantillonnage de chaque capteur « Δt_{ei} », premier temps d'enregistrement par rapport à « T₀-GPS1 », temps absolu « T₀ » de chaque capteur, la différence « dt_{ci} » et la vitesse à T₀.

Nom_capteur	T-echant(s)	T-enreg(s)	T0/GPS1(s)	dt0/GPS1(s)	Vitesse(Km/h)
GPS1	0.2	33.4687	30423434	0	0.054688
GPS2	0.1	33.5677	30423434.099	0.099035	0.054688
RTK	0.04	33.4747	30423434.006	0.006	0.054688
guid	0.001	33.4693	30423434.0006	0.00059	0.054688
Toproue	0.001	33.4693	30423434.0006	0.00059	0.054688
Laser	0.01	33.4736	30423434.0049	0.00491	0.054688
Acc_Xsens	0.01	33.4696	30423434.0009	0.000912	0.054688
Gyr_Xsens	0.01	33.4698	30423434.0011	0.001076	0.054688
Angl_Xsens	0.01	33.47	30423434.0014	0.001352	0.054688
Acc_10Dof	0.01	33.4754	30423434.0067	0.006734	0.054688
Gyr_10Dof	0.01	33.4758	30423434.0071	0.007076	0.054688
Angl_10Dof	0.01	33.4764	30423434.0077	0.007689	0.054688

Figure 55. Fichier des temps après la synchronisation des données capteurs.

Le « T₀ » de chaque capteur a été calculé de la façon suivante :

$$T_0(\text{capteur}) = T_0(\text{GPS1}) + T_{\text{enregistrement}}(\text{capteur}) - T_{\text{enregistrement}}(\text{GPS1})$$

D'après le tableau, nous constatons que la différence entre le « T₀-capteur » et « T₀-GPS1 » est inférieure au temps d'échantillonnage du capteur. Ceci permet de ne pas perdre les données et de les synchroniser.

3.3.2. Remplacement des données manquantes et aberrantes

Après la synchronisation des données, nous nous sommes intéressés au remplacement des valeurs manquantes. Cette étape a nécessité un temps important d'analyse et d'investigation au cours duquel, nous avons découvert certaines particularités liées aux données traitées, des coupures dans l'acquisition des données et des pertes de données. Cette étape a permis de définir un prétraitement spécifique à notre problématique. Nous avons choisi de remplacer les valeurs manquantes par des interpolations.

Pour se faire, nous avons calculé, pour chaque capteur, le « Δt » entre deux trames consécutives. Si $\Delta t = N \times T_{\text{échantillonnage}}$, alors nous rajoutons « N-1 » points entre la donnée présente et la donnée suivante par interpolation. L'approche suivie est basée sur deux étapes.

La première étape consiste à corriger le vecteur temps en suivant les étapes ci-après :

- Calculer « Δt_i » entre deux échantillons successifs
- Si (Δt_i < 1,5. Δt_{ei}) → t_{i+1} = t_i + Δt_{ei}
- Si (Δt_i > 1,5. Δt_{ei}) et $\frac{\Delta t_i}{\Delta t_{ei}} = k$

- Ajouter ($n = [k] - 1$) valeurs de temps entre « t_{i+1} » et « t_i », les valeurs ajoutées égales à ($t_i + n * \Delta t_{ei}$). $[k]$ est la partie entière de k .
- Ajouter ($m = [k]$) valeurs de temps entre « t_{i+1} » et « t_i », les valeurs ajoutées égales à ($t_i + n * \Delta t_{ei}$).

Dans le cas des capteurs générant des données sur plusieurs trames CAN (IMU), le temps porté par toutes les données est ramené au temps de la première trame.

La deuxième étape consiste à remplacer les valeurs manquantes par une interpolation de premier ordre (Figure 56). En analysant les données des expériences, nous avons trouvé aussi que la durée d'enregistrement n'est pas la même pour tous les capteurs : il y a des capteurs qui ont une durée d'enregistrement plus grande que celle des autres. Donc, les données n'ont pas la même taille et « T-final » est différent. En effet, la période d'enregistrement de tous les capteurs a été unifiée en cherchons le capteur qui a la période d'enregistrement la plus courte, c.-à-d. le « T-final » le plus petit. Ensuite, toutes les données des capteurs qui ont un temps supérieur au « T-final » sont éliminées.

Enfin, lors de l'utilisation des données, ces dernières sont soit sous-échantillonnées par rapport à la fréquence la plus petite « fréquence du GPS1 = 5hz », soit sur-échantillonnées par rapport à la fréquence la plus grande « fréquence du guidon et top roue = 1Khz ».

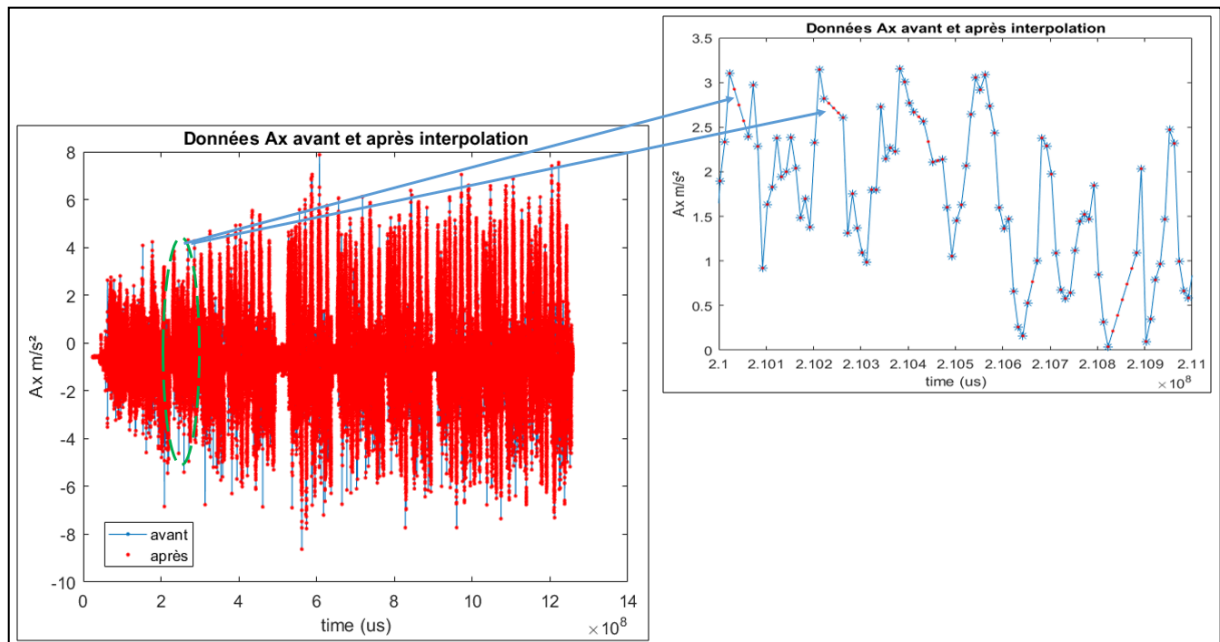


Figure 56. Reconstitution des échantillons perdus par interpolation

3.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit le système multi-capteurs « moto instrumentée » utilisé pour la reconstruction et l'outil de recueil de données installé sur la moto. Nous avons décrit également le protocole expérimental ainsi que les séquences de conduite réalisées qui constituent notre base de données. Pour mieux exploiter cette base, une étape de prétraitement et de validation des données expérimentales ont été effectuées. Dans le prétraitement des données un filtrage des données à l'aide d'une décomposition en ondelette et une élimination des biais statiques des

données ont été réalisées. L'étape de validation a permis la synchronisation des données capteurs et le traitement des valeurs manquantes.

Disposant des données expérimentales et des caractéristiques des différents capteurs, nous pouvons ainsi évaluer les différents algorithmes de reconstruction de trajectoires de la littérature et faire une comparaison de performances.

CHAPITRE 4

EVALUATION DES MÉTHODES DE RECONSTRUCTION DE TRAJECTOIRES V2RM

Chapitre 4 : Evaluation des méthodes de reconstruction de trajectoires V2RM

Après avoir traité l'architecture d'acquisition capteurs sur le V2RM et explicité toutes les méthodes et outils de correction, rectification et filtrage des capteurs, nous arrivons à l'étape de l'évaluation de méthodes de reconstruction de trajectoire reposant sur les données capteurs collectés. La variabilité des combinaisons capteurs, leur niveau de filtrage et post-traitement hors ligne va fortement influencer la qualité de la reconstruction.

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats expérimentaux de l'évaluation des différentes méthodes de reconstruction de trajectoires présentées au chapitre 2, en termes de précision, en évaluant les modèles cinématiques et les méthodes de positionnement et d'intégration des données INS/GPS et INS/Odomètres.

4.1. Trajectoire de référence

La Figure 57 montre la trajectoire de référence en projection « Lambert II » avec une précision centimétrique, c'est une trajectoire RTK ramenée au point de contact « Pr » (Figure 50, page 84). L'angle de cap de référence cumulé est présenté dans la Figure 58, cet angle est calculé par rapport au nord géographique, ici l'angle initial était de (-131°) .

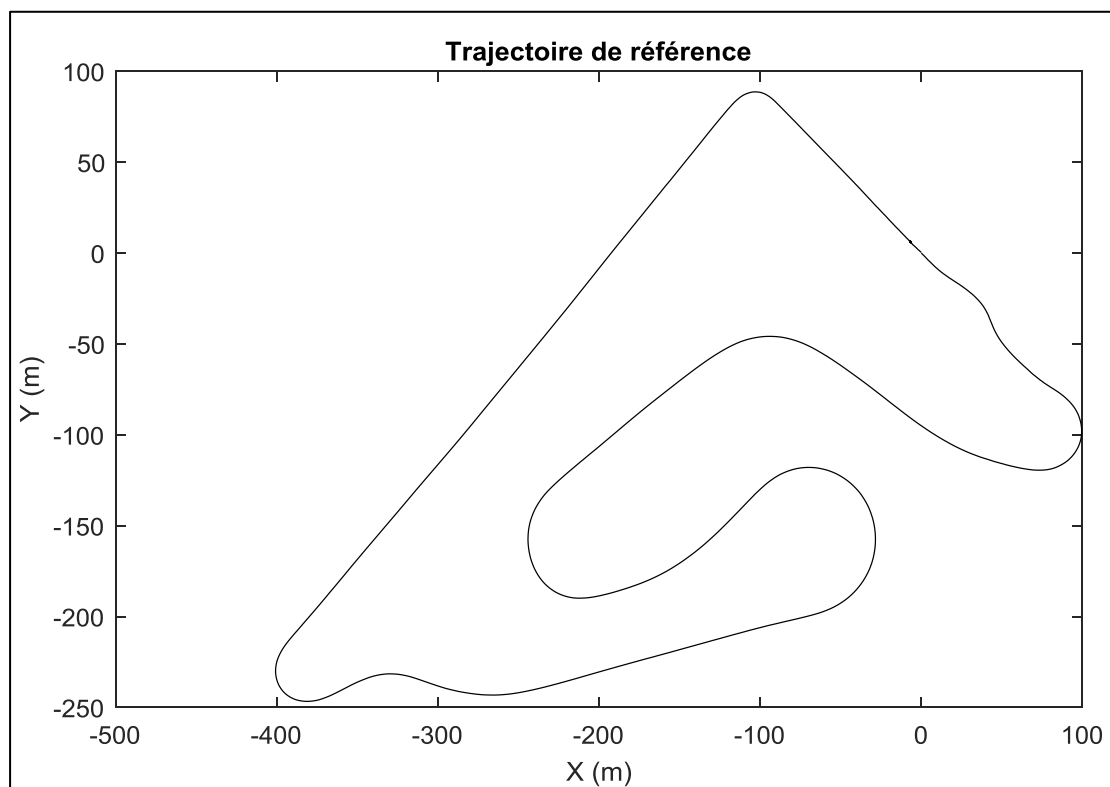


Figure 57. La trajectoire de référence

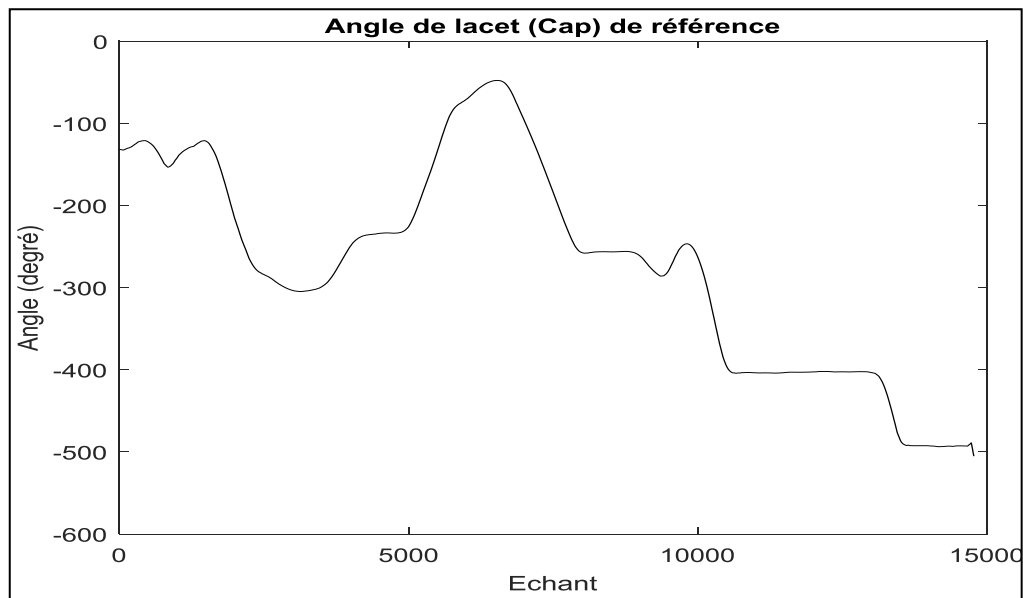


Figure 58. Angle de cap de référence

4.2. Evaluation des modèles cinématique

Pour reconstruire les trajectoires des V2RM, il m'a été proposé au début de la thèse de se baser sur la méthode de reconstruction de trajectoire proposé par B. Larnaudie (modèle géométrique [35]). Grâce à l'angle de roue au sol et à la distance parcourue par les roues, on peut obtenir la trajectoire de la moto. Donc, avant d'utiliser le modèle avec les données réelles, la méthode a été testée sur des courbes déterministes : ligne droite, offset guidon et ligne droite + offset afin de valider ce modèle. Les données utilisées dans cette étape de test et validation sont des données simulées (théoriques).

4.2.1. Validation du modèle géométrique

4.2.1.1. Ligne droite

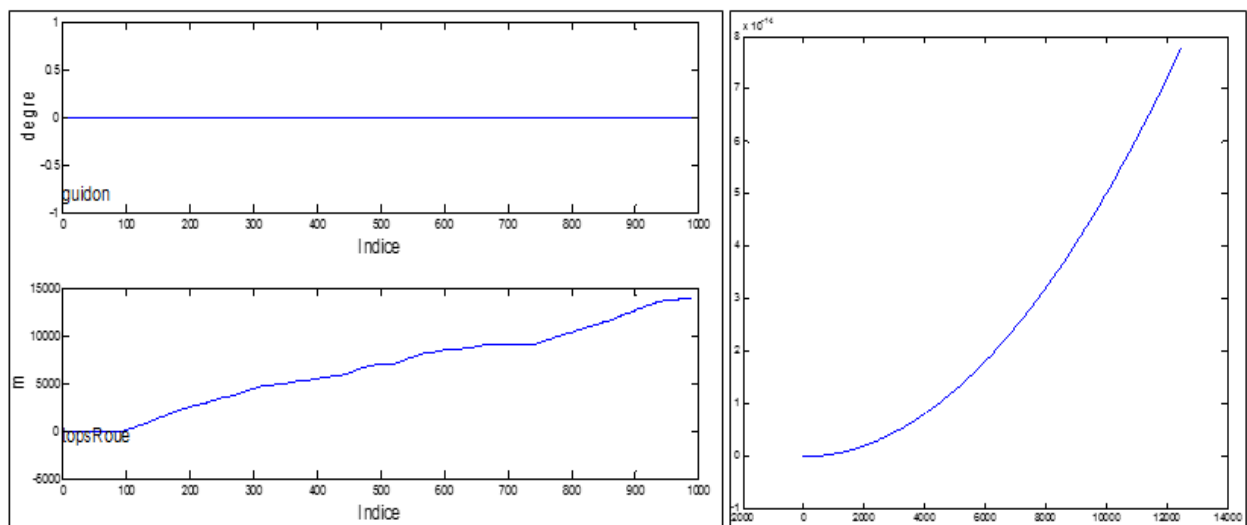


Figure 59. Résultats ligne droite

Connaissant la méthode utilisée pour la reconstruction de trajectoire, une trajectoire « ligne droite » est donc caractérisée par un angle guidon nul. Alors pour l'obtenir, nous avons modifié

les données expérimentales en mettant « l'angle guidon = 0 » pour tous les échantillons et en gardant les mêmes données des encodeurs « top roue ».

Les tracés de l'angle guidon, tops roue et la trajectoire obtenue sont représentés dans la Figure 59. Nous constatons que la trajectoire obtenue est pratiquement une ligne droite, ce qui valide le modèle pour les trajectoires de type « ligne droite ».

4.2.1.2. Angle guidon avec offset

Dans cette manipulation, nous avons ajouté un offset à l'angle guidon. Pour ce faire, nous avons changé le fichier de données précédant en mettant une constante dans la colonne de l'angle guidon ($\alpha = 1^\circ$). Les tracés du capteur guidon, celui de la roue avant et de la trajectoire obtenue sont représentés dans la Figure 60.

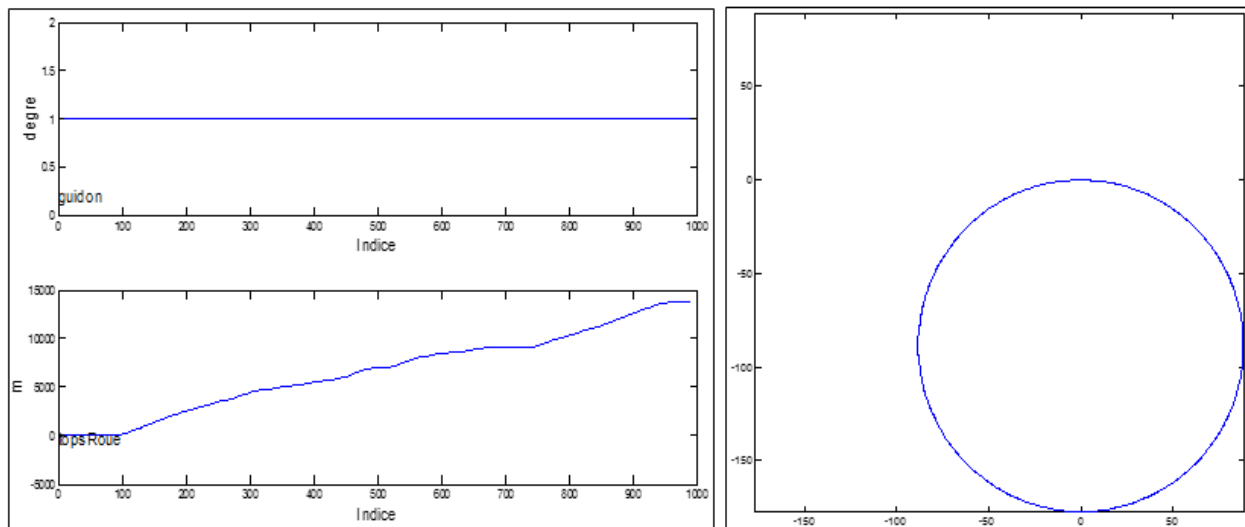


Figure 60. Résultats angle guidon avec offset

Nous remarquons que l'ajout d'un offset à l'angle guidon donne une trajectoire circulaire, de rayon calculé par l'algorithme présenté précédemment.

4.2.1.3. Deux offset de signe différent

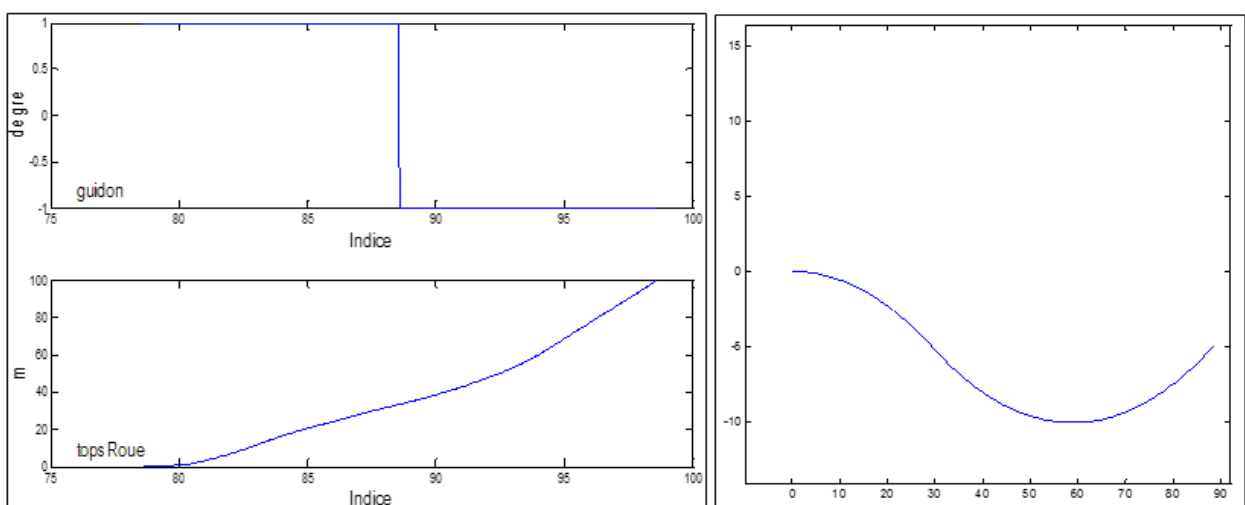


Figure 61. Résultats de l'application de deux offsets de signes différents

Dans cette manipulation, la colonne des données angle guidon a été divisée en deux parties de même taille, la première partie des échantillons a été mise à « 1 » et la deuxième partie a été mise à « -1 ». Nous avons ajouté deux offsets de signes différents. Les résultats obtenus par cette configuration sont illustrés dans Figure 61.

D'après les résultats, l'ajout des deux offsets donne une trajectoire avec deux rayons de courbure de même valeur mais de sens différent comme le montre la Figure 61.

4.2.1.4. Trajectoire mixte

Dans cette manipulation, l'angle guidon est maintenu nul pour le premier tiers des échantillons, ensuite un offset a été introduit pour le deuxième tiers des échantillons et enfin pour le dernier tiers cet offset a été supprimé.

Comme prévu, la trajectoire obtenue est une combinaison d'une ligne droite (guidon $\alpha = 0$), une courbure due à l'offset introduit et enfin une ligne droite. Les résultats sont illustrés dans la figure ci-dessous.

