



Onboard real time system for 3D localization and modelling by multi-sensor data fusion

Iyad Abuhadrous

► To cite this version:

Iyad Abuhadrous. Onboard real time system for 3D localization and modelling by multi-sensor data fusion. domain_other. École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2005. English. NNT: . pastel-00001118

HAL Id: pastel-00001118

<https://pastel.hal.science/pastel-00001118>

Submitted on 29 Mar 2005

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



N° attribué par la bibliothèque

□□□□□□□□□□

T H E S E

pour obtenir le grade de
Docteur de l'Ecole des Mines de Paris
Spécialité « Informatique temps réel – Robotique – Automatique »

présentée et soutenue publiquement

par

Iyad ABUHADROUS

le 14 Janvier 2005

Système embarqué temps réel de localisation et de modélisation 3D par fusion multi-capteur

Directeur de thèse : Fawzi NASHASHIBI

Jury

M. Saïd Mammar	Professeur, Université d'Evry-Val d'Essonne, LIVIC	Rapporteur
M. Roland Chapuis	Professeur, Université Blaise Pascal, LASMEA	Rapporteur
M. Claude Laurgeau	Professeur, Directeur de CAOR, ENSMP	Examineur
M. François Peyret	Directeur de Recherche, LCPC de Nantes	Examineur
M. Xin Chen	Vice Président, MENSİ - Trimble	Examineur
M. Fawzi Nashashibi	Ingénieur de Recherche, ENSMP	Examineur

A mon père et à ma famille.

Remerciements

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été réalisés au Centre de Robotique de l'Ecole des Mines de Paris, au sein de l'équipe « Systèmes de Transport Intelligent ».

Je voudrais d'abord exprimer toute ma reconnaissance à M. Claude Laurgeau, directeur de Centre de Robotique, pour m'avoir accueilli au sein de son équipe. Je le prie d'accepter mes vifs remerciements et mon profond respect.

Toute ma reconnaissance va à M. Fawzi Nashashibi Ingénieur de Recherche au centre, mon directeur de thèse, pour m'avoir encadré durant ces trois dernières années. Il a guidé efficacement mes travaux de recherche tout en me permettant une autonomie responsable. Je le remercie pour sa disponibilité et pour les conversations régulières que nous avons eues sur ce travail, ses conseils scientifiques et techniques qui ont guidé très efficacement ce travail.

Je tiens à remercier M. Saïd Mammar, Professeur à l'Université d'Evry-Val d'Essonne, et M. Roland Chapuis, Professeur à l'Université Blaise Pascal, pour l'attention qu'ils ont portée à ce travail. Je leur suis très reconnaissant d'avoir accepté de juger mon travail en me faisant l'honneur d'être mes rapporteurs de thèse.

Je tiens à témoigner ma gratitude à M. François Peyret, Directeur de Recherche au Laboratoire Centrale des Ponts et Chaussées, qui a accepté de participer au jury et qui n'a cessé de soutenir ce travail, notamment par les moyens expérimentaux qu'il a mis à notre disposition et pour ses critiques constructives sur mon manuscrit et son contenu.

Je remercie également M. Xin Chen, vice président de la société MENSİ - Trimble, pour l'intérêt qu'il a montré pour mon mémoire et pour mon travail en général mais aussi pour avoir accepté de participer au jury de thèse.

Je tiens à remercier très vivement tous les membres de l'équipe Robotique pour leurs conseils et remarques. Je ne peux oublier de remercier M. Marc Chinchole, ingénieur de recherche, pour son aide et ses discussions utiles.

Un immense merci enfin à tous les thésards qui m'ont au choix, conseillé, supporté, corrigé, et bien plus encore, durant ces trois années de recherche, notamment mes collègues de bureau Samer, Samuel et Ayoub. Un immense merci également à mes amis et compatriotes palestiniens qui ont été ma seconde famille pour moi à Paris avec qui j'ai pu avoir des échanges très intéressants.

Finalement, ce travail de thèse doit beaucoup à mon père, ma mère, mes frères et mes soeurs qui m'ont encouragé et soutenu de loin depuis toujours. Je leur adresse un immense merci. Ça serait inconcevable de ne pas remercier tous les membres de ma belle famille et surtout mon beau-père et ma belle-mère pour leur soutien. Enfin et pas la moindre, je tiens à exprimer mes profonds sentiments et mes remerciements à ma douce Amani pour son soutien et son dévouement inconditionnels.

Iyad ABUHADROUS
Paris, février 2005

Table des matières

REMERCIEMENTS.....	7
TABLE DES MATIÈRES	9
TABLE DES FIGURES.....	12
ACRONYMES.....	15
RÉSUMÉ.....	17
CHAPITRE 1 : INTRODUCTION.....	19
1.1 Problématique et contexte de travail	21
1.2 Présentation générale d'ARCOS	26
1.3 Plan du Mémoire	28
CHAPITRE 2 : LES DIFFÉRENTS SYSTÈMES DE POSITIONNEMENT	31
2.1 Le positionnement par GPS.....	33
2.1.1 Aperçu du système GPS	33
2.1.1.1 Historique	33
2.1.1.2 Description du système	33
2.1.1.3 Potentiel d'utilisation	35
2.1.2 Concepts de base	35
2.1.2.1 Types d'observations GPS.....	35
2.1.2.2 Géométrie du positionnement GPS	37
2.1.2.3 Précision du positionnement GPS	38
2.1.3 Le Système d'augmentation par satellites (SBAS)	41
2.1.4 Le futur système Galileo	42
2.1.5 Les avantages et les inconvénients du système GPS.....	43
2.2 La navigation inertielle.....	44
2.2.1 Principes	45
2.2.2 Modèles d'erreurs dans les capteurs inertiels.....	51
2.2.3 Les avantages et les inconvénients du système inertiel.....	55
2.2.4 Equations de Navigation Inertielle et "Mécanisation"	55
2.2.4.1 Estimation de l'orientation	56
2.2.4.2 Estimation de la position	57
2.2.4.3 L'équation dynamique de la vitesse	57
2.2.4.4 La mécanisation.....	59
2.3 L'odométrie et le modèle cinématique du véhicule	62
2.3.1 Modèle du véhicule	62
2.3.1.1 Modèle d'une voiture de type char.....	62
2.3.1.2 Modèle d'un voiture de type tricycle (roues directrices)	64
2.3.2 Les avantages et les inconvénients.....	66
CHAPITRE 3 : NAVIGATION HYBRIDE.....	69
3.1 Rappel sur le Filtre de Kalman.....	71
3.2 Linéarisation des problèmes non linéaires	75
3.2.1 Le Filtre de Kalman Linéarisé.....	75
3.2.2 Le Filtre de Kalman Etendu	78

3.2.3	Quelques aspects du filtre de Kalman étendu	80
3.2.4	« Sigma-Point » ou « Unscented Kalman Filter ».....	81
3.3	Les différentes approches d'hybridation	86
3.3.1	Mode non-couplé.....	87
3.3.2	Mode Faiblement « lâchement » Couplé.....	87
3.3.3	Système fortement couplé	89
3.4	Implémentation de la fusion INS/GPS	91
3.4.1	Les équations du modèle d'évolution : INS seul.....	91
3.4.2	Remarque sur l'alignement	95
3.4.3	Les équations d'observation du GPS	96
3.5	Intégration GPS/INS/Odométrie	98
3.5.1	Intégration INS/Odométrie.....	98
3.5.2	Filtrage décentralisé	100
3.5.3	Mise au point pratique du filtre de KALMAN.....	101
3.6	Synchronisation et temps de latence	103
3.7	Opérations de calibration et d'initialisation	105
3.7.1	Calibrage et placement des capteurs	105
3.7.2	Alignement et initialisation	105
3.7.3	Calibration.....	106
3.8	Détermination de la consistance du filtre et détection des trajets multiples	107
3.9	Réglage des paramètres du filtre	108
CHAPITRE 4 : EXPÉRIMENTATIONS ET PREMIÈRES ÉVALUATIONS.....		111
4.1	Environnement d'acquisition et exploitation des données.....	113
4.2	Prétraitement	114
4.2.1	Evaluation expérimentale des performances des récepteurs GPS.....	114
4.2.2	Pré-filtrage et évaluation des données INS	120
4.2.3	Evaluation des données odométriques	125
4.3	Résultats expérimentaux des systèmes de navigation hybride développés.....	125
4.3.1	Base de données et trajectoire de référence	126
4.3.2	Intégration INS/GPS	128
4.3.3	Mise en œuvre des essais sur piste	138
4.3.4	Intégration INS/Odométrie.....	143
4.3.5	Résultats obtenus pour l'orientation.....	145
CHAPITRE 5 : LE GÉO-RÉFÉRENCEMENT ET SES APPLICATIONS À LA NUMÉRISATION ET LA MODÉLISATION 3D		149
5.1	Introduction	151
5.2	Configuration de Système	154
5.3	Le Procédé de mesure (le processus de mesure)	156
5.3.1	Les Erreurs	157
5.4	Calibration.....	157
5.5	Acquisition et traitement de données	159
5.6	Résultats et discussion.....	160
5.7	La segmentation	162
5.7.1	La segmentation intra-profils	162
5.7.2	Pré-labellisation.....	163
5.7.3	La formation des objets 3D	163
5.7.4	Labélisation	163
5.8	La décimation	164

5.8.1	Détection des bords de la route	165
5.8.2	Modèles des objets	165
5.9	Extraction des paramètres de la route	166
5.9.1	La largeur de la route	166
5.9.2	La courbure	168
5.10	Conclusion et perspectives	172
CHAPITRE 6 : CONCLUSION.....		175
6.1	Conclusion Générale	177
6.2	Validation et évaluation des résultats dans le cadre du projet ARCOS	179
6.3	Applications envisageables et contribu-tions à la sécurité routière	181
6.3.1	Amélioration du map-matching	181
6.3.2	Signalétique embarquée	181
6.3.3	Communication V2V	182
6.3.4	Détection de changement de voie.....	182
6.3.5	Gestion du trafic	182
6.4	Amélioration et Perspectives techniques.....	182
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....		185
LES ANNEXES		193
ANNEXE A : Les systèmes de référence et de coordonnées.....		195
ANNEXE B : Probabilité et variables aléatoires		207
ANNEXE C : Linéarisation par différenciation		215
ANNEXE D : Instrumentation (Environnements matériel et logiciel)		221

Table des figures

Figure 1: Les 24 satellites NAVSTAR.....	34
Figure 2: Positionnement tridimensionnel à partir de trois satellites.....	37
Figure 3: Illustration de la « Dilution of Precision »	39
Figure 4: La correction différentielle	40
Figure 5: Les trajets multiples et le blocage de signal	41
Figure 6: Plate forme inertielle (Gimbaled INS).....	46
Figure 7: Gyroscope Mécanique	46
Figure 8: Diagramme schématique simplifié d'un système RLG INS de GEC Marconi	47
Figure 9: Gyroscope à fibre optique – Effet de Sagnac	47
Figure 10: Accéléromètre MEMS Strain-Sensing	48
Figure 11: Principe d'un accéléromètre	49
Figure 12: Applications courantes de la technologie gyroscopique.....	50
Figure 13: Applications courantes de la technologie d'accéléromètre	50
Figure 14: Types d'erreurs de mesure classiques	52
Figure 15: Fréquence de échantillonnage de la CI VG600CA.	60
Figure 16: Evaluation des données inertielles (mécanisation globale de l'INS)	61
Figure 17: Modèle du véhicule de type char	63
Figure 18: Modèle du véhicule de type tricycle.....	64
Figure 19: Le filtre de Kalman.....	73
Figure 20: Trajectoire nominale et réelle pour un filtre linéarisé de Kalman.....	76
Figure 21: Filtre de Kalman Linéarisé (Feedforward)	78
Figure 22: Trajectoire estimée (nominale) et réelle pour un filtre de Kalman étendu.....	79
Figure 23: Filtre de Kalman Etendu.....	80
Figure 24: Extension du filtre de Kalman aux systèmes non linéaire.....	81
Figure 25: Filtrage UKF dans le cas de bruits additifs.....	84
Figure 26: Exemple de la propagation de moyenne et de covariance. a) réel, b) linéarisation de premier ordre (EKF), c) une approche nouvelle (UKF).	86
Figure 27: Mode non-couplé.....	87
Figure 28: Une approche d'intégration faiblement couplée (boucle ouverte)	88
Figure 29: Une approche d'intégration faiblement couplée (boucle fermée)	89
Figure 30: Système fortement couplé	90
Figure 31: (Le non alignement).....	96
Figure 32: Intégration INS/Odométrie (Implémentation des contraintes non-holonomes)	99
Figure 33: Intégration GPS/INS/Odométrie dans le cadre d'un « Filtrage décentralisé »	101
Figure 34: Description de la mise à jour des données inertielles avec des données GPS décalées	104
Figure 35: Extrapolation des données inertielles	104
Figure 36: L'effet de « lever-arm ».....	105
Figure 37: Le diagramme fonctionnel développé et en cours d'exécution sous ^{RT} MAPS....	113
Figure 38: Le PDOP (élevé) et la position GPS.....	115
Figure 39: Le PDOP (bas) et la position GPS.....	115
Figure 40: L'erreur dans position statique du DGPS	116
Figure 41: La vitesse mesurée à l'arrêt du DGPS	117
Figure 42: Le signal PDOP	118
Figure 43: Temps de latence de données GPS et le PPS.....	119
Figure 44: Latence dans les données du GPS	119

Figure 45: Mesures des accéléromètres bruts au repos	120
Figure 46: Mesures gyroscopiques bruts au repos : biais et dérive.....	121
Figure 47: Estimation de la dérive de biais de la CI	122
Figure 48: L'accélération brute et pré-filtrée sur l'axe z	123
Figure 49: L'accélération brute et pré-filtrée sur l'axe z (zoom).....	124
Figure 50: L'intégration des données CI avec une acquisition au repos.....	125
Figure 51: Résultat d'une intégration odométrique sur la piste de GIAT	126
Figure 52: La trajectoire de référence	127
Figure 53: Angle de cap de référence	127
Figure 54: Intégration GPS/INS et la trajectoire de référence en projection Lambert.....	128
Figure 55: Zoom sur l'intégration GPS/INS et la trajectoire de référence	129
Figure 56: Les données GPS et le résultat de l'intégration GPS/INS.....	129
Figure 57: Les données GPS et le résultat de l'intégration GPS/INS (1).....	130
Figure 58: Les données GPS et le résultat de l'intégration GPS/INS (2).....	130
Figure 59: Résultat de la fusion de données non synchronisées	131
Figure 60: La trajectoire de référence, GPS, et le résultat de l'intégration GPS/INS (1).....	131
Figure 61: La trajectoire de référence, GPS, et le résultat de l'intégration GPS/INS (2).....	132
Figure 62: L'altitude résultant de l'intégration INS/GPS	133
Figure 63: L'altitude fourni par un récepteur GPS RTK	133
Figure 64: L'altitude résultant de l'intégration INS/GPS et INS/Odométrie.....	134
Figure 65: La résiduel dans la position	135
Figure 66: La fonction d'autocorrélation de la résiduel dans la position.....	135
Figure 67: La résiduel dans la vitesse	136
Figure 68: La fonction d'autocorrélation de la résiduel dans la vitesse.....	136
Figure 69: Erreurs estimées par le filtre sur la position	137
Figure 70: Erreurs estimées par le filtre sur la vitesse	137
Figure 71: Graphique des écarts axial et latéral (vitesse rapide), pour sorties prototype (–) et DGPS (–) par rapport à la référence PPK.	139
Figure 72: Graphique des écarts axial et latéral (vitesse moyenne), pour sorties prototype (–) et DGPS (–).....	141
Figure 73: Graphique des écarts axial et latéral (vitesse lente), pour sorties prototype (–) et DGPS (–).....	142
Figure 74: Intégration INS/odométrie	144
Figure 75: Intégration INS/odométrie (bleu et rouge) puis l'odométrie seule (en vert)	144
Figure 76: Angles de cap de référence (bleu) et de l'intégration INS/GPS (noir).....	145
Figure 77: Angles de cap de l'intégration INS/Odométrie (1), de l'odométrie (3) et de l'angle du volant (2)	146
Figure 78: Zoom sur les résultats de l'angle de cap a la fin de la trajectoire.....	146
Figure 79: Zoom sur les résultats de l'angle de cap à partir du GPS simple et du couplage INS/GPS	147
Figure 80: Les angles de roulis et de tangage	147
Figure 81: Le véhicule instrumenté et le télémètre scanner.....	153
Figure 82: Schéma fonctionnel des composants principaux du système	154
Figure 83: Un profile de données avec le télémètre laser utilisé	155
Figure 84: La géométrie du procédé de mesure (Geo-référencement)	157
Figure 85: L'interface utilisateur de ^{RT} MAPS	160
Figure 86: Nuage de points 3D de l'hôtel Vendôme (Ecole des Mines de Paris).....	160
Figure 87: La piste GIAT numérisé	161
Figure 88: Nuage de points du Panthéon	161
Figure 89: Un profile avec son histogramme Z couchée	162

Figure 90: Isolation des coupes d'objets à partir de l'histogramme transversale	163
Figure 91: Les arbres, les façades et le sol entourant le nuage de points total de l'acquisition Saint Michel	164
Figure 92: Le nuage de points (gauche) et le modèle proposé (droite).....	165
Figure 93: Les bords segmentés par notre algorithme (gauche) et les bords mesurés par GPS centimétrique (droite).	166
Figure 94: La différence entre largeur physique et la distance entre les lignes blanches.	166
Figure 95: La largeur de la route	167
Figure 96: La corrélation entre la courbure et les pics de dépassements	167
Figure 97: Les dépassements et les sorties correspondantes	168
Figure 98: La courbure est l'inverse du rayon du cercle le plus tangent en M.....	169
Figure 99: Une partie des bords (gauche), la fonction de 3 ^{ème} degré correspondante (centre), les deux ensembles (droite)	170
Figure 100: La courbure théorique (1/m) de la totalité de la piste.....	171
Figure 101: La courbure calculée par notre algorithme à partir des données GPS.....	171
Figure 102: La courbure calculée à partir des bords segmentés.	171
Figure 103: La courbure théorique, au milieu : notre algorithme sur les données GPS centimétriques, en bas : notre algorithme sur les bords segmentés.....	172
Figure 104: Localisation absolue et relative (l'obstacle sur une autre voie de circulation)..	180
Figure 105: Localisation absolue et relative (l'obstacle sur la même voie de circulation)...	181
Figure 106: Système Navigation (<i>n</i>) et véhicule (<i>b</i>)	195
Figure 107: ECEF, NED, et Coordonnées géodésiques.....	196
Figure 108: La projection plane associée est la projection UTM	198
Figure 109: Projection conique	199
Figure 110: Conversion de coordonnées géodésiques en coordonnées planes	200
Figure 111: Le véhicule instrumenté du CAOR et ses différents capteurs	221
Figure 112: Data Logger et les cartes d'acquisition.....	222
Figure 113: La Centrale Inertielle	223
Figure 114: Le récepteur GPS (DGPS Trimble Ag132)	224
Figure 115: Le télémètre laser de la série LD A AF d'IBEO.	224
Figure 116: Principe de fonctionnement du télémètre	225
Figure 117: L'environnement RT-Maps	226

ACRONYMES

ABS: anti-lock braking system
A-S: Anti-Spoofing
C/A: Coarse Acquisition code
DCM: Direction Cosine Matrix
DGPS: Differential Global Positioning System
DMU: Digital Measurement Unit
DOP: Dilution of Precision
ECEF: Earth Centered Earth Fixed Frame
ECI: Earth Centered Inertial Frame
EGNOS: European Geostationary Navigation Overlay System
EKF: Extended Kalman Filter
FOG: Fiber Optic Gyro
GDOP: Geometric DOP
GLONASS: Global Orbiting Navigation Satellite System
GMT: Greenwich Mean Time
GNSS: Global Navigation Satellite System
GPS: Global Positioning System
GRV: Gaussian Random Variable
HDOP: Horizontal DOP
IMU: Inertial Measurement (Motion) Unit
INS: Inertial Navigation System
LLA: Longitude, Latitude, Altitude
MEMS: Micro Electro Mechanical System
NAVSTAR: Navigation System by Timing and Ranging
NED: North-East-Down
P code: Precise or Protected
PDOP: Position DOP
PPK: Post Processing Kinematics
PPS: Precise Positioning Service
PPS: Pulse per Second
RLG: Ring Laser Gyro
RMS: Root Mean Square
RTK: Real Time Kinematics
SA: Selective Availability
SBAS: Satellite Based Augmentation System
SPKF: Sigma Point Kalman Filter
SPS: Standard Positioning Service
TDOP: Time DOP
UKF: Unscented Kalman Filter (=SPKF)
USDoD: United States Department of Defense
UTC: Universal Time Coordinate
VDOP: Vertical DOP
VG: Vertical Gyro
VSG: Vibratory Structure Gyroscopes
WAAS: Wide Area Augmentation System
WGS-84: World Geodetic System 1984.

Résumé

Cette étude va se focaliser sur trois aspects. Dans un premier temps, un effort sera porté sur l'aspect "localisation précise" du véhicule en mouvement. Pour cela, il est nécessaire de se pencher sur l'intégration et le traitement de l'information issue de systèmes hétérogènes de navigation : GPS et centrale inertielle (INS) auxquels sera rajoutée ensuite l'odométrie. La raison de cette intégration est d'exploiter les avantages de chacun des systèmes utilisés. L'intégration utilise un filtrage numérique pour procéder à une compensation des erreurs en position, vitesse, et en attitude issues de chaque capteur. L'accent n'a pas seulement été mis sur l'intégration, mais aussi sur les notions de précision des résultats.

Dans un deuxième temps, nous allons nous intéresser à la fois à la validation quantitative et qualitative des résultats et à l'élaboration d'une application exploitant notre travail. Les erreurs du système comparées avec une trajectoire de référence. Nous avons choisi de réaliser un système de numérisation tridimensionnelle de l'environnement couplé à un système de modélisation adapté au type d'environnement. L'étude se penchera sur le capteur d'acquisition de données télémétriques et son intégration à bord du véhicule. Un intérêt particulier est porté sur la qualité et les imprécisions des données retournées par le télémètre. L'acquisition des données se fera au vol et pendant le déplacement du véhicule. Enfin, le modèle obtenu sera exploité, de deux manières: la constitution d'un modèle géométrique et topologique précis puis l'extraction d'informations sémantiques du modèle (extraction de la route ou des obstacles fixes, identifications d'amers, caractérisation de la route, etc.).

Mots clés: Navigation inertielle, GPS, navigation hybride, fusion de données, trajectographie, filtrage de Kalman, modèle de véhicule, télémétrie laser, modèle 3D de milieu urbain, paramètres de la route.

Chapitre 1 : Introduction

Ce travail de thèse a été réalisé au Centre de Robotique de l'Ecole des Mines de Paris. Nous nous sommes intéressés dans ce travail à la conception et à la réalisation d'un système embarqué temps réel de localisation et de modélisation 3D par fusion multi-capteur. Dans l'introduction de ce mémoire, nous présenterons d'abord la problématique et le contexte de ce travail. Ensuite, nous décrirons brièvement ARCOS, le projet national (PREDIT) qui a été le moteur de ces travaux et qui a permis de valider théoriquement et expérimentalement une partie importante des réalisations de cette thèse. Enfin, nous décrirons le plan de ce mémoire.

1.1 Problématique et contexte de travail

Afin de répondre aux nouveaux défis de sécurité et de confort, des systèmes avancés d'aide au conducteur ont été développés s'appuyant sur des nouvelles technologies et de nouveaux capteurs. Parmi ces technologies, les systèmes de navigation géographiques ont été des premières à être exploités à bord des véhicules. Les premières applications intégrées ont été les systèmes de guidage et de navigation embarqués, nécessitant un capteur de localisation géographique ainsi qu'une cartographie numériques enrichie. Une condition sine qua non pour garantir un bon fonctionnement de ces systèmes est d'avoir une localisation précise du mobile (véhicule). Certaines applications d'assistance à la conduite à venir auront donc besoin de connaître avec précision et de façon continue et fiable le positionnement du véhicule, à savoir : le position longitudinal et latéral (par rapport à la voie de circulation), l'orientation, la vitesse, et l'accélération..., mais aussi l'horizon – dit électronique – de cette voie, c'est à dire sa géométrie (courbure, largeur) une centaine de mètres ou davantage devant le véhicule. Une localisation fiable et précise est un composant essentiel pour tout véhicule autonome afin de pouvoir commander le véhicule le long d'un chemin planifié. Le système basique de navigation mis en application dans un véhicule terrestre typique est basé sur les capteurs odométriques ou plus généralement sur la navigation à l'estime ("dead reckoning").

Certaines voitures sont déjà équipées de modules d'assistance à la navigation. Ces modules font l'hypothèse importante que le véhicule se trouve sur une route répertoriée dans la base de données cartographique. Ils hybrident alors en général des données gyrométriques, odométriques, GPS et leur cartographie pour positionner le véhicule « le long » d'une route définie sur la carte. Nous disposons donc d'un positionnement longitudinal par rapport à la voie, sans précision latérale (i.e. avec des précisions absolue et relative métriques).

Cette information - positionnement longitudinal - permet alors d'exploiter la cartographie pour calculer la courbure de la route plus ou moins loin devant le véhicule. On peut envisager des applications en contrôle longitudinal du véhicule : limitation automatique de vitesse en courbe, amélioration des ACC actuels (Adaptive Cruise Control), etc.

Comme cette première hybridation n'apporte aucune information sur le positionnement du véhicule par rapport aux limites de sa voie de circulation, les applications sont nécessairement limitées. Le contrôle latéral (sortie de voie) est évidemment une application hors de portée, et même pour des applications comme l'alarme anti-collision voire l'évitement automatique d'obstacle, il faut aussi pouvoir déterminer si l'obstacle détecté (par un radar, un télémètre, et/ou de la vidéo) est à l'intérieur ou à l'extérieur de la voie du véhicule. Il faut donc avoir des informations plus complètes sur le positionnement du véhicule par rapport à cette voie.

A plus long terme l'objectif est de connaître avec précision et de façon continue et fiable le positionnement « complet » du véhicule. Ce positionnement est une étape nécessaire pour prétendre pouvoir un jour réaliser des prestations d'assistance à la conduite de type sécuritaire comme le contrôle latéral (pour les sorties de voies) et l'évitement de collision.

Ce problème de positionnement dans la voie et de prédiction de l'horizon de la voie nécessite la fusion de sources d'informations multiples : capteurs proprioceptifs (inertiel, odomètre, gyromètre), capteurs extéroceptifs (GPS, vidéo), et bases de données cartographiques. Il s'agit donc d'un problème complexe qu'on peut néanmoins décomposer en sous-problèmes relativement indépendants :

- A) positionnement « absolu aveugle »** par fusion de données GPS, inertielles et odométriques : calcul des caractéristiques instantanées et passées de la trajectoire du véhicule, i.e. position absolue, orientation, vitesse, accélération... D'ores et déjà, on peut s'attendre à une bonne précision relative des points de la trajectoire, mais à une précision absolue limitée par la qualité du DGPS.
- B) positionnement et prédiction « relatifs proches »** par analyse vidéo : position latérale du véhicule dans la voie, voire aussi orientation par rapport à la voie, et prédiction de la forme de la voie à courte distance. Ce type de positionnement par vidéo existe déjà et est commercialisé par certains constructeurs automobiles tels que Nissan pour des alarmes de sortie de voie sur autoroute et voie express.
- C) positionnement « cartographique »** : il s'agit de se positionner sur la carte, deux approches sont envisageables :
 - par utilisation directe de la position absolue (A) si la précision de celle-ci est suffisante. Alors si la cartographie est suffisamment renseignée on pourra extraire non seulement le positionnement longitudinal mais aussi le positionnement latéral et l'orientation dans la voie.
 - par map-matching en comparant les formes des routes de la carte avec celle de la trajectoire passée (A). Alors on ne pourra alors extraire qu'un positionnement longitudinal, quelle que soit la précision de la cartographie.

Dans les deux cas, si on obtient seulement le positionnement longitudinal, il faut compléter l'information par la position latérale et l'orientation dans la voie fournies par la vidéo (B).

- D) prédiction « cartographique »** : on utilise le positionnement sur la carte (C) pour prédire la géométrie de la voie de circulation devant le véhicule. La qualité de cette prédiction dépend directement de la précision des données de la cartographie.

Le but de cette recherche est d'avancer dans la direction du positionnement complet. Ce projet est nécessairement prospectif : il n'est pas envisageable que cette thèse réponde à tous les problèmes identifiés et de proposer un système complet opérationnel ; cependant, elle aura le mérite d'avoir examiné de façon approfondie au moins une partie du problème.

Après identification des sous-problèmes relativement indépendants, nous avons décidé de concentrer nos efforts sur l'unité de positionnement « absolu aveugle », c'est à dire position et cinématique du véhicule par hybridation des capteurs GPS, inertiels et odométriques.

La résolution de ce problème nécessitera vraisemblablement des sources d'informations multiples : capteurs proprioceptifs (inertiel, odomètre), capteur externe (GPS), ou extéroceptif (laser) et bases 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 de « haute précision » fournissant des informations de référence étaient disponibles comme les GPS RTK et PPK. Les mesures de référence permettront d'évaluer la qualité des mesures « standards » et les résultats des algorithmes exploitant ces mesures « standards ».

Les systèmes de positionnement par satellite, tels que GPS ou GLONASS, délivrent des informations de position, de vitesse ou encore de temps absolu (UTC) quel que soit le lieu sur le globe terrestre, pour autant que les signaux des satellites soient disponibles. La disponibilité limite considérablement le champ d'utilisation des systèmes satellitaires pour la navigation car des problèmes de sécurité se posent pour la navigation aérienne et, dans une moindre mesure, pour la navigation maritime. Quant à la navigation terrestre, elle est souvent compromise à de nombreux endroits, notamment en ville, où la réception des signaux satellitaires n'est pas possible. Afin de pallier à cet inconvénient, il est nécessaire d'adjoindre au système satellitaire un autre système de positionnement comme le système de navigation inertiel (INS). Il faut encore mentionner le fait que le propriétaire du système peut en tout temps suspendre l'émission des signaux. Néanmoins, les développements politiques récents montrent une ouverture des systèmes de positionnement satellitaire à tous les utilisateurs. Nous verrons dans un premier temps comment le système GPS a évolué au cours des années, depuis ses origines militaires jusqu'à ses applications civiles actuelles, et comment il y a eu une amélioration en parallèle sur la précision.

Les encodeurs de roues et de direction ou « odomètres » sont des capteurs efficaces dans les environnements planaires, mais ils ne fournissent pas des informations précises quand le mouvement est non planaire [FUK 96]. Une Centrale inertielle (CI) de six degrés de liberté peut fournir des informations sur la position et la vitesse en 3D. Une CI typique se compose de trois accéléromètres et de trois gyroscopes montés dans un système de trois axes orthogonaux. La CI mesure l'accélération et la vitesse angulaire du véhicule dans chacune des trois dimensions à une fréquence d'échantillonnage assez élevée. Depuis ces informations, l'attitude, la vitesse et par conséquent la position du véhicule peuvent être obtenues par intégration.

Les unités inertielles (CIs) ont toujours été présentées comme des capteurs valables dans beaucoup d'applications. Les avantages de la navigation inertielle sont bien connus : fréquence d'échantillonnage élevée, position et vitesse en trois dimensions avec l'information d'orientation. Cependant, jusque récemment, le coût élevé de ces unités a toujours empêché la mise en application dans des applications civiles. Le facteur principal ayant entraîné la baisse des prix a été le développement des gyroscopes de meilleur marché, généralement dans une version en céramique [FOX 95], [SAL 98], et récemment des modèles de silicium [FET 98], [HUL 98].

Cependant, cette réduction en coût a également mené à une baisse dans la précision de l'unité CI. Les sources prédominantes d'erreurs dans les CIs sont : les facteurs d'échelle, le biais et la marche aléatoire [SUK 99]. Les erreurs produites dans les gyroscopes sont celles qui affectent le plus et de manière nuisible le rendement de la navigation inertielle, puisque ces erreurs sont reflétées directement dans l'orientation calculée. L'orientation de la CI est utilisée pour calculer et par conséquent annuler l'effet de l'accélération de la gravité sur les accélérations observées. En effet, les accélérations typiques du véhicule sont plus petites que l'accélération de la gravité. Ainsi, les moindres erreurs dans l'orientation mènent à de grandes dérives dans

la vitesse et par conséquent dans la position. Des erreurs d'orientation dues aux biais sont habituellement expliquées par l'estimation ou par la compensation de la température, spécialement quand il y a une corrélation forte entre les changements du biais et les variations de température. C'est la marche aléatoire, due à l'intégration mathématique du signal de bruit, qui ne peut pas être "combattue" à moins que des capteurs externes soient utilisés pour réduire constamment les erreurs.

Dans des applications militaires, les capteurs externes utilisés pour suppléer les CI ont pris beaucoup de formes: radar Doppler, système de positionnement global (GPS) et traqueurs d'étoiles. Dans le secteur civil, le GPS est utilisé comme capteur externe à cause de la popularité et du coût réduit de ce capteur de navigation. Puisque le GPS n'exige pas un modèle de véhicule, le système de navigation de INS/GPS est indépendant de la cinématique du véhicule. L'aide par GPS des unités CI a été utilisée intensivement dans beaucoup d'applications automobiles. [SUK 99], [RON 00], [OHL 96]. Des techniques de détection de défauts [SUK 99] ont été également incorporées pour augmenter l'intégrité du système de navigation, en détectant des erreurs telles que les trajets multiples du signal GPS. Pendant les périodes où l'analyse de décision détecte des défauts dans le signal du GPS, le système laisse l'unité inertielle fonctionner seule pour l'estimation de position. La localisation subit alors la dérive propre à la CI. La valeur de la dérive dépend de la précision de la CI et de la durée pendant laquelle il n'y a aucune observation externe. Évidemment, pour des applications autonomes, plus l'unité inertielle peut maintenir une estimation de position acceptable longtemps en l'absence d'observations externes, plus l'intégrité du système de navigation est grande.

Les avantages de l'intégration GPS/INS sont plus qu'une amélioration de la précision de la localisation. Par exemple, les solutions d'INS peuvent être utilisées pour identifier et corriger le saut des cycles GPS [CAN 99]. L'utilisation de l'INS pour établir des liens entre les données GPS en cas de perte dans un système de positionnement robuste cinématique en temps réel étroitement couplé de GPS/INS (RTK) a été réalisée par [SCH 00]. Gustafson [GUS 96] a réalisé une amélioration significative des capacités d'anti-brouillage du récepteur de GPS en utilisant une technique d'intégration basée sur le traitement des signaux.

Le filtrage de Kalman fournit un outil puissant pour créer le synergisme entre deux capteurs de navigation - GPS et INS - puisqu'il peut tirer profit des avantages et des caractéristiques des deux systèmes pour fournir un système intégré de navigation présentant une performance supérieure à celle de l'un ou de l'autre des sous-ensembles de capteur pris séparément [GRE 01a]. Il donne l'estimation optimale par minimisation d'une erreur quadratique moyenne (MMSE¹). Cependant, il est optimal seulement si les bruits respectifs du système et des mesures sont exactement modélisés. De plus, l'état de transition de l'estimation pour un filtre de Kalman est un processus de convergence séquentiel, qui dépend du « degré d'observabilité » des variables d'état. Les états faiblement observés ont besoin de plus longtemps pour converger et ainsi l'estimation pendant cette période rend des résultats plus faibles [SAL 01]. Les résultats de filtrage fiables de Kalman sont fondés sur la définition correcte des modèles mathématiques et stochastiques utilisés dans le procédé de filtrage. À l'état d'équilibre (steady state), la précision d'estimation est limitée par le bruit d'entrée [STE 00]. Ces dernières années, quelques nouvelles méthodes d'évaluation ont été développées ; le SPKF est l'une d'entre elles et sera abordé dans le chapitre 3 du présent mémoire.

¹ Minimum Mean Square Error

Dans cette thèse, un filtre étendu de Kalman a été développé pour intégrer un GPS différentiel (DGPS) avec une CI de faible précision, pour positionnement des véhicules terrestres avec l'emphase sur des précisions au niveau d'un mètre. Une approche de type « couplage faible » (loosely coupled) d'intégration a été développée ; elle utilise des positions et des vitesses de C/A DGPS comme mises à jour de la CI. Nous allons montrer que l'augmentation de l'erreur de position obtenue à partir d'une CI peut être réduite quand un modèle de véhicule avec contraintes est utilisé. C'est en particulier appréciable quand l'information externe, par exemple celle du GPS, n'est pas disponible pendant de longues périodes. Cela rend le système inertiel moins dépendant de l'information externe.

Deux bases de données de référence sont utilisées pour évaluer les résultats d'intégration du système GPS/INS/Odométrie. Le premier est la trajectoire de référence de la piste sur laquelle les tests ont été réalisés. La deuxième base de données a été obtenue sur le terrain en utilisant un récepteur PPK. Cette base contient les positions centimétriques instantanées fournies par le véhicule effectuant une trajectoire de référence. Une dernière base est une acquisition sur le terrain en utilisant un récepteur RTK prêté par l'INRIA². Aussi, les résultats ont été comparés avec le DGPS lui-même.

Contrairement à ce que l'on pourrait croire, ce problème n'est pas seulement de nature algorithmique et mathématique. Le traitement effectif des mesures acquises en temps réel depuis différentes sources pose d'abord des problèmes de conversion et de synchronisation peu anodins. Il nécessite ensuite une étude de la qualité des données, c'est à dire de la précision des capteurs. Enfin, il s'agit de mettre en œuvre un algorithme « d'hybridation » qui permette à ces capteurs de collaborer de façon efficace. Nous expérimenterons pour cela une approche par filtrage de Kalman étendu et la confronterons à une approche utilisant le (unscented filtering). Un autre sujet pas moins préoccupant est la construction ou l'obtention d'une référence permettant de valider les résultats des traitements.

Nous avons imaginé un autre moyen de validation et d'évaluation du système de positionnement développé. Plus pratique et plus facilement « palpable », le système développé permet d'observer le résultat de la localisation. Ainsi, nous présentons un système pour la numérisation et la modélisation tridimensionnelle incrémentale d'environnement. Il se compose d'un véhicule équipé d'une télémétrie laser 2D, et du GPS, INS et odométrie pour le positionnement et l'information d'orientation du véhicule. L'avantage de ce système est sa capacité d'effectuer l'acquisition de données « en vol » pendant la navigation de véhicule, un scanner 2D de base est suffisant par opposition aux capteurs 3D existants coûteux. Ce système intègre les données télémétriques de profondeur brutes avec l'estimateur interne de l'état du véhicule et il est capable de reconstruire la géométrie 3D de l'environnement par géo-référencement en temps réel. La qualité de la reconstruction de l'environnement par empilement incrémentale des données laser est fortement dépendante de la précision de la localisation tridimensionnelle du véhicule. Et par opposition aux techniques de numérisation 3D traditionnelles qui consistent à fusionner des « vues » prises statiquement, notre système se charge de consolider des données acquises au vol. Ceci exige des précisions relatives centimétriques et non plus métriques.

En guise de cerise sur le gâteau, mais aussi motivés par la bonne qualité des modèles tridimensionnels obtenus, nous nous sommes proposés d'aller plus loin en proposant une modélisation géométrique des milieux urbains tout en identifiant automatiquement et en

² Institut Nationale de Recherche en Informatique et en Automatique

temps réel quelques types d'objets existants dans cet environnement. Ainsi, le post-traitement du nuage de points résultant et la modélisation est articulé autour de trois axes principaux : la segmentation du nuage de points 3D; la décimation; la reconstruction 3D et la visualisation. Motivés par les applications potentielles fortement inspirées par le projet ARCOS notamment, nous nous sommes particulièrement intéressés à la route. Pour des applications telle que la prévention de la sortie de voie par exemple, il est nécessaire d'identifier la route et les voies de circulation mais aussi de pouvoir identifier leurs paramètres géométriques. Ainsi, après l'extraction de la route dans le nuage de points 3D, nous proposons d'y extraire certains paramètres géométriques tels que la courbure, la largeur de la route, la pente et le dévers.

Nous pouvons imaginer qu'un tel système aidera à alimenter et à structurer les données d'un SIG³ 3D quelconque relatif aux zones urbaines. De plus, nous pensons que ce type de système mobile pourra fournir des données complémentaires aux méthodes existantes de photogrammétrie ou de vidéogrammétrie pour la génération de données 3D plus précises de l'environnement urbain.

Avant de présenter le plan que suivra ce mémoire pour exposer les travaux effectués, nous allons tout d'abord exposer le projet ARCOS, raison d'être de ces travaux et une des principales motivations qui nous ont guidés dans notre travail, dicté certains choix et fourni un cadre applicatif idéal dévoilant de nombreux problèmes liés à l'intégration, au temps réel et aux contraintes spatio-temporelles dont nous nous sommes forcés de répondre.

1.2 Présentation générale d'ARCOS⁴

Objectifs :

ARCOS⁵ est un projet de recherche précompétitif qui s'inscrit dans le cadre des actions fédératives du PREDIT⁶. Il concerne l'amélioration de la sécurité routière, avec un objectif à terme de réduction des accidents de 30 %. Selon une approche globale du système *véhicule – infrastructure – conducteur*, le projet consiste à sécuriser la conduite automobile sur la base de quatre fonctions de prévention d'accidents :

1. gérer les interdistances entre véhicules,
2. prévenir les collisions sur obstacles fixes, arrêtés ou lents,
3. prévenir les sorties de route,
4. alerter les véhicules en amont d'accidents / incidents.

Le pilotage de ces quatre fonctions en termes de spécifications techniques est au coeur du projet ARCOS, et constitue son originalité. Géré de façon analogue aux projets industriels, ARCOS est organisé selon onze thèmes, qui permettent d'intégrer les apports des sciences de l'ingénieur, des sciences humaines, et des sciences sociales.

³ Système d'Information Géographique

⁴ <http://www.arcos2004.com>

⁵ Action de Recherche pour une COnduite Sécurisée

⁶ Programme national de recherche et d'innovation dans les transports terrestres

ARCOS 2004 représente un investissement de R&D d'environ 85 MF (13 M euros) sur trois ans. Le projet associe quelque soixante partenaires, laboratoires publics et entreprises privées, autour des grands constructeurs et équipementiers français.