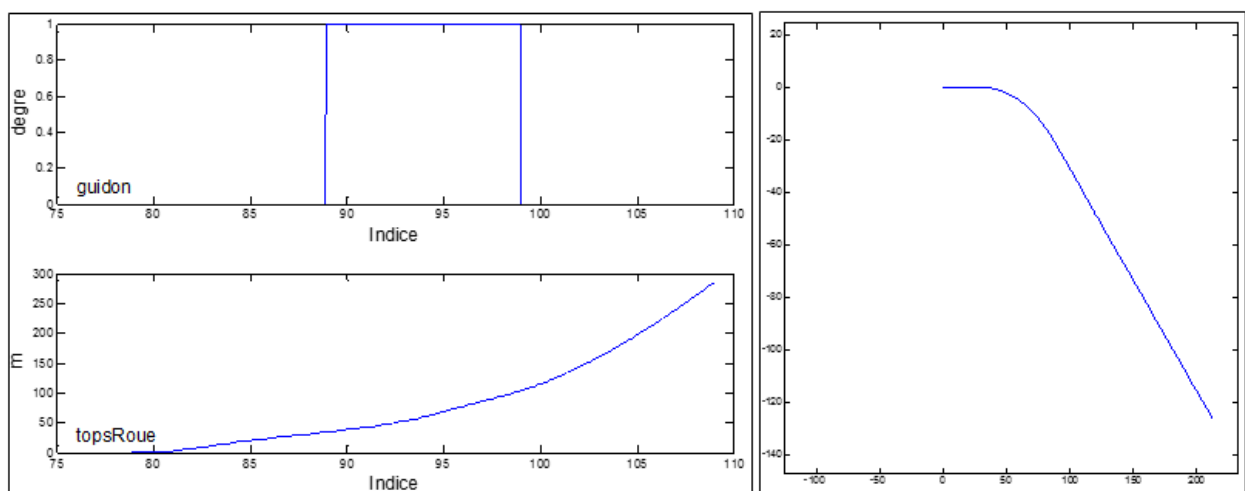


Figure 62. Résultats pour une trajectoire mixte

4.2.1.5. Combinaison des cas précédents

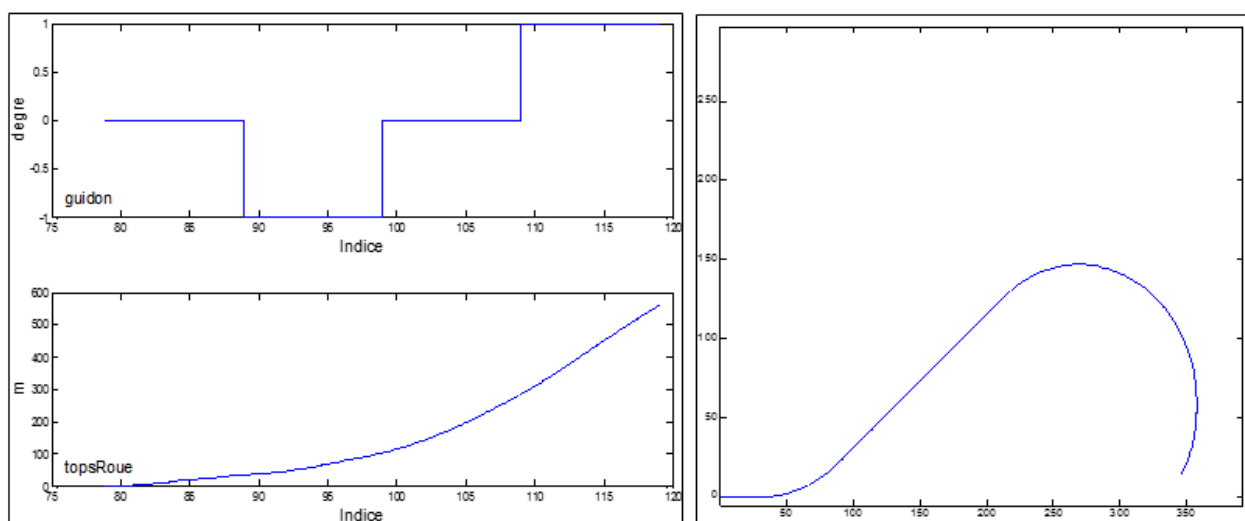


Figure 63. Résultats combinaison des cas précédents

Dans cette manipulation, nous avons combiné tous les cas précédents (guidon droit « $\alpha = 0$ », introduction d'un offset « $\alpha = 1$ », guidon droit « $\alpha = 0$ », ajout du même offset mais de signe différent « $\alpha = -1$ »).

Les tracés des résultats obtenus sont représentés dans la Figure 63. D'après les résultats des tests présentés ci-dessus, le modèle géométrique a été validé pour des courbes déterministes et a montré son efficacité avec des données théoriques.

4.2.2. Evaluation des modèles cinématiques

La Figure 64 montre la trajectoire obtenue à partir des modèles moto cinématiques: la courbe en rouge est la trajectoire reconstruite en utilisant le modèle géométrique, la courbe magenta représente la trajectoire obtenue par le modèle de Cossalter, la courbe « cyan » représente les résultats du modèle de Meijaard et la courbe noire représente la trajectoire de référence. Nous pouvons clairement remarquer que les lignes droites sont parfaitement reconstruites. Par contre, la reconstruction des courbes « virages » est médiocre.

Nous constatons aussi que les résultats du modèle de Cossalter et Meijaard sont meilleurs que ceux du modèle géométrique.

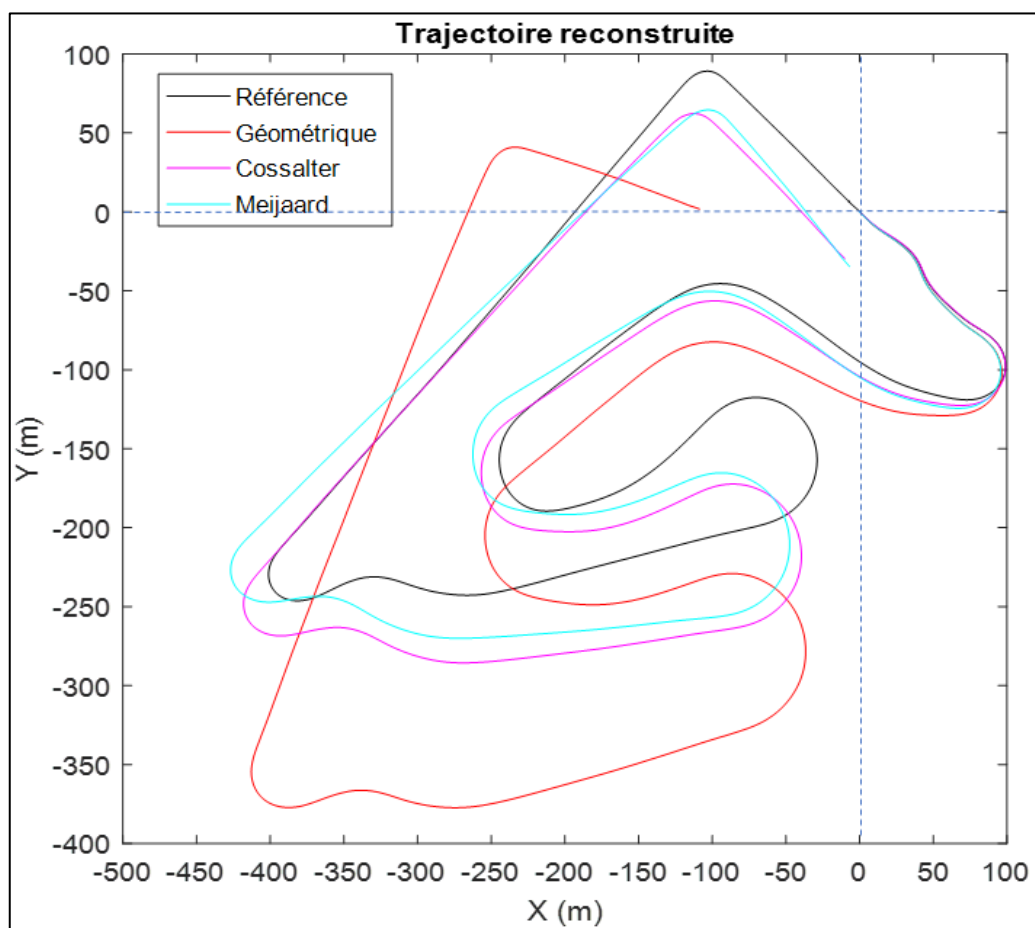


Figure 64. Résultats des modèles cinématiques

Ces modèles sont basés sur l'estimation des deux paramètres clé : l'estimation de l'angle de lacet « le cap » à partir de la vitesse et l'angle guidon ou bien à partir de l'angle guidon et l'angle roulis et l'estimation de la vitesse moto à partir des données odométries. Les figures Figure 65 et Figure 66 illustrent ces deux paramètres respectivement le lacet et la vitesse moto.

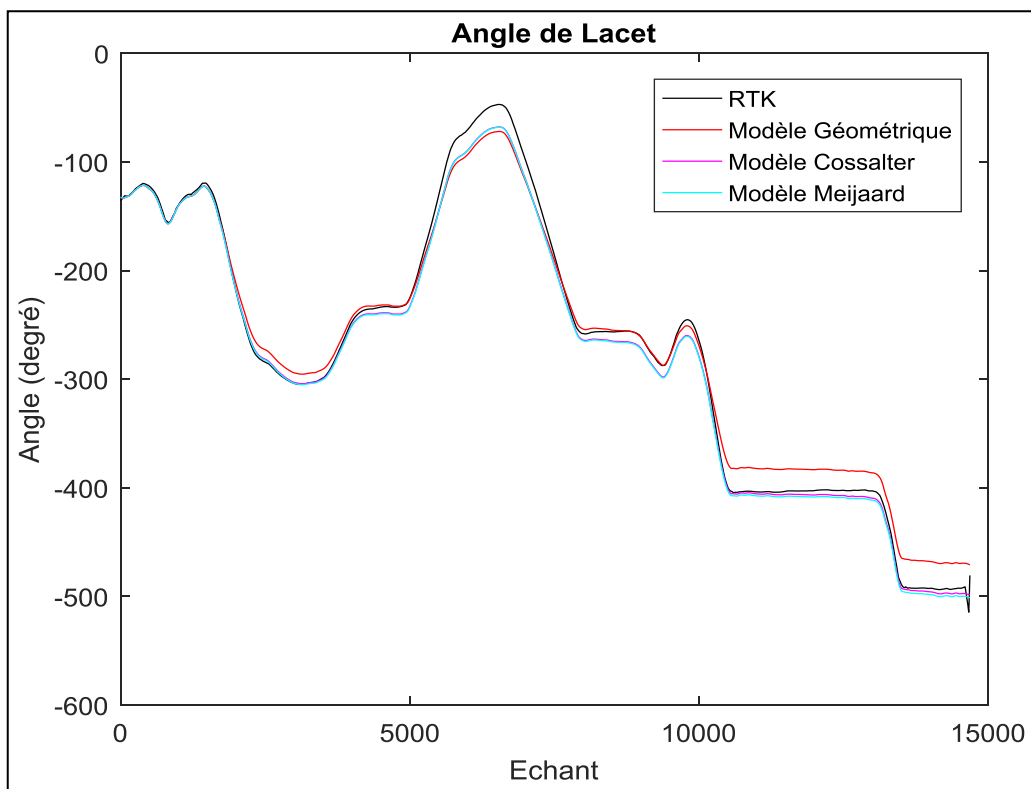


Figure 65. Angle de cap obtenu par les modèles cinématique

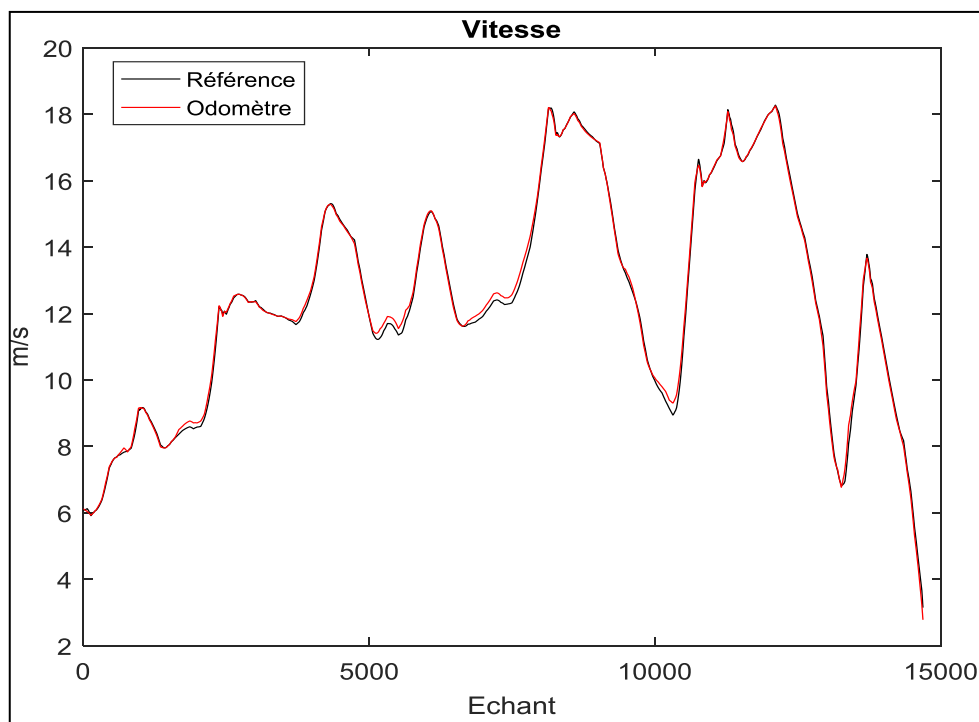


Figure 66. Vitesse obtenue à partir des données de l'odomètre

A partir des deux figures Figure 65 et Figure 66, nous constatons que la déviation au niveau des virages dans la trajectoire reconstruite est due à la mauvaise estimation de l'angle de cap ce qui conduit à une surestimation de l'ouverture des virages.

Nous constatons aussi la présence des erreurs dans la vitesse estimée à partir des données de l'odomètre ce qui influe l'estimation de la distance parcourue.

Nous pouvons donc en conclure que le modèle cinématique n'est pas suffisant pour reconstruire la trajectoire de la moto en virage (même si les résultats sont corrects sur une trajectoire rectiligne, ce n'est pas le cas en virage).

4.2.3. Evaluation des méthodes de localisation

4.2.3.1. Implémentation de la fusion INS/GPS

Dans ce travail, nous avons choisi d'utiliser un mode d'implémentation faiblement couplé en boucle fermée (Figure 34). Ce mode permet de contrôler la précision de la navigation et de réduire les coûts de conception [14].

Dans cette approche, les équations de mécanisation du système inertiel, données précédemment, évolueront à l'extérieur du filtre selon la forme discrète suivante :

$$\begin{aligned} p^{lla}(k+1) &= p^{lla}(k) + D^{-1} \cdot v^n(k) \cdot \Delta T \\ v^n(k+1) &= v^n(k) + (R_b^n(k) \cdot f^b(k) - (2w_{ie}^n + w_{en}^n) \times v^n - g^n) \cdot \Delta T \\ R_b^n(k+1) &= R_b^n(k) + R_b^n(k) \cdot (S(w_{nb}^b(k))) \cdot \Delta T \end{aligned} \quad (77)$$

- « p^{lla} » : est la position en termes de (Latitude, Longitude, Altitude).
- « v^n » : est la vitesse dans un repère local (repère navigation).
- « $S(w_{nb}^b(k))$ » est la forme antisymétrique de est la matrice de transformation du repère body « b » au repère navigation « n ».

En raison de la non-linéarité du modèle, un filtre de Kalman étendu de quinze états a été construit dans ce travail en utilisant les équations dynamiques de l'erreur (la mise à jour du filtre est basée sur un vecteur d'état d'erreur qui inclut des vecteurs d'erreur pour la position, la vitesse, l'orientation et les biais des accéléromètres et des gyromètres, comme expliqué dans [79]). L'analyse d'erreur utilise les méthodes de perturbation afin de linéariser les équations de navigation différentielles non linéaires du système [80] et [81].

La linéarisation a été faite autour de la trajectoire estimée donnée par la CI. Dans ce cas-là, le modèle du processus va être sous la forme d'un modèle d'erreur issu des équations non linéaires standard de navigation inertielle.

Les équations linéaires d'erreurs de notre système sont décrites par :

$$\begin{pmatrix} \delta \dot{p}^n \\ \delta \dot{v}^n \\ \delta \dot{\rho}^n \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} F_{pp} & F_{pv} & F_{p\rho} \\ F_{vp} & F_{vv} & F_{v\rho} \\ F_{\rho p} & F_{\rho v} & F_{\rho\rho} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta p \\ \delta v \\ \delta \rho \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ R_b^n & 0 \\ 0 & -R_b^n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_{ib}^b \\ w_{ib}^b \end{bmatrix} \quad (78)$$

Les entités « f_{ib}^b » et « w_{ib}^b » sont les incertitudes dans les accéléromètres et les gyromètres (biais, erreurs du facteur d'échelle et les non-linéarités, etc.).

F est la matrice de transition du modèle d'état obtenue par la linéarisation du modèle dynamique de l'erreur de l'INS (pour plus de détails, voir la référence [83]). Son expression est complexe, mais dans la pratique, elle peut être ramenée à des formes plus simples par approximation de quelques termes, une forme est proposée dans [47], elle est donnée par les équations suivantes :

$$F_{pp} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad F_{pv} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad F_{p\rho} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (79)$$

$$F_{vp} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \tau_D^2 \end{bmatrix}, \quad F_{vv} = \begin{bmatrix} 0 & -2w_{ie}\sin\varphi & 0 \\ 2w_{ie}\sin\varphi & 0 & 2w_{ie}\cos\varphi \\ 0 & -2w_{ie}\cos\varphi & 0 \end{bmatrix}, \quad (80)$$

$$F_{v\rho} = \begin{bmatrix} 0 & f_D + 2g & -f_N \\ -f_D - 2g & 0 & f_E \\ f_N & -f_E & 0 \end{bmatrix} \quad (81)$$

$$F_{\rho p} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad F_{\rho v} = \begin{bmatrix} 0 & R_e^{-1} & 0 \\ -R_e^{-1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad F_{\rho\rho} = \begin{bmatrix} 0 & -w_{ie}\sin\varphi & 0 \\ w_{ie}\sin\varphi & 0 & w_{ie}\cos\varphi \\ 0 & -w_{ie}\cos\varphi & 0 \end{bmatrix} \quad (82)$$

- « $R_e = 6372795.5m$ » : rayon de la terre.
- « $w_{ie} = 7.292115 \times 10^{-5} \text{ rad/s}$ » : vitesse de rotation de la terre.
- $\tau_D = \sqrt{\frac{R}{2g}} = 520 \text{ s}$
- « f_N, f_E, f_D » : Les accélérations du mobile projetées dans le repère de navigation.

Dans ce cas, le comportement dynamique des erreurs INS est donné par la forme discrète du KF suivante:

$$x_{k+1} = \Phi_k x_k + w_k \quad (83)$$

$$x_k = [\delta p^n \quad \delta v^n \quad \epsilon^n \quad \delta f^b \quad \delta w_{ib}^b]^T \quad (84)$$

- δp^n : vecteur des erreurs de position (latitude, longitude et altitude).
- δv^n : vecteur des erreurs vitesse (nord, est, bas).
- ϵ^n : vecteur des erreurs d'alignement pour la transformation entre le repère « b » et le repère « n ».
- x_{k+1} : vecteur des erreurs d'état du système à estimer pour le temps « t_{k+1} ».
- Φ_k : matrice de transition d'état du système donnée par :

$$\Phi_k = \exp(F \cdot \Delta T) = I + F \cdot \Delta T \quad (85)$$

- w_k : vecteur du bruit aléatoire à l'entrée du système d'une matrice de covariance donnée par :

$$Q_k = B \cdot Q \cdot B^T \cdot \Delta T \quad (86)$$

$$B = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ R_b^n & 0 \\ 0 & R_b^n \end{pmatrix}, \quad Q = \text{diag}(\sigma_{ax}^2, \sigma_{ay}^2, \sigma_{az}^2, \sigma_{wx}^2, \sigma_{wy}^2, \sigma_{wz}^2) \quad (87)$$

- σ_a^2 et σ_w^2 : variances de bruits des accéléromètres et gyromètres.

Pour l'étape de correction, nous avons considéré les mesures GPS (positions et vitesses) :

$$z_k = H_k x_k + v_k \quad (88)$$

$$z_k = \begin{pmatrix} \varphi_{INS} - \varphi_{GPS} \\ \lambda_{INS} - \lambda_{GPS} \\ h_{INS} - h_{GPS} \\ v_{N_{INS}} - v_{N_{GPS}} \\ v_{E_{INS}} - v_{E_{GPS}} \\ v_{D_{INS}} - v_{D_{GPS}} \end{pmatrix} \quad (89)$$

- z_k : vecteur des observations du système en position et vitesse, qui représente l'erreur entre les positions/vitesses INS et GPS exprimées dans le repère navigation « NED ».
- H_k : matrice d'observation donnée par :

$$H_k = \begin{pmatrix} I_{3,3} & 0_{3,3} & 0_{3,3} & 0_{3,3} & 0_{3,3} \\ 0_{3,3} & I_{3,3} & 0_{3,3} & 0_{3,3} & 0_{3,3} \end{pmatrix} \quad (90)$$

- v_k : vecteur des mesures de bruit aléatoire d'une matrice de covariance :

$$R = \text{diag}(\sigma_{X_{GPS}}^2, \sigma_{Y_{GPS}}^2, \sigma_{H_{GPS}}^2, \sigma_{v_n}^2, \sigma_{v_e}^2, \sigma_{v_d}^2), \text{ (Variances des mesures GPS)}$$

4.2.3.2. Evaluation de la fusion INS/GPS

La Figure 67 représente les résultats qualitatifs des méthodes de localisation : la localisation absolue (données GPS avec une précision sub-métrique, courbe verte), et de l'algorithme d'intégration GPS / INS à faible coût (courbe rouge). La trajectoire de référence est représentée par la courbe noire.