Traitement de l'information, élaboration de l'action :

Notre travail s'inscrit dans le thème 3 du projet ARCOS. Ce thème s'intéresse à deux composants, la route et le véhicule. Concernant la route, il s'agit essentiellement d'établir les données capables de caractériser une trajectoire sûre, comprise dans l'enveloppe de toutes les trajectoires admissibles. Concernant le véhicule, il s'agit d'établir des éléments nécessaires au contrôle-commande permettant au véhicule d'assister le conducteur, par rapport à la situation du véhicule sur la route, aux éléments du contexte, et aux paramètres de trajectoire admissibles compte tenu des caractéristiques du véhicule, de l'environnement, et des principes de limitation des risques choisis.

L'activité se développera sur la base d'une modélisation physique des procédés à mettre en oeuvre et d'une évaluation permanente, sur véhicules d'essais, des progrès effectués.

La tâche 3.2 sur la localisation robuste des véhicules et des obstacles, a été dirigée par M. François Peyret. Le but de cette tâche est de :

- 1) Localiser le véhicule sur le réseau routier **sans** système cartographique en (latitude, longitude) sur un axe de circulation avec les contraintes suivantes :
 - Incertitude sur la localisation inférieure à 10 m, le composant fonctionnel doit intégrer un indice de fiabilité de la localisation.
 - Tolérance à la géométrie de la route et aux masques dus à la configuration de l'environnement (tunnels, zone urbaine, vallée étroite, végétation, etc.)
 - Précision minimale (10m) garantie en cas de dégradation de performance ou de masquage du GPS.
- 2) Localiser le véhicule sur le réseau routier **avec** un système cartographique en (latitude, longitude) sur un axe de circulation avec les contraintes suivantes :

Se localiser sur une carte (n° segment, abscisse sur ce segment) avec les contraintes suivantes :

- Indiquer le sens d'évolution sur l'axe de circulation.
- Etre indépendant de la géométrie de la route : échangeur, passage supérieur et inférieur, voies, réseau maillé en urbain, indiquer un indice de confiance (par rapport aux anomalies de la base de données cartographique).
- Se localiser avec une incertitude inférieure à 10 m, le composant fonctionnel doit intégrer un indice de fiabilité de la localisation.
- Etre tolérant à la géométrie de la route et aux masques dus à la configuration de l'environnement (tunnels, zone urbaine, vallée étroite, végétation, etc.)

- Garantir la précision minimale (10m) en cas de dégradation de performance ou de masquage du GPS.

Le composant fonctionnel « localisation » se trouve être très souvent, directement ou indirectement, au cœur des quatre fonctions d'ARCOS, pour les trois cibles du projet, principalement des fonctions F3 « Prévenir les sorties de route » et F4 « Alerte ».

La problématique de ce travail s'inscrit dans le cadre de la localisation sans système cartographique.

1.3 Plan du Mémoire

Le mémoire est organisé comme suit :

Dans le chapitre 2, nous avons décrit les différents systèmes de positionnement, et leurs concepts de fonctionnement, puis résumé leurs avantages et leurs inconvénients en vue d'une application dans un système hybride. Nous avons également présenté les équations de navigation inertielle. Les équations d'erreur présentées dans l'annexe C seront dérivées et basées sur ces équations de navigation. Nous présentons également le modèle cinématique du véhicule et les équations odométriques ayant servi à la réalisation du module de localisation odométrique.

Le chapitre 3 traite de l'hybridation INS/GPS/Odométrie utilisée pour obtenir un positionnement en 3D du véhicule en temps réel. Il explique l'utilisation des équations dynamiques d'erreur dans le filtre de Kalman, basées sur la linéarisation par différenciation pour des erreurs de position, de vitesse et d'orientation. Ensuite, la mise en application du filtre de Kalman, ainsi que les approches d'hybridation seront présentées, une approche d'intégration faiblement « ou lâchement » couplée a été choisie. Les modèles mathématiques pour le filtre de Kalman sont établis. Ces modèles seront utilisés dans le chapitre suivant pour traiter les données expérimentales issues d'acquisitions sur le terrain. Dans ce chapitre, sera présentée également une autre méthode d'intégration non fondée sur l'étape de linéarisation exigée par l'EKF. Ce nouvel estimateur est appelé le (*Unscented Kalman Filter*) ou (*Sigma-point Kalman Filter*).

Dans la suite du chapitre 3, on discutera des techniques diverses pour améliorer la précision des systèmes INS/GPS. Dans les cas de perte de données GPS à cause de l'existence des obstacles (bâtiments, arbres, etc.), on propose l'intégration de la CI et de l'odométrie avec des contraintes sur le modèle du véhicule. Les équations d'évaluation des données odométriques ainsi que les équations pour utiliser les contraintes non-holonomes dans le filtre de Kalman seront exposées. La technique de synchronisation en temps réel entre les données du GPS et celles de la CI sera expliquée. Nous considérerons quelques aspects comme l'alignement et l'initialisation ainsi que le réglage des paramètres des filtres utilisés.

Le chapitre 4, présente les résultats expérimentaux et l'exploitation des données. En premier lieu, nous avons présenté l'analyse et les prétraitements nécessaires à chaque capteur, un test statique pour les données GPS a été validé ; l'estimation des temps de latence, la relation

entre la dégradation en position « DOPs⁷ » et la précision des données en ce qui concerne le GPS ont été discutés. Ensuite, nous avons abordé l'estimation du biais et de la dérive en ce qui concerne l'INS, et avons discuté le résultat d'évaluation des données odométriques.

Les résultats de l'intégration GPS/INS seront présentés et les erreurs du système seront analysées et comparées avec une trajectoire de référence. Les résultats de l'intégration GPS/INS/Odométrie et les résultats obtenus sur l'attitude seront montrés.

Les essais réels sont effectués à l'aide d'un véhicule instrumenté. Les traitements logiciels comprennent la plate-forme logicielle ^{RT}MAPS ainsi que nos algorithmes de fusion qui intègrent un récepteur DGPS Trimble Ag132 et un INS de type IMU VG600CA-200 (DMU-FOG-VG) de Crossbow.

Le chapitre 5 est dédié à la validation pratique des résultats de la localisation. Nous présenterons un système capable de numériser et de produire en temps réel des modèles tridimensionnels pour les scènes urbaines ou les environnements de type routier. Ce système s'appuie sur le résultat du travail présenté dans les chapitres précédents et emploie un télémètre laser 2D monté sur le véhicule.

Le chapitre 6 contient des conclusions et des recommandations formées suite à l'étude et à l'analyse des systèmes développés et au regard des contraintes applicatives. Très classiquement, nous clôturerons ce chapitre et la thèse en exposant les travaux et développements futurs et les perspectives de recherches possibles.

Dans les annexes, les systèmes de référence et de coordonnées et les transformations entre eux seront présentés dans l'annexe A. L'annexe B est une introduction de base à la probabilité et aux variables aléatoires. La linéarisation par différenciation sera montrée, le système de navigation local (n) est choisi comme un système de coordonnées. Dans l'annexe D les environnements matériel et logiciel pour l'instrumentation et le traitement seront présentés.

⁷ DOP : Dilution Of Precision

Chapitre 2 : Les différents systèmes de positionnement

Dans ce chapitre, nous allons décrire les différents systèmes de positionnement, et leurs concepts de fonctionnement, puis résumer leurs avantages et leurs inconvénients en vue d'une application dans un système hybride. Nous commencerons par présenter les bases du positionnement par GPS avant de présenter les équations nécessaires pour la navigation proprement inertielle. Nous présentons également le modèle cinématique du véhicule et les équations ayant servi à la réalisation du module de localisation odométrique. Par ailleurs, l'annexe A que sera dédiée à la définition des repères fondamentaux choisis, étape primordiale pour une bonne compréhension des équations présentées dans ce chapitre

2.1 Le positionnement par GPS

2.1.1 Aperçu du système GPS

2.1.1.1 Historique

Le premier satellite artificiel à orbiter autour de la Terre, *Sputnik 1*, a été lancé en octobre 1957 par l'Union soviétique. Cet événement marquant a donné le départ d'une course effrénée à la conquête de l'espace. Dès le début des années soixante, un système de navigation par satellites (appelé *Transit*) était déjà exploité par la Marine américaine.

Quant à lui, le système de positionnement GPS⁸ a été conçu par le Département de la Défense des Etats-Unis (DoD⁹) au début des années 1970. Les quatre premiers satellites prototypes ont été lancés en 1978. Une constellation de 24 satellites opérationnels a été complétée en 1993. Le coût de l'opération, à l'époque, se chiffrait à quelques 10 milliards de dollars américains.

Son utilisation était prévue avant tout pour des activités militaires, alors que les applications civiles pouvaient librement se développer en second plan. Les spécifications initiales prévoyaient l'accès d'une part à une position absolue dans un système de référence mondial avec une précision de 10 m, et d'autre part au temps avec la précision de la microseconde.

Jusqu'à mai 2000, les récepteurs civils étaient soumis à une dégradation de performances. Pour des raisons de sécurité militaire, la position des satellites en orbite n'était diffusée aux utilisateurs civils qu'avec une précision de 100 mètres. Cette dégradation volontaire a été supprimée par le gouvernement américain, afin d'améliorer la compétitivité du système GPS face aux prochaines constellations de satellites concurrentes comme Galileo, [HEI 98], pour des raisons politiques et stratégiques vis-à-vis de Galileo. L'incertitude du positionnement d'un GPS civil de base est ainsi passée de 100 mètres (à 2σ) à environ 10 mètres (à 2σ).

2.1.1.2 Description du système

Le système GPS comprend 3 composantes principales:

- 1) la composante spatiale constituée de 24 satellites en orbite autour de la Terre,
- 2) la composante de contrôle formée de stations de poursuite au sol,
- 3) la composante utilisateur qui comprend les récepteurs.

⁸ GPS : Global Positioning System

⁹ DoD : Department of Defense

Les 24 satellites NAVSTAR¹⁰ sont répartis sur 6 plans orbitaux (4 par plan) dont l'inclinaison est de 55° par rapport à l'équateur terrestre (fig. 1). Ils orbitent à une altitude de 20180 Km au-dessus de la surface terrestre (soit 3 fois le rayon de la Terre), ce qui leur confère une période de révolution d'environ 12 heures (ces satellites voyagent aux vitesses approximatives de 11600 Km à l'heure). Cette altitude élevée permet à des utilisateurs très éloignés (plusieurs centaines de kilomètres) de capter simultanément les signaux des mêmes satellites. Au minimum, 4 satellites (parfois même 12) sont toujours disponibles en tous points du globe, 24 heures par jour, indépendamment des conditions météorologiques. Chaque satellite possède un oscillateur qui fournit une fréquence fondamentale de 10,23 MHz calibrée sur des horloges atomiques. L'émetteur génère deux ondes (L1 et L2) de fréquences respectives 1575,42 MHz et 1227,60 MHz. Il transmet régulièrement des signaux horaires, la description de l'orbite suivie (éphéméride) et diverses autres informations.

Les stations de poursuite de la composante de contrôle ont pour principale fonction de calculer la trajectoire des satellites GPS. Ces 5 stations sont situées sur les îles d'Ascension (océan Atlantique), de Diego Garcia (océan Indien), de Kwajalein et d'Hawaïi (océan Pacifique) ainsi qu'à Colorado Springs (station-maîtresse). Les stations de poursuite sont équipées, entre autres, de récepteurs GPS stationnés sur des points géodésiques dont les coordonnées sont précisément connues. Les observations recueillies permettent de calculer la position des satellites sous forme d'éphémérides. Cette information est communiquée aux satellites, qui l'emmagasinent en mémoire de leur ordinateur de bord, pour être par la suite rediffusée aux utilisateurs. Cette information est transmise aux utilisateurs, via les signaux émis par les satellites eux-mêmes.

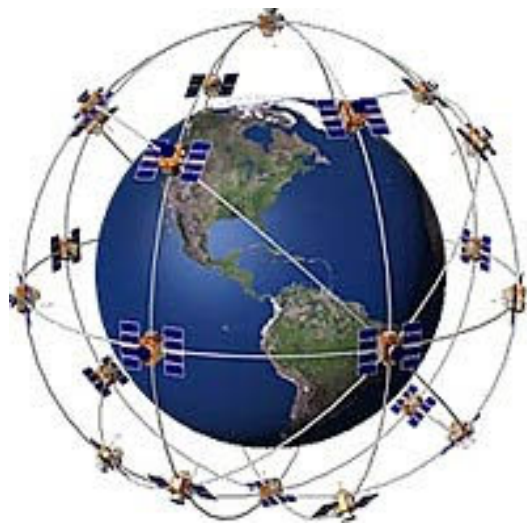


Figure 1: Les 24 satellites NAVSTAR

Enfin, la *composante utilisateur* comprend les récepteurs utilisés pour se positionner. Ces récepteurs passifs ne font que recevoir les signaux transmis par les satellites GPS. Ils 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 au temps d'observations, et de calculer la position de l'utilisateur. Plusieurs types de récepteur offrent des fonctions de navigation et la possibilité de sauvegarder les coordonnées calculées et les observations. Mentionnons qu'il n'y a pas de frais

¹⁰ NAVSTAR : NAVigation System by Timing And Ranging

inhérent à l'utilisation des signaux GPS (exception faite de l'achat ou de la location des récepteurs).

2.1.1.3 Potentiel d'utilisation

Le système GPS permet de calculer la position tridimensionnelle (latitude, longitude et altitude) d'un utilisateur, de manière continue et instantanée, en tout endroit sur Terre. Lorsqu'un récepteur GPS est mobile, sa vitesse et la direction de son mouvement peuvent être également déterminées. De plus, le système GPS fournit une *information temporelle*, ainsi, un utilisateur peut associer un indicateur de temps à toutes les informations qui sont recueillies ou à tous les événements qui se produisent lors de levés terrain.

Conçu à l'origine pour des fins de navigation militaire, le système GPS a vite été utilisé pour des fins de localisation et de positionnement tant pour les civils que les militaires. Le système GPS est une solution potentielle à presque toutes les applications nécessitant une référence spatiale (coordonnées géoréférencées) telles que la *navigation*, la *gestion de transport*, la *circulation aérienne*, la *géodésie*, l'*hydrographie*, la *foresterie*, et bien d'autres encore.

2.1.2 Concepts de base

2.1.2.1 Types d'observations GPS

Les satellites NAVSTAR transmettent leur information sur deux ondes porteuses appelées L1 à 1575.42 MHz et L2 à 1227.60 MHz, dont les longueurs d'onde sont de 19 et 24 cm respectivement. L'onde porteuse L1 est *modulée* par 2 codes (C/A)¹¹ et (P)¹² et par un *message* contenant entre autres les éphémérides. Pour sa part, l'onde porteuse L2 n'est pas modulée par le code C/A. La fréquence des ondes porteuses et la séquence des codes sont régies par des horloges atomiques à bord des satellites. À cause de la fréquence des ondes porteuses, les signaux GPS sont arrêtés ou atténués par des obstructions telles que les bâtiments, les montagnes, les arbres. Il y a 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.

La *mesure de pseudo distance (ou la mesure de code)* est, en termes simples, une mesure du temps de propagation requis pour qu'une marque horaire transmise par un satellite atteigne le récepteur sur Terre. Ces marques horaires sont codées sur les ondes porteuses par la technique de modulation de phase. Le temps est fourni avec une très grande précision par les oscillateurs des satellites qui assurent une précision de l'ordre de 10^{-14} secondes. Afin qu'un récepteur puisse reconnaître le satellite observé, chaque satellite transmet un code qui lui est propre. Une réplique de la séquence du code est générée par le récepteur en même temps qu'au satellite. Le décalage que doit subir la réplique afin de coïncider avec le code reçu correspond au temps de propagation qu'a pris le signal pour parcourir la distance satellite-récepteur. Cette différence de temps multipliée par la vitesse de la lumière dans le vide (environ 300000 Km/s) donne une mesure de distance. Cette mesure est faussée entre autres par la propagation de l'onde dans l'atmosphère ainsi que par les erreurs de synchronisation entre les horloges du satellite et du récepteur. Une erreur de 1/1000 de

¹¹ C/A : Clear/Access ou Coarse/Acquisition

¹² P : Precise ou Protected

seconde représente une erreur de distance de 300 km. Pour ces raisons, cette mesure de distance est appelée pseudo distance.

L'ordre de grandeur de la résolution de la mesure de pseudo distance effectuée avec le code C/A est d'environ ± 3 m, celle avec le code P est d'environ ± 0.3 m (le code P est dix fois plus précis que le code C/A). Cependant, notons que certains récepteurs, récemment introduits sur le marché, permettent des mesures de pseudo distance sur le code C/A aussi précises que celles effectuées sur le code P. À ces erreurs s'ajoutent les erreurs d'horloges, d'orbites, et de réfractions ionosphérique et troposphérique. L'avantage des mesures avec le code P, en plus d'être plus précises, est qu'elles peuvent être corrigées pour le délai ionosphérique puisque le code P est transmis sur les 2 ondes porteuses de fréquences différentes.

Pour des fins de sécurité, l'armée américaine a remplacé, en 1994, le code P (dont la séquence est connue) par un code secret Y. Puisque la séquence complète du code Y n'est pas connue, ce signal ne peut être brouillé par un ennemi potentiel. Ce dispositif s'appelle *l'anti-brouillage* (A-S)¹³. Cependant, par différentes techniques de corrélation de code, les manufacturiers ont réussi à fabriquer des récepteurs qui peuvent tout de même effectuer des mesures de pseudo distance avec le code Y.

La **mesure de phase** pour des applications plus précises, on peut exploiter directement la phase sur les ondes porteuses L1 et L2 en déterminant le déphasage entre le satellite et le récepteur. Le principe de la mesure est la comparaison de la phase de l'onde reçue au récepteur avec la phase d'une onde générée à l'intérieur du récepteur qui est une réplique du signal du satellite. Ce mode de mesure est plus compliqué à mettre en oeuvre que celui basé sur le code. Pour cela, il existe des récepteurs spécifiques permettant d'exploiter le code et la phase. Le traitement des données se fait en mode postopératoire « en temps différé » ou PPK¹⁴ à l'aide de logiciels spécialisés. On peut aussi traiter ces signaux en temps réel, on parle alors de RTK¹⁵. Théoriquement, cette différence de phase oscille entre 0 et 2π . Cette mesure de phase peut être convertie en mètres puisqu'on connaît la longueur de l'onde porteuse. Malheureusement, le nombre entier de longueurs d'onde initial contenu dans la distance récepteur-satellite n'est pas mesurable par le récepteur. Cette inconnue est appelée *l'ambiguïté de phase* initiale. Par contre, le récepteur est à même de compter le nombre entier de cycles (ainsi que la partie fractionnaire) cumulés depuis « l'époque » (ou le temps) d'observation initiale, s'il n'y a pas d'interruption dans la réception du signal. Les interruptions provoquent des *sauts de cycles* et sont principalement causées par les obstructions (bâtiments, montagnes, arbres,...) entre les satellites et le récepteur. La mesure de phase peut être interprétée comme une mesure précise de la variation de la distance récepteur-satellite depuis l'époque initiale.

La résolution de l'ambiguïté peut se faire soit en initialisant le GPS en un point dont la position est connue avec une très grande précision (clous IGN), soit par des algorithmes d'initialisation. Dans les modèles récents de GPS centimétriques, cette phase d'initialisation dure environ une minute et peut être effectuée pendant le déplacement du véhicule, contrairement aux premiers modèles dont la phase d'initialisation était bien plus longue et exigeait un arrêt du véhicule, rendant leur utilisation dans des applications automobiles peu pratique. Si l'ambiguïté de phase initiale peut être résolue, la mesure de phase ainsi corrigée représente une mesure précise de la distance récepteur-satellite. La résolution d'une mesure de phase est de quelques millimètres.

¹³ A-S : Anti-Spoofing

¹⁴ PPK : Post Processing Kinematic (mode de traitement cinématique en temps différé)

¹⁵ RTK : Real Time Kinematic (cinématique temps réel)

La **mesure de fréquence Doppler**¹⁶ est 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). Cette mesure est surtout utilisée pour déterminer la vitesse instantanée des récepteurs mobiles et pour détecter et corriger les sauts de cycle potentiellement présents dans les mesures de phase.

2.1.2.2 Géométrie du positionnement GPS

Le positionnement GPS est basé sur le principe de la *trilatération spatiale* [KEL 94a]. Prenons l'exemple d'un levé planimétrique (en 2 dimensions) tel qu'utilisé en topométrie. La mesure de distance effectuée depuis un point inconnu vers 2 points dont les coordonnées sont connues permet de calculer les coordonnées du point inconnu puisqu'il se trouve à l'intersection des 2 cercles centrés sur les points connus. Les rayons des cercles sont donnés par la mesure des 2 distances. Seuls 2 points satisfont les équations des 2 cercles, l'un de ces 2 points peut être rejeté puisque trop éloigné des coordonnées approchées du point à déterminer.