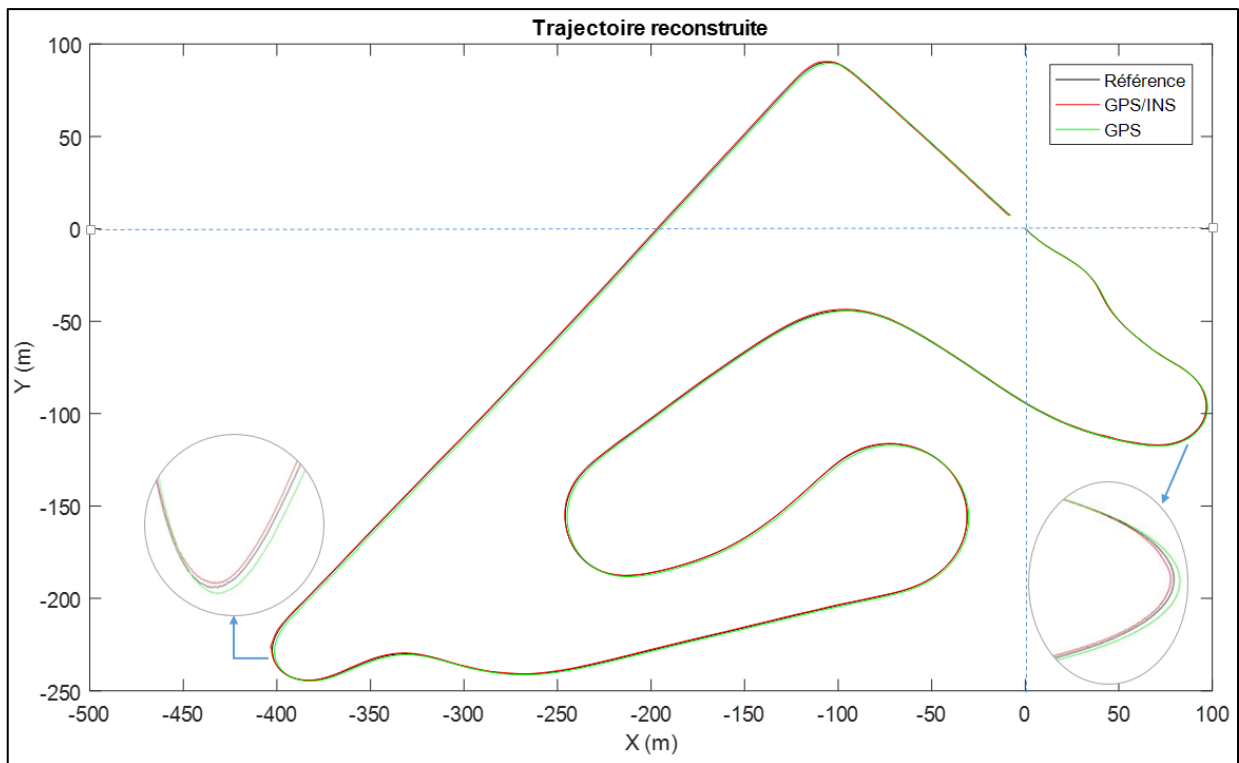


Figure 67. Reconstruction de la trajectoire moto à partir d'une fusion INS/GPS

Il est clair que la combinaison des algorithmes de localisation absolue et relative donne de meilleurs résultats que les deux méthodes utilisées séparément (la solution GPS seule ou la mécanisation INS). En effet, l'algorithme de fusion a apporté une amélioration et les résultats sont plus précis, plus lisses et plus fréquents. Il faut noter que pendant ces tests, il n'y avait pas de masquage GPS (pas de perte du signal GPS). Dans une étude ultérieure, nous analyserons plus amplement la précision de la fusion GPS/INS surtout dans les virages.

Dans cette méthode, les mesures GPS sont utilisées pour corriger les données de l'INS et pour éliminer les biais et les dérives. Cependant, la précision du GPS est dégradée en raison des itinéraires multiples et du petit nombre de satellites visibles (faible couverture). Parfois, les données GPS sont absentes pendant une longue période (si les conditions de visibilité des satellites sont dégradées, la réception des signaux est bloquée), ce qui affecte la précision de cette méthode.

4.2.3.3. Evaluation de la fusion INS/Odomètre

La Figure 68 montre les résultats de l'algorithme d'intégration INS / Odm à faible coût (courbe orange). La trajectoire de référence est représentée en noir.

D'après cette figure, nous constatons que la reconstruction est médiocre dans les deux cas, ceci est dû aux erreurs des capteurs. Dans le cas de l'algorithme de mécanisation, les biais et les dérives des capteurs inertiels influence l'estimation de l'orientation et de la distance parcourue. Dans la reconstruction INS/Odomètre, l'estimation de la distance parcourue en utilisant les données de l'odomètre est meilleure que dans le cas de l'INS, mais l'estimation de l'orientation en intégrant les données du gyromètre est entachée d'erreur à cause de la dérive du biais du capteur et l'accumulation des erreurs.

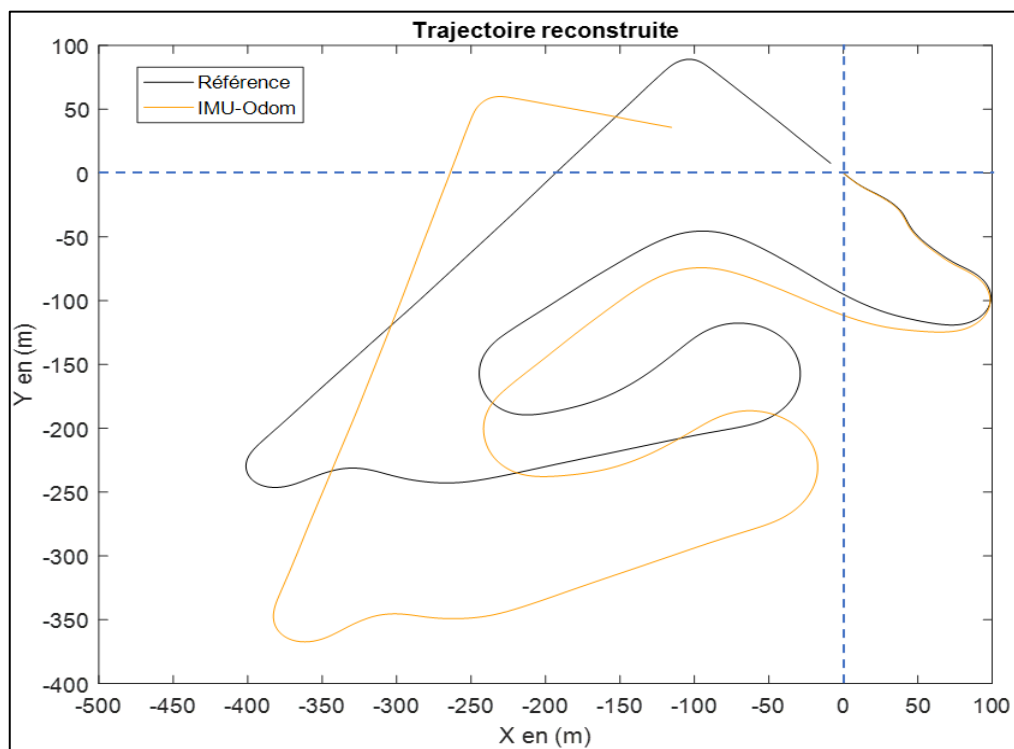


Figure 68. Reconstruction de la trajectoire moto à partir d'une fusion INS/Odomètre

Deux erreurs principales influencent la reconstruction de la trajectoire dans cette méthode :

- les erreurs de la distance parcourus qui proviennent de l'imprécision des paramètres géométriques du véhicule
- les erreurs du lacet qui proviennent des dérives dans les données gyromètre (accumulation de l'erreur lors de l'intégration des données du gyromètre).

4.3. Conclusion

L'architecture multi-capteurs développée a permis d'évaluer plusieurs modèles de reconstruction de trajectoires. En fonction de la nature des informations des capteurs et du modèle utilisé, on peut distinguer quatre méthodes : les modèles cinématiques, la localisation absolue, la localisation relative et la localisation basée sur la fusion de données. Afin d'avoir une vue d'ensemble de la combinaison de capteurs la plus pertinente pour une haute précision, nous avons présenté dans ce chapitre les différents modèles possibles.

Cette section a pour but d'évaluer les différentes méthodes de reconstruction de la trajectoire d'un véhicule 2RM.

Tableau 5. Précision obtenue pour chaque méthode de reconstruction de trajectoire

Méthode		Erreur RMS (m)
Modèles cinématiques	Modèle bicyclette	90.86
	Modèle Cossalter	26.70
INS		83
GPS		1.42
GPS/INS		0.51
INS/Odm		49.39

A partir du Tableau 5, il est clair que la solution GPS/INS donne la meilleure précision de reconstruction de trajectoire. Cette précision est obtenue dans de bonnes conditions (pas d'absence du signal GPS et le nombre de satellites visibles est supérieur à 4). Cependant, pendant l'absence du signal GPS, la précision de la trajectoire reconstruite diminuera fortement.

Le chapitre suivant donnera le détail des améliorations algorithmiques afin de proposer une méthode de reconstruction sans GPS donnant la meilleure précision possible.

CHAPITRE 5

MÉTHODE DE RECONSTRUCTION PROPOSÉE

Chapitre 5 : Méthode de reconstruction proposée

Nous abordons dans ce chapitre la reconstruction de trajectoire des V2RM sur la base des données multi capteurs acquises, de l'analyse de ces données pré-filtrés en prenant en compte les évaluations qu'on a mise en évidence dans le chapitre 4. Cette trajectoire de reconstruite sera dite de sécurité et sera une référence pour aider les formateurs pour faire effectuer des virages à leurs élèves dans les meilleures conditions et cela de manière objective.

L'objectif de l'étude algorithmique présentée dans le chapitre précédent est :

- l'identification d'un système bas coût multi capteurs pour la reconstruction des trajectoires moto dans les virages
- l'évaluation de la consistance du modèle de reconstruction de trajectoires par rapport aux modèles existants

La reconstruction de la trajectoire moto consistera en l'utilisation de l'odométrie et la déformation de cette odométrie avec un cap de la trajectoire. Donc, pour obtenir une meilleure précision et une erreur plus faible, nous avons besoin de :

- une odométrie la plus précise possible ;
- un « cap » de la moto le plus précis possible.

Par conséquent, afin de proposer une alternative à la solution GPS/INS et d'identifier un système bas coût multi capteur pour la reconstruction des trajectoires des V2RM, nous proposons dans ce travail d'améliorer la méthode de fusion de données INS/Odm plutôt que les modèles cinématiques pour deux raisons :

- Notre premier objectif est la conception d'un système de reconstruction de trajectoires motos avec un ensemble optimal de capteurs bas coût. En d'autres termes, nous voulons développer un algorithme qui utilise le moins de capteurs possible : dans les modèles cinématiques, trois capteurs sont utilisés (guidon, roulis et odomètre) et dans la méthode INS/Odm, deux capteurs sont impliqués (INS et odomètre).
- Le deuxième objectif est l'utilisation d'une approche non invasive. Dans notre travail, nous visons à proposer un algorithme qui peut être utilisé et mis en œuvre sans modifier la conception de base de la moto. Ainsi, l'algorithme INS/Odm peut être utilisé directement si le V2RM commercial contient un M-ABS ou un MTC ou en ajoutant des capteurs bas coût. Dans le cas des modèles cinématiques, l'ajout d'un capteur guidon peut nécessiter des modifications du guidon.

5.1. Méthode proposée : Fusion INS/Odm améliorée

La reconstruction de trajectoire dans la méthode INS/Odm repose principalement sur deux paramètres, comme l'illustrent la Figure 36 : le lacet (cap) et la distance parcourue. Dans ce travail :

- afin d'estimer avec précision la distance parcourue par la moto, nous proposons un modèle de rayon de roue qui sera pris en considération dans l'algorithme de reconstruction
- et afin d'estimer avec précision le lacet, nous proposons d'utiliser l'INS avec le filtre de Madgwick [83].

5.1.1. Correction de l'odométrie

Les odomètres sont des capteurs utilisés pour mesurer la vitesse et la distance parcourue par un véhicule indépendamment du GPS. Ils fonctionnent en comptant les rotations des roues et supposent que la distance parcourue correspond au nombre de rotations des roues multiplié par la circonférence du pneu (diamètre du pneu multiplié par π).

Selon notre expertise, le rayon de la roue n'est pas constant, il varie en fonction de l'angle de roulis. Par conséquent, un modèle de rayon de roue est requis pour corriger la distance parcourue estimée par les odomètres.

5.1.1.1. Modèle de rayon de la roue proposé

Lors de la prise d'un virage, la moto passe d'une position verticale à une position inclinée avec un angle de roulis « φ » afin de rester équilibrée. Suivant le mouvement de roulis, le point de contact de la roue avec le plan de route est déplacé et le rayon de la roue est modifié. Ainsi, afin d'estimer avec précision la distance parcourue par la moto, nous proposons le modèle de rayon de la roue arrière illustré dans la Figure 69.

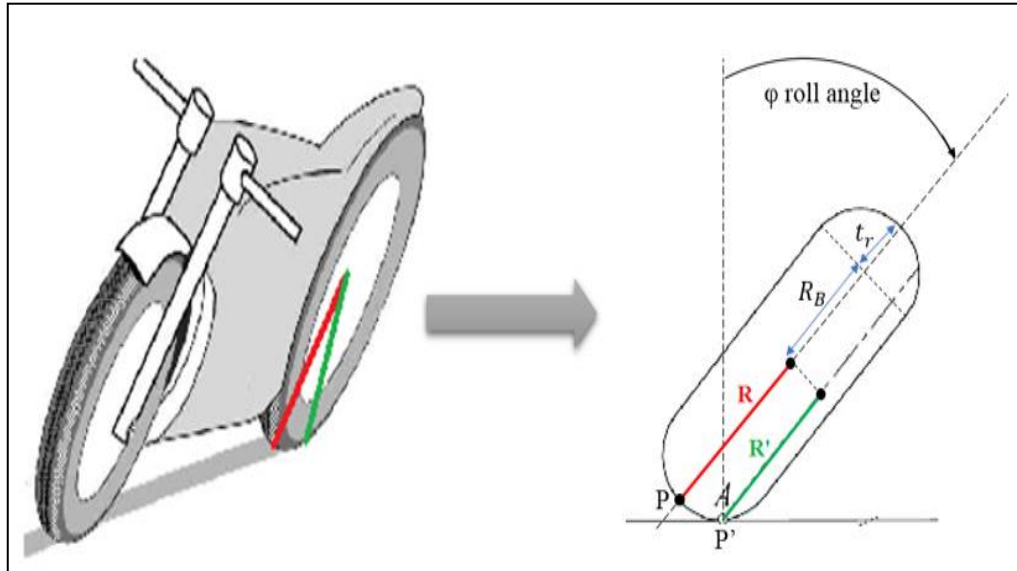


Figure 69. Déplacement latéral du point de contact de la roue arrière dans un virage

En position verticale, le rayon de roue de la moto est R . Cependant, lorsque la moto s'incline, en supposant un roulis latéral sans glissement sur le plan de route, le point de contact du pneu arrière « P » se déplace latéralement, comme illustré dans la Figure 69, dans la direction « Y » sur une distance « t_r . φ » proportionnelle au rayon de la section transversale du pneu « t_r » et à l'angle de roulis « φ » du corps arrière [22]. Le rayon de roue dans ce cas est R' .

$$R' = R_B + t_r \cos(\varphi) \quad (91)$$

$R_B = (R - t_r)$: est le rayon du cercle central du tore

5.1.1.2. Validation du model de correction

Afin de valider notre modèle de correction, nous avons mesuré la différence entre la distance réelle parcourue et celle donnée par les odomètres en utilisant :

- un rayon de roue constant, Figure 70 (a),
- notre modèle de rayon de roue proposé, Figure 70 (b).

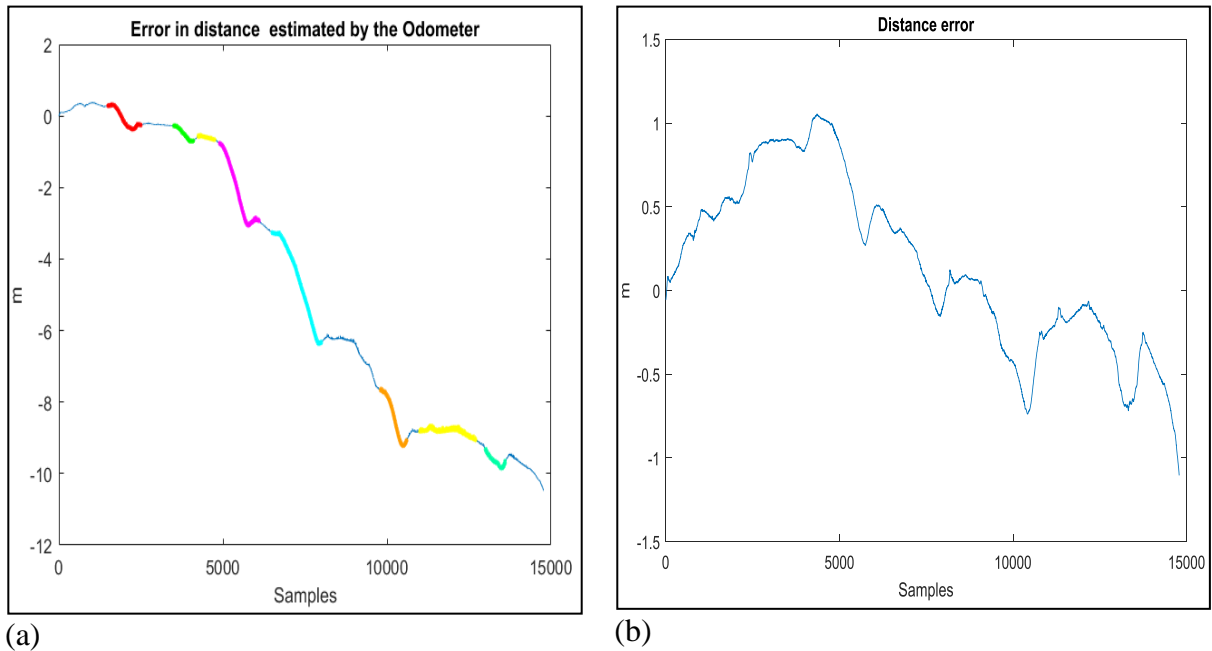


Figure 70. La différence entre la distance parcourue réelle et celle donnée par les odomètres

D'après la Figure 71, il est clair que le modèle que nous avons proposé améliore grandement l'estimation de la distance et minimise l'erreur de (10 m) à (1 m avec une erreur moyenne nulle).

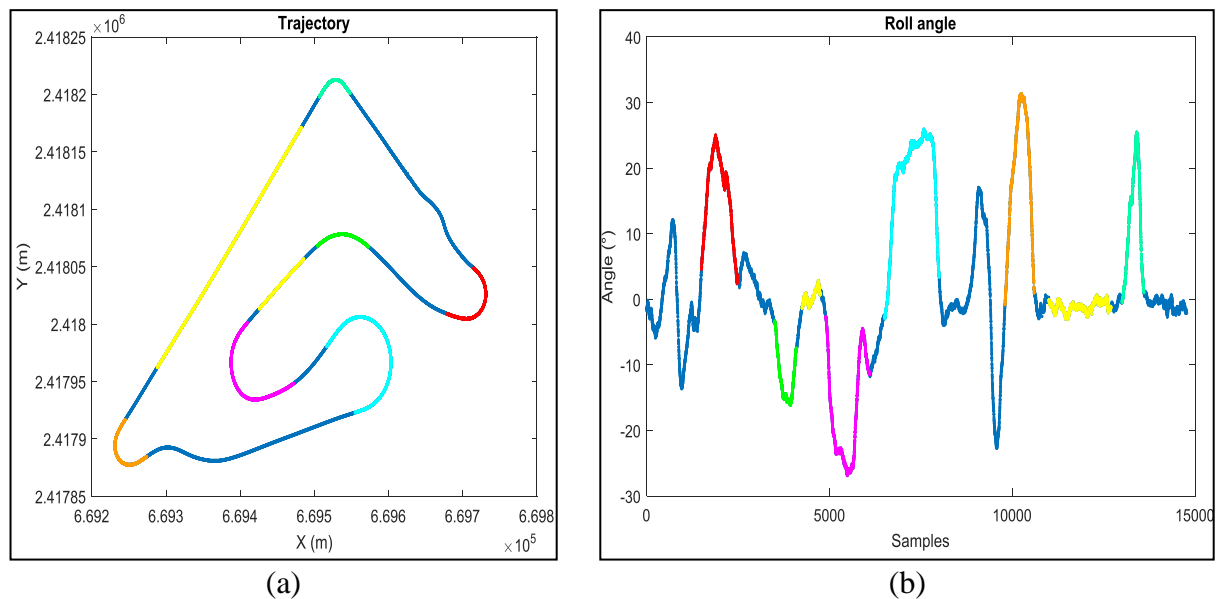


Figure 71. Localisation de l'erreur de distance (rayon de roue fixe) de chaque zone de la Figure 70(a) sur la trajectoire et l'angle de roulis correspondant

À partir de la Figure 71, nous pouvons clairement voir que dans des lignes droites, il n'y a pas de différence entre la distance réelle et celle estimée par les odomètres en utilisant un rayon de roue fixe. Par contre, dans les virages où l'angle de roulis est important, cette différence augmente (les zones colorées, Figure 71), ce qui confirme que le rayon de la roue change en fonction de l'angle de roulis.

La Figure 72 présente le changement du rayon de la roue pendant toute la trajectoire. Ce tracé a été obtenu à partir des données de référence afin de confirmer nos constations. Les résultats de cette figure confirment bien la forte corrélation entre l'angle roulis et le changement du rayon de la roue.

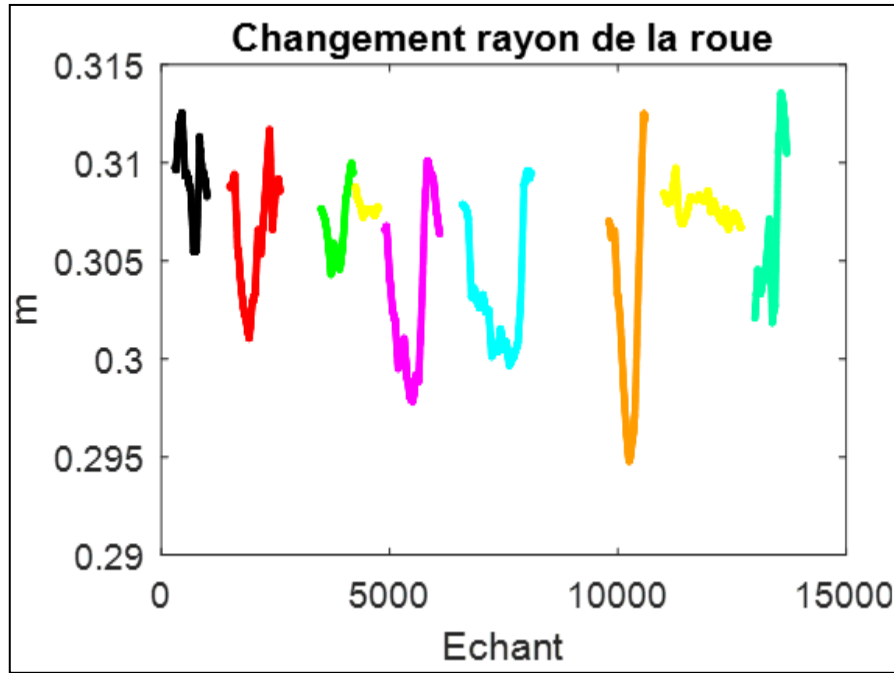


Figure 72. Changement du rayon de la roue.

5.1.2. Correction du cap : le filtre de Madgwick

L'algorithme de Madgwick est basé sur une représentation en quaternion, permettant l'utilisation de mesures des accéléromètres et magnétomètres pour calculer la direction des erreurs de mesure du gyromètre en tant que dérivée du quaternion et pour estimer avec précision l'attitude de l'objet en mouvement.

Un quaternion est un nombre complexe à quatre dimensions, utilisé pour représenter toute orientation arbitraire dans l'espace 3D d'un repère « A » par rapport à un repère « B ». Il est défini comme suit :

$$q = {}^B_A q = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T = \left[\cos \frac{\theta}{2} \quad e_x \cos \frac{\theta}{2} \quad e_y \cos \frac{\theta}{2} \quad e_z \cos \frac{\theta}{2} \right] \quad (92)$$

Où « θ » est l'angle de rotation et « e » est le vecteur unitaire qui représente l'axe de rotation.

Dans des conditions idéales, absence de bruit et de déviation magnétique, la relation entre l'accélération dans le repère terrestre « a^E » et l'accélération dans le repère capteur « a^S » est donnée par :

$$a_q^S = q^{-1} \otimes a_q^E \otimes q \quad (93)$$

- \otimes : la multiplication quaternion.
- a_q^S : la forme quaternion de « a^S », qui peut être écrite comme : $a_q^S = [0 \quad a_x^S \quad a_y^S \quad a_z^S]^T$

- a_q^E : la forme quaternion de “ a^E ”. Dans les cas statiques, $a_q^E = [0 \ 0 \ g]^T$ où g est l’accélération due à la gravité ($g \approx 9.8 \text{ m.s}^{-2}$).