En positionnement spatial (fig. 2), notre espace tridimensionnel nous oblige à effectuer une mesure de distance sur 3 points dont les coordonnées sont connues. La position recherchée se trouve à l'intersection de 3 sphères. Chacune des sphères étant centrée à la position connue du satellite (calculée avec les éphémérides) au moment de la mesure de distance. Les rayons des sphères correspondent aux mesures de distance. Dans la pratique, puisque nos mesures de distance sont affectées par les erreurs d'horloge, une mesure de distance simultanée sur un quatrième satellite permet de résoudre les 4 inconnues que sont les coordonnées tridimensionnelles et l'erreur d'horloge du récepteur (l'imperfection de synchronisation du récepteur et des horloges des satellites). L'erreur d'horloge du satellite est corrigée à l'aide des termes correctifs transmis dans le message radiodiffusé par les satellites eux-mêmes. Si plus de 4 satellites sont observés, la précision et la fiabilité du positionnement sont plus élevées. Cette position est référencée par rapport à un système de coordonnées géocentrique.

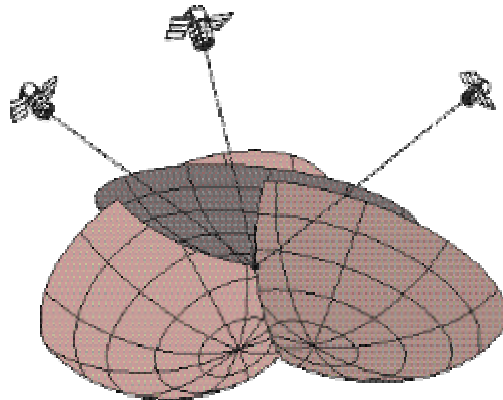


Figure 2: Positionnement tridimensionnel à partir de trois satellites

Les coordonnées tridimensionnelles obtenues sont exprimées dans le système de coordonnées utilisé pour le calcul des positions des satellites. Ce système de coordonnées est le WGS-84¹⁷ [WOR 00] (voir annexe A). Les coordonnées GPS sont donc compatibles et uniformes avec les coordonnées des points géodésiques et les cartes topographiques. Par

¹⁶ Christian Doppler : Mathématicien et physicien autrichien, (1803-1853)

¹⁷ WGS : World Geodetic System of 1984

contre l'*altitude* obtenue du système GPS est mesurée au-dessus de l'ellipsoïde de référence (altitude géodésique ou hauteur ellipsoïdale) et non par rapport au niveau moyen des mers (altitude orthométrique, telle qu'obtenue avec le nivellement géométrique).

Géométriquement parlant, si les *intersections des sphères* se font à angles trop aigus ou trop obtus, la qualité du positionnement sera compromise. En termes clairs, il ne suffit pas seulement de mesurer des distances sur un minimum de 4 satellites. De plus, la distribution des satellites par rapport au site d'observations doit être favorable. Des satellites bien répartis (bonne géométrie) est une situation préférable à celle où les satellites se retrouvent tous dans une même portion du ciel (faible géométrie). La constellation des satellites GPS a été conçue dans le but de répondre à ce critère. Cependant, si des obstructions au-dessus du site d'observations ne permettent la réception des signaux de satellites dans certaines directions du ciel, la géométrie de la trilatération peut causer problème. La *dégradation de précision géométrique* GDOP¹⁸ est un paramètre qui permet de quantifier l'impact de la configuration des satellites. Ce paramètre indique dans quelle proportion les erreurs de mesures de distance se propagent dans les inconnues à résoudre (coordonnées et paramètre d'horloge). Le facteur GDOP indique l'effet de la configuration des satellites sur la précision du positionnement instantané. Le GDOP peut être vu comme le rapport entre l'erreur de positionnement et l'erreur de la pseudo distance mesurée entre le satellite et le récepteur.

Le facteur GDOP peut être représentée par trois composantes : une première liée à la position tridimensionnelle (PDOP)¹⁹, une deuxième composante Horizontale (HDOP)²⁰, et une composante Verticale (VDOP)²¹. On peut dire que le PDOP est inversement proportionnel au volume de la pyramide constituée par des lignes reliant le récepteur aux quatre satellites observés, (fig. 3). La constellation GPS a été conçue de façon à ce que le PDOP n'excède que très rarement une valeur de 6, lorsqu'il n'y a pas d'obstructions pour masquer les signaux des satellites. À l'aide des positions approchées des satellites calculées avec les almanachs, il est possible de prédire dans le temps les valeurs des facteurs DOP pour un site d'observations donné. Il est important de noter que les prédictions des facteurs DOP doivent tenir compte des obstructions aux sites d'observations et du nombre de satellites pouvant être captés simultanément par les récepteurs utilisés. D'une façon générale, un PDOP de 6 ou moins est considéré comme bon. À l'inverse, un PDOP supérieur à 6 détériore la qualité du positionnement.

2.1.2.3 Précision du positionnement GPS

Le type de positionnement dont il a été question jusqu'à présent était effectué à l'aide d'un seul récepteur. Ce type de positionnement se nomme *positionnement absolu*, puisque seules les observations recueillies par un récepteur contribuent à la détermination de sa position. La précision théorique du positionnement absolu est maintenant d'environ 10 m à 2σ (depuis mai 2000), depuis que l'armée américaine (le département de défense des Etats-Unis : USDoD²²) n'introduit plus volontairement d'erreurs dans les éphémérides ni de variations dans la fréquence nominale des horloges des satellites. Ce dispositif de sécurité se nomme la *disponibilité sélective* (SA)²³. Il avait pour but de restreindre l'accès au plein

¹⁸ GDOP : Geometrical Dilution Of Precision

¹⁹ PDOP : Position Dilution Of Precision

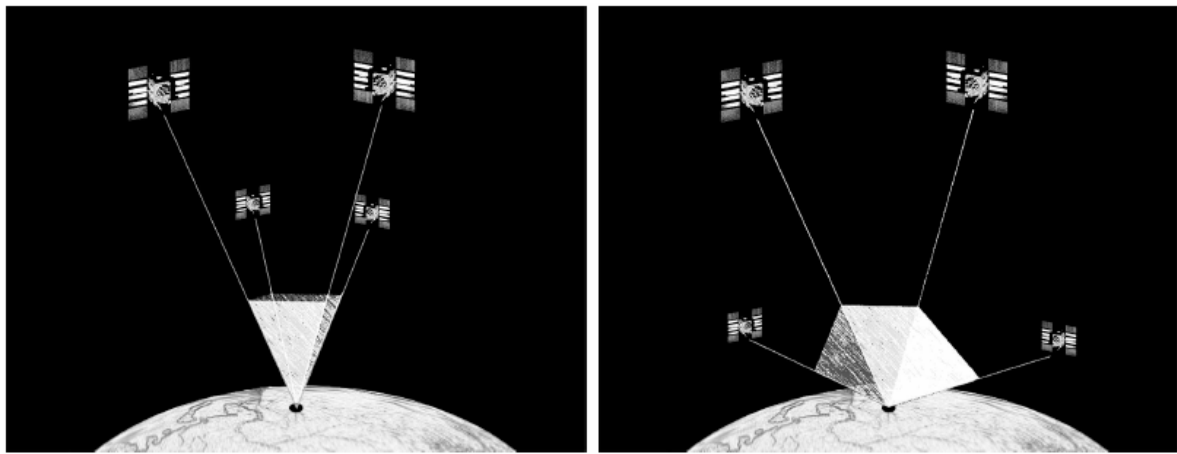
²⁰ HDOP : Horizontal Dilution Of Precision

²¹ VDOP : Vertical Dilution Of Precision

²² USDoD: United States Department of Defense

²³ SA : Selective Availability

potentiel du GPS. Avec ce dispositif, la précision du positionnement horizontal était de ± 100 m, 95 fois sur 100. La disponibilité sélective était en opération continue depuis 1991. Cette restriction a été levée au début du mois de mai 2000.



Mauvaise géométrie

Bonne géométrie

Figure 3: Illustration de la « Dilution of Precision »

Un moyen efficace permettant de réduire l'effet des erreurs inhérentes au GPS est le *positionnement relatif*. Le principe consiste à recueillir simultanément les observations d'un récepteur localisé et d'une station de référence dont les coordonnées sont connues. Les mesures de distance sont comparées aux distances théoriques calculées à partir des coordonnées connues de la station et des satellites. Ces différences de distance représentent les erreurs de mesure et sont calculées pour chaque satellite à chaque époque d'observations. Par la suite, ces différences de distance deviennent des termes correctifs – aussi appelés *corrections différentielles* (fig.4) – qui sont appliqués aux mesures de distance recueillies par le récepteur mobile. De cette façon, les erreurs d'observations communes de la station de référence et du récepteur mobile sont éliminées. Les erreurs sont d'autant plus identiques lorsque les 2 récepteurs sont plus rapprochés.

La *précision du positionnement relatif* (avec des mesures de pseudo distance) est de l'ordre de 1 à 5 m. Cette précision est fonction de la précision des mesures de pseudo distance, de la géométrie, de la configuration des satellites et de l'espacement entre les récepteurs qui peut facilement aller jusqu'à quelques centaines de kilomètres. Il est important de mentionner que les corrections différentielles ne doivent pas être appliquées au niveau des coordonnées, sauf si les mêmes satellites sont observés par les 2 récepteurs. Les corrections différentielles peuvent être appliquées à plus d'un récepteur mobile et l'intervisibilité entre les récepteurs n'est pas requise.

Le positionnement relatif réduit plusieurs erreurs inhérentes au système GPS. Malheureusement, il n'élimine pas les trajets multiples (fig. 5), puisque les conditions propices aux réflexions des signaux, sur des surfaces réfléchissantes à proximité des antennes, ne sont pas les mêmes d'un site à l'autre. Ainsi, l'interférence entre l'onde directe qui arrive du satellite et l'onde du même satellite qui est réfléchi, cause une erreur dans la mesure de la distance satellite-récepteur. Cette erreur peut atteindre plusieurs mètres pour les mesures de pseudo distance et quelques centimètres pour les mesures de phase. Les techniques DGPS qui effectuent des mesures de phase plus sophistiquées peuvent porter la précision du positionnement à quelques millimètres. Comme nous l'avons précédemment mentionné, les corrections peuvent s'effectuer en temps différé ou en temps réel : dans le premier cas, les mesures "brutes" du récepteur de référence et des récepteurs "mobiles" sont enregistrées puis

traitées par un logiciel ad hoc (en post-traitement); dans le deuxième cas, les corrections sont calculées "en ligne" et diffusées immédiatement vers les récepteurs mobiles, qui les appliquent avant de calculer leur position avec une précision pouvant varier de quelques millimètres à quelques mètres, selon la méthodologie utilisée et la qualité de la transmission de données en temps réel.

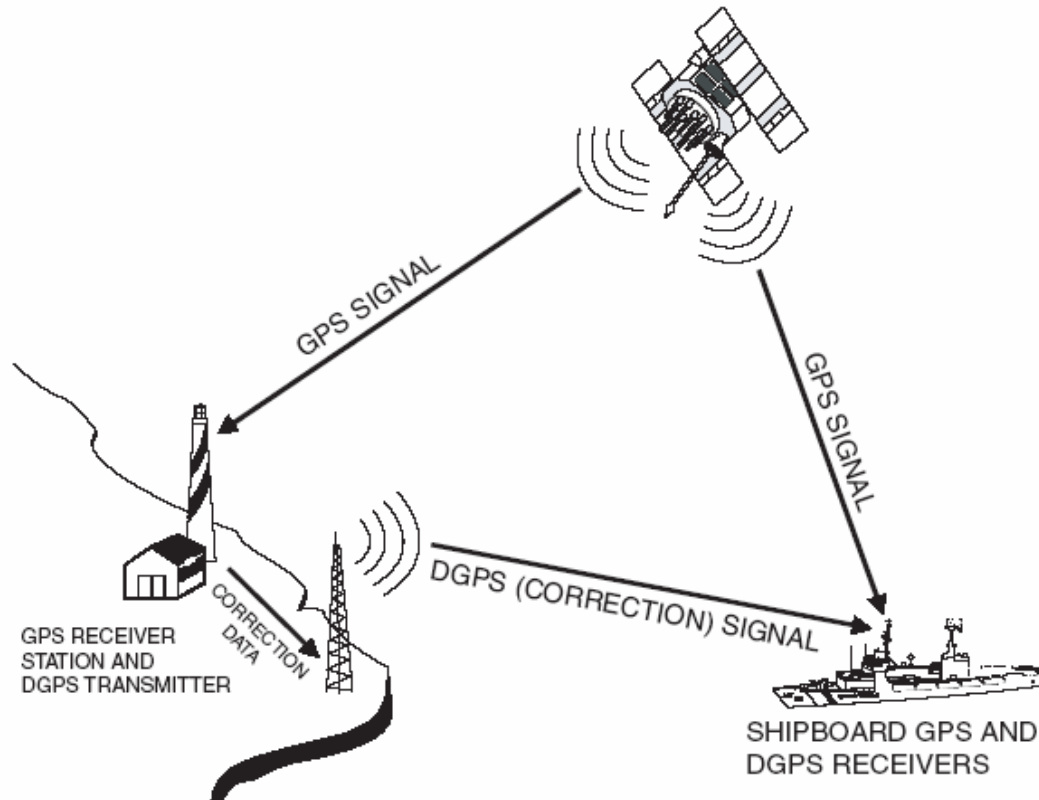


Figure 4: La correction différentielle

Lorsque la précision du positionnement relatif est nécessaire en *temps réel* par exemple pour la navigation, un *lien de communication radio-électrique* (VHF, UHF, téléphonie cellulaire, ...) doit être établi pour assurer la transmission des termes correctifs. Ainsi, un organisme appelé "*Radio Technical Commission for Maritime Services*" a établi un protocole de communication de corrections différentielles en temps réel [RTCM 94]. Certaines sociétés fournissent actuellement des couvertures complètes du territoire (national ou européen) par un ensemble de balises. Les corrections sont relayées par satellites et accessibles par les récepteurs appropriés en échange d'un abonnement annuel. L'utilisateur se libère ainsi des contraintes de distance et de positionnement des balises.

Lorsque le récepteur est au repos, le positionnement est dit *statique* et lorsque le récepteur est en mouvement on parle de positionnement *cinématique* (n'est pas confondue avec RTK : cinématique temps réel). L'avantage du positionnement statique est que le nombre de mesures recueillies sur une même station devient bien supérieur au nombre d'inconnues à résoudre, d'où une plus grande précision du positionnement. C'est ce qui est appelé une *solution cumulée* puisque les observations sont cumulées pour calculer une position unique. En mode cinématique, 3 nouvelles coordonnées doivent être estimées à chaque époque d'observations. Dans ce dernier cas, une solution doit être calculée à chaque époque ou instant d'observations, d'où le terme *solution instantanée*. Notons qu'en règle générale, la précision de l'altitude est environ 2 fois moins bonne que la précision des coordonnées horizontales.

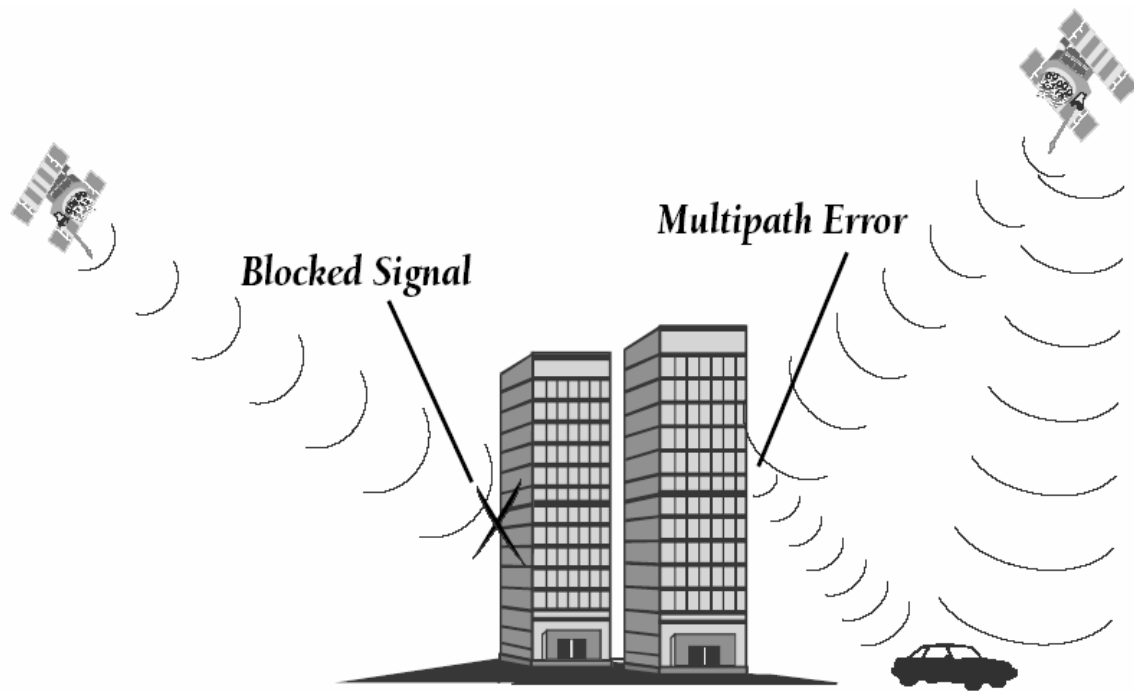


Figure 5: Les trajets multiples et le blocage de signal

L'exploitation des récepteurs GPS est simple et ne présente pas de difficultés majeures. Cependant, le souci principal est de pouvoir sélectionner les équipements et le mode opératoire qui permettront d'atteindre les précisions désirées aux coûts moindres tant au niveau de la location ou de l'achat des équipements qu'au niveau du temps d'exécution des levés et du traitement des données. En d'autres mots, il est important de bien identifier ses besoins et de sélectionner la meilleure méthodologie pour les satisfaire.

2.1.3 Le Système d'augmentation par satellites (SBAS²⁴)

Le SBAS est un système de satellites géostationnaires qui améliore la précision, l'intégrité, et la disponibilité des signaux de base du GPS. Ceci inclut le WAAS²⁵ en Amérique du Nord, EGNOS²⁶ le système géostationnaire européen, le système MSAS²⁷ japonais, et le système SNAS²⁸ chinois.

EGNOS est constitué de trois parties. Le segment sol (réparti sur 34 sites dans 22 pays situés aux points où les coordonnées sont connues avec une précision élevée) est chargé de créer les informations GPS augmentées et de gérer l'ensemble du système, dont les satellites. La deuxième partie est constituée de trois satellites géostationnaires (Inmarsat²⁹ AOR-E, Inmarsat IOR et Artemis) diffusant les informations GPS augmentées dans toute l'Europe ; pour calculer sa position, un récepteur peut les utiliser comme des pseudo-satellites GPS. La

²⁴ Satellite-Based Augmentation System

²⁵ Wide Area Augmentation System

²⁶ EGNOS : European Geostationary Navigation Overlay System

²⁷ Multifunctional Transport Satellite-based Augmentation System

²⁸ Satellite Navigation Augmentation System

²⁹ Enmarsat : International Maritime Satellite Organisation

troisième partie est constituée par les constellations de satellites GPS et GLONASS que complète EGNOS.

EGNOS est un service à accès libre et gratuit. Sa mise en service aura lieu vers la fin 2004 (*EGNOS n'est pas opérationnel au moment de cette rédaction*); il améliorera les performances du système GPS dans toute l'Europe avec des avantages considérables pour les applications aéronautiques, routières, ferroviaires et maritimes. Les récepteurs de EGNOS ont typiquement des précisions de 1.0 mètre horizontalement et de 2.0 mètres en altitude. Pour plus de détails, voir [LED 01] et [WAE 03].

OmniStar est un autre service de correction différentielle par satellite de type (wide-area). Il est utilisé pour éliminer le besoin de stations de base fixes. Le système permet la réception de corrections différentielles diffusées par les satellites géostationnaires d'OmniStar. Il existe approximativement 100 stations de référence, 6 satellites et 3 centres globaux pour commander le réseau OmniStar. Ils fournissent des services de positionnement fortement fiables dans le monde entier avec un abonnement annuel.

La précision obtenue en temps réel est de l'ordre du mètre (théoriquement sub-métrique avec pratiquement plus de 6 satellites visibles) avec les récepteurs GPS de la gamme Trimble Ag132.

Cette solution permet la navigation sur un fond cartographique avec une grande précision (très utile pour la mise à jour de données...). Le post-traitement différentiel n'est alors plus nécessaire dans les zones de réception.

2.1.4 Le futur système Galileo³⁰

Le système Galileo est un projet européen qui serait une réplique civile sensiblement améliorée du GPS. Le système Galileo complet comprendra 30 satellites ainsi que l'infrastructure associée au sol. Le développement du système a débuté en 1999 et la mise en service de Galileo est prévue pour 2008. Il permettra bien entendu d'avoir une précision comparable ou supérieure à celle du système GPS actuel, [HEI 98].

Pour ne pas dépendre des seuls systèmes américain (GPS) et russe (GLONASS³¹), l'Agence Spatiale Européenne (ESA³²) et l'Organisation européenne pour la sécurité de la navigation aérienne (EUROCONTROL) travaillent ensemble au développement d'un système mondial de localisation et de navigation par satellite, dénommé GNSS³³. Le programme GNSS se déroule en deux étapes. Débuté en 1995, le programme de navigation par satellite GNSS 1 reçoit les signaux des constellations existantes de satellites américains GPS et russes GLONASS, tandis que le GNSS 2, actuellement à l'étude, fournira des services améliorés de navigation et de localisation aux utilisateurs civils. Galileo sera la contribution de l'Europe au GNSS 2.

Galileo présente plusieurs avantages par rapport au GPS :

- Il est conçu et élaboré sur une base civile tout en intégrant dûment les protections nécessaires en matière de sécurité. A la différence du GPS à vocation essentiellement militaire, Galileo offre ainsi, pour certains des services proposés, les garanties

³⁰ Galileo : Dénommé Galileo en hommage à l'astronome italien « Galileo Galilei » du début du XVII^e siècle (1564-1642)

³¹ GLONASS : Global Orbiting Navigation Satellite System

³² ESA : European Space Agency

³³ GNSS : Global Navigation Satellite System

juridiques de fonctionnement exigées par les sociétés modernes, en particulier en matière de responsabilité contractuelle.

- Il est basé sur la même technologie que le GPS et offre un degré de précision similaire, voire supérieur en raison de la structure de la constellation de satellites et des systèmes terrestres de contrôle et de gestion prévus.
- Il possède une fiabilité supérieure car il comprend un « message d'intégrité » informant immédiatement l'utilisateur des erreurs qui apparaissent.
- Il constitue un véritable service public et offre à ce titre une garantie de continuité de service pour certaines applications. Au contraire, il existe (au cours des dernières années) plusieurs exemples d'indisponibilité involontaire ou intentionnelle des signaux GPS, parfois sans préavis.
- Le système Galileo est prévu pour être inter-opérable avec GPS, ce qui signifie que les récepteurs de la prochaine génération (à compter des années 2008-2010) seront capables de recevoir et de traiter des signaux en provenance des deux constellations. Ainsi, l'utilisateur pourra bénéficier d'une nette amélioration en termes de disponibilité et de précision

2.1.5 Les avantages et les inconvénients du système GPS

En résumé, notons les caractéristiques générales des systèmes à navigation par satellites en vue d'une application dans un système hybride embarqué pour des applications routières.

Les avantages :

Précision à long terme: La précision ne se dégrade pas en fonction du temps, il n'y a pas de dérive.

Position absolue: On obtient toujours une position absolue qui ne dépend pas des conditions initiales.

Conditions opérationnelles: Le système marche jour et nuit et n'a pas besoin de conditions spéciales telles que support, orientation ou température.

Prix abordable: Des récepteurs simples coûtent de moins en moins chers. Le prix est abordable pour des véhicules grand public.

Les inconvénients :

Le GPS est un système américain sur lequel les utilisateurs européens n'ont aucun contrôle ni aucune garantie légale de bon fonctionnement.

Les trajets multiples : ceci se produit quand le signal de GPS est reflété par des objets tels que des grands bâtiments ou de grandes surfaces de roche avant qu'il atteigne le récepteur. Ceci augmente le temps de parcours du signal, causant par conséquent une surévaluation du temps de vol et générant par conséquent des erreurs.

Faible disponibilité : la précision dépend du nombre de satellites visibles par le récepteur (plus un récepteur GPS peut « voir » de satellites, meilleure est la précision). Dans les applications dans le domaine automobile, les conditions de visibilité sont souvent dégradées

Ch.2 Les différents systèmes de positionnement

(les bâtiments, les tunnels, l'interférence électronique, ou parfois même le feuillage dense) ; ceci peut bloquer la réception du signal, entraînant des erreurs de position voir causant un arrêt temporaire du système. Typiquement, les unités de GPS ne fonctionneront pas dans des environnements d'intérieur, sous l'eau ou sous terre !

Géométrie des satellites/ombre : ceci se rapporte à la position relative des satellites selon l'instant d'observation. La géométrie satellitaire idéale existe quand les satellites sont situés à des angles relativement larges. On dispose d'une géométrie faible quand les satellites sont alignés ou en groupe serré.

Exactitude variable: pour les mêmes raisons, l'exactitude des mesures de position peut varier considérablement. Tandis que sur une route en pleine campagne l'accès à disons 8 satellites peut donner une précision sub-métrique, les erreurs dans une ville avec ses « gorges de bâtiments » vont être de l'ordre d'une dizaine de mètres.

Pas d'information d'orientation: a priori, un GPS ne détermine que la position, mais par le changement de la position on peut en déduire la vitesse et l'angle de lacet. Avec un ensemble d'antennes on pourrait même calculer les angles de roulis et de tangage, mais ces systèmes coûtent assez cher.

Mauvaise précision en z: la précision sur l'axe vertical est facilement dégradée en cas de visibilité limitée.

Fréquence d'échantillonnage faible: pourvu que les conditions de réception soient suffisantes, la période d'échantillonnage est d'environ 100 ms, alors ce qu'un INS peut fournir les données toutes les 10ms.

Le retard de l'ionosphère et de la troposphère : le signal satellite ralentit pendant qu'il traverse l'atmosphère. Le système de GPS emploie un modèle intégré qui tient compte d'un retard moyen pour corriger partiellement ce type d'erreur.

Dégradation intentionnelle du signal satellitaire: la disponibilité sélective (SA) est une dégradation intentionnelle du signal imposée par le département de défense des Etats-Unis (USDoD³⁴). Elle a été prévue pour empêcher les adversaires militaires d'employer les signaux fortement précis du GPS. Le gouvernement américain a arrêté la disponibilité sélective en mai 2000, ce qui a amélioré de manière significative l'exactitude des récepteurs civils du GPS. Bien qu'elle a été supprimée en mai 2000, personne ne peut exclure définitivement la réintroduction de cette dégradation à un moment « jugé critique » !

2.2 La navigation inertielle

Ce sous-chapitre a pour but d'expliquer les principes de la navigation inertielle, puis de présenter les gyroscopes et les accéléromètres et finalement d'apporter les bases mathématiques à la détermination de l'orientation et de la position à partir des vitesses angulaires et accélérations mesurées.

³⁴ USDoD: United States Department of Defense

Une centrale inertielle (CI ou IMU³⁵) est un dispositif muni de gyroscopes, et d'accéléromètres. En ajoutant un calculateur qui permet à un véhicule de connaître sa position et sa vitesse dans l'espace, la CI devient un système de navigation inertielle SNI (ou INS³⁶).

Le gyroscope est un appareil qui permet de mesurer une variation d'orientation d'un véhicule. L'accéléromètre est un appareil qui mesure l'accélération linéaire. Pour avoir une position en trois dimensions, la centrale inertielle doit comporter trois accéléromètres mesurant les accélérations linéaires selon chaque axe, cette accélération contient la pesanteur, l'accélération du véhicule, l'accélération centrifuge, l'accélération de Coriolis et du bruit. Trois gyroscopes mesurent les vitesses angulaires pour avoir l'orientation du véhicule dans l'espace.

Le calculateur effectue les calculs qui permettent de passer des informations retournées par les gyroscopes et les accéléromètres à la position et à la vitesse du véhicule. En fait, il doit faire une intégration de l'accélération pour trouver la vitesse, puis une deuxième intégration de la vitesse pour en déduire la position.

Les systèmes de navigation inertiels ont l'avantage de ne pas avoir besoin de références externes « autonomes » contrairement au GPS qui dépend des satellites disponibles. Cependant, les données du capteur inertielle dérivent avec le temps en raison de la nécessité d'intégrer les données brutes pour rapporter la position. N'importe quelle petite erreur constante est amplifiée après l'intégration. Les capteurs inertiels sont peu convenables pour le positionnement précis sur une longue période de temps, mais la précision à court terme est bonne et les fréquences d'acquisition peuvent être très élevées.

2.2.1 Principes

Les systèmes inertiels de navigation (INS), dont le nom est dû au fait qu'ils utilisent les propriétés inertielle de la matière ou de la lumière, déterminent une trajectoire par discrétisation (dead reckoning). Les lois de la mécanique classique, formulée par Sir Isaac Newton, sont à la base du calcul de vitesse par intégration de l'accélération. Le positionnement dans un système de référence nécessite la connaissance de l'orientation spatiale des accélérations ou vitesses. Les systèmes INS sont donc composés d'accéléromètres que l'on oriente à l'aide de gyroscopes [KEL 94a] et [STO 97].

Les premiers systèmes INS se nomment *plates-formes*³⁷ inertielle (fig. 6); ils utilisaient des gyroscopes mécaniques (fig. 7). Leur attitude est conservée fixe dans le temps et le positionnement se fait simplement par double intégration des accélérations. Pour conserver une attitude fixe dans le temps, deux solutions sont possibles. La première se base sur l'effet gyroscopique d'une masse en mouvement. Celle-ci va permettre le maintien d'une direction fixe, pour autant qu'un système mécanique de cardans lui laisse la liberté de mouvement. Une autre solution est de compenser les mouvements de rotation détectés par des gyroscopes par une rotation inverse effectuée par un moteur. Ces systèmes mécaniques sont malheureusement complexes, coûteux et encombrants.

Les progrès technologiques et l'avènement de l'informatique ont donné naissance à un autre type de système INS : les systèmes « strapdown ». Les accéléromètres et les gyroscopes sont fixés rigidement à l'élément en mouvement. L'attitude et la position se calculent à partir des

³⁵ IMU : Inertial Measurement Unit

³⁶ INS : Inertial Navigation System

³⁷ Appelé en anglais «Gimbaled »

informations gyroscopiques et accélérométriques. Les cardans des plates-formes sont en quelque sorte remplacés par un ordinateur qui effectue la transformation de coordonnées et le calcul des composantes de l'accélération dans un repère local (North, East, Down). Ces systèmes « strapdown » sont des structures plus simples et sont plus résistants aux chocs, ils sont fortement avantageux au niveau des coûts et de la taille de l'appareil et sont particulièrement appropriés pour l'application dans le domaine automobile.

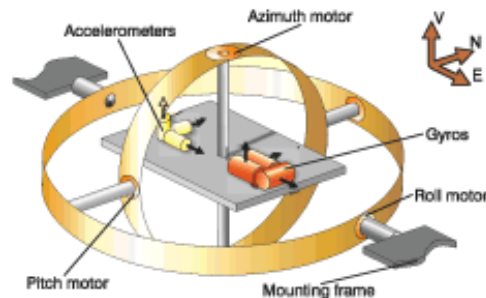


Figure 6: Plate forme inertielle (Gimbaled INS)

En contrepartie, ils n'atteignent pas encore la précision des systèmes en plate-forme, et l'alignement est difficile et nécessite souvent, pour les gyroscopes de moindre qualité, un système de navigation additionnel tel que le GPS. C'est ce qui est appelé alignement par transfert.

Cette évolution a été rendue possible par l'apparition de nouvelles méthodes de mesure qui ont permis de simplifier considérablement les capteurs. Les gyroscopes actuels utilisent des techniques basées sur des principes optiques ou sur l'analyse des vibrations ([MOU 99] et [FOX 95]).

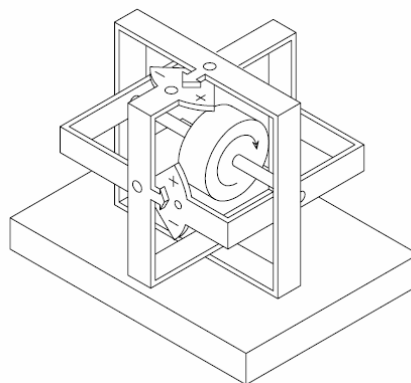


Figure 7: Gyroscopie Mécanique

Le principe de base des gyroscopes vibrants a été mis en évidence par Foucault au milieu du 19^{ème} siècle. Il a démontré qu'un élément vibrant tendait à maintenir son plan de vibration lors d'une rotation. La détermination de la vitesse angulaire s'effectue de la manière suivante : le mouvement vibratoire induit une vitesse oscillatoire. Si le capteur tourne autour d'un axe orthogonal à cette vitesse, on retrouve une accélération de Coriolis. Cette accélération de Coriolis modifie le mouvement vibratoire et c'est cette modification qui est détectée et qui sert à déterminer la vitesse angulaire.

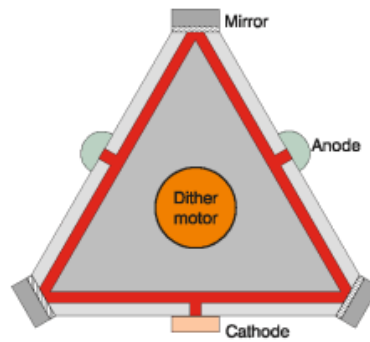


Figure 8: Diagramme schématique simplifié d'un système RLG INS de GEC Marconi

Il y a deux types de gyroscope « strapdown » disponibles, gyroscopes à fibre optique (FOG³⁸) ou Gyrolasers (RLG³⁹). Les figures 8 et 9 montrent les deux types de gyroscope. Le principe physique exploité pour les FOG et RLG emploie l'effet de Sagnac [KEL 94a] : deux faisceaux laser sont introduits dans des directions opposées dans le chemin des faisceaux du capteur. Des miroirs ou un câble à fibre optique sont employés pour le transfert de faisceaux. Si le capteur est au repos, les deux faisceaux ont une fréquence identique. S'il est sujet à une rotation angulaire autour d'un axe perpendiculaire au plan du capteur, la longueur du chemin d'un des faisceaux augmente tandis que l'autre diminue, ayant pour résultat un décalage de fréquences directement proportionnel à la vitesse angulaire. Les avantages de RLG sont les possibilités d'obtenir une excellente fiabilité et stabilité. D'autre part, le FOG est d'intérêt pour son bas coût, sa basse puissance, et sa taille limitée.

Le tableau suivant (Table 1) compare les valeurs d'erreur disponibles pour le RLG, FOG, le VSGs⁴⁰ en céramique et en silicium [TIT 97].

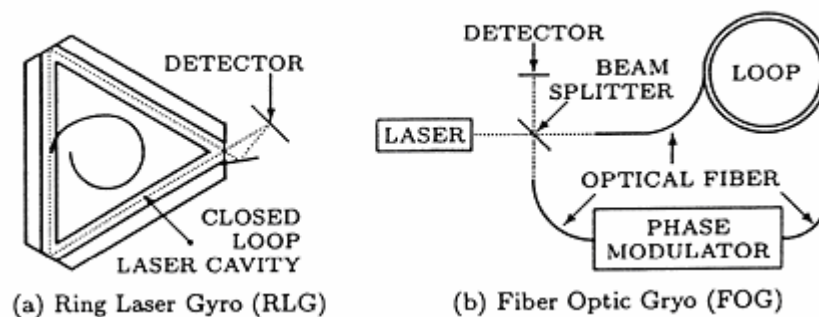


Figure 9: Gyroscope à fibre optique – Effet de Sagnac

Pour les accéléromètres (fig.10), il n'est pas possible de mesurer l'accélération inertielle translatrice en utilisant de la lumière comme dans les gyroscopes optiques, l'effet de Sagnac ne s'appliquant qu'aux rotations. Pour les accéléromètres, il ne reste donc que les

³⁸ FOG : Fibre Optic Gyroscope

³⁹ RLG : Ring Laser Gyroscope

⁴⁰ Vibratory Structure Gyroscopes

Ch.2 Les différents systèmes de positionnement

systèmes électro-mécaniques ou, depuis une dizaine d'années, leurs pendants miniaturisés MEMS « systèmes micro-électro-mécaniques ».

Caractéristique	RLG	FOG	VSG (Céramique)	VSG (Silicon)
g-indépendant biais °/hr	0.001-10	0.5-50	360-1800	> 2000
g-dépendent biais °/hr/g	0	< 1	36-180	36-180
non-linéarité de facteur d'échelle %	0.2 - 0.3	0.05 - 0.5	5 - 100	5 - 100

Table 1 : Comparaison de certaines erreurs principales avec de diverses réalisations « implémentations » de gyroscopes

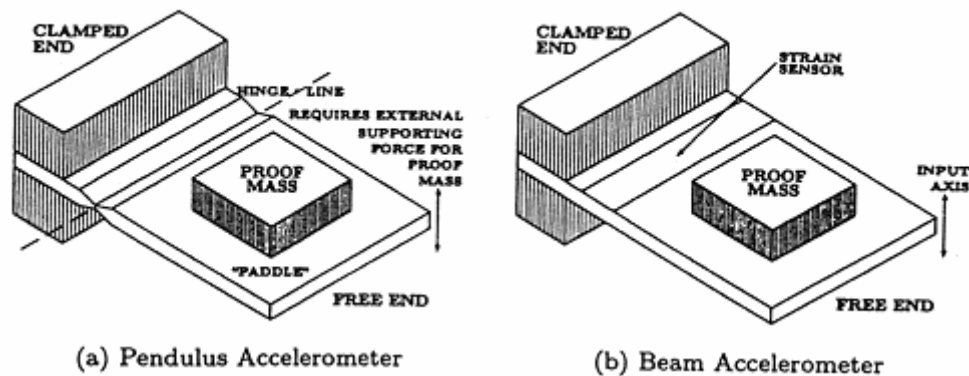


Figure 10: Accéléromètre MEMS Strain-Sensing

Le principe est toujours le même, une masse est couplée au support par un ressort, cette masse n'a typiquement qu'un seul degré de liberté, soit linéaire soit rotatoire. La force spécifique agissant sur la masse est mesurable par des effets différents. Un exemple est le « Strain-Sensing-Accelerometer » réalisé comme MEMS. Un ensemble de piézorésistances quantifie la déformation d'une plaque par la masse.

Principe de fonctionnement :

Considérons un accéléromètre dont l'axe est orienté verticalement comme illustré par la figure 11. Posé sur une table par exemple, l'appareil n'est pas accéléré et en équilibre on trouve pour la force du ressort F (F représentant les forces s'appliquant sur le système)

$$F = -W \quad \text{Eq.2-1}$$

Où W est la force gravitationnelle.

Et en effet, l'accéléromètre donne $f = \frac{F}{m}$, la force spécifique, et m est la masse.

Si maintenant l'appareil est accéléré vers le haut, le bilan de force selon la deuxième loi de Newton donne,

$$ma = F + W \quad \text{Eq.2-2}$$

Et la force spécifique fournie par l'accéléromètre est donc la vraie accélération moins l'accélération gravitationnelle, donc

$$f = a - w \quad \text{Eq.2-3}$$

Avec, $w = \frac{W}{m}$

En complétant notre considération des cas particuliers, on remarque qu'en chute libre ($a = w$) la sortie du capteur sera zéro.

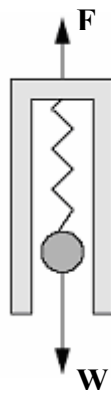


Figure 11: Principe d'un accéléromètre

En conclusion, pour connaître a il faut connaître w , qui malheureusement dépend de l'endroit de la mesure et peut changer considérablement, surtout dans les applications aéronautiques. Un modèle de gravitation approprié doit donc être développé.

Dans [HUL 98], [SAL 98], [FET 98], on peut trouver plus d'informations et une description plus détaillée sur les accéléromètres et les différents types de gyromètres et de gyroscopes ainsi que sur l'association de ces capteurs (ce qui donne des centrales inertielles). Dans [BAR 98] on trouve les deux figures suivantes (fig. 12 et 13).

Concernant le schéma 12, on peut voir que les gyroscopes électromécaniques partagent les applications avec les gyroscopes optiques tels que le gyroscope (RLG), le gyroscope (IFOG), et les gyroscopes de quartz résonnant. Le gyroscope (DTG) est un gyroscope électromécanique qui a été inventé dans les années 60 pour offrir une alternative moins coûteuse que les gyroscopes mécaniques existants tout en offrant deux axes d'information dans un seul capteur. Cependant, même ce gyroscope a été la proie à la percée du RLG dans beaucoup de situations. Le RLG est un excellent capteur et sa percée peut être attribuée au fait qu'il est idéal pour les applications de type strapdown, qui sont devenus faisables dans les années 70 où la vitesse élevée de calcul était rendue possible. Les systèmes de type strapdown sont les systèmes de choix pour les catégories d'application tactique ou de navigation puisqu'ils n'exigent pas de cardans, qui sont relativement chers.