La relation entre “ m^E ” et “ m^S ” est la suivante :

$$m_q^S = q^{-1} \otimes m_q^E \otimes q \quad (94)$$

- m_q^S : la forme quaternion de “ m^S ”, qui peut être écrite comme : $m_q^S = [0 \ m_x^S \ m_y^S \ m_z^S]^T$
- m_q^E : la forme quaternion de “ m^E ”.

L’équation cinématique d’un corps rigide qui décrit la variation de l’attitude en terme de quaternion, définie à partir des mesures de vitesse angulaire délivrées par le gyromètre, est donnée par l’équation suivante :

$$\dot{q} = \frac{1}{2} q \otimes \omega_q^S \quad (95)$$

Où “ ω_q^S ” est la forme quaternion de “ ω^S ”.

Algorithme de Madgwick

$$\hat{h}_{q,t}^E = \hat{q}_{t-1} \otimes m_{q,t}^S \otimes \hat{q}_{t-1}^{-1}$$

$$\hat{m}_{q,t}^E = \left[0 \ 0 \ \sqrt{(\hat{h}_{x,t}^E)^2 + (\hat{h}_{y,t}^E)^2} \ \hat{h}_{z,t}^E \right]^T$$

$$F_t = \begin{bmatrix} \hat{q}_{t-1}^{-1} \otimes a_{q,t}^E \otimes \hat{q}_{t-1} - a_{q,t}^S \\ \hat{q}_{t-1}^{-1} \otimes m_{q,t}^E \otimes \hat{q}_{t-1} - m_{q,t}^S \end{bmatrix}$$

$\hat{q}_{e,t} = J_t^T F_t$, where J_t is the Jacobian matrix of F_t .

$$\hat{\omega}_{e,t}^S = 2\hat{q}_{t-1} \otimes \hat{q}_{e,t}$$

$$\hat{\omega}_{b,t}^S = \omega_{e,t}^S$$

$\hat{\omega}_t^S = \omega_t^S - \zeta^S \omega_{b,t}$ where ζ^S is the integral gain

$$\hat{q}_t = \frac{1}{2} \hat{q}_{t-1} \otimes \hat{\omega}_{q,t}^S - \beta \frac{\hat{q}_{e,t}}{\|\hat{q}_{e,t}\|}$$

β est le taux de divergence de q_t exprimé par la magnitude de la dérivée quaternion correspondant à l’erreur de mesure du gyromètre.

q_e, ω_e sont les erreurs du quaternion et de la vitesse angulaire.

Nous avons choisi le filtre de Madgwick plutôt que celui de Kalman car leurs performances ont été comparées dans [83] et les résultats indiquent que le filtre de Madgwick atteint des niveaux de

précision supérieurs à ceux de l'algorithme de Kalman; Erreur statique RMS <0,6 °, erreur RMS dynamique <1,7 °.

5.1.3. Compensation de l'effet « Lever arm »

Lors de l'intégration des données INS/Odomètre, l'erreur du bras de levier (effet généré par le positionnement différent des capteurs sur la moto) peut augmenter les erreurs d'estimation de la position et de l'attitude [89] [90]. Le bras de levier est la différence entre les mesures des capteurs.

Bien que les fournisseurs commerciaux aient développé des logiciels permettant d'estimer et de compenser l'effet du bras de levier, les travaux de recherche rigoureux sur le sujet ont rarement été publiés. Parmi la littérature existante, on peut trouver dans [91] une brève explication de l'effet du bras de levier et de sa compensation. Dans [92], l'auteur présente l'effet du bras de levier des accéléromètres et son application à la gravimétrie. De plus, presque tous les articles publiés considèrent le bras de levier comme un élément additif du vecteur d'état dans le filtre de Kalman afin de compenser son effet pour les approches de fusion de données : INS / GPS [93, 94, 95, 96, 97], INS / GPS / Odomètre [98, 99] ou pour les méthodes d'intégration Odomètre / INS [100]. Dans cet article, la compensation du bras de levier est appliquée à l'algorithme de reconstruction de trajectoire des V2RMs proposé à l'aide d'un modèle de transformation des mesure du point de détection en point de référence « Pr ».

Dans l'approche que nous avons proposée, l'attitude du véhicule est estimée à partir des mesures de la centrale inertielle située au niveau du réservoir de la moto. Tandis que, la distance parcourue est estimée à partir des mesures de l'odomètre installé sur la roue arrière du véhicule. Par conséquent, afin d'améliorer la précision de la trajectoire reconstruite, l'approche d'intégration doit prendre en compte la compensation du bras de levier.

5.1.4.1. Approche de compensation

Afin de compenser l'effet du bras de levier de l'IMU, l'orientation de la moto doit être estimée au point de référence « O_{Pr} » et non au point IMU « O_{IMU} » (Figure 73). Pour ce faire, nous devons connaître les mesures inertielles au point « Pr ». Le vecteur des vitesses angulaires $w = [w_x, w_y, w_z]^T$ et le vecteur du champ magnétique $m = [m_x, m_y, m_z]^T$ sont les mêmes dans les deux repères ($O_{IMU}, X_{IMU}, Y_{IMU}, Z_{IMU}$) et ($O_{Pr}, X_{Pr}, Y_{Pr}, Z_{Pr}$). Alors que le vecteur des accélérations $a = [a_x, a_y, a_z]^T$ n'est pas le même. Selon la cinématique 3D des corps rigides, le vecteur d'accélération au point « Pr » peut être obtenu avec l'équation suivante :

$$a_{Pr} = a_{IMU} + [w \times][w \times]l_{IMU-Pr} + [\dot{w} \times]l_{IMU-Pr} \quad (96)$$

- a_{Pr} : vecteur des accélérations dans le repère de référence.
- a_{IMU} : vecteur des accélérations dans le repère de l'IMU
- $[w \times]$: représente la matrice antisymétrique du vecteur des vitesses angulaires données par :

$$[w \times] = \begin{bmatrix} 0 & -w_z & w_y \\ w_z & 0 & -w_x \\ -w_y & w_x & 0 \end{bmatrix} \quad (97)$$

- $l_{IMU-Pr} = [x, y, z]$: représente le bras de levier de l'IMU (distance entre l'IMU et le point "Pr" dans le repère mobile « b »).

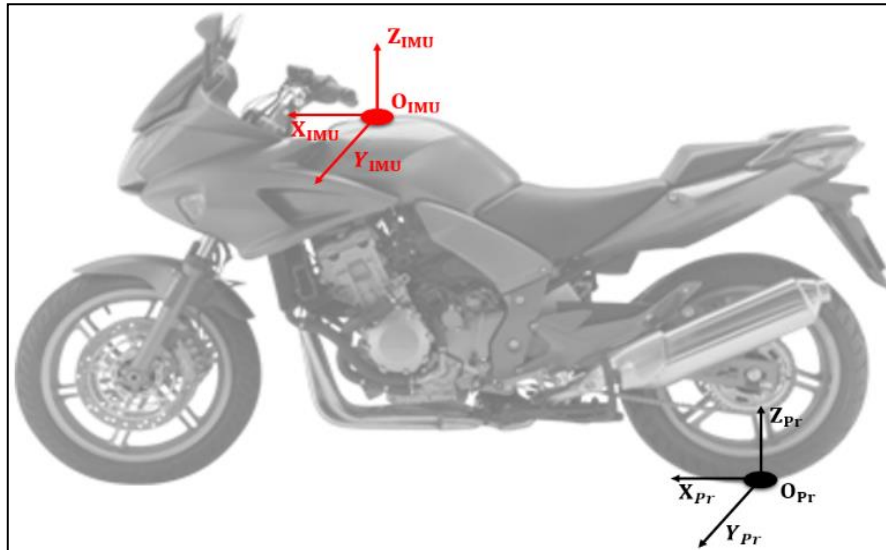


Figure 73. Les deux repères “IMU” et de référence “Pr”

Afin de valider le modèle de transformation et de confirmer que l'équation (96) permet de calculer les accélérations au point « Pr » à partir des données du point « O_{IMU} », nous avons utilisé le simulateur « BikeSim ». Ce simulateur nous donne la possibilité de placer des capteurs dans différentes positions de la moto et de récupérer les données inertielles mesurées à ces points. Nous avons donc placé un capteur inertiel au point « O_{IMU} » et un autre au point « O_{Pr} » et nous avons récupéré les données inertielles des deux capteurs.

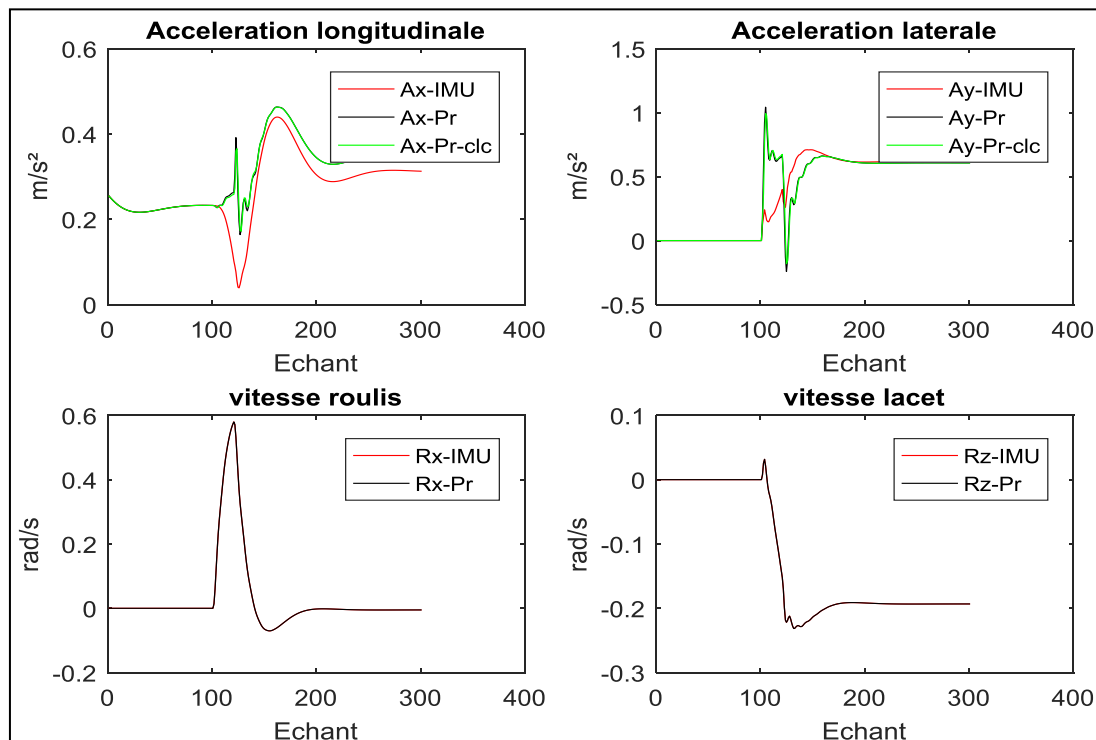


Figure 74. Données inertielles simulées et calculées

Ensuite, en utilisant ces données, nous avons calculé les accélérations au point « Pr » en se basant sur le modèle de transformation précédant et nous les avons comparées aux données obtenues par le simulateur. La Figure 74 montre les résultats de nos calculs et ceux obtenus directement à partir du simulateur.

A partir de la figure ci-dessus, il est clair que les accélérations calculées au point « Pr » et celles fournies par le simulateur sont superposées. Nous pouvons également constater que les accélérations mesurées au point « O_{Pr} » (courbe noire) sont différentes de celles mesurées au point « O_{IMU} » (courbe rouge), d'où l'effet du bras de levier.

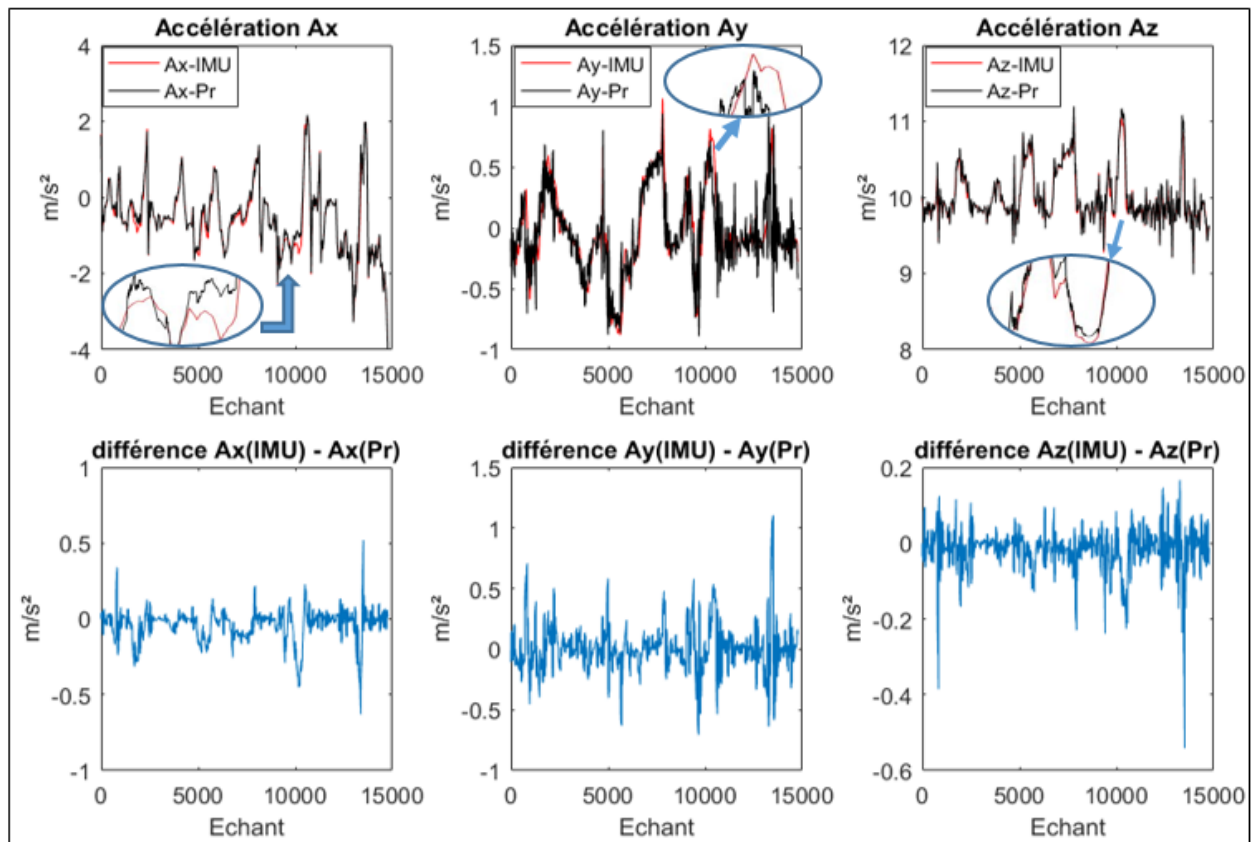


Figure 75. Les accélérations de la moto calculées au point de référence « Pr »

Dans la Figure 75, nous présentons les données expérimentales réelles mesurées par l'IMU et les accélérations calculées à partir de ces données au point de contact de la roue arrière « Pr ». D'après les courbes de la figure, il est clair qu'il existe une différence entre le vecteur d'accélération au point « O_{IMU} » et au point de référence « Pr » qui influence l'estimation de l'attitude de la moto.

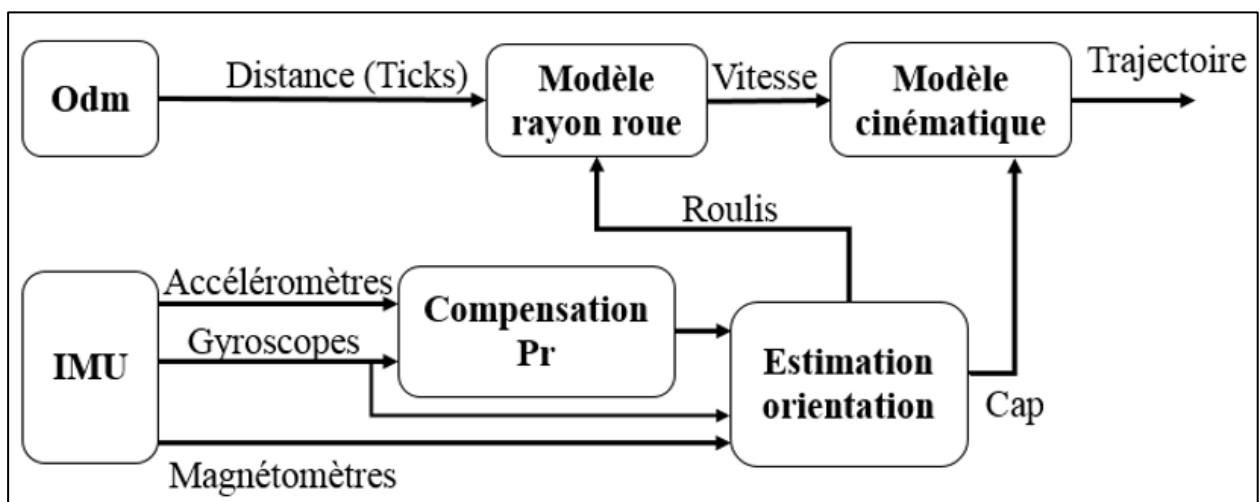


Figure 76. Modèle d'intégration INS/Odomètre

Par conséquent, le nouveau modèle d'intégration INS/Odm que nous proposons est illustré dans la Figure 76.

La Figure 77 représente les résultats qualitatifs de la méthode de fusion de données INS/Odm après les améliorations que nous avons proposées. À partir de cette figure, nous pouvons clairement voir que notre approche améliore grandement la reconstruction de la trajectoire, en particulier dans les virages.

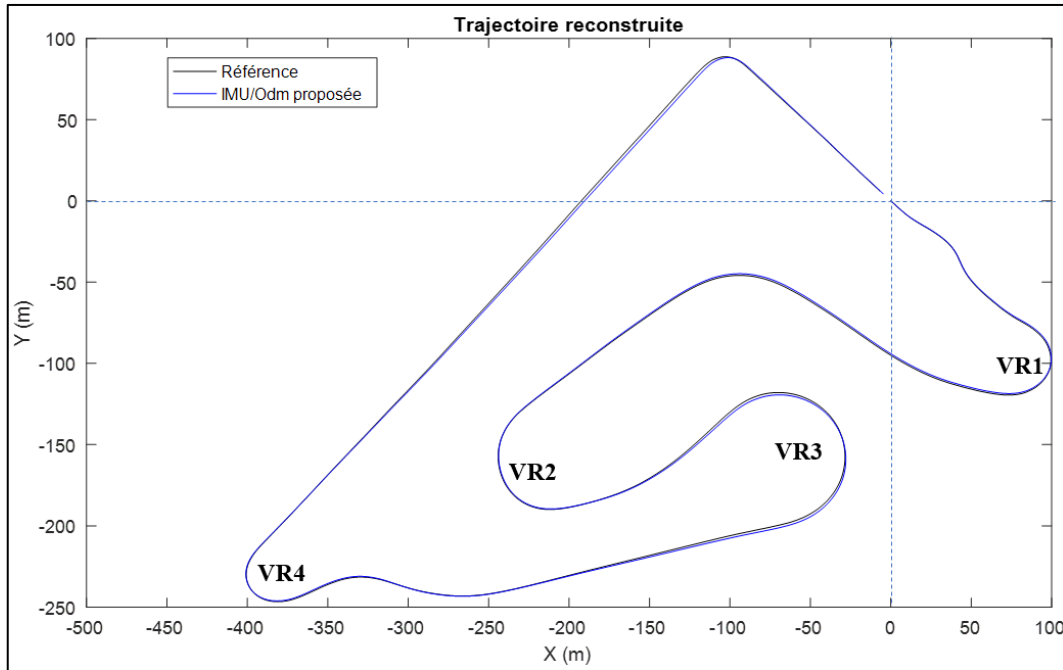


Figure 77. Les résultats de la méthode INS/Odm traditionnelle et celle proposée

Nous nous intéressons principalement à la reconstruction des virages afin d'évaluer le comportement du conducteur lors de la prise d'un virage et de les comparer aux « virages de sécurités ». À partir du tableau 3 et la figure 87, il est clair que la méthode GPS/INS et la méthode INS/Odm proposée donnent la meilleure reconstruction. Pour cette raison, les deux algorithmes ont été testés pour reconstruire les virages illustrés dans la figure 49 avec six pilotes. Chaque pilote a réalisé trois trajectoires complètes (au total, 18 sont réalisées). Trois indices ont été utilisés pour l'évaluation [9] : l'erreur moyenne, la variance d'erreur et l'erreur maximale.

Les trois indices sont définis par les équations suivantes :

$$\text{Erreur moyenne} = \sqrt{E_x^2 + E_y^2} \quad (98)$$

$$E_x = \frac{1}{t_{\max}} \sum_{t=1}^{t_{\max}} \Delta x(t) \quad \text{and} \quad E_y = \frac{1}{t_{\max}} \sum_{t=1}^{t_{\max}} \Delta y(t) \quad (99)$$

$\Delta x(t)$ et $\Delta y(t)$ sont l'erreur de positionnement dans les directions « Est » et « Nord » à l'instant t ($t = 1, 2, \dots, t_{\max}$) respectivement.

$$\text{Variance d'erreur} = \sqrt{V_x + V_y} \quad (100)$$

$$V_x = \frac{1}{t_{max}} \sum_{t=1}^{t_{max}} (\Delta x(t) - E_x)^2 \quad \text{and} \quad V_y = \frac{1}{t_{max}} \sum_{t=1}^{t_{max}} (\Delta y(t) - E_y)^2 \quad (101)$$

$$Erreur \text{ Maximale} = \max \left[\sqrt{\Delta x(t)^2 + \Delta y(t)^2} \right] \quad (102)$$

Tableau 6. Résultats expérimentaux des méthodes INS/GPS et INS/Odm améliorée dans les 4 virages

	VR 1		VR 2		VR 3		VR 4	
	INS/Odm améliorée	INS/GPS	INS/Odm améliorée	INS/GPS	INS/Odm améliorée	INS/GPS	INS/Odm améliorée	INS/GPS
Erreur moyenne	0.3077	0.6493	0.3632	0.8315	0.2300	0.7893	0.2361	0.6960
Variance d'erreur	0.1869	0.3456	0.3138	0.4462	0.2520	0.4194	0.2605	0.3908
Erreur maximale	0.5603	1.1426	0.8941	1.2192	0.6927	1.1210	0.6927	1.3085
Taux d'amélioration	53%		56%		71%		66%	

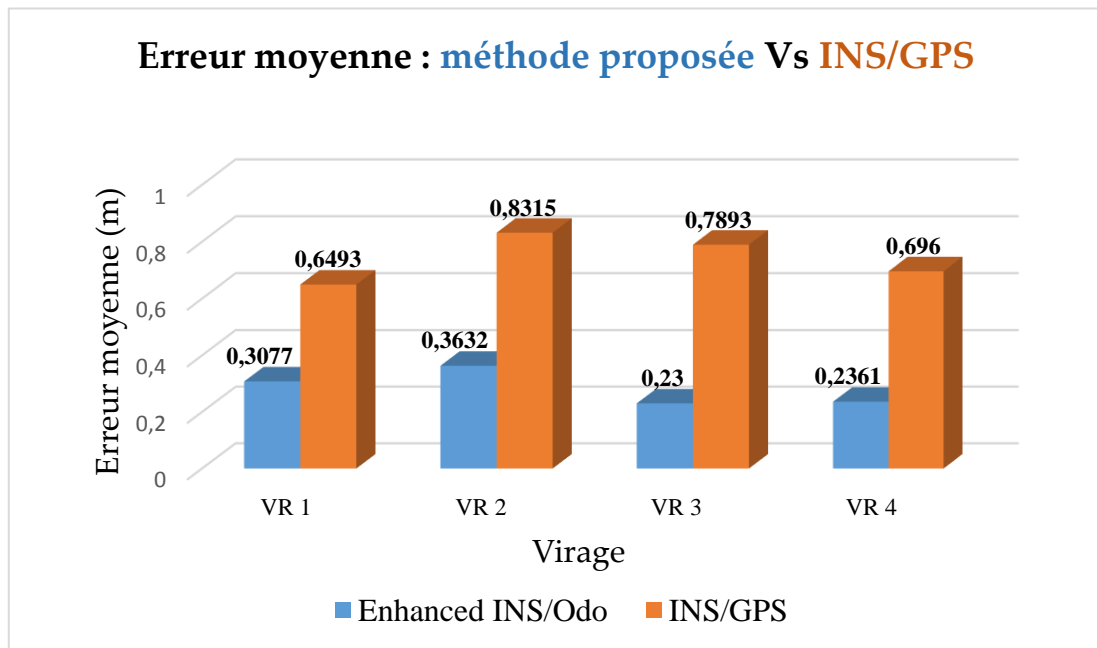


Figure 78. Comparaison de l'erreur moyenne

D'après le Tableau 6 et la Figure 78, la méthode proposée est plus efficace que le système INS/GPS traditionnel. La précision du système proposé est égale à la précision d'un DGPS. Une amélioration de 61% est obtenue par rapport à la méthode INS/GPS.

La Figure 79 illustre la reconstruction des trajectoires moto dans les virages par la méthode GPS/INS (courbe rouge) et par la méthode INS/Odm proposée (courbe bleue) dans « Géoportail » comparés aux virages de référence donnés par le « GPS RTK » (courbe noire). Nous pouvons distinguer que la méthode proposée donne une grande précision par rapport à la méthode GPS/INS.

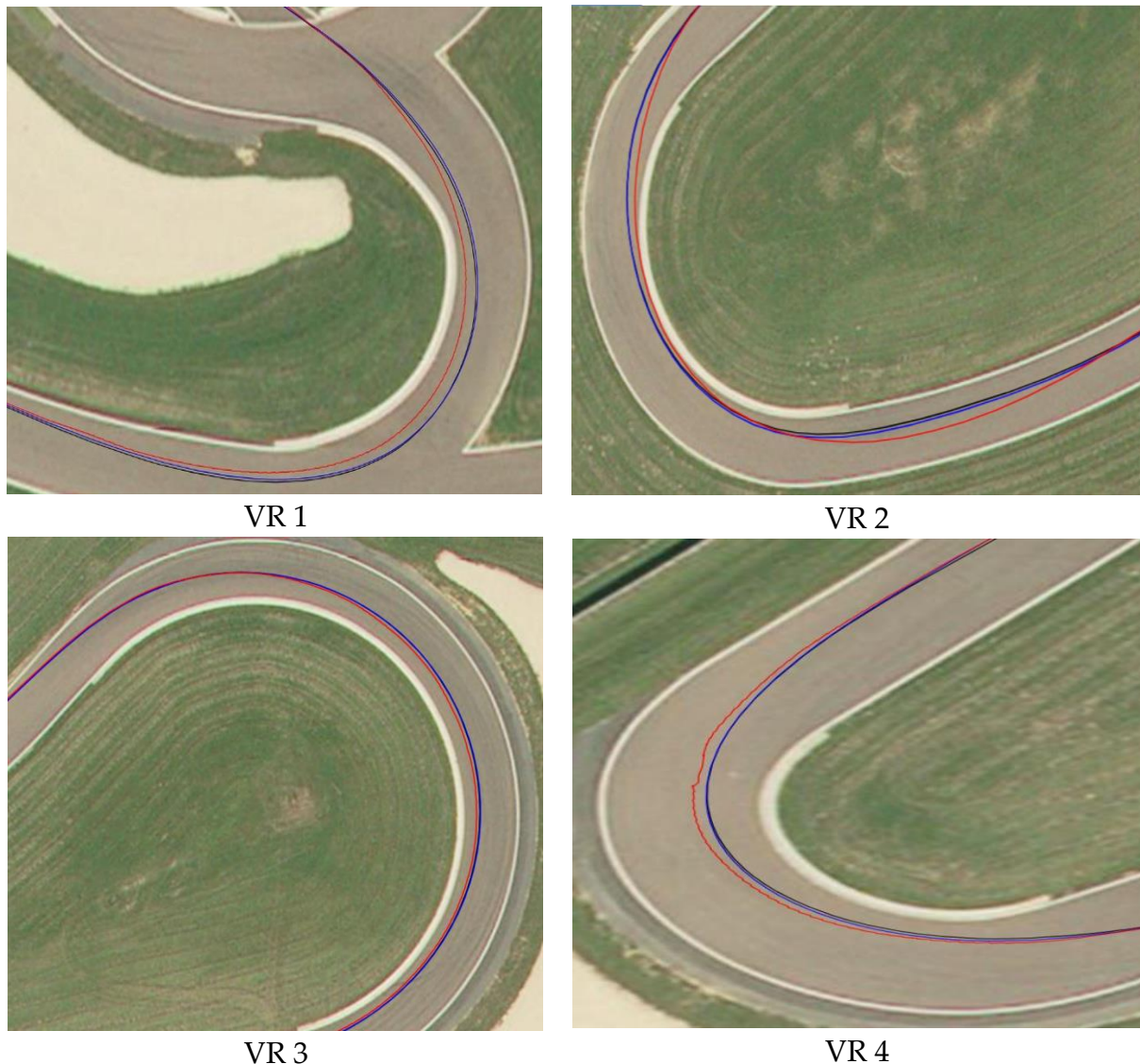


Figure 79. Comparaison entre virage de référence (courbe noire), solution GPS/INS (courbe rouge) et la méthode proposée (courbe bleue)

5.2. Comparaison du filtre de Madgwick avec des méthodes récentes

Une estimation améliorée de l'attitude peut être obtenue en combinant des mesures de capteurs inertiels et magnétiques à l'aide d'algorithmes et d'approches spécifiques. Ces algorithmes sont généralement basés sur des méthodes de filtrage classiques: filtres de Kalman (KF) [101], filtres de Kalman étendus (EKF) [102], filtres complémentaires [103], [104], [84] et observateurs [105]. Cependant, le principal inconvénient des filtres EKF basés sur des quaternions est qu'ils nécessitent des calculs intensifs [88] en raison du nombre d'états à estimer. Cet inconvénient a motivé les chercheurs à développer des « algorithmes efficaces en calcul ». Le filtre de Madgwick [84] est considéré comme l'une des méthodes les moins coûteuses en termes de puissance de

calcul. Cependant, les perturbations magnétiques peuvent fortement influencer les résultats de cette approche (estimation roulis/tangage), ce qui a conduit au développement d'autres algorithmes prenant en compte les perturbations magnétiques [85], [86], [87].

Dans la méthode que nous avons proposé, le filtre de Madgwick a été utilisé afin d'estimer l'orientation de la moto et de reconstruire la trajectoire. Dans cette partie, nous proposons une étude comparative du filtre de Madgwick avec des travaux récents de l'estimation d'attitude basés sur la combinaison d'accéléromètres, de gyromètres et de magnétomètres dans le contexte de la reconstruction des trajectoires des véhicules deux roues motorisés.

Cette évaluation est réalisée dans le but de déduire quel est l'algorithme le plus approprié pour un compromis entre la cohérence des résultats de la reconstruction et les implémentations intégrées basées sur les performances temporelles.

Dans cette section, nous présentons la structure générale des algorithmes d'estimation d'attitude à comparer. Ces filtres ont été conçus pour différentes applications et sont basés sur des quaternions, le filtre de Kalman, le filtre complémentaire et la correction géométriquement intuitive.

5.2.1. Algorithme 1 : CAHRS

Algorithm 1 CAHRS : M. B. Del Rosario and al [85]

A geometrically intuitive quaternion-based complementary filter.

$$\begin{aligned}\hat{q}_t &= \hat{q}_{t-1} \otimes \omega_q^S \\ a_{q,t}^E &= \dot{\hat{q}}_t \otimes a_{q,t}^S \otimes (\dot{\hat{q}}_t)^* \\ q_{up,t} &= [\cos\left(\frac{\mu_a \gamma_{a,t}}{2}\right) \quad n_{up,t} \cdot \sin\left(\frac{\mu_a \gamma_{a,t}}{2}\right)] \\ \gamma_{a,t} &= \cos^{-1}\left(\frac{a_t^E \cdot e_{up}}{\|a_t^E\|}\right) \text{ and } n_{up,t} = a_t^E \times e_{up}\end{aligned}$$

$e_{up} = [0 \ 0 \ 1]$: le vecteur de référence pointant vers le haut dans le repère terrestre.

$\gamma_{a,t}$: l'angle entre a_t^E et e_{up}

$$\begin{aligned}\hat{q}'_t &= q_{up,t} \otimes \hat{q}_t \\ m_{q,t}^E &= \dot{\hat{q}}'_t \otimes m_{q,t}^S \otimes (\dot{\hat{q}}'_t)^* \\ m_{xy,t}^E &= [m_{x,t}^E \ m_{y,t}^E \ 0] \\ q_{north,t} &= [\cos\left(\frac{\mu_m \gamma_{m,t}}{2}\right) \quad n_{north,t} \cdot \sin\left(\frac{\mu_m \gamma_{m,t}}{2}\right)] \\ \gamma_{m,t} &= \cos^{-1}\left(\frac{m_{xy,t}^E \cdot e_{north}}{\|m_{xy,t}^E\|}\right) \\ n_{north,t} &= m_{xy,t}^E \times e_{north}\end{aligned}$$

$e_{north} = [1 \ 0 \ 0]$: le vecteur de référence pointant vers le nord dans le repère terrestre.

$\gamma_{m,t}$: Angle entre $m_{xy,t}^E$ et e_{north}

$$\dot{\hat{q}}_t'' = q_{north,t} \otimes \dot{\hat{q}}_t'$$

μ_a, μ_m : Paramètres de l'algorithme.

Cet algorithme décrit un nouveau filtre complémentaire, dérivé intuitivement d'un raisonnement géométrique, afin d'estimer l'attitude d'un smartphone. L'algorithme utilise deux facteurs de correction, « μ_a » qui régit le taux auquel l'accéléromètre corrige l'angle de tangage / angle de roulis, et « μ_m » qui contrôle le taux auquel l'angle de lacet est corrigé par le magnétomètre.

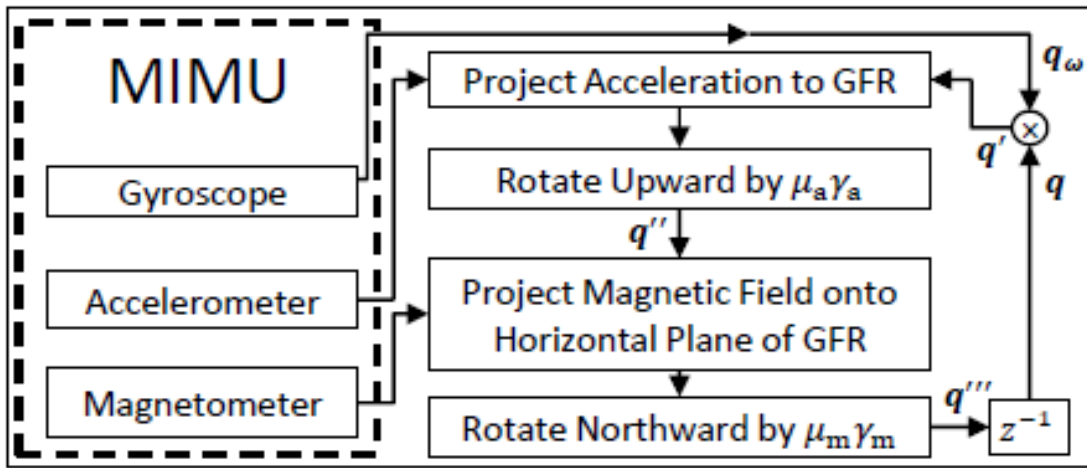


Figure 80. Diagramme du filtre complémentaire proposé.

5.2.2. Algorithme 2 : Filtre de Kalman linéaire combiné à une correction géométriquement intuitive en deux étapes

Algorithm 2 : Kaiqiang Feng and al [86]

Linear Kalman Filter combined with two-step geometrically intuitive correction.

Mise à jour du temps :

$$\Omega_t = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & (-\omega_t^S)^T \\ \omega_t^S & [\omega_t^S \times] \end{bmatrix}$$

$[\omega_t^S \times]$: matrice antisymétrique associée à ω_t^S

$$\dot{\hat{q}}_t^- = \Phi_t \times \hat{q}_{t-1} + \omega_{t-1} \text{ with } \Phi_t = \exp(\Omega_t \cdot \Delta T)$$

$$G_t = \begin{bmatrix} q_1 & q_2 & q_3 \\ -q_0 & q_3 & -q_2 \\ -q_3 & -q_0 & q_1 \\ q_2 & -q_1 & q_0 \end{bmatrix}$$

$$Q_t = \frac{1}{4} \Delta T^2 G_t \sum_g G_t^T$$

Σ_g : matrice de covariance d'état.

$$P_t^- = \Phi_t P_{t-1} \Phi_t^T + Q_t$$

Mise à jour des mesures :

$$\begin{cases} v_g = \frac{a^S}{\|a^S\|} \\ v_m = \frac{m^S}{\|m^S\|} \end{cases}$$

$$\begin{cases} \hat{v}_g = \frac{\hat{a}^S}{\|\hat{a}^S\|} \\ \hat{v}_m = \frac{\hat{m}^S}{\|\hat{m}^S\|} \end{cases} \quad \begin{cases} \hat{a}^S = C_E^S({}_E^S q) a^E \\ \hat{m}^S = C_E^S({}_E^S q) m^E \\ a^E = [0 \ 1 \ 0]^T \\ m^E = [m_N \ m_U \ 0]^T \end{cases}$$

$$q_{ae} = \cos\left(\frac{\mu_a \Delta\theta_a}{2}\right) + \vec{n}_a \cdot \sin\left(\frac{\mu_a \Delta\theta_a}{2}\right)$$

$$\Delta\theta_a = \arccos(v_g \cdot \hat{v}_g) \text{ and } \vec{n}_a = v_g \times \hat{v}_g$$

$$q_a = q_{ae} \otimes q_{t-1}$$

μ_a : Paramètre utilisé pour réduire l'influence de l'accélération externe.

$$v_{mxz} = q_a \otimes m_q^S \otimes (q_a)^*$$

$$v_{north} = [1 \ 0 \ 0]$$

$$q_{me} = \cos\left(\frac{\Delta\theta_m}{2}\right) + \vec{n}_m \cdot \sin\left(\frac{\Delta\theta_m}{2}\right)$$

$$\Delta\theta_m = \arccos(v_{mxz} \cdot v_{north}) \text{ and } \vec{n}_m = v_{mxz} \times v_{north}$$

$$q_m = q_{me} \otimes q_a$$

$$\text{distorsion magnétique} = \begin{cases} T, & \text{si } \|\|m_t^S\| - \|h\|\| > x_m \\ F, & \text{sinon} \end{cases}$$

$\|h\|$: champs magnétique local = 50 μ T.

$$q_t^c = \begin{cases} q_m \otimes q_{t-1} & \text{si distorsion magnétique} = F \\ q_a \otimes q_{t-1} & \text{sinon} \end{cases}$$

$$Z_t = q_t^c$$

$$U = [a_x \ a_y \ a_z \ m_x \ m_y \ m_z]$$

$$\sum_U = \begin{bmatrix} \Sigma_{acc} & 0 \\ 0 & \Sigma_{mag} \end{bmatrix}$$

$$\Sigma_{acc} = \frac{1}{\|a\|^2} \begin{bmatrix} \sigma_{ax}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{ay}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{az}^2 \end{bmatrix}, \quad \|a\| = 9.7997 \text{ m/s}^2$$

$$\Sigma_{acc} = \frac{1}{\|h\|^2} \begin{bmatrix} \sigma_{mx}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{my}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{mz}^2 \end{bmatrix}, \quad \|h\| = 50 \mu T$$

$$R_t = J \cdot \Sigma_U \cdot J^T$$

J: 4 x 6 la matrice Jacobienne des quaternions.

$$K_t = P_t^- (P_t^- + R_t)^{-1}$$

$$\hat{q}_t = \dot{\hat{q}}_t^- + K_t [Z_t - \dot{\hat{q}}_t^-]$$

$$P_t = (I - K_t) P_t^-$$

Cet algorithme est la combinaison de la correction géométrique intuitive à deux étapes (TGIC) et du filtre de Kalman. L'algorithme TGIC est utilisé pour produire une entrée calculée de quaternion pour le filtre de Kalman, ce qui évite l'erreur de linéarisation des équations de mesure et réduit la complexité de calcul.

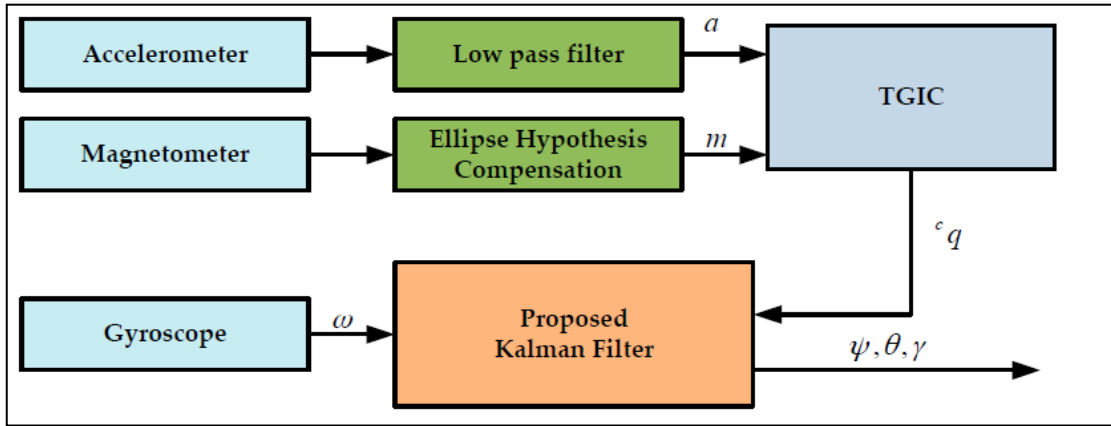


Figure 81. Schéma fonctionnel de l'algorithme développé

5.2.3. Algorithme 3 : Filtre de Kalman à état d'erreur adaptatif (AESKF)

Le système de référence complémentaire d'attitude et de cap basé sur les quaternions, géométriquement intuitif (CAHRS) utilisait deux facteurs de correction, « μ_a » qui détermine le taux auquel l'accéléromètre corrige l'angle roulis et tangage et « μ_m » qui régit le taux auquel le magnétomètre corrige l'angle de lacet. Des améliorations ont été apportées à cet algorithme en intégrant chaque facteur de correction dans un filtre de Kalman à état d'erreur (KF), permettant ainsi aux taux de correction de se comporter de manière adaptative [87].

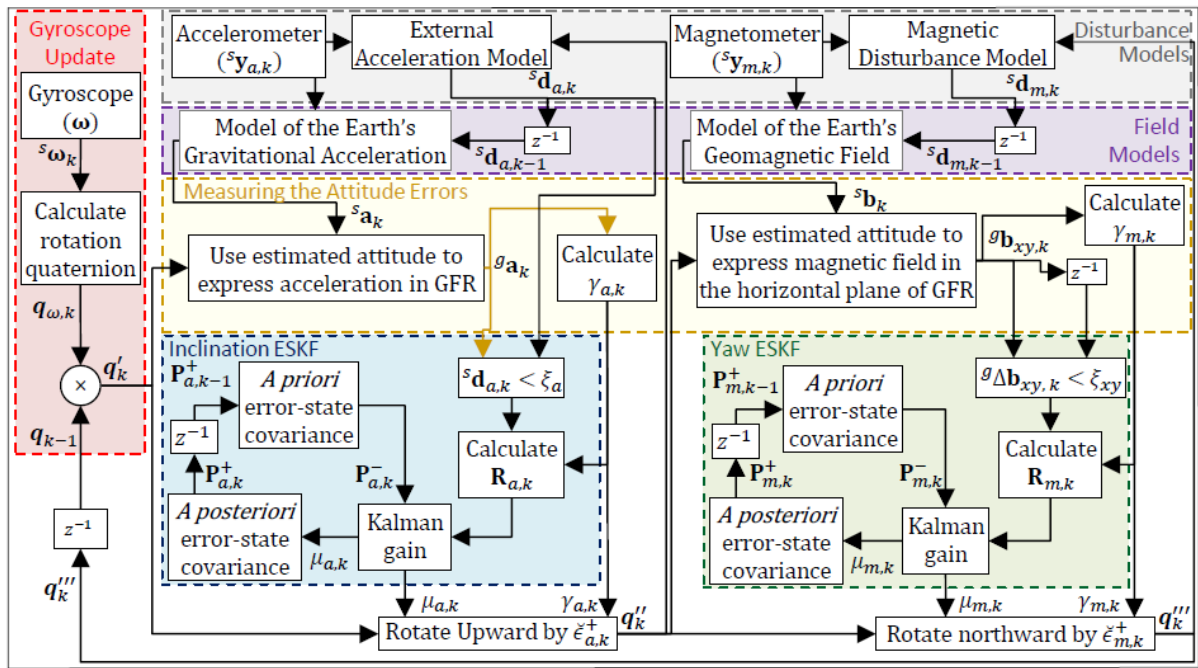


Figure 82. Block diagramme de l'algorithme AESKF

5.2.4. Les résultats de comparaison

La Figure 83 présente les résultats de reconstruction de trajectoire des véhicules deux roues motorisés en utilisant les algorithmes d'estimation d'attitude présentés précédemment comparés à la trajectoire de référence (RTK).

La précision obtenue est évaluée en utilisant l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'écart type.