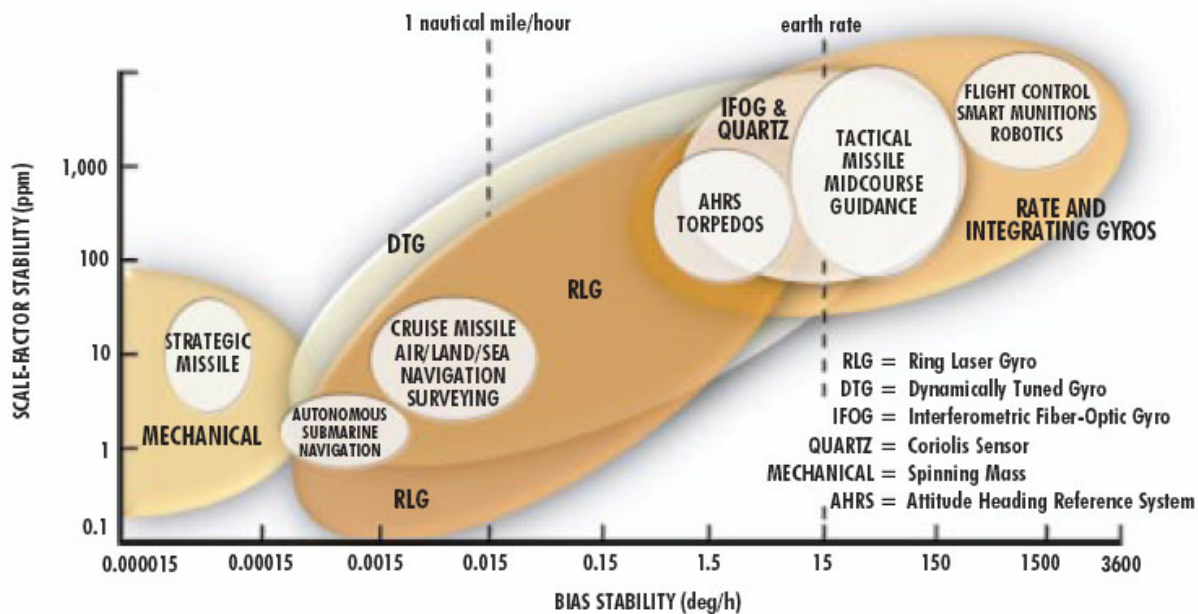


Figure 12: Applications courantes de la technologie gyroscopique

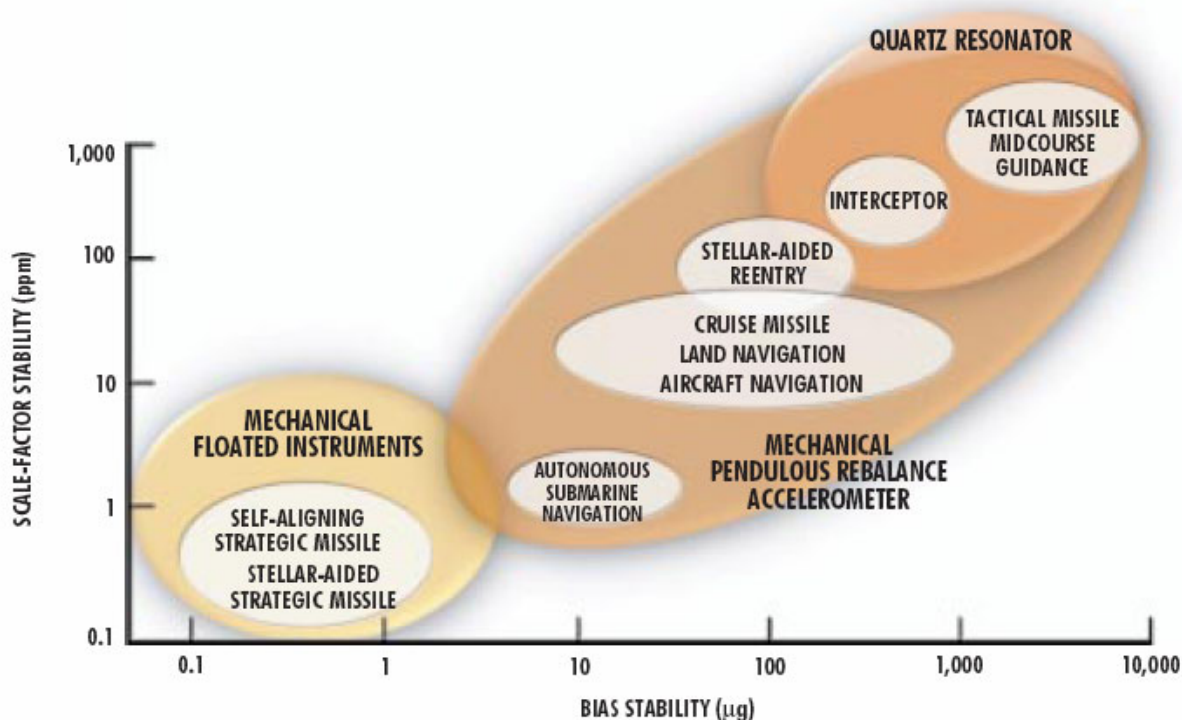


Figure 13: Applications courantes de la technologie d'accéléromètre

Les accéléromètres actuels (figure 13) sont encore dominés par les capteurs électromécaniques, non seulement parce qu'ils ont généralement un coût raisonnable (bon rapport qualité/prix), mais aussi parce qu'aucune technologie alternative n'a réussi à séduire et à percer, exceptés les résonateurs de quartz, qui sont utilisés dans les applications commerciales et tactiques de basse catégorie.

Dans le tableau 2, une classification possible en trois classes de précision est donnée [SCH 94]. En plus, les coûts approximatifs des différents systèmes correspondant à leur précision sont indiqués. Les chiffres relatifs à la précision en attitude correspondent aux seuls angles de roulis et de tangage ; les valeurs relatives au lacet sont de trois à cinq fois plus élevées. Utilisant des mesures externes appropriées pour la mise à jour de la position ou de la vitesse (e.g. des observations de GPS) on peut éliminer la plupart du temps les effets d'erreur et précisions améliorées peut être obtenue.

Intervalle de temps	Elevé (> \$750 000)	Médium (~ \$100 000)	Bas (~ \$10 000)
Position			
1 h	0.3 - 0.5 km	1 - 3 km	200 - 300 km
1 min	0.3 - 0.5 m	0.5 - 3 m	30 - 50 m
1 s	0.01 - 0.02 m	0.03 - 0.1 m	0.3 - 0.5 m
Orientation			
1 h	3 - 8 mdeg	0.01 - 0.05 deg	1 - 3 deg
1 min	0.3 - 0.5 mdeg	4 - 5 mdeg	0.2 - 0.3 deg
1 s	< 0.3 mdeg	0.3 - 0.5 mdeg	0.01 - 0.03 deg

Table 2 : Classification selon de la précision d'INS.

2.2.2 Modèles d'erreurs dans les capteurs inertiels

Le capteur inertiel utilisé dans ce travail est de type « Strapdown » Crossbow DMU (Annexe D). Il est livré entièrement calibré. Mais comme pour tout capteur, il reste des erreurs de mesure. Dans un premier temps, nous allons nous pencher sur les erreurs typiques de mesure connues dans la théorie ([GRE 01a] et [STO 97]). Une erreur de mesure est la déviation de la valeur obtenue à la sortie du capteur par rapport à la vraie valeur de la grandeur à l'entrée. Fig. 14 illustre trois types d'erreur classiques.

Biais

Le biais est l'erreur la plus évidente. Il s'agit tout simplement d'une valeur additionnelle :

$$\begin{aligned} a_{\text{sortie}} &= a_{\text{entrée}} + \delta a_{\text{biais}} \\ \omega_{\text{sortie}} &= \omega_{\text{entrée}} + \delta \omega_{\text{biais}} \end{aligned} \quad \text{Eq.2-4}$$

Le biais peut être facilement déterminé quand l'entrée est nulle. Cependant, il est différent chaque fois qu'on remet en marche la centrale. Les variations possibles à chaque mise sous tension sont souvent données sous le nom de « stabilité de biais » dans les spécifications techniques d'une CI. En outre, le biais évolue souvent légèrement avec le temps. Cette évolution, nommée dérive, est entre autre due aux variations de la température. Par conséquent la dérive est particulièrement forte pendant les premières minutes après la mise sous tension quand les composants électroniques s'échauffent (Crossbow indique 10 minutes de temps de préchauffage).

Certains auteurs favorisent une marche aléatoire pour modéliser cette dérive de biais :

Ch.2 Les différents systèmes de positionnement

$$\begin{aligned}\delta a_{\text{biais}}(t) &= \delta a_0 + d_a t \\ \delta \omega_{\text{biais}}(t) &= \delta \omega_0 + d_\omega t\end{aligned}\tag{Eq.2-5}$$

Comme expliqué ci-dessus, la dérive n'est pas constante. Pourtant, ce modèle permet de déterminer facilement l'ordre de sa grandeur pendant une période de temps limitée, notamment après la phase de préchauffage.

Parfois, les erreurs dues à la dérive du biais sont modélisées comme un processus de Markov de premier ordre [MAI 79]. Nous avons préféré adopter pour ce travail ce modèle exprimé dans l'équation suivante (Eq.2-6), où $1/\beta_a$ est le temps de corrélation de la variable aléatoire b_a , et w_a est un bruit blanc gaussien (Annexe B).

$$\delta \dot{a}_{\text{biais}} = -\beta_a \delta a_{\text{biais}} + w_a\tag{Eq.2-6}$$

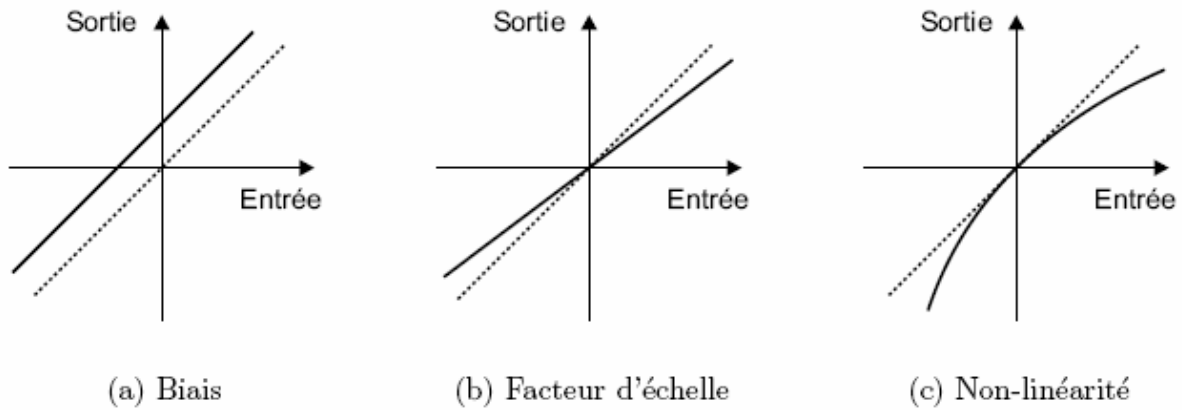


Figure 14: Types d'erreurs de mesure classiques

Facteur d'échelle

Le facteur d'échelle est exprimé par le modèle suivant :

$$\begin{aligned}a_{\text{sortie}} &= K_a a_{\text{entrée}} \\ \omega_{\text{sortie}} &= K_\omega \omega_{\text{entrée}}\end{aligned}\tag{Eq.2-7}$$

Il est surtout dû aux erreurs de fabrication et n'évolue pas considérablement. En conséquence, il peut être calibré une fois pour toutes dans la plupart des cas.

Non-linéarités

Les non-linéarités sont présentes dans presque tout capteur existant. Elles sont souvent modélisées sous forme d'une série de type (avec les deux premiers termes étant le biais et le facteur d'échelle) :

$$\begin{aligned}a_{\text{sortie}} &= K_0 + K_1 a_{\text{entrée}} + K_2 a_{\text{entrée}}^2 + \dots \\ \omega_{\text{sortie}} &= L_0 + L_1 \omega_{\text{entrée}} + L_2 \omega_{\text{entrée}}^2 + \dots\end{aligned}\tag{Eq.2-8}$$

La détermination des coefficients demande toutefois des mesures dynamiques, des conditions qui n'étaient pas possibles dans notre laboratoire.

Bruit

Toutes les mesures seront certainement bruitées. Il s'agit du bruit dans les composants électroniques, le bruit de quantification, etc. On le modélise comme bruit additif :

$$\begin{aligned} a_{\text{sortie}} &= a_{\text{entrée}} + v_a \\ \omega_{\text{sortie}} &= \omega_{\text{entrée}} + v_{\omega} \end{aligned} \quad \text{Eq.2-9}$$

Il restera à déterminer si le bruit peut être considéré blanc ou non. Egalement, on va s'intéresser à sa puissance.

Non-orthogonalités

Finalement, il faut mentionner une erreur au niveau de l'ensemble des capteurs dans la CI. Cette erreur, qui est spécifique aux centrales inertielles, est due à une imprécision éventuelle d'emplacement des capteurs individuels. En effet, mis à part des cas spéciaux, le repère nominal dans lequel les vecteurs d'accélération et de rotation sont donnés, est un système orthogonal et direct. Ses axes sont normalement parallèles aux bords du boîtier de la CI.

Quand maintenant les axes sensoriels des capteurs ne sont pas parfaitement alignés avec le repère nominal, ou quand ils ne sont pas exactement orthogonaux l'un par rapport à l'autre, des erreurs vont évidemment apparaître. Cependant, grâce aux méthodes de fabrications modernes, ces effets sont plutôt mineurs et ne sont pas détectables avec nos moyens.

Les erreurs (Accéléromètres et Gyroscopes)

Avec les capteurs inertiels de précision faible, la source d'erreur prédominante est le biais qui est indépendant de la gravité et le bruit du signal du capteur.

Ainsi, les expressions de l'accélération et de la vitesse angulaire, mesurées par des accéléromètres et des gyroscopes respectivement, peuvent ainsi être simplifiées en considérant seulement les termes les plus dominants [SUK 00] :

$$f_i = f_{iT} + \delta f_i = f_{iT} + b_{f_i} + \eta \quad \text{Eq.2-10}$$

$$\omega_i = \omega_{iT} + \delta \omega_i = \omega_{iT} + b_{\omega_i} + \eta \quad \text{Eq.2-11}$$

η , est le bruit aléatoire (blanc) sur le signal capteur

b , est le biais résiduel

f_i , est l'accélération mesurée

f_{iT} , est la vraie accélération qui devrait être mesurée par les accéléromètres.

Les mêmes notations sont utilisées pour les gyroscopes.

La vitesse, la position et l'orientation incrémentales sont alors obtenues par l'intégration des équations Eq.2-10 et Eq.2-11

Ch.2 Les différents systèmes de positionnement

$$V_i = V_{iT} + b_{f_i} t + \int \eta dt \quad \text{Eq.2-12}$$

$$P_i = P_{iT} + \frac{b_{f_i} t^2}{2} + \iint \eta dt \quad \text{Eq.2-13}$$

et,

$$\theta_i = \theta_{iT} + b_{\omega_i} t + \int \eta dt \quad \text{Eq.2-14}$$

Dans ces équations, le biais dans les capteurs joue un rôle important en causant la dérive dans la vitesse, la position et l'orientation fournies par l'unité inertielle. Le biais cause une erreur dans la vitesse et l'orientation qui augmente linéairement avec le temps, alors que l'erreur de position accroît quadratiquement. L'intégration d'un bruit blanc gaussien (Eq.2-13 –Eq.2-14) mène à un effet appelé marche aléatoire.

Comme nous allons voir dans la section 2.2.4 (et l'Annexe A), les données gyroscopiques sont utilisées pour mettre à jour la matrice de rotation R_b^n . En conséquence, n'importe quelle dérive dans les données d'orientation provoquée par l'intégration des sorties gyroscopiques perturbera la matrice de rotation, causant des calculs d'accélération incorrects.

Par exemple, supposons que sur une CI standard à trois axes il n'y a aucun biais ou bruit dans les accéléromètres, aucun bruit dans les gyroscopes et qu'il n'y a aucune rotation angulaire mesurée. Supposons aussi que le gyroscope de l'axe z a un biais constant, alors l'erreur d'accélération sur l'accéléromètre le long de l'axe x due à ce biais s'écrira :

$$f_x = f_{xT} \sin(b_{\omega_z} t) \quad \text{Eq.2-15}$$

et pour de petits incréments d'angle, on pourra simplifier cette expression par :

$$f_x = f_{xT} b_{\omega_z} t \quad \text{Eq.2-16}$$

ainsi, l'erreur de vitesse peut s'écrire :

$$V_x = \frac{1}{2} f_{xT} b_{\omega_z} t^2 \quad \text{Eq.2-17}$$

et, l'erreur de position s'écrira :

$$P_x = \frac{1}{6} f_{xT} b_{\omega_z} t^3 \quad \text{Eq.2-18}$$

Par conséquent, un biais dans le gyroscope cause une erreur dans le calcul de position qui croît cubiquement avec le temps. Ainsi, les biais sur les gyroscopes jouent un rôle important en causant la dérive en position et en vitesse. Encore faut-il souligner que la qualité des gyroscopes dans une unité inertielle est un facteur déterminant dans l'estimation de la précision globale de la performance de navigation.

2.2.3 Les avantages et les inconvénients du système inertiel

En résumé, on trouve les propriétés suivantes pour les systèmes à navigation inertielle en vue d'une application dans un système hybride:

Les avantages :

Solution complète: en sortie on obtient position, vitesse, orientation, accélération et rotation.

Haute précision à court terme: la précision du système est très bonne sur une courte durée, donc avant que les effets de dérive ne commencent à devenir trop forts. Il est évident qu'on suppose le système bien initialisé.

Haute disponibilité: le système est entièrement autonome, c'est à dire qu'il ne dépend pas de dispositifs extérieurs. En outre, les centrales inertielles sont techniquement très fiables.

Haut débit de données: Des centrales inertielles ont typiquement une fréquence d'échantillonnage de 100-150 Hz. Compte tenu qu'une voiture roulant à 70 Km/h parcourt une distance de 20 m par seconde, une telle fréquence est particulièrement intéressante pour les systèmes de conduite automatisée.

Pas d'encombrement : les CI ont une taille raisonnablement réduite pour envisager tout type d'application, leur taille est de plus en plus petite et ne nécessite pas de contrainte de placement spéciale.

Les inconvénients :

Forte dérive: les effets du biais et de la marche aléatoire, bien que relativement faible dans les accéléromètres et les gyroscopes, mènent à une très forte dérive après la double intégration, comme on va le voir dans les chapitres suivants.

Pas d'information absolue: étant un système de navigation à l'estime, la position et la vitesse sont toujours calculées à partir des conditions initiales, qui doivent être fournies par un dispositif extérieur. Un INS ne peut pas s'initialiser seul. Un INS peut s'initialiser seul en ce qui concerne l'angle de cap absolu, quand ses gyroscopes sont suffisamment précis pour trouver le nord à partir de la rotation de la terre.

Sensibilité à la gravité: bien qu'on ait pris des mesures pour compenser les effets de la gravité, il en résulte toutefois encore des erreurs, notamment en conséquence des erreurs d'orientation.

2.2.4 Equations de Navigation Inertielle et "Mécanisation"

Cette partie est consacrée au développement des équations de navigation inertielle, Elle présente l'algorithme d'évolution et d'intégration des données inertielles. Pour mieux comprendre cette partie, se référer à l'annexe A qui décrit les systèmes de référencement et de coordonnées.

On notera tout de même que le repère utilisé comme système de référence pour la navigation locale est le système n , choisi notamment dans la dérivation des équations inertielles. Les équations d'erreur dérivées sont basées sur ces équations de navigation.

A la fin de cette partie, la mécanisation discrète sera présentée.

2.2.4.1 Estimation de l'orientation

Dans le développement des équations inertielles (appelé “mécanisation”), on commence d'abord par la détermination de la matrice d'orientation ou DCM⁴¹ $\mathfrak{R}_b^n$ qui transforme le repère véhicule b dans le plan local de navigation n (cf. annexe A). Celle-ci est effectivement une fonction des trois angles d'orientation “Les angles d'Euler”, roulis ϕ , tangage θ et lacet ψ qu'on a groupés en un vecteur ρ .

On cherche maintenant la règle de calcul qui permet d'intégrer les mesures fournies par les gyroscopes de façon à obtenir l'orientation à chaque instant t . La première étape est la transformation du vecteur de rotation du véhicule de telle sorte qu'il exprime la rotation par rapport à la route (plus précisément le système n) et non plus par rapport au système inertiel, comme fourni par les gyroscopes.

Les gyroscopes mesurent la vitesse angulaire ω_{ib}^b entre le système b (véhicule) et i (inertiel) exprimés dans le système b , qui comporte ω_{nb}^b plus la rotation du plan local n par rapport à l'espace inertiel ω_{in}^b . Ce dernier est égal à la vitesse de rotation du plan local par rapport à la terre ω_{en}^b , plus la vitesse de rotation de la terre par rapport à l'espace inertiel ω_{ie}^b .

$$\omega_{ib}^b = \omega_{ie}^b + \omega_{en}^b + \omega_{nb}^b \quad \text{Eq.2-19}$$

$$\omega_{nb}^b = \omega_{ib}^b - (\omega_{ie}^b + \omega_{en}^b) = \omega_{ib}^b - \mathfrak{R}_n^b (\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \quad \text{Eq.2-20}$$

Dans le cas où la qualité du gyroscope est si brute que nous puissions négliger le taux de rotation de la terre, ω_{in}^n peut être approximé par ω_{en}^n .

Pour trouver les angles d'Euler, il est nécessaire de calculer la relation entre $\omega_{nb}^b = [p \ q \ r]^T$ et $[\dot{\phi} \ \dot{\theta} \ \dot{\psi}]^T$, [JUN 01] et, [STO 97].

$$\omega_{nb}^b = \begin{pmatrix} p \\ q \\ r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dot{\phi} \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} + \mathfrak{R}(\phi, x) \begin{pmatrix} 0 \\ \dot{\theta} \\ 0 \end{pmatrix} + \mathfrak{R}(\phi, x) \mathfrak{R}(\theta, y) \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \dot{\psi} \end{pmatrix} = C_{pqr/\dot{\phi}\dot{\theta}\dot{\psi}} \begin{pmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{pmatrix} \quad \text{Eq.2-21}$$

Où p, q, r sont les vitesses angulaires (en radian/sec.) autour des axes x, y, z de la CI et fournies directement par les gyroscopes après l'enlèvement de ω_{en}^b et ω_{ie}^b , donc :

⁴¹ Le Matrice R_b^n s'appelle « Direction Cosine Matrix »

$$\dot{\rho} = \begin{pmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{pmatrix} = C_{\dot{\phi}\dot{\theta}\dot{\psi}/pqr} \begin{pmatrix} p \\ q \\ r \end{pmatrix} = \frac{1}{\cos \theta} \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \phi \sin \theta & \cos \phi \sin \theta \\ 0 & \cos \phi \cos \theta & -\sin \phi \cos \theta \\ 0 & \sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p \\ q \\ r \end{pmatrix} \quad \text{Eq.2-22}$$

Il est évident dans cette équation que la mise à jour des angles de roulis et de lacet présente des singularités quand l'angle de tangage du véhicule est égale à $\pi/2$, mais cela ne pose pas de problème pour la localisation d'un véhicule terrestre.