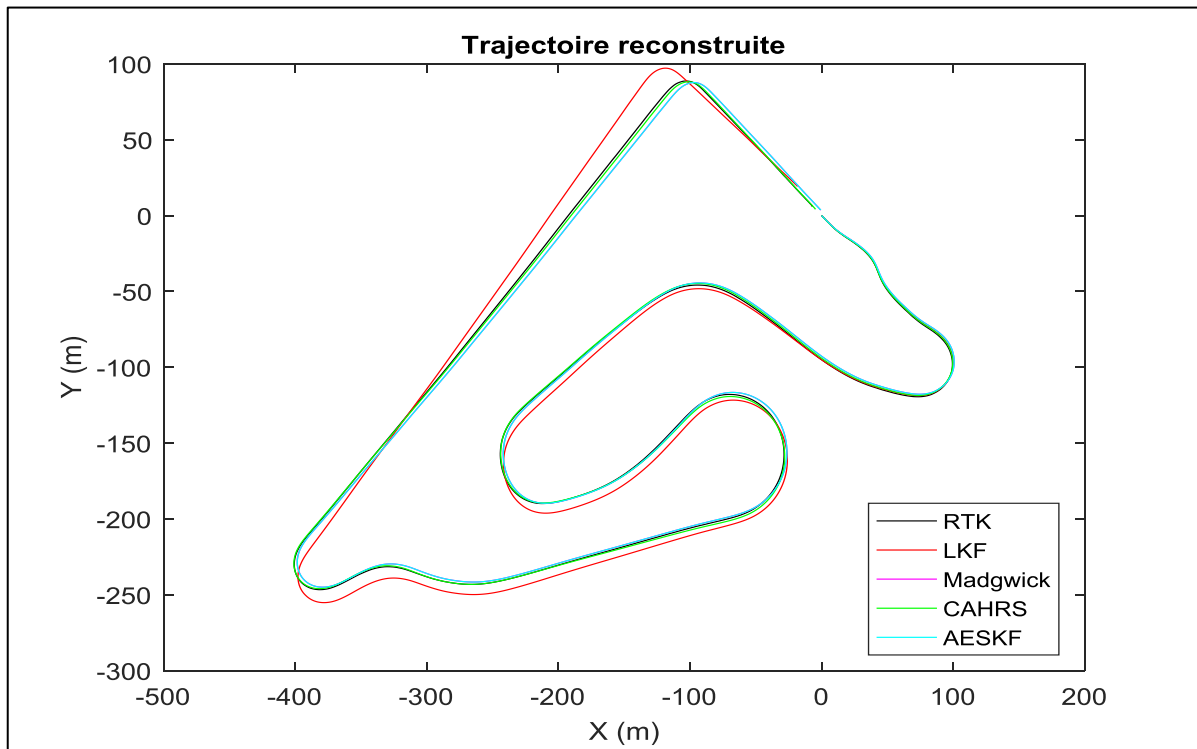


Figure 83. Résultats de la reconstruction de trajectoires d'un V2RM à l'aide de différents algorithmes d'estimation d'attitude

La Figure 83 et le Tableau 7 montrent clairement que l'algorithme CAHRS donne de meilleurs résultats comparés aux autres algorithmes dans le contexte de la reconstruction de trajectoires complètes des V2RM. La précision de la trajectoire obtenue à partir de la fusion des données INS/Odomètre à l'aide de l'algorithme CAHRS est supérieure à celle des autres algorithmes d'estimation d'attitude.

Tableau 7. L'erreur moyenne quadratique « RMS » et l'écart type de la trajectoire obtenue en utilisant les méthodes précédentes

Algorithme	Erreur RMS (m)	STD de l'erreur (m)
Madgwick	2.7733	1.6949
CAHRS	1.1901	0.7718
LKF	2.8035	2.1813
AESKF	2.7746	1.6982

Dans le Tableau 8, nous présentons la précision obtenue à l'aide des quatre algorithmes d'estimation d'attitude, testés avec six pilotes. Chaque conducteur a réalisé trois trajectoires complètes (dans le total, les statistiques sont réalisées avec 18 tests), afin de reconstruire la trajectoire de la moto en virage (virages illustrés à la Figure 39).

Tableau 8. Résultats Expérimentaux de la reconstruction des virages moto

Algorithme	Erreur	VR 1	VR 2	VR 3	VR 4
Madgwick	<i>Erreur RMS</i>	0.3402	0.4345	0.3159	0.3136
	<i>STD</i>	0.2023	0.2957	0.2756	0.1578
CAHRS	<i>Erreur RMS</i>	0.3402	0.4345	0.3159	0.3136
	<i>STD</i>	0.2023	0.2957	0.2756	0.1578
LKF	<i>Erreur RMS</i>	0.5052	0.4909	0.8103	0.3024
	<i>STD</i>	0.3840	0.2633	0.7566	0.2906
AESKF	<i>Erreur RMS</i>	0.3403	0.4345	0.3160	0.3134
	<i>STD</i>	0.2023	0.2957	0.2756	0.1578

D'après le Tableau 8 et la Figure 84, nous pouvons clairement voir que la précision de la reconstruction des trajectoires en « virages » d'une moto est la même pour les trois algorithmes: Madgwick, CAHRS et AESKF (RMSE et écart-type similaires pour les trois algorithmes). Alors que, pour l'algorithme « LKF », qui repose sur la combinaison de la correction géométrique intuitive en deux étapes (TGIC) et du filtre de Kalman, la précision est inférieure à celle des trois autres algorithmes (RMSE et l'écart type sont plus importants par rapport aux autres algorithmes).

Statistiquement, les algorithmes : Madgwick, CAHRS et AESKF donnent la même précision dans les virages. Cependant, selon les analyses de complexité et le nombre d'opérations de calcul flottantes [86], l'algorithme CAHRS est efficace en termes de temps de calcul (il nécessite moins

de calculs par rapport à l'algorithme AESKF et au filtre de Madgwick sans sacrifier la précision de l'orientation estimée).

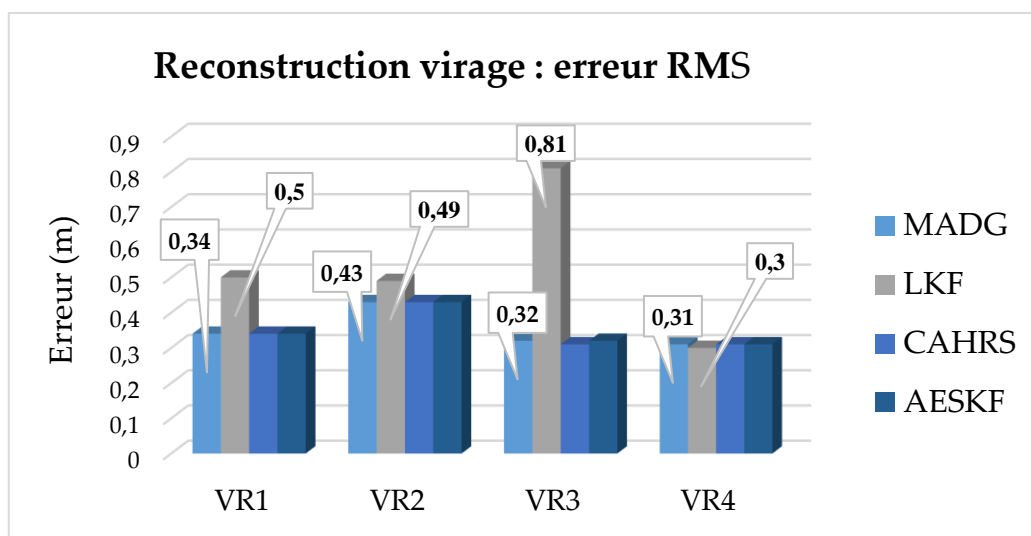


Figure 84. Comparaison des erreurs RMS

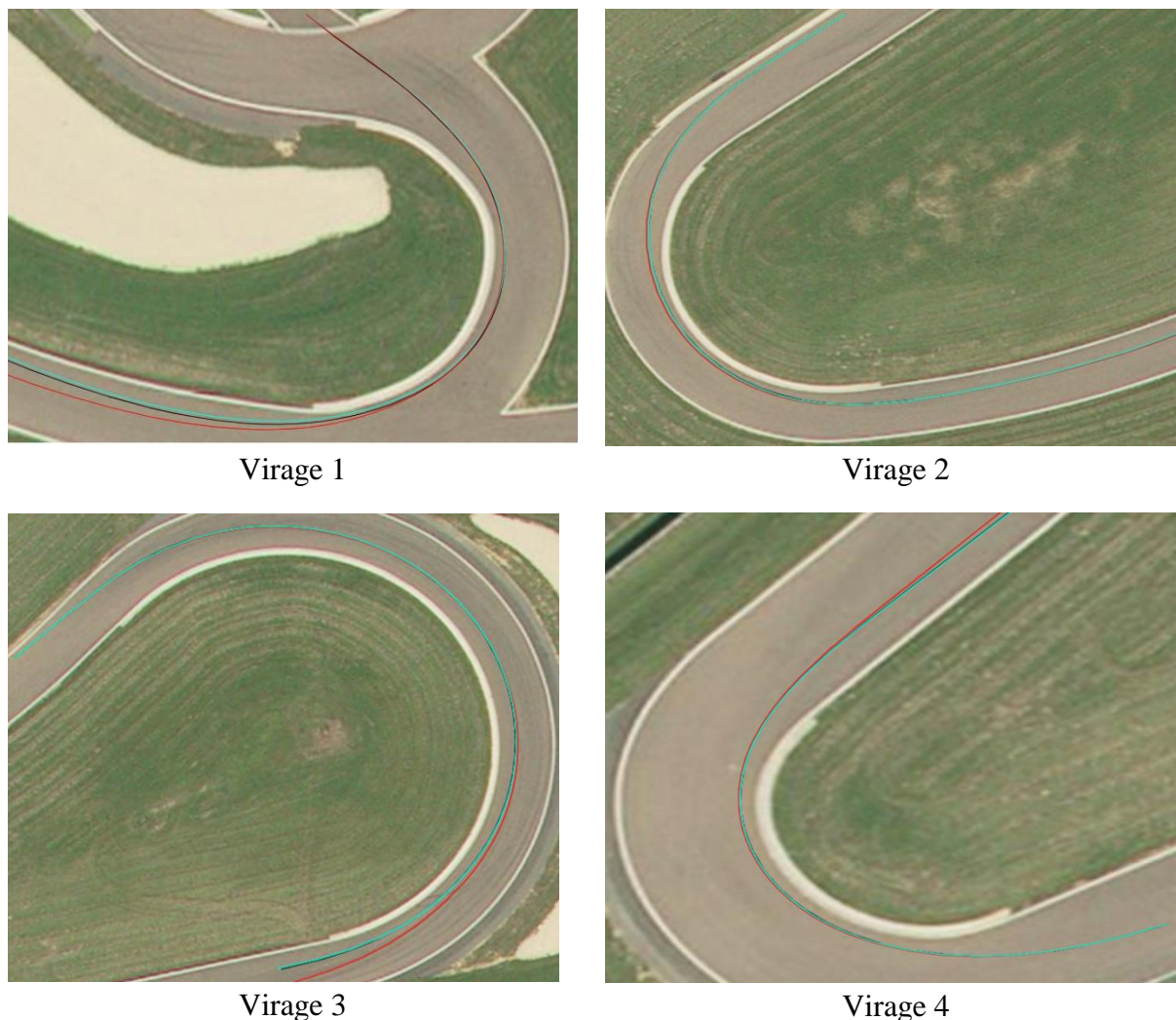


Figure 85. Comparaison entre la trajectoire de référence (courbe noire) et la solution INS / Odm à l'aide d'algorithmes d'estimation d'attitude comparés: filtre de Madgwick (magenta), CAHRS (vert), LKF (rouge) et AESKF (cyan) dans les virages de la Figure 39.

De plus, le travail [87] montre que la consommation de temps dans le filtre de Madgwick est inférieure à celle du filtre de Kalman linéaire combiné au TGIC.

Le système de référence complémentaire d'attitude et de cap (CAHRS) basé sur des quaternions, géométriquement intuitif, offre de meilleures performances temporelles avec une grande précision dans le contexte de la reconstruction d'une courbe de trajectoire de moto.

5.3. Conclusion

Nous avons vu dans le chapitre précédent que la méthode de fusion de données INS/Odm dans une configuration RISS souffre de deux erreurs majeurs qui influence la précision de la reconstruction : les dérives du gyromètre et le rayon de la roue. Dans la première partie de ce chapitre, nous avons présenté la méthode que nous avons proposée pour reconstruire les trajectoires motos dans les virages. Cette méthode est basée sur l'amélioration de la fusion INS/Odm en proposant un modèle de rayon de roue afin d'améliorer l'estimation de la distance parcourue et en intégrant le filtre de Madgwick pour une bonne estimation de l'orientation de la moto. Cette solution est testée avec le jeu de données réel et a donné des meilleurs résultats par rapport à la méthode la plus utilisée dans la littérature, « fusion des données GPS/INS ».

Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous présentons une étude comparative du filtre de Madgwick avec des méthodes récentes d'estimation de l'orientation proposées dans la littérature. Les résultats expérimentaux ont montré que l'algorithme CAHRS est le meilleur en terme de précision et temps de calcul, c'est le moins coûteux en terme de ressources.

Le schéma de l'algorithme final est représenté dans la figure ci-après.

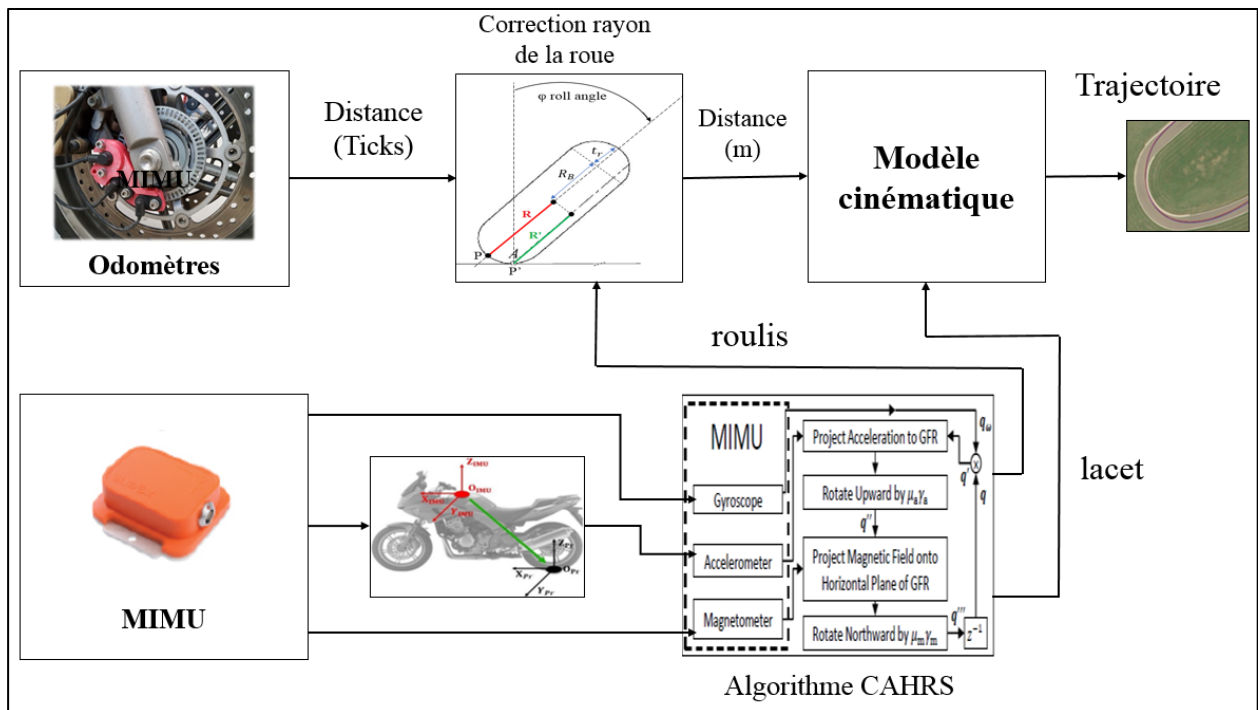


Figure 86. Schéma des modules principaux de l'algorithme final

CHAPITRE 6

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Conclusion générale et perspectives

Les travaux présentés dans cette thèse ont pour objectif principal la reconstruction des trajectoires, dans les virages, des véhicules à deux roues motorisés et la proposition d'un système de reconstruction basé sur l'intégration des données IMU et Odomètre pour en faire un système bas coût.

La conception de ce système, dont l'objectif est l'évaluation des pratiques de prise de virage des conducteurs, est un vrai défi. Ceci est dû en effet à l'instabilité chronique du véhicule deux-roues, surtout en virages, et sa dynamique très complexe qui présente de nombreuses spécificités propres. Le moindre biais sur un capteur a un impact catastrophique sur la reconstruction de trajectoire.

Tout au long de ces recherches, nous avons ciblé un type de scénario bien particulier : les situations de virage. En effet, des études d'accidentologie, en Sciences Humaines et Sociales, ont montré que les virages sont des zones fortement accidentogènes pour les motards. Lorsque ces mêmes chercheurs se sont intéressés aux causes de ces accidents, ils ont remarqué que des pertes de contrôle du véhicule en sont souvent responsables. C'est donc un des scénarios « type », pour lesquels la reconstruction de trajectoire réalisée par le conducteur et sa comparaison avec la trajectoire de sécurité pourraient, sans aucun doute, révéler le comportement du conducteur lors de la prise de virage et la cause de l'accident.

Dans ce contexte, une étude comparative de la reconstruction de trajectoire des V2RM impliquant des algorithmes et des capteurs ad-hoc a été réalisée à un temps d'échantillonnage de 10 ms. Plusieurs méthodes et algorithmes ont été évalués afin d'identifier un système optimal à faible coût en plus d'une instrumentation multi-capteurs pour une reconstruction précise de la courbure d'une moto avec une grande précision. Nous fournissons une configuration expérimentale avec une vérité de terrain précise obtenue via un GPS RTK.

Nous avons atteint l'objectif principal de cette thèse en proposant un système de reconstruction de trajectoires des V2RM amélioré utilisant la fusion de données INS / Odomètres combinée au filtre de Madgwick et à un modèle de calcul de rayon de roue. L'approche proposée représente une bonne alternative au système INS / GPS traditionnel, en particulier en cas de perte du signal GPS, lorsque la précision de la solution GPS / INS est dégradée. Les résultats sont donnés en utilisant un jeu de données réel fourni par différents pilotes.

La précision obtenue est égale à celle d'un DGPS. Cependant, le DGPS souffre de plusieurs problèmes :

- Caractéristiques dynamiques médiocres: le GPS a une fréquence basse, il fournit donc les informations d'état à des taux de mise à jour faibles.
- Disponibilité instable et non prédictible: la précision est dégradée pour un nombre faible de satellites visibles (on peut atteindre des erreurs de 10 m).
- Latence des données.
- Erreurs de propagation par trajets multiples : ces erreurs se produisent lorsque le signal GPS est réfléchi par des objets tels que de grands bâtiments ou de grandes zones d'obstacles avant qu'il n'atteigne l'antenne du récepteur, ce qui augmente le temps de propagation du

signal. Cela provoque une surévaluation du temps de vol et génère donc des erreurs de positionnement.

Notre approche surmonte tous ces problèmes et assure des résultats acceptable à haute fréquence, disponibilité et continuité de la solution, ce qui permet d'évaluer de manière objective la manœuvre de prise de virage et de mieux former les conducteurs à adopter un virage de sécurité.

Le système conçu sera utilisé (par la gendarmerie française par exemple) afin d'évaluer objectivement les pratiques de prise de virage. Une grande précision est nécessaire pour reconstruire avec précision les virages réalisés et les comparer aux virages de sécurité. Il peut également être utilisé pour la formation initiale et l'entraînement afin de mieux former les conducteurs à apprendre et à estimer une trajectoire de sécurité.

Ces travaux ont été faits dans le cadre du projet ANR VIROLO++ et les résultats obtenus répondent à une partie de ses objectifs cités dans l'introduction générale.

Dans la perspective de ce travail, l'algorithme proposé pourrait être étudié pour :

- la conception et l'évaluation d'un dispositif d'assistance à la conduite dédié aux deux-roues motorisés.
- améliorer d'avantage la précision de positionnement en combinant des modèles (GPS-RTK, IMU / Odo).
- tester et valider notre algorithme proposé sur les systèmes M-ABS et MTC (Motorcycle Traction Control).

LES ANNEXES

Annexe A : Système GPS

1. Le système de positionnement GNSS

On appelle GNSS (Global Navigation Satellite System, système global de positionnement par satellite) les systèmes de positionnement basés sur des signaux émis de satellites en orbite autour de la terre et fournissant une ouverture mondiale. Leur principal objectif est de donner la position et la vitesse d'un mobile à tout instant et n'importe où sur la terre dans un référentiel global avec une précision métrique. Comme la haute précision est devenue nécessaire pour certaines applications, plusieurs modes de positionnement sont apparus tels que le DGPS et le GPS-RTK.

Dans notre manuscrit, on présentera les principes essentiels de la navigation par satellite GNSS et plus particulièrement le GPS en raison de son importance en tant que précurseur et norme de l'industrie.

Le système de positionnement mondial « GPS, Global Positioning System », conçu par le Département de la Défense des Etats-Unis au début des années 1970, est un utilitaire qui assure un service de positionnement, de navigation et de référence temporelle, dits service PNT (Positioning, Navigation and Timing). Une constellation de 24 satellites opérationnels a été complétée en 1993 (actuellement 31 satellites).

2. Constitution du système GPS

Le système GPS, est composé de trois segments principales : le segment spatial (les satellites à proprement parlé), le segment contrôle (les stations au sol qui contrôlent le bon état de marche des satellites) et le segment utilisateur (l'opérateur qui cherche à se géolocaliser avec son matériel) [49, 50].

2.1. Le segment spatial

Il est constitué d'une constellation de 31 satellites répartis sur 6 plans orbitaux (4 par plan) dont l'inclinaison est de 55° par rapport à l'équateur terrestre. La configuration des trajectoires des satellites permet de capter les signaux d'au moins 4 satellites (parfois même 12) n'importe où à la surface du globe et à n'importe quel moment indépendamment des conditions météorologiques [50]. Les satellites sont équipés d'une horloge atomique et transmettent régulièrement des signaux horaires, la description de l'orbite suivie (éphéméride permettant le calcul de la position des satellites) et diverses autres informations sur deux ondes porteuses L1 (1575.42 MHz) et L2 (1227.60 MHz). L'onde L1 est *modulée* par 2 codes : le code C/A (Coarse Acquisition, acquisition brute en français) entièrement ouvert aux civils depuis l'année 2000 et le code P (Précis) réservé aux utilisateurs autorisés par le gouvernement américain. Tandis que, l'onde L2 est *modulée* par le code (P) seulement.

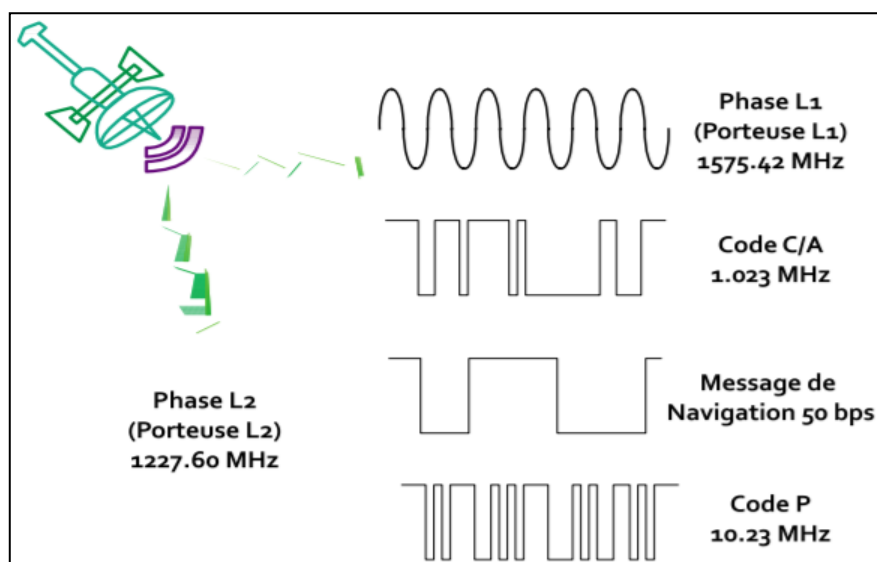


Figure 87. Structure du signal d'un satellite GPS

2.2. Le segment de contrôle

Le segment de contrôle se compose de stations, réparties à travers le monde, qui sont chargées de piloter et surveiller le système GPS [51]. Elles veillent au maintien des satellites en orbite, procédant le cas échéant à des manipulations et à l'ajustement des horloges des satellites. Ses stations poursuivent les satellites GPS, téléchargent les données de navigation mises à jour et enregistrent l'état de santé des satellites.