Avec ceci, il est facile d'obtenir l'orientation ρ par simple intégration et en introduisant l'équation Eq.2.22 on écrit,

$$\rho = \int_0^t C_{\dot{\phi}\dot{\theta}\dot{\psi}/pqr} (\omega_{ib}^b - \Re_n^b (\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n)) dt \quad \text{Eq.2-23}$$

2.2.4.2 Estimation de la position

La position peut être exprimée par des coordonnées géographiques (latitude, longitude, hauteur):

$$r^{LLa} = [\varphi \quad \lambda \quad h]^T \quad \text{Eq.2-24}$$

Et la vitesse dans le plan local n est définie par :

$$v^n = \begin{pmatrix} v_N \\ v_E \\ v_D \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (r_M + h) & 0 & 0 \\ 0 & (r_T + h) \cos \varphi & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\lambda} \\ \dot{h} \end{pmatrix} \quad \text{Eq.2-25}$$

Par conséquent, la dérivée temporelle des coordonnées géodésiques donne :

$$\dot{r}^{LLa} = \begin{pmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\lambda} \\ \dot{h} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1/(r_M + h) & 0 & 0 \\ 0 & 1/(r_T + h) \cos \varphi & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v_N \\ v_E \\ v_D \end{pmatrix} = D v^n \quad \text{Eq.2-26}$$

Où, D est une matrice de transformation du repère local n ou repère géographique LLa .

2.2.4.3 L'équation dynamique de la vitesse

Le dérivé de la vitesse relative de la terre dans des coordonnées inertielles est donnée par :

$$\frac{d}{dt} v_e^i = f^i - g^i - \omega_{ie}^i v_e^i \quad \text{Eq.2-27}$$

cette équation représente le vecteur de la force spécifique (l'accélération inertielle) compensé par le vecteur de gravité local et l'accélération de Coriolis.

Ch.2 Les différents systèmes de positionnement

ω_{ie}^i , est la vitesse de rotation de la Terre.

Lorsque :

$$v_e^n = \mathfrak{R}_i^n v_e^i \quad \text{Eq.2-28}$$

Par l'application du théorème de Coriolis :

$$\dot{v}_e^n = \mathfrak{R}_i^n (\omega_{ni}^i v_e^i + \dot{v}_e^i) \quad \text{Eq.2-29}$$

$$= \mathfrak{R}_i^n (\omega_{ni}^i v_e^i + f^i - g^i - \omega_{ie}^i v_e^i) \quad \text{Eq.2-30}$$

$$= f^n - g^n + (\omega_{ni}^n - \omega_{ie}^n) v_e^n \quad \text{Eq.2-31}$$

$$= f^n - g^n + (\omega_{ne}^n - 2\omega_{ie}^n) v_e^n \quad \text{Eq.2-32}$$

Donc, l'équation dynamique de la vitesse est exprimée par [FAR 98] :

$$\dot{v}_e^n = a_{en}^n = \mathfrak{R}_b^n f_{ib}^b - (2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times v_e^n - g^n \quad \text{Eq.2-33}$$

L'équation Eq.2-33 affirme simplement que l'accélération sur la surface de la terre du véhicule est égale à l'accélération mesurée par les accéléromètres (la force spécifique f_{ib}^b) après avoir soustrait l'accélération de Coriolis causée par la vitesse du véhicule et la rotation de la terre, $(2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times v_e^n$, et aussi la soustraction (la compensation) de l'accélération de gravité locale g^n , qui comporte la gravité de la terre G , et l'accélération centrifuge due à la rotation de la Terre.

L'accélération Centrifuge = $-\omega_{ie}^n \times \omega_{ie}^n \times R$ (une valeur très petite, qui peut être négligée).

Où R est le rayon de la terre.

Accélération gravitationnelle = G : elle est dirigée vers le centre de la terre.

Donc, la gravité = gravitation + accélération centrifuge :

$$g^n = [0 \quad 0 \quad g_D]^T = G - \omega_{ie}^n \times \omega_{ie}^n \times R \quad \text{Eq.2-34}$$

g_D , est la composante D (Down) du vecteur gravité dans le repère local n . Elle ne se dirige pas vers le centre de la terre, mais est plutôt déplacée légèrement vers l'équateur. On voit dans la figure 16 que la gravité est fonction de la position sur la terre ($g^n(r^n)$), pour plus de détails sur le modèle de la gravité voir [FAR 98, p.223].

La CI mesurera l'accélération de la gravité et on ne peut pas connaître la différence entre cette accélération et la véritable accélération du véhicule. Pour trouver l'accélération du véhicule, nous devons soustraire (compenser) les composantes de la gravité des accélérations mesurées. Comme l'accélération fournie par la centrale est exprimée dans son repère local b , il faut alors commencer par exprimer l'accélération de la gravité dans ce repère. Ceci nous donne

l'équation suivante Eq.2-35. Où $[g_x \ g_y \ g_z]^T$, sont les composantes mesurées de la gravité exprimées dans le repère véhicule b . On remarque que le vecteur de la gravité dans le repère véhicule n'est pas dépendant de l'angle de lacet du véhicule.

$$\begin{pmatrix} g_x \\ g_y \\ g_z \end{pmatrix} = \mathcal{R}_n^b [0 \ 0 \ g_D]^T = \begin{pmatrix} -g_D \sin \theta \\ g_D \cos \theta \sin \phi \\ g_D \cos \theta \cos \phi \end{pmatrix} \quad \text{Eq.2-35}$$

2.2.4.4 La mécanisation

Les centrales inertielles de type « Strapdown » fonctionnent en mode discret et produisent habituellement en sortie des incréments d'angle et de vitesse dans le repère "body", c'est à dire $\Delta \tilde{\theta}_{ib}^b$ et $\Delta \tilde{v}_{ib}^b$. Par conséquent, les algorithmes discrets d'intégration sont habituellement appliqués pour transformer ces mesures en quantités de navigation.

1. Compensation d'erreur :

Les sorties des gyroscopes seront corrigées en utilisant le modèle de biais, alors que les accéléromètres utilisent pour leur part le modèle de biais et le facteur d'échelle. Le biais et le facteur d'échelle ont été estimés par les essais expérimentaux.

$$\Delta \theta_{ib}^b = \Delta \tilde{\theta}_{ib}^b - b_\omega \Delta t \quad \text{Eq.2-36}$$

$$\Delta v_{ib}^b = \begin{pmatrix} 1/(1+s_{gx}) & 0 & 0 \\ 0 & 1/(1+s_{gy}) & 0 \\ 0 & 0 & 1/(1+s_{gz}) \end{pmatrix} (\Delta \tilde{v}_{ib}^b - b_g \Delta t) \quad \text{Eq.2-37}$$

Là où $\Delta \theta_{ib}^b$ et Δv_{ib}^b sont les sorties corrigées des gyroscopes et des accéléromètres, respectivement. b_ω , et b_g sont les vecteurs des biais de gyroscope et d'accéléromètre, respectivement. s_{gx} , s_{gy} et s_{gz} sont les facteurs d'échelle des accéléromètres.

$\Delta t = t_{k+1} - t_k$, est l'incrément de temps pour l'intervalle de temps (t_k, t_{k+1}) . La période d'échantillonnage est habituellement dénotée avec l'unité $Hz = 1/\Delta t$. Comme représenté sur le schéma 15, le taux nominal du IMU VG600CA est de 84 Hz, mais dans la pratique, ce taux n'est pas constant et il fluctue dans la marge du $\pm 0.5\%$, ainsi, Δt est traité comme variable. On trouve une période d'échantillonnage moyenne de 11.7msec.

2. Intégration d'attitude :

L'équation d'intégration pour l'attitude s'effectue dans le repère b parce que c'est dans ce repère qu'on exploite les angles d'attitude. L'intégration de la vitesse angulaire conformément à l'équation Eq.2-23 aboutit à :

$$\rho_{k+1} = \rho_k + C_{\dot{\phi}\dot{\theta}\dot{\psi}/pqr} (\omega_{ib,k}^b - \mathcal{R}_n^b (\omega_{ie,k}^n + \omega_{en,k}^n)) \Delta t \quad \text{Eq.2-38}$$

L'initialisation de ρ est expliquée dans le chapitre suivant.

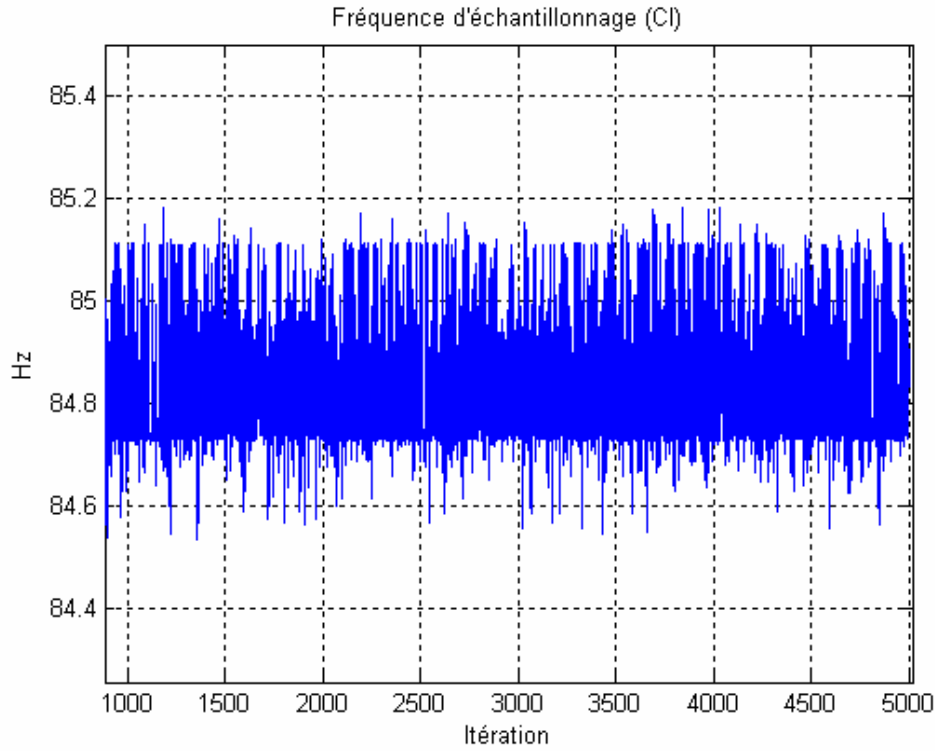


Figure 15: Fréquence de échantillonnage de la CI VG600CA.

3. Intégration de la vitesse et de la position :

L'incrément de vitesse dans le repère body est dû à la force spécifique et peut être exprimé dans le repère navigation n (le repère dans lequel on exploite les résultats) par :

$$\Delta v_f^n = \mathfrak{R}_b^n \Delta v_f^b \quad \text{Eq.2-39}$$

Puis, l'incrément de vitesse est obtenu en appliquant la correction de l'accélération de Coriolis et de la pesanteur :

$$\Delta v^n = \Delta v_f^n - (2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times v^n \Delta t - g^n \Delta t \quad \text{Eq.2-40}$$

L'intégration de la vitesse peut être effectuée comme :

$$v_{k+1}^n = v_k^n + \Delta v_{k+1}^n \quad \text{Eq.2-41}$$

Or, l'intégrale de l'accélération à la vitesse (Eq.2.33) devient ainsi :

$$v_{en,k+1}^n = v_{en,k}^n + a_{en,k}^n \Delta t \quad \text{Eq.2-42}$$

et les positions sont intégrées en utilisant la méthode de Runge - Kutta d'ordre 2 :

$$r_{k+1}^{LLa} = r_k^{LLa} + \begin{pmatrix} 1/(r_M + h) & 0 & 0 \\ 0 & 1/(r_T + h) \cos \varphi & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \frac{(v_k^n + v_{k+1}^n)}{2} \Delta t \quad \text{Eq.2-43}$$

L'objectif pour un système de navigation inertiel est donc de résoudre, ou de "mécaniser", les équations ci-dessus afin de déterminer les variables de position représentant le mouvement du véhicule au-dessus de la surface de la terre. Pour ce faire, tous les termes dans les équations doivent d'abord être exprimés dans le système de coordonnées commun (voir annexe A).

Le processus permettant de résoudre les équations informatiquement se compose d'une initialisation des variables de position, de vitesse et d'orientation aux conditions initiales, en lisant les gyroscopes et de calcul de l'orientation actuelle. Ensuite, en lisant les accéléromètres, il s'agit de calculer la gravitation et les accélérations de Coriolis et centrifuge en utilisant la position et la vitesse du dernier cycle, puis de transformer la force spécifique dans le repère n . Finalement, il faut faire l'intégration pour calculer la position et la vitesse pour le cycle courant en tenant en compte de l'orientation. La solution des équations décrites dans cette section peut être visualisée avec le schéma fonctionnel montré ci-dessous. Le schéma 16 récapitule la mécanisation globale de l'INS dans un repère local n .

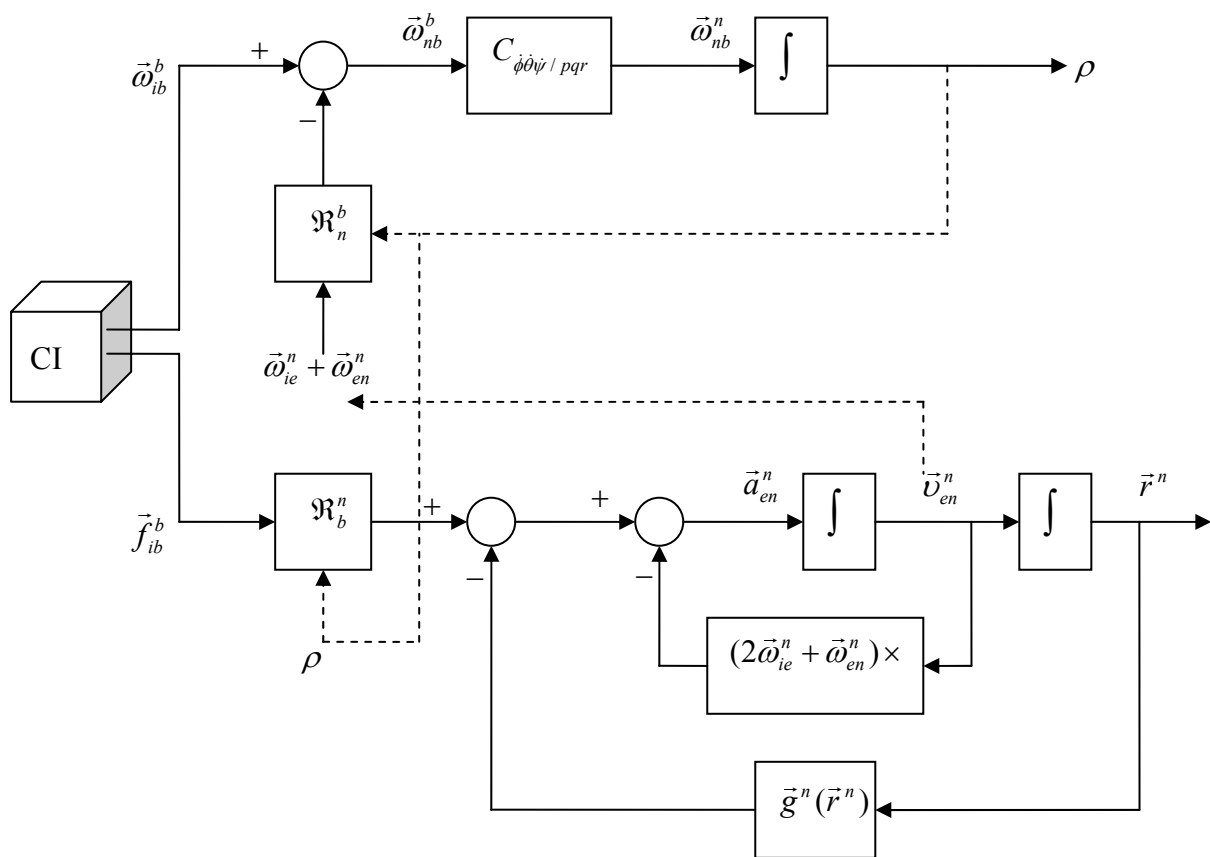


Figure 16: Evaluation des données inertielles (mécanisation globale de l'INS)

On peut ainsi résumer les équations de mécanisation de navigation inertielle qui constitueront le modèle d'équations principales du système pour la navigation hybride (Eq.2-44) :

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{r}}^n &= \mathbf{v}^n \quad \text{ou} \quad \dot{\mathbf{r}}^{LLa} = D\mathbf{v}^n \\ \dot{\mathbf{v}}^n &= \mathbf{a}_{en}^n = \mathfrak{R}_b^n \mathbf{f}_{ib}^b - (2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \mathbf{v}_{en}^n - \mathbf{g}^n \\ \mathfrak{R}_b^n &= \mathfrak{R}_b^n(S(\boldsymbol{\omega}_{nb}^b))\end{aligned}\tag{Eq.2-44}$$

On peut résumer les équations de mécanisation par:

1. Calcul de l'orientation en tenant en compte de la vitesse de rotation de la terre.
2. En tenant compte de l'orientation, transformation de la force spécifique dans le repère n .
3. La soustraction (la compensation) de la gravitation de la force spécifique mesurée.
4. Compensation de la force centrifuge due à la position excentrée du véhicule par rapport au centre de la terre, (les points 3 et 4 sont inclus dans $\bar{\mathbf{g}}^n(\bar{\mathbf{r}}^n)$).
5. Compensation de la force de Coriolis due au mouvement du véhicule sur la surface de la terre (peut être négligé).
6. Réalisation de deux intégrations -incorporant des conditions initiales - pour obtenir la position et la vitesse.

2.3 L'odométrie et le modèle cinématique du véhicule

Dans ce sous-chapitre, les équations d'évaluation des données odométriques seront décrites, nous allons également montrer l'utilisation des données odométriques avec des contraintes non-holonomes sur le modèle du véhicule. Nous verrons plus tard que ce modèle odométrique nous servira à améliorer la localisation en combinant l'odométrie avec le système inertiel présenté.

L'odométrie fournit le vecteur vitesse $(\dot{x}, \dot{y}, \dot{\theta})$ et par intégration la configuration (x, y, θ) à partir des rotations élémentaires des roues. Montés sur les roues de la voiture, les odomètres mesurent le nombre de tours de roues effectués pendant une durée donnée. En pratique, cette information est utilisée sur une courte période pour en déduire une mesure de la vitesse de rotation des roues. Le dispositif ABS⁴² comporte des odomètres à effet Hall. Ces capteurs délivrent un signal analogique dépendant de la position angulaire de la roue, de telle sorte que la rotation de la roue produise des signaux sinusoïdaux. Ceux-ci sont seuillés pour fournir des « tops » analogues à ceux d'un codeur incrémental, avec un certain nombre de tops par tour de roue (une roue crantée).

Dans les différents modèles présentés par la suite, nous ne modélisons ni le glissement transversal (la dérive), ni le glissement longitudinal.

2.3.1 Modèle du véhicule

2.3.1.1 Modèle d'une voiture de type char

Les équations cinématiques d'une voiture de type char figuré dans fig.17 sont :

⁴² ABS : Anti-lock Braking System

$$\begin{aligned} u &= r(\omega_d + \omega_g)/2 \\ v &= 0 \\ \dot{\theta} &= r(\omega_d - \omega_g)/2d \end{aligned} \quad \text{Eq.2-45}$$

Où,

ω_d, ω_g , sont les vitesses angulaires des roues droite et gauche respectivement.

$\dot{\theta}$, est le taux de lacet (la vitesse angulaire) du véhicule dans le plan x-y.

θ , est l'angle entre l'axe du véhicule et l'axe de x.

r , est le rayon des deux roues. (supposées identiques)

$2d$, est la longueur de l'essieu du véhicule (distance entre les deux roues)

$v_d = r\omega_d$, et $v_g = r\omega_g$ sont les vitesses des roues gauche et droite respectivement, et

u est la moyenne des deux vitesses.