A l'heure actuelle le segment de contrôle comprend une station de contrôle principale, une station de contrôle alternative, 11 antennes de contrôle et de commande et 16 sites de surveillance.

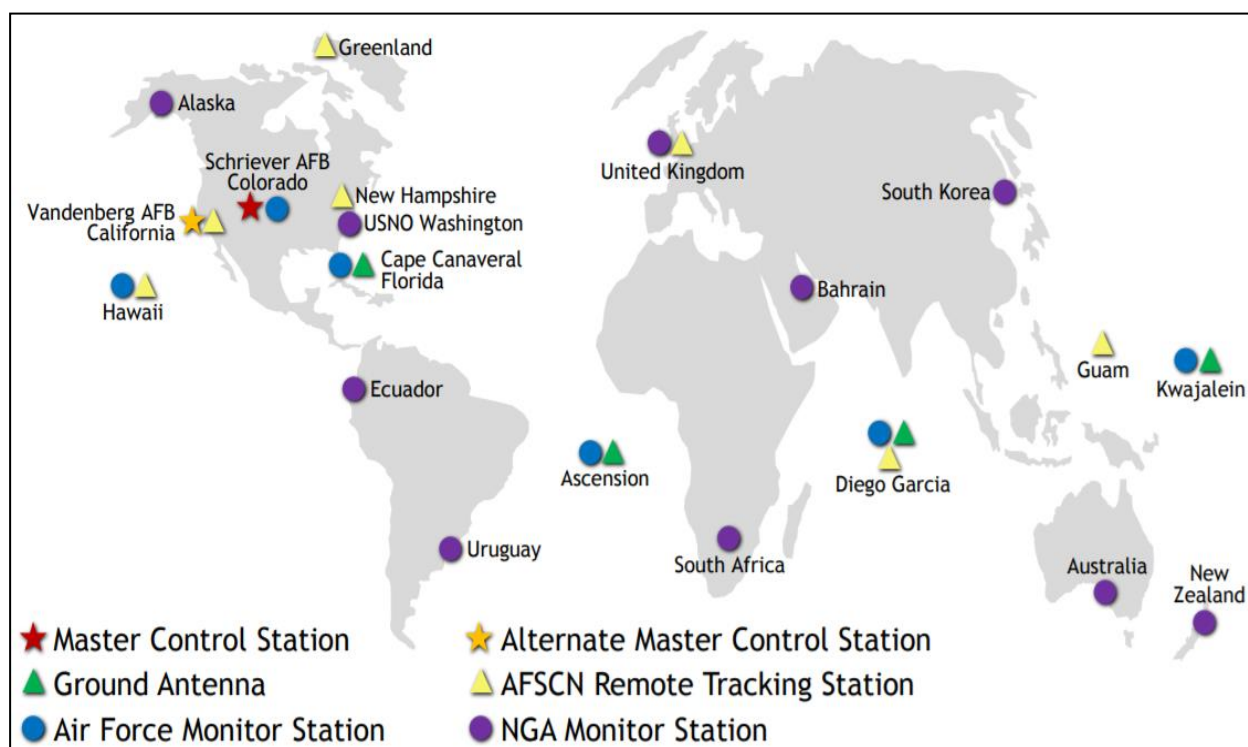


Figure 88. Le segment de control GPS [52]

2.3. Le segment utilisateur

Le segment utilisateur comprend les récepteurs GPS qui reçoivent des informations depuis les satellites ou depuis d'autres récepteurs ou encore des systèmes de positionnement fixes. Ces récepteurs ont pour fonctions de mesurer des distances entre l'antenne réceptrice et les satellites émetteurs, de décoder les messages radiodiffusés qui contiennent les éphémérides servant aux calculs de la position des satellites, et de calculer la position tridimensionnelle de l'utilisateur à l'aide des méthodes numériques, en se basant sur le principe de la triangulation [52].

Les récepteurs seront plus ou moins sophistiqués selon la précision désirée et selon les contraintes du projet (mobilité de l'opérateur, fermeture du milieu, données à saisir sur le terrain...).

3. Principe de fonctionnement

Le fonctionnement du GPS repose sur la mesure du temps de propagation du signal émis par un satellite jusqu'à sa mesure par un récepteur. La mesure du temps de propagation du signal en provenance de plusieurs satellites permet par intersection de déterminer la position du récepteur. Les satellites émettent en direction de la terre des ondes électromagnétiques (micro-ondes) qui se propagent à la vitesse de la lumière $c = 3.10^8 \text{ m/s}$. Le récepteur sur terre mesure le temps d'arrivée de l'onde. Connaissant c , le récepteur peut alors estimer la distance « r » le séparant du satellite à partir de la durée de propagation de l'onde Δt (environ 70 ms). La mesure précise de ce temps de propagation est primordiale puisqu'une erreur de $10^{-6} \mu\text{s}$ engendre une erreur de 300 m sur « r » (il faut donc une précision de 1 ns pour atteindre une résolution de l'ordre du mètre). [53] [54]

Pour déterminer la position tridimensionnelle d'un utilisateur, 4 inconnues doivent donc être déterminées : les trois inconnues de position (longitude, latitude et altitude) et une inconnue de temps « δt » liée à la désynchronisation du récepteur avec le temps GPS.

L'estimation de ces quatre paramètres inconnus nécessite 4 équations et donc au moins 4 observations sont nécessaires, ce qui nécessite des mesures effectuées en direction de 4 satellites.

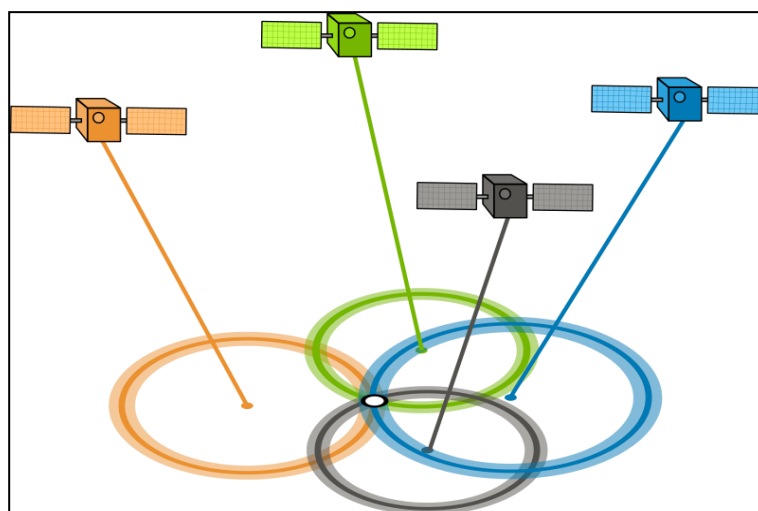


Figure 89. Principe de fonctionnement du GPS

Lorsque le récepteur est mobile, le système GPS permet non seulement de déterminer sa position tridimensionnelle mais aussi sa vitesse et la direction de son mouvement. De plus, il fournit une information temporelle, ainsi, un utilisateur peut associer un indicateur de temps à toutes les informations recueillies.

4. Types d'observation GPS

Il existe 3 types d'observations GPS possibles : les mesures de pseudo distance, les mesures de phase de l'onde porteuse et les mesures de fréquence Doppler.

4.1. La mesure de pseudo distance (ou la mesure de code)

C'est une mesure du temps de propagation requis pour qu'une marque horaire transmise par un satellite atteigne le récepteur sur terre. En comparant aux codes pseudo aléatoires générés par le récepteur, et les signaux satellitaires reçus, le récepteur calcule le temps de vol pour parcourir la distance du satellite émetteur. Cette différence de temps multipliée par la vitesse de la lumière dans le vide « c » donne une mesure de pseudo distance.

Pour calculer la position GPS, il faut résoudre un système non linéaire à trois inconnues (X, Y, Z), les coordonnées de l'antenne réceptrice dans un repère géocentrique, obtenues par triangulation qui est basée sur les pseudo-distances calculées vers les n satellites visibles ($n \geq 4$), et leurs positions connues. Un nombre d'au moins 4 satellites est nécessaire pour se positionner en mode autonome parce que le décalage du temps « δt » entre l'horloge satellitaire et celle du récepteur est ajouté à ces inconnues [50]. La précision et la fiabilité du positionnement sont plus élevées si plus de 4 satellites sont observés.

4.2. La mesure de phase

Pour des applications plus précises, la phase sur les ondes porteuses L1 et L2 est exploitée directement en mesurant le déphasage entre le satellite et le récepteur. Ce mode de mesure est plus compliqué à mettre en œuvre ce qui nécessite des récepteurs spécifiques permettant d'exploiter le code et la phase. Le traitement des données se fait en mode PPK (*Post Processing Kinematic*) « temps différé », ou en temps réel, on parle alors de RTK (*Real Time Kinematic*).

4.3. La mesure de fréquence Doppler

Afin de déterminer la vitesse instantanée des récepteurs mobiles et pour détecter et corriger les sauts de cycle potentiellement présents dans les mesures de phase, la différence entre la fréquence reçue et la fréquence nominale de transmission causée par le mouvement relatif entre le satellite et le récepteur (Delta-range) est mesurée [50].

5. Le DGPS

Le DGPS (GPS Différentiel) est un moyen efficace permettant d'améliorer la précision du GPS. Le DGPS utilise un réseau de stations fixes de référence qui transmet l'écart entre les positions indiquées par les satellites et leurs positions réelles connues. En fait le récepteur reçoit la différence entre les pseudo-distances mesurées par les satellites et les véritables pseudo-distances et peut ainsi corriger ses mesures de positions. De ce fait, la précision du positionnement est bien meilleure que la précision absolue du GPS et peut atteindre le centimètre. Ce type de positionnement élimine plusieurs erreurs inhérentes au système GPS, mais en contrepartie, cet équipement représente un coût important.

Annexe B : Architecture système et instrumentation

1. Architecture générale

Dans le cadre du projet de recherche ANR VIROLO++ [5], plusieurs motos ont été instrumentées en utilisant l'architecture matérielle conçue. Cette instrumentation est soit légère ou lourde en fonction des études devant être conduites : étude de la prise de virage, actions du conducteur et interactions conducteur/moto.

Pour l'instrumentation de la moto, une architecture multi-capteurs et un enregistreur de données intégré ont été conçus et embarqués sur la moto. Le système permet d'acquérir et d'enregistrer les données relatives aux actions et au comportement du conducteur et à la dynamique de la moto [70]. Les emplacements des capteurs et de l'enregistreur ont été choisis en vue de rendre l'instrumentation la moins intrusive possible tout en garantissant l'intégrité des informations fournies par les capteurs.

L'architecture du système est basée sur un bus CAN (Controller Area Network) qui relie plusieurs capteurs et l'enregistreur de données. Cette architecture permet d'ajouter ou d'éliminer un ou plusieurs nœuds (capteurs ou enregistreurs), sans interrompre les tâches des autres nœuds. Cela offre une flexibilité essentielle dans la phase de développement du système multi-capteurs.

Le bus CAN possède de multiples avantages et inconvénients. L'un des avantages est la fiabilité des données véhiculées sur le bus (utilisé dans l'automobile depuis des dizaines d'années). En effet étant immunisé au bruit, il nous s'avère adéquat pour une utilisation sur un véhicule de type moto. De plus sur un bus CAN, il n'y a pas de protocole maître-esclave, de cette façon tous les nœuds du bus peuvent transmettre et recevoir simultanément, seule la priorité des messages permettra alors d'éviter les conflits. Le bus a un inconvénient relatif à son débit maximum de 1 Mbit/s. Cependant, après une étude de performances en émission/réception, ce débit s'avère largement suffisant pour le transfert de données des capteurs embarqués.

Les données utilisées dans cette thèse sont issues d'une moto instrumentée de type HONDA CBF 1000. Afin d'utiliser cette moto dans plusieurs études liées à la manœuvre de prise de virage, l'instrumentation comporte des capteurs redondants "bas coût" et des capteurs "de référence", afin de comparer les mesures réalisées et d'identifier le sous-ensemble des capteurs nécessaire et suffisants pour la reconstruction de trajectoires. En utilisant la même architecture matérielle, cette moto a été instrumentée avec des capteurs supplémentaires afin de collecter des données sur les interactions entretenues entre le conducteur et son véhicule. Les pressions exercées au niveau des deux demi-guidons, des repose-pieds, mais aussi de la selle et du réservoir sont collectées. Trois centrales inertielles sont aussi utilisées pour estimer la position du tronc du conducteur, en incluant sa tête.

Nous présentons ci-après l'ensemble des capteurs embarqués sur la moto et utilisés pour la reconstruction de trajectoires.

2. Capteurs embarqués

Il existe plusieurs points de contact entre le conducteur et la moto auxquels le conducteur peut appliquer ou éprouver une force pour agir sur les organes de contrôle et de commande de la moto. Les informations sur la dynamique de la moto traduisent non seulement les conséquences des actions du conducteur mais aussi son interaction avec l'infrastructure. A cet effet, la moto a été équipée de capteurs qui mesurent les actions entreprises par le conducteur et la réponse dynamique de la moto.

Vitesse longitudinale et distance parcourue : la moto a été équipée de deux capteurs à effet Hall en quadrature, attachés à la roue avant et arrière, afin de calculer le nombre de tours des roues. Il s'agit d'une sonde sensible au champ magnétique qui distingue la présence des dents métalliques sur l'anneau fixé sur la roue. Dans le cas d'une rotation de la roue, le capteur génère des impulsions dont la fréquence est reliée directement à la vitesse angulaire de la roue. Connaissant le nombre de tours de la roue et son diamètre, la distance parcourue par la moto et la vitesse longitudinale peuvent facilement être déduites.

Inclinaison de la moto : parmi les actions mesurées sur la moto, on trouve l'angle roulis exercé par le conducteur lors de sa recherche d'équilibre. Cet angle est généré soit par l'influence de l'angle guidon soit par le conducteur en utilisant son corps pour incliner la moto.

En effet, afin de mesurer l'inclinaison de la moto, deux capteurs de distance optiques (laser) identiques de type SICK D35-B15551 [71] sont placés dans les deux côtés de la moto (droit et gauche). La fréquence d'acquisition a été fixée à 100 Hz.

Angle guidon : l'action du conducteur sur le guidon est mesurée par le capteur magnétique AS5047P de AMS, utilisé pour récupérer l'angle absolu du guidon par rapport au châssis.

Le capteur comprend une puce intégrée sensible au champ magnétique fixée sur le châssis et un aimant permanent fixé sur le guidon. La rotation du guidon entraîne un changement de la direction du champ magnétique par rapport à la puce qui traduit ce changement en un angle absolu. L'angle est codé sur 14bits qui permet une résolution maximale de 2048 pas par rotation complète soit $0.176^\circ/\text{pas}$ [72].

Le capteur communique avec un microcontrôleur via le protocole SPI et envoie la donnée correspondante à l'angle absolu avec une fréquence d'actualisation de 4Mhz, le microcontrôleur ré-échantillonne cette donnée avec une fréquence de 1 KHz pour l'envoyer sur le bus CAN.

Accélérations et vitesses angulaires : afin de mesurer les accélérations et les vitesses angulaires de la moto, deux centrales inertielles ont été installées au niveau du réservoir de la moto.

- Une centrale inertielle 9 Dof de type « MTi Xsens [73] », un système miniaturisé et léger de référence de cap et d'attitude (AHRS) à 9 degrés de liberté, utilisée comme un système de référence (redondant) pour vérifier la dégradation induite par d'autres capteurs. Le MTi contient des accéléromètres, gyromètres et magnétomètres suivant les trois axes, faisant ainsi une unité inertielle de mesure (IMU). L'orientation 3D est calculée par son processeur interne implémentant un filtre de Kalman pour la fusion de données. L'IMU communique avec le microcontrôleur via une liaison UART.

- une centrale inertielle bas coût de type InvenSense « MPU9250 [74] », un dispositif de suivi de mouvement qui combine 3 axes d'accéléromètres, gyromètres et de magnétomètres ainsi qu'un processeur interne DMP (Digital Motion Processor), il contient aussi un capteur de température, faisant de lui une centrale 10DOF.

La fréquence d'acquisition pour les deux systèmes a été fixée à 100 Hz.

La position et l'orientation de la moto : pour prendre en compte l'environnement dédié aux expérimentations, mesurer le positionnement curviligne (la trajectoire), la vitesse longitudinale et l'orientation de la moto, cette dernière a été équipée de deux récepteurs GPS.

- Un GPS RTK de type Septentrio «Altus APS-3 [75]»: utilisé uniquement comme référence pour évaluer la précision de la trajectoire reconstruite et pour calibrer les données du GPS Maestro. Il est constitué d'un récepteur GPS placé dans le coffre de la moto en mode « rover » et un autre fixe placé sur un point connu en mode station de base. Cette configuration permet d'obtenir un positionnement cinématique en temps réel précis au centimètre près.
- Un récepteur GPS standard de type Maestro A2200-A [76], conçu pour réduire les coûts et disposer d'un GPS complètement maîtrisé. Le module GPS travaille sur la bande L1 (1.575 MHz) et assure une précision horizontale de position de moins de 2.5 m. En plus de la position, le module permet de recevoir les données temps et vitesse dans un format NMEA.

RTK (Real Time Kinematic) est une technique utilisée pour améliorer la précision de positionnement GPS. Elle utilise les mesures de la phase du signal et les compare avec les mesures provenant d'une station de base dont la position est connue. Les corrections se font en temps réel via une communication radio entre l'unité mobile et la station de base.

3. Calculateurs au plus près des capteurs

Le système élaboré par l'équipe VIROLO++ est constitué essentiellement des nœuds capteurs, spécifiés dans la section précédente, interconnectés via un bus CAN avec des nœuds d'enregistrement et de visualisation de données. Chaque nœud capteur est composé d'un microcontrôleur ainsi qu'un ou plusieurs capteurs et un connecteur CAN comme illustré par la figure 90.

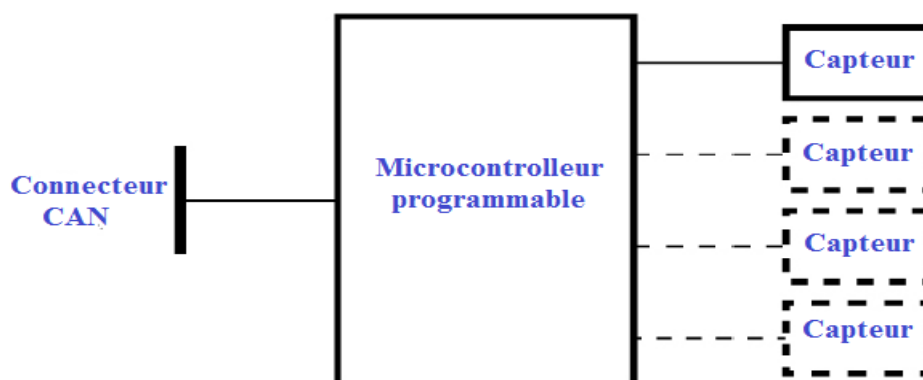


Figure 90. Schéma d'un nœud capteur

3.1. Nœud capteurs Guidon, tours de roues et afficheur

Ce nœud est architecturé autour d'un microcontrôleur STM32F446. Il permet de : communiquer avec l'écran d'affichage de l'état de l'instrumentation via une ligne série et de récupérer les informations venues du capteur guidon via une liaison SPI et des capteurs tours de roues à travers des entrées numériques. De plus, comme tous les autres nœuds capteurs, il possède une interface CAN. Cette carte a été réalisée de manière à être la plus compacte possible puisqu'elle se situe sur le guidon du V2RM. Enfin, ce nœud a pour but d'avoir un affichage en temps réel de l'état de l'instrumentation ce qui permet d'être sûr que tous les nœuds sont fonctionnels lors d'une expérimentation.



Figure 91. Nœud capteur Guidon, tours de roues (à gauche) et afficheur (à droite)

3.2. Nœuds capteurs IMU

Afin de mesurer les accélérations, les vitesses angulaires, ainsi que la magnitude terrestre sur les 3 axes, deux nœuds capteurs IMU ont été mis en place. Ces deux nœuds sont architecturés autour d'un microcontrôleur STM32F303K8 de chez ST électronique. La seule différence est que l'IMU XSENS est relié via une ligne série (RS232/UART), alors que l'IMU 10 DOF est relié via une liaison I2C.

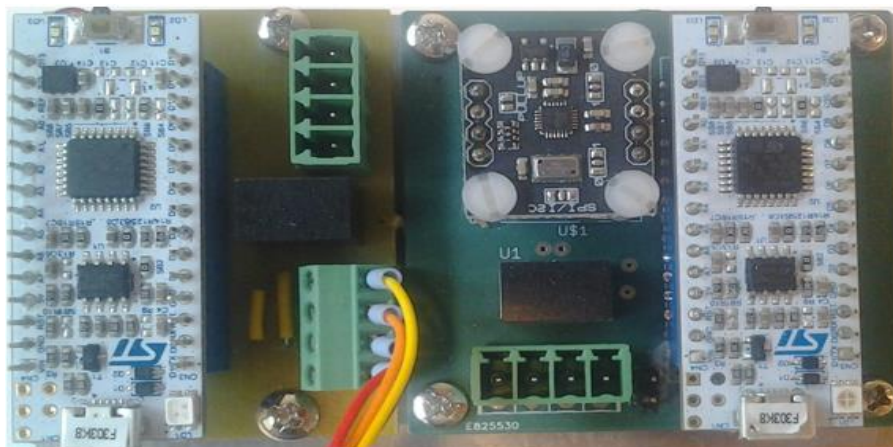


Figure 92. Capteur IMU (à gauche) et 10DOF (à droite)

3.3. Nœud capteur proprioceptif et GPS

Ce nœud est réalisé autour d'un microcontrôleur LPC1768 de chez NXP. Ce microcontrôleur a l'avantage d'offrir plusieurs entrées/sorties ainsi que de multiples bus de communication. Ce nœud a pour but de récupérer les données de deux GPS (GPS standard et RTK), ainsi que les mesures des capteurs laser.

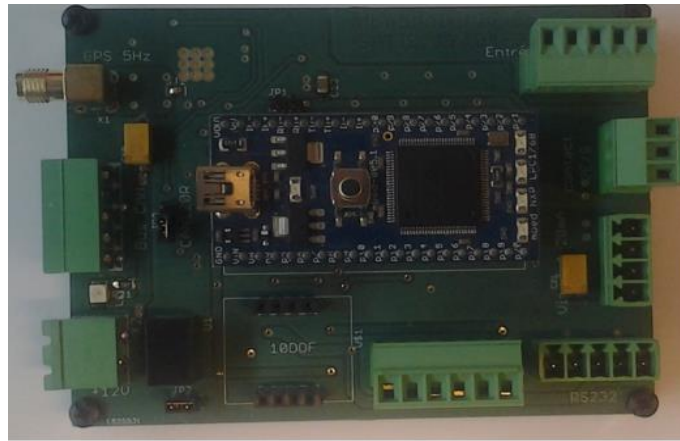


Figure 93. Carte proprioceptive

4. L'enregistreur de données

Afin d'enregistrer les mesures issues des capteurs pendant les expérimentations, la moto a été équipée d'un nœud d'enregistrement de données. Ce nœud est primordial car il a pour objectif d'enregistrer l'ensemble des trames circulant sur le bus CAN. L'équipe du projet a choisi d'utiliser le microcontrôleur BECK SC23 afin de passer sur des sauvegardes de type clé USB et de faciliter la relecture des données sur PC. Cela a permis comme on peut le voir sur l'illustration ci-dessous d'obtenir une carte de faible taille auquel une clé USB ou un disque mSata avec adaptateur USB peuvent être connectés.

La fonction principale de l'enregistreur est de collecter les messages envoyés sur le bus CAN, de les mettre dans un format spécifique, en fonction de l'identifiant du message, et de les stocker sur la mémoire de intégrée. Lors de la réception d'une trame CAN, le l'enregistreur écrit un nouveau bloc de données dans un fichier spécifique contenant les trames CAN et les temps de réception (étiquetage temporel).

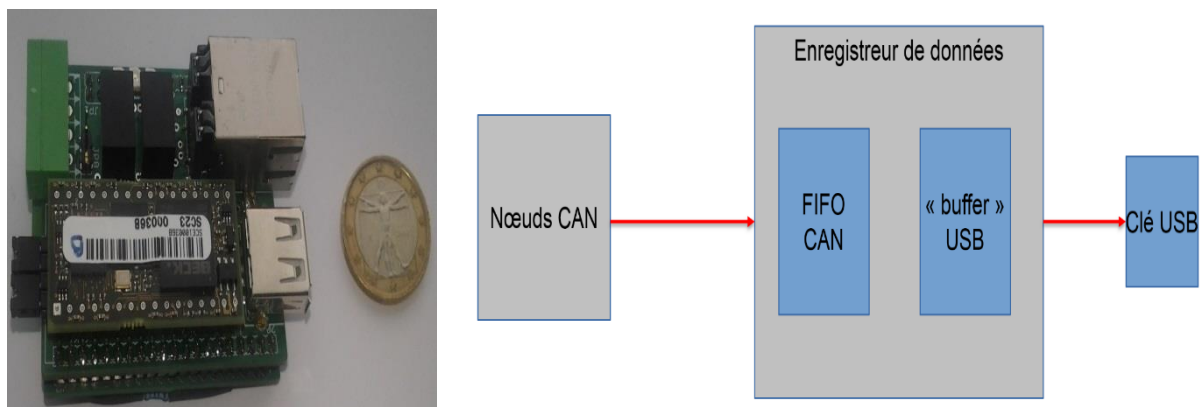


Figure 94. L'enregistreur des données et son schéma fonctionnel

Les tests réalisés ont montré que l'enregistreur est capable de récupérer et enregistrer 4 trames CAN par milliseconde. Soit une charge de presque 60% du bus. Cela veut dire que l'enregistreur va être capable d'enregistrer toutes les données qui vont circuler sur nos instrumentations.

5. Outil de visualisation

Cet outil est le nœud qui intéresse le plus l'utilisateur, car il lui permet de visualiser les informations issues des capteurs.

Le système fait appel à deux nœuds visuels :

- l'indicateur : qui affiche l'état des capteurs permettant ainsi de savoir si ces derniers communiquent avec le data Logger.
- le visuel mobile : ce nœud permet après une manipulation de visualiser les données des différents capteurs, et de les comparer afin de pouvoir les interpréter et les exploiter.

Références bibliographiques

- [1] ACEM Association des Constructeurs Européens de Motocycles. Guidelines for PTW- safer road design in Europe, 2006.
- [2] <http://moto-securite.fr/virage-2/>
- [3] <http://www.cbr1000f.org/article15/la-trajectoire-de-securite>
- [4] S. Espié, B. Larnaudie, B. Vincke, F. Delghier, R. Sadoun, et al. In-depth study of bend taking practices, towards evaluation and (re)training tools: the VIROLO++ research project. 11th International Motorcycle Conference, Oct 2016, Cologne, Germany. 2016, Proceedings of the 11th International Motorcycle Conference.
- [5] <http://www.agence-nationale-recherche.fr/Projet-ANR-15-CE22-0008>
- [6] WHO, “Global status report on road safety 2015,” tech. rep., World Health Organization, 2015.
- [7] ONISR. Characteristics and causes of road accidents. Technical report, Observatoire National Interministériel de la Sécurité Routière, 2014.
- [8] ONISR, “Accidentalité routière 2017 - Résultats définitifs,” tech. rep., Observatoire national Interministériel de la sécurité routière (ONISR), 2018.
- [9] Yuichiro KOYAMA et Toshiyuki TANAKA : High-Precision Motorcycle Trajectory Measurements Using GPS, SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration, Vol. 4, No. 3, pp. 199–205, May 2011.
- [10] Luca Gasbarro, Alessandro Beghi, Ruggero Frezza, Francesco Nori and Christian Spagnol, “Motorcycle Trajectory Reconstruction by Integration of Vision and MEMS Accelerometers”, 43rd IEEE Conference on Decision and Control December 14-17, 2004.
- [11] Guarnieri, A.; Pirotti, F.; Vettore, A. Low-cost mems sensors and vision system for motion and position estimation of a scooter. Sensors 2013, 13, 1510–1522.
- [12] A. Waegli, A. Schorderet, C. Prongué, and J. Skaloud, "Accurate Trajectory and Orientation of a Motorcycle derived from low-cost Satellite and Inertial Measurement Systems," in 7th ISEA Conference 2008, Biarritz, France, 2008.
- [13] WHO, “Accidents de la route.” <http://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/road-traffic-injuries>, 2018.
- [14] S. Sakhi. Centrale d’Acquisition Temps Réel pour le Trace d’Engins Mobiles. Thèse doctorat, Ecole Militaire Polytechnique d’Alger, Algérie. 2014.
- [15] G. Jacobs, A. Aeron-Thomas, and A. Astrop, “Estimating global road fatalities,” tech. rep., Transport Research Laboratory, 2000.
- [16] R.S. Sharp, The stability and control of motorcycles, Jour. Mech. Eng. Sci. 13(5), 316329 (1971).
- [17] R.S. Sharp, Vibrational modes of motorcycles and their design parameter sensitivities. In : Vehicle NVH and Refinement, Proc Int Conf . Mech. Eng. Publications, London. Birmingham. pp.107-121 (1994b).
- [18] R.S. Sharp, Variable geometry active rear suspension for motorcycles. In : Proc. of the 5th International Symposium on Automotive Control (AVEC 2000). Ann Arbor MI. pp. 585592 (2000).

- [19] R.S. Sharp, D.J.N. Limebeer, A motorcycle model for stability and control analysis. *Multibody System Dynamics* 6(2), 123-142 (2001).
- [20] R.S. Sharp, D.J.N. Limebeer, M.R. Gani, A motorcycle model for stability and control analysis. In : *Euromech Colloquium 404, Advances in Computational Multibody Dynamics* (J.A.C. Ambrosio and W.O. Schiehlen, Eds.). pp. 287-312 (1999).
- [21] R.S. Sharp, S. Evangelou and D.J.N. Limebeer Improvements in the modelling of motorcycle dynamics. In : *ECCO@S Thematic Conference on Advances in Computational Multibody Dynamics* (J.A.C. Ambrósio, Ed.). Lisbon. MB2003-029 (CD-ROM) (2003).
- [22] Vittore Cossalter : *Motorcycle Dynamics*, second English Edition, 2016.
- [23] SLIMI Hamid, *Système d'Assistance à la Conduite pour Véhicules à Deux-Roues Motorisés*, Phd Thesis, 2012.
- [24] D. Bortoluzzi, R. Lot, N. Ruffo, Motorcycle steady turning: the significance of geometry and inertia, 7th International Conference & Exhibition, Florence ATA 2001, 23-25 may, 2001.
- [25] D. Bortoluzzi, A. Doria, R. Lot, L. Fabbri, Experimental Investigation and Simulation Of Motorcycle Turning Performance, 3. International Motorcycle Conference, Munchen, Germany, pp. 344-365, 11-12 september 2000, ISBN 3-923994-14-1 ISSN0175-2626.
- [26] V. Cossalter, A. Doria, R. Lot, Steady turning of two wheel vehicles, *Vehicle System Dynamics*, vol. 31, pp. 157-181, 1999.
- [27] R.S. Sharp, Stability, control and steering responses of motorcycles. *Vehicle System Dynamics* 35(4-5), 291-318 (2001). and Zeitlinger, Lisse. Vienna. pp. 334-342.
- [28] R.S. Sharp, The stability of motorcycles in acceleration and deceleration, In : *Inst. Mech. Eng Conference Proceedings on «Braking of road Vehicles »*. MEP. London. pp. 4550 (1976b).
- [29] V. Cossalter R. Lot And F. Maggio, On the Stability of Motorcycle during Braking, *Small Engine Technology Conference & Exhibition*, Graz, Austria, September 2004. SAE Paper number:° 2004-32-0018 / 20044305.
- [30] J. P.Meijaard, J. M. Papadopoulos, A. Ruina, and A. L. Schwab. Linearized dynamics equations for the balance and steer of a bicycle: a benchmark and review. *R. Soc*, page 63, 2007.
- [31] J.D.G. Kooijman · A.L. Schwab · J.P. Meijaard, *Experimental validation of a model of an uncontrolled bicycle*, Springer Science+Business Media, Inc. 2007
- [32] A. L. Schwab, J. P. Meijaard, J. D. G. Kooijman, Some recent developments in bicycle dynamics, 12th IFToMM World Congress, Besançon, June 18-21, 2007.
- [33] <http://bicycle.tudelft.nl/schwab/Bicycle/>
- [34] <http://bicycle.tudelft.nl/benchmarkbicycle/>
- [35] Bruno Larnaudie, *Codesign, architecture fonctionnelle de fusion et architecture capteurs pour l'identification de situations accidentogènes : application à la sécurisation de véhicules deux-roues*, Ph.D. Thesis, 2006.
- [36] F.J.W. Whipple. The stability of the motion of the bicycle. *Quart. Journal of Pure and Applied Mathematics*, Vol 30, P. 312-321, 1899.

- [37] S. Rezaei and R. Sengupta, "Kalman filter-based integration of DGPS and vehicle sensors for localization," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 15, pp. 1080-1088, November 2007 2007.
- [38] Francois Caron, Emmanuel Duflos, Denis Pomorski, Philippe Vanheeghe, « GPS/IMU data fusion using multisensor Kalman filtering: introduction of contextual aspects », *Information Fusion* 7 (2006) 221–230.
- [39] S. Godha and M. E. Cannon, "Integration of DGPS with a Low Cost MEMS - Based Inertial Measurement Unit (IMU) for Land Vehicle Navigation Application", *ION GPS -05*, September13-16, 2005, Long Beach, CA.
- [40] J. P. Wang, W. F. Tian, and Z. H. Jin, "Study on integrated micro inertial navigation system/GPS for land vehicles," in *Proc. IEEE Intell.Transport. Syst.*, 2003, pp. 1650–1653.
- [41] K. A. Redmill, T. Kitajima, and U. Ozguner, "DGPS/INS integrated positioning for control of automated vehicle," in *Proc. IEEE Intell.Transport. Syst.*, 2001, pp. 172–178.
- [42] J. Farrell, "Real-time differential carrier phase GPS-aided INS," *IEEE Trans. Contr. Syst. Technol.*, vol. 8, no. 4, pp. 709–721, Jul. 2000.
- [43] Grejner-Brzezinska, Dorota A., "Airborne Integrated Mapping System: Positioning Component," *Proceedings of the 53rd Annual Meeting of The Institute of Navigation* (1997), Albuquerque, NM, June 1997, pp. 225-235.
- [44] I. Abuhadrous, F. Nashashibi, C. Laurgeau, and M. Chinchole, "Multisensor data fusion for land vehicle localization using RTMAPS," in *Proc. IEEE Intell. Veh.Symp*, 2003, pp. 339–344.
- [45] D. Hohman and T. Murdock et al., "GPS roadside integrated precision positioning system," in *Proc. IEEE Position Location Navig. Symp.* 2000, pp. 221–230.
- [46] R. E. Kalman, "A New Approach to Linear Filtering And Prediction Problems," *Transaction of The ASME Journal of Basic Engineering* pp. 35-45, March 1960.
- [47] Mohinder S. Grewal, Lawrence R. Weill, and Angus P. Andrews, "Kalman Filtering: Theory & Practice (Using MATLAB)", 2ed edition, Wiley & Sons, 2001.
- [48] Dejan Mitrovic, Learning driving patterns to support navigation, Ph.D. Thesis, 2004.
- [49] S. G. Mohinder, et al. (2001). *Global Positioning System, Inertial Navigation and Integration*.
- [50] I. Abuhadrous, "Système embarqué temps réel de localisation et de modélisation 3D par fusion multi-capteur," *Ecole des Mines de Paris, France*, 2005
- [51] G. El Hadji Amadou, "Localisation garantie d'automobiles. Contribution aux techniques de satisfaction de contraintes sur les intervalles," *Doctorat, Université de Technologie de Compiègne, France*, 2006.
- [52] <https://www.gps.gov/systems/gps/french.php>
- [53] Bosser, P.; « GNSS : Systèmes globaux de positionnement par satellite », *Cours de l'École Nationale des Sciences Géographiques*, 2012.
- [54] Lahaye R, Ladet S « Les principes du positionnement par satellite : GNSS ». *Le Cahier des Techniques de l'INRA, N° spécial GéoExpé*. pp 9-18, 2014.
- [55] P. D. Groves. (2008). *Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor Integrated Navigation Systems*.

- [56] D. Gruyer, A. Lambert et B. Mourllion : Etat de l'art des stratégies de fusion de données pour la localisation. Rapport technique, LIVIC (unité mixte INRET/LCPC), 2004.
- [57] A. Doucet, S. Godsill et Ch. Andrieu: On sequential monte carlo sampling methods for bayesian filtering. STATISTICS AND COMPUTING, 10:197–208, 2000.
- [58] A. Giremus : Apport des méthodes de filtrage particulière pour la navigation GPS. Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace (SupAéro), décembre 2005.
- [59] F. Caron, M. Davy et E. Duflos : Particle filtering for multisensor data fusion with switching observation models. Application to land vehicle. In IEEE transactions on Signal Processing, volume 55, pages 2703–2719, 2007.
- [60] E. Halbwachs : Estimation à erreur bornée pour la génération d'hypothèses multiples de localisation d'un véhicule. Thèse de doctorat, Université de Technologie Compiègne, 1997.
- [61] M. Kieffer : Estimation ensembliste par analyse par intervalles : Application à la localisation de véhicules. Thèse de doctorat, Université de Paris Sud, 1999.
- [62] M. E. EL Najjar: A road map matching method for precise vehicle localization using belief theory and kalman filtering. Auton. Robots, 19:173–191, 2005.
- [63] C. Royère : Contribution à la résolution du conflit dans la théorie de l'évidence. Applications à la perception et la localisation des véhicules intelligents. Thèse de doctorat, Université de Technologie de Compiègne, 2002.
- [64] M. Oussalah : Fusion de données par la théorie des possibilités, Application à la localisation d'un robot mobile. Thèse de doctorat, Université d'Evry Val d'Essonne, 1998.
- [65] V. G. Dikshit and P. R. Mahapatra, "Medium-Coupled Bus-Based INS-GPS Sensor Fusion for Accurate and Reliable Positioning," in Proceedings of ESAV'08, Capri, Italy, 2008.
- [66] C. Hide and T. Moore, "GPS and Low Cost INS Integration for Positioning in the Urban Environment," The 18th Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation, 2005.
- [67] A. Brown and D. Sullivan, "Precision Kinematic Alignment Using a Low-Cost GPS/INS System," in ION GPS 2002, Portland, Oregon, 2002.
- [68] E. North, et al. Improved Inertial/Odometry/GPS Positioning of Wheeled Robots Even in GPS-Denied Environments," InTech Europe. 2012.
- [69] F. Rogers-Marcovitz, et al. Aiding Off-Road Inertial Navigation with High Performance Models of Wheel Slip. In International Conference on Intelligent Robots and Systems (IEEE/RSJ), Vilamoura, Algarve, Portugal, 2012.
- [70] <http://www.moto-net.com/article/fiche-technique-honda-cbf-1000-donnees-constructeur.html>
- [71] SICK. Dx35 Mid Range Distance Sensors. <https://www.mysick.com/saqqara/im0049845.pdf>. 2013.
- [72] <http://ams.com/eng/Products/Magnetic-Position-Sensors/Angle-Position-On-Axis/AS5047P>
- [73] Xsens. MTi: Miniature MEMS based AHRS. <https://www.xsens.com/products/mti/>
- [74] Drotek. IMU 10DOF-MPU9250 + MS5611. <http://www.drotek.com/shop/fr/home/466-imu-10dof-mpu9250-ms5611.html>.

- [75] Septentrio.AltusAPS3G. <http://www.septentrio.com/products/gnss-receivers/rover-base-receivers/smart-antennas/aps3g>.
- [76] Maestro A2200-1. http://update.maestro-wireless.com/GNSS/A2200-A/Maestro_A2200_GPS_Module_Product_Brief_v14-2.pdf.
- [77] Ferhat Attal, Classification de situations de conduite et détection des évènements critiques d'un deux-roues motorisé, PhD Thesis, 2015.
- [78] Wei-zhong Wang, Yan-Wei Guo, Bang-Yu Huang, Guo-Ru Zhao, Bo-qiang Liu, and Lei Wang, Analysis of filtering methods for 3d acceleration signals in body sensor network, Bioelectronics and bioinformatics (isbb), 2011 international symposium on, 2011, pp. 263–266.
- [79] Eling, C.; Klingbeil, L.; Kuhlmann, H. Real-Time Single-Frequency GPS/MEMS-IMU Attitude Determination of Lightweight UAVs. *Sensors* 2015, 15, 26212–26235.
- [80] A. Kelly, “A 3D Space Formulation of a Navigation Kalman Filter for Autonomous Vehicles”, tech. report CMU-RI-TR-94-19, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, May, 1994.
- [81] Charles L. Phillips, Royce D. Harpor. “Feedback control system”, Prentice Hall Inc. 1991.
- [82] J. A. Farrell. (2008). Aided navigation GPS with high rate sensors.
- [83] Sebastian O.H. Madgwick et al. Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm. In IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics Rehab Week Zurich, ETH Zurich Science City, Switzerland, June 29 - July 1, 2011.
- [84] S. O. Madgwick, A. J. Harrison, and R. Vaidyanathan, “Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm”. In Proceedings of the IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics Rehab Week Zurich, ETH Zurich Science City, Switzerland, 29 June–1 July 2011.
- [85] M. B. Del Rosario, N. H. Lovell, and S. J. Redmond, “Quaternion-based complementary filter for attitude determination of a smartphone,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 16, no. 15, pp. 6008–6017, 2016.
- [86] Feng, K.; Li, J.; Zhang, X.; Shen, C.; Bi, Y.; Zheng, T.; Liu, J. A new quaternion-based Kalman filter for real-time attitude estimation using the two-step geometrically-intuitive correction algorithm. *Sensors* 2017, 17, 2146.
- [87] M. B. Del Rosario, H. Khamis, P. Ngo, N. H. Lovell, and S. J. Redmond, “Computationally-Efficient Adaptive Error-State Kalman Filter for Attitude Estimation,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 18, no. 22, pp. 9332–9342, 2018.
- [88] T. Michel, H. Fourati, P. Geneves, and N. Layaida, “A comparative analysis of attitude estimation for pedestrian navigation with smartphones,” in *Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, 2015 International Conference on, 2015, pp. 1–10.
- [89] X. He and L. Jianye, “Analysis of lever arm effects in GPS/IMU integration system,” *Trans. Nanjing Univ. Aeronaut. Astronaut.*, vol. 19, no. 1, pp. 59–64, Jun. 2002.
- [90] S. Hong, Y. S. Chang, S. K. Ha, and M. H. Lee, “Estimation of alignment errors in GPS/INS integration,” in *Proc. Inst. Navigation GPS 2002*, Portland, OR, pp. 527–534.
- [91] J. A. Farrell and M. Barth, *The global positioning system & inertial navigation*. McGraw-Hill, 1999.

- [92] C. Jekeli, Inertial navigation systems with geodetic applications. Walter de Gruyter GmbH & Co., 2000.
- [93] S. Hong, M. H. Lee, H. H. Chun, S. H. Kwon, and J. L. Speyer, "Observability of error states in GPS/INS integration," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 54, no. 2, pp. 731–743, Mar. 2005.
- [94] S. Hong, M. H. Lee, H. H. Chun, S. H. Kwon, and J. L. Speyer, "Experimental Study on the Estimation of Lever Arm in GPS/INS," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 55, no. 2, pp. 431–448, Mar. 2006.
- [95] S. Hong, Y. S. Chang, S. K. Ha, and M. H. Lee, "Estimation of alignment errors in GPS/INS integration," in *Proc. Institute Navigation (ION GPS)*, Portland, OR, Sep. 2002, pp. 527–534.
- [96] Cao Q., Zhong M., hao Y. Dynamic Lever Arm Compensation of SINS/GPS Integrated System for Aerial Mapping. *Measurement*. 2015;60:39–49.doi: 10.1016/j. measurement. 2014. 09.056.
- [97] S. Hong, M. H. Lee, S. H. Kwon, and H. H. Chun, "A car test for the estimation of GPS/INS alignment errors," *IEEE Trans. Intell. Transport. Syst.*, vol. 5, pp. 208–218, Sep. 2004.
- [98] Seo J., Lee J.G., Park C.G. Lever Arm Compensation for Integrated Navigation System of Land Vehicles; *Proceedings of the 2005 IEEE Conference on Control Applications*; Toronto, ON, Canada. 28–31 August 2005; pp. 523–528.
- [99] Seo J., Lee J.G., Park C.G. Lever Arm Compensation for GPS/INS/Odometer Integrated System; *International Journal of Control, Automation, and Systems*, vol. 4, no. 2, pp. 247–254, April 2006 .
- [100] Fang, T.H.; Park, S.H.; Seo, K.; Park, S.G. Attitude determination algorithm using state estimation including lever arms between center of gravity and IMU. *Int. J. Control Autom. Syst.* 2016, 14, 1511–1519.10.1007/s12555-015-0251-4.
- [101] D. Choukroun, I. Y. Bar-Itzhack, and Y. Oshman, "Novel quaternion kalman filter," *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, vol. 42, no. 1, pp. 174–190, 2006.
- [102] V. Renaudin and C. Combettes, "Magnetic, acceleration fields and gyroscope quaternion (MAGYQ)-based attitude estimation with smartphone sensors for indoor pedestrian navigation," *Sensors*, vol. 14, no. 12, pp. 22 864–22 890, 2014.
- [103] R. Mahony, T. Hamel, and J.-M. Pflimlin, "Nonlinear complementary filters on the special orthogonal group," *Automatic Control, IEEE Transactions on*, vol. 53, no. 5, pp. 1203–1218, 2008.
- [104] H. Fourati, "Heterogeneous data fusion algorithm for pedestrian navigation via foot-mounted inertial measurement unit and complementary filter," *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, vol. 64, no. 1, pp. 221–229, Jan 2015.
- [105] P. Martin and E. Salaün, "Design and implementation of a lowcost observer-based attitude and heading reference system," *Control Engineering Practice*, vol. 18, no. 7, pp. 712–722, 2010.