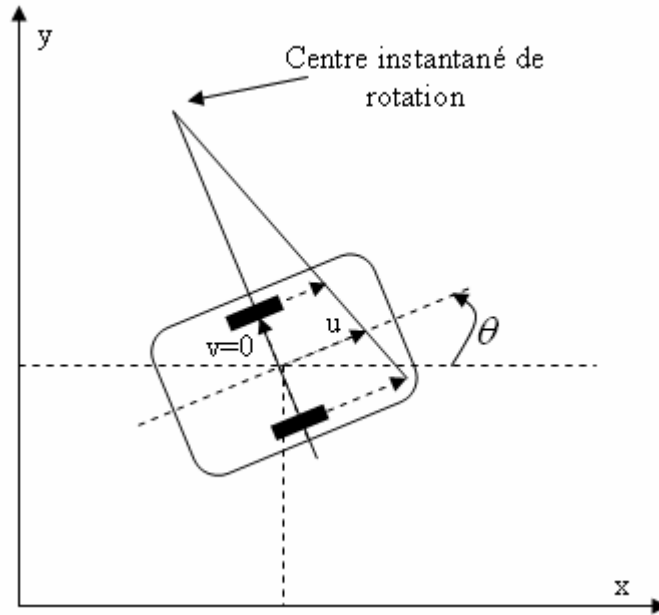


Figure 17: Modèle du véhicule de type char

Les contraintes non holonomes dues au roulement sans glissement imposent une vitesse latérale égale à zéro ($v = 0$)

En développant les composantes de cette vitesse sur les deux axes x, y on obtient,

$$-\dot{x} \sin \theta + \dot{y} \cos \theta = 0 \quad \text{Eq.2-46}$$

Et pour la vitesse longitudinale

$$\dot{x} \cos \theta + \dot{y} \sin \theta = u \quad \text{Eq.2-47}$$

La forme discrète des équations ci-dessus est :

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= x_k + u \cos \theta_{k+1} dt \\y_{k+1} &= y_k + u \sin \theta_{k+1} dt \\ \theta_{k+1} &= \theta_k + \dot{\theta} dt\end{aligned}\tag{Eq.2-48}$$

Où,

x_k , et y_k dénotent la position au centre de l'axe
 dt , est la période d'échantillonnage

2.3.1.2 Modèle d'un voiture de type tricycle (roues directrices)

L'état du véhicule peut être représenté par (x, y, θ, ϕ, v) comme l'illustre la figure 18, où :

x , et y donnent la position du centre de l'essieu arrière,
 θ , donne l'angle que fait le corps du véhicule avec l'axe x horizontal,
 ϕ , donne l'angle de direction par rapport au corps du véhicule (l'angle de braquage de la roue, définissant le centre de rotation instantané O du véhicule),
 l , est la distance entre les essieux du véhicule (la distance entre R et F dans la figure).

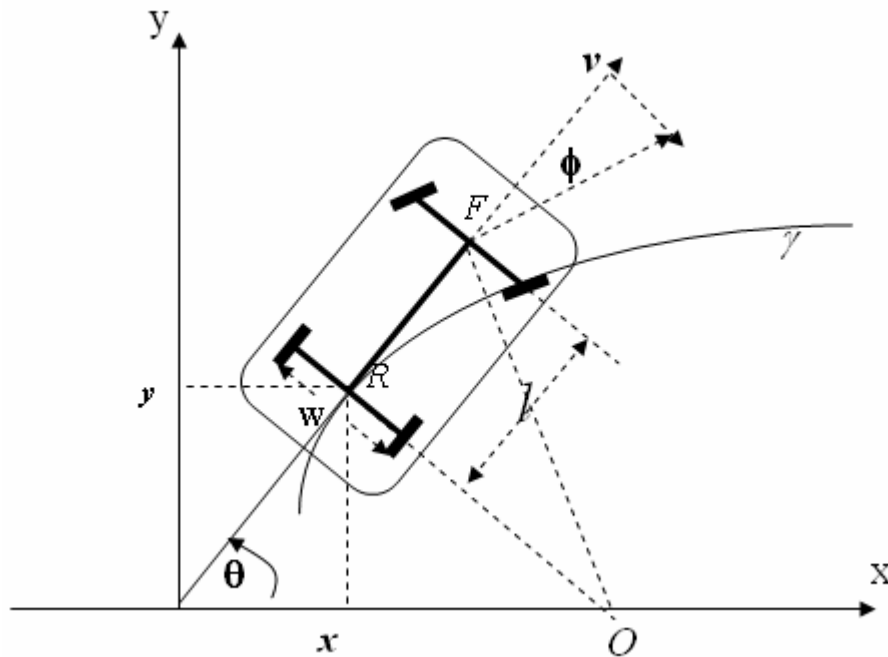


Figure 18: Modèle du véhicule de type tricycle.

La courbe γ suivi par R , a un rayon de courbure instantané égal à $L / \tan \phi$ et cette courbure a une limite supérieure (rayon de giration minoré) exprimée par [SAM 97] :

$$\frac{1}{\rho_{\min}} = \frac{1}{l} \tan \phi_{\max}\tag{Eq.2-49}$$

$\rho_{\min}$, s'appelle le rayon de rotation minimum.

Un véhicule de ce type est soumis à la contrainte $|\phi| \leq \phi_{\max} \leq \frac{\pi}{2}$, qui traduit le fait que l'angle de braquage doit être borné et inférieur à une valeur maximale.

La contrainte $|\phi| \leq \phi_{\max} \leq \frac{\pi}{2}$ peut être réécrite comme $|\dot{\theta}| \leq \frac{|v|}{\rho_{\min}}$, [LAU 97] et [KEL 00].

Où, $v = u_R$ est la vitesse du point R mesurée le long de l'axe principal de la voiture.

Les équations cinématiques de ce modèle :

Si les capteurs odométriques sont montés sur les roues arrière de la voiture, le modèle cinématique est décrit par :

$$\begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\phi} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \\ \tan \phi / l \\ 0 \end{pmatrix} v_1 + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} v_2 \quad \text{Eq.2-50}$$

Où,

$v_1 = v_R$, est la vitesse longitudinale des roues arrière du véhicule,

v_2 , est la vitesse de l'angle de direction.

Si les capteurs odométriques sont montés sur les roues avant de la voiture, le modèle est décrit par :

$$\begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\phi} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta \cos \phi \\ \sin \theta \sin \phi \\ \sin \phi / l \\ 0 \end{pmatrix} v_1 + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} v_2 \quad \text{Eq.2-51}$$

Où, $v_1 = v_F$ est la vitesse des roues avant du véhicule

La vitesse angulaire $\dot{\theta}$ peut être aussi égale à ω_z la vitesse angulaire de la centrale inertielle sur l'axe z .

Un calculateur nous fournit le nombre de tops des roues arrière gauche et arrière droite depuis la dernière mesure, approximativement à 10 Hz. A chaque mesure, on peut estimer la vitesse de la roue gauche ou droite à l'instant k comme étant :

$$\begin{aligned} v_r &= \dot{\alpha}_r \times METERS_PER_TOP \\ v_l &= \dot{\alpha}_l \times METERS_PER_TOP \end{aligned} \quad \text{Eq.2-52}$$

Pour, v_1 on peut prendre une moyenne entre la vitesse gauche et la vitesse droite (si on a deux codeurs).

$$\begin{pmatrix} v \\ \omega \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1/2 & 1/2 \\ 1/W & -1/W \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v_r \\ v_l \end{pmatrix} \quad \text{Eq.2-53}$$

Où W est la distance entre les roues arrière et $\omega = \dot{\theta}$.

Notons α comme la mesure odométrique en tops, $\dot{\alpha}$ est égale à α divisée par la période d'échantillonnage en *tops/sec*. METERS_PER_TOP est un facteur de conversion qui donne la distance parcourue par un seul top en mètre/top. La valeur de METERS_PER_TOP dépend du nombre de tops par révolution de la roue et de la circonférence de la roue, qui peut changer pendant la circulation, mais que nous supposons constante.

Nous devons employer la forme discrète de ces équations pour les mettre en application dans un algorithme. La forme discrète des équations ci-dessus est (pour la conduite par les roues arrière):

$$\begin{aligned} x(k+1) &= x(k) + Tv(k) \cos(\theta(k)) \\ y(k+1) &= y(k) + Tv(k) \sin(\theta(k)) \\ v(k+1) &= \frac{[\alpha(k) - \alpha(k-1)]}{T} \times \text{METER_PER_TOP} \end{aligned} \quad \text{Eq.2-54}$$

Et,

$$\theta(k+1) = \theta(k) + T \frac{1}{l} v(k) \tan(\phi(k)) \quad \text{Eq.2-55}$$

Où,

$$\theta(k+1) = \theta(k) + T \omega_z \quad \text{Eq.2-56}$$

Où T est la période d'échantillonnage (0.1 seconde dans notre cas).

2.3.2 Les avantages et les inconvénients

En résumé, on trouve les propriétés suivantes pour les systèmes odométriques en vue d'une application dans un système hybride:

Les avantages :

Le prix: peu coûteux, d'ailleurs aujourd'hui l'odométrie est intégrée d'office dans les nouveaux modèles de voitures à travers les capteurs ABS. Leur exploitation pour la navigation ne représente pas de charge ou de coût supplémentaires. Cependant, une meilleure précision est souhaitable.

Bonne Précision à court terme: la précision du système est bonne sur une courte période de temps.

Fréquence d'échantillonnage : on peut avoir une fréquence d'échantillonnage assez élevée.

Simple : l'odométrie est basée sur des équations simples, donc informatiquement parlant les calculs sont peu coûteux.

Disponibilité : les odomètres sont autonomes et très fiables.

Les inconvénients :

L'imprécision : A cause des dérives, patinages des roues, glissements, et autres, les mesures d'angle et de distance accumulent les erreurs avec le temps. La précision en vitesse ne dérive pas.

Information en 2D : l'odométrie mesure la distance parcourue sur le sol, si la route est inclinée, la distance mesurée est oblique.

Pas d'information absolue : on a besoin d'un capteur externe (par exemple le GPS) pour avoir un positionnement absolu.

Les sources de toutes les erreurs sont divisées en deux catégories: *erreurs systématiques* et *erreurs non-systématiques* :

Erreurs Systématiques :

- Diamètres inégaux de roue.
- La moyenne des diamètres réels des roues diffère du diamètre nominal des roues.
- L'empattement « la distance inter-essieux du véhicule » réel diffère de l'empattement nominal.
- Le non-alignement des roues.
- Résolution finie des codeurs.
- Fréquence d'échantillonnage finie de l'encodeur.

Erreurs Non Systématiques :

- Patinage
- Navigation sur terrains accidentés.
- Passage au-dessus des objets inattendus sur le terrain.

Chapitre 3 : Navigation Hybride

Le chapitre précédent a montré les avantages et les inconvénients de chaque système de navigation. En pratique, l'imperfection des capteurs est une forte contrainte pour leur usage. Ceci est particulièrement vrai pour les applications dans le secteur automobile où les coûts du système représentent un enjeu important et primordial.

Dans ce chapitre, nous allons nous focaliser sur l'aspect "localisation précise et permanente" du véhicule en mouvement. Pour cela, il est nécessaire de se pencher sur l'intégration et le traitement de l'information issue de systèmes hétérogènes de navigation, GPS et système de navigation inertielle (INS) auxquels sera rajoutée ensuite l'odométrie. La raison de cette intégration est d'exploiter les avantages de chacun des systèmes utilisés. Ils éliminent mutuellement leurs défauts. C'est ce qu'on appelle un système hybride. L'intégration utilise un filtrage numérique pour procéder à une compensation des erreurs en position, vitesse, et en attitude issues de chaque capteur.

Donc dans ce chapitre les équations dynamiques d'erreur du système de navigation inertielle seront obtenues en se basant sur la linéarisation par différenciation (cf. annexe C). Le filtre d'intégration (filtre de Kalman étendu « complémentaire ») sera alors employé en utilisant les équations dynamiques de l'erreur et les observations externes fournies par le GPS. Par la suite, l'intégration INS/odométrie et INS/GPS/odométrie sera expliquée.

Les différentes approches d'hybridation (les méthodes d'asservissement) sont exposées. Plusieurs considérations de mise en application du filtre de Kalman sont également discutées en détail : la résolution de la différence des temps de mesure entre le GPS et la CI par la synchronisation en temps réel, le réglage des paramètres du filtre, la détection des trajets multiples, la correction de l'offset entre le repère inertiel et le repère de l'antenne GPS (*lever-arm correction*), et dans un premier temps, nous nous proposons de faire un rappel sur le filtre de Kalman appliqué aux systèmes linéaires et non-linéaires.

3.1 Rappel sur le Filtre de Kalman

Une idée centrale dans le filtre de Kalman [KAL 60], [WEL 01] et [BRO 97], est de modéliser le système étudié comme un système dynamique linéaire affecté par des bruits, les capteurs du système sont également soumis à des bruits. En disposant d'une information statistique sur la nature du bruit (ses premiers ordres statistiques), il est possible de construire une estimation optimale de l'état du système bien que les capteurs soient inexacts. C'est l'idée fondamentale de la théorie de l'estimation. Sans connaître les erreurs elles-mêmes, la connaissance de leurs statistiques permet la construction des estimateurs utiles en se basant seulement sur cette information. 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 $t_m > t_n$

Le système d'équations utilisé dans le filtre de Kalman repose sur la définition de deux modèles que sont 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

Ch.3 Navigation Hybride

observé. Le modèle du processus qui décrit l'évolution de ce système dynamique est défini par l'équation d'état linéaire récurrente suivante:

$$\dot{x} = Fx + Gu \quad \text{Eq.3-1}$$

Ou la forme discrète :

$$x_{k+1} = \Phi_k x_k + G_k u_k + w_k \quad \text{Eq.3-2}$$

Où,

$x_k, x_{k+1} \in \mathbb{R}^n$, 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 :

$$z_k = H_k \cdot x_k + v_k \quad \text{Eq.3-3}$$

Avec,

$z_k \in \mathbb{R}^p$, 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,

$v_k \in \mathbb{R}^n$, est le bruit de mesure.

Lors de l'utilisation de ce filtre, l'hypothèse est faite que les bruits d'état w_k et de mesure v_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. Cette indépendance des bruits permet de simplifier le formalisme des équations d'évolution et d'observation, donc :

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

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

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

$$\text{Eq.3-4}$$

Où, Q_k et R_k sont les matrices de covariances de processus et des mesures respectivement. La détermination de la covariance du bruit du système est généralement plus difficile que

celle de la mesure, parce que l'observation directe de l'état du système est impossible, le réglage du filtre est expliqué plus tard dans ce chapitre.

La figure 19 montre les différentes étapes d'estimation des paramètres du système. Il y a deux étapes principales pour l'estimation des ces paramètres : l'estimation a priori (la prédiction) et l'estimation a posteriori (la correction). Les paramètres du système sont estimés premièrement à partir des valeurs de l'étape précédente et ensuite ils sont corrigés par des mesures dans l'étape de correction. Les deux étapes tournent d'une façon récursive après une étape d'initialisation.

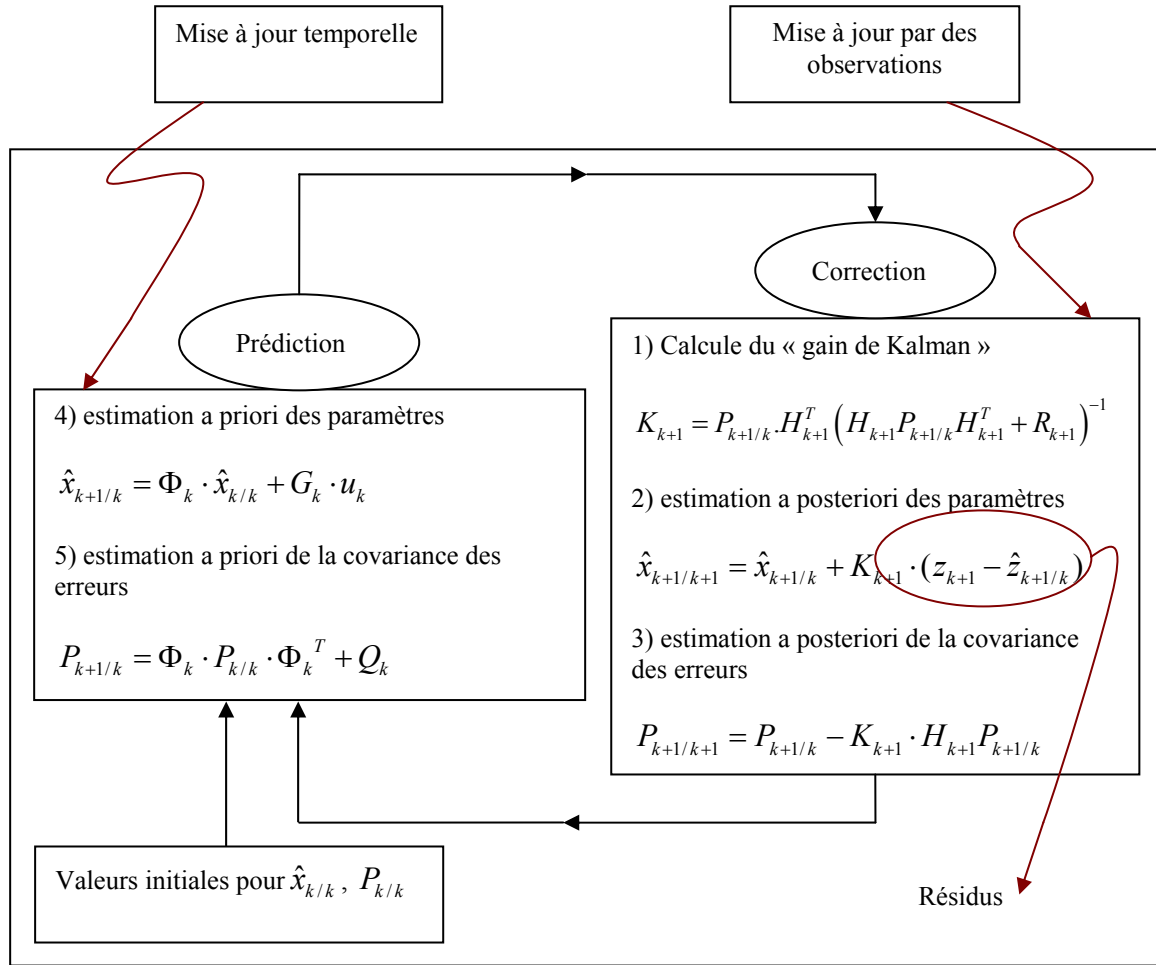


Figure 19: Le filtre de Kalman

Les étapes constituant le filtrage de Kalman dans un cadre linéaire sont :

Initialisation :

L'état initial est une variable gaussienne, indépendante des bruits du système, de moyenne et de matrice de covariances connues.

$$\hat{x}_{0/0} = E(x_0)$$

$$P_{0/0} = E((x_0 - \hat{x}_{0/0})(x_0 - \hat{x}_{0/0})^T) = \text{var}[x_0]$$

Eq.3-5

Prédiction temporelle :

Cette étape permet la prédiction de l'état 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. On obtient donc l'état $\hat{x}_{k+1/k}$ avec sa matrice de covariances associée $P_{k+1/k}$:

$$\begin{aligned}\hat{x}_{k+1/k} &= \Phi_k \cdot \hat{x}_{k/k} + G_k \cdot u_k \\ P_{k+1/k} &= \Phi_k \cdot P_{k/k} \cdot \Phi_k^T + Q_k \\ \hat{z}_{k+1/k} &= H_{k+1} \cdot \hat{x}_{k+1/k}\end{aligned}\tag{Eq.3-6}$$

Correction et mise à jour des mesures (Innovation) :

Une fois la mesure z_{k+1} disponible, l'état prédit peut alors être corrigé par l'innovation $\hat{s}_{k+1/k}$ (et sa covariance associée Eq.3-7) pondérée par le gain du filtre K_{k+1} . On en déduit alors l'estimation de l'état $\hat{x}_{k+1/k+1}$ avec sa matrice de covariances associée $P_{k+1/k+1}$.

$$\begin{aligned}\hat{s}_{k+1/k} &= z_{k+1} - \hat{z}_{k+1/k} \\ S_{k+1/k} &= H_{k+1} \cdot P_{k+1/k} \cdot H_{k+1}^T + R_{k+1}\end{aligned}\tag{Eq.3-7}$$

$$\begin{aligned}K_{k+1} &= P_{k+1/k} \cdot H_{k+1}^T \cdot (S_{k+1/k})^{-1} \\ \hat{x}_{k+1/k+1} &= \hat{x}_{k+1/k} + K_{k+1} \cdot \hat{s}_{k+1/k} \\ P_{k+1/k+1} &= (I - K_{k+1} \cdot H_{k+1}) \cdot P_{k+1/k}\end{aligned}\tag{Eq.3-8}$$

Où

- K_{k+1} , le gain de Kalman, entre 0 et 1.
- $\hat{x}_{k/k}$, le vecteur d'état, et $P_{k/k}$ la matrice de covariances
- Φ_k , est la matrice de transition entre les instants $k-1$ et k .
- Q_k , est la matrice de covariances de processus. (Le bruit du système)
- z_{k+1} , est le vecteur de mesures.
- H_{k+1} , est la matrice d'observation.
- R_k , est la matrice de covariances des mesures.

En fait, le gain de Kalman a été calculé de façon à minimiser la covariance d'erreur a posteriori $P_{k+1/k+1}$, il est égal à la covariance de prédiction d'état $P_{k+1/k} \cdot H_{k+1}^T$ divisée par la covariance d'innovation $S_{k+1/k}$.

Si notre mesure est plus précise que notre erreur de système, alors $R_{k+1} \ll P_{k+1}$ et $K_{k+1} \cong 1$. Dans ce cas, l'équation $\hat{x}_{k+1/k+1} = \hat{x}_{k+1/k} + K_{k+1} \cdot \hat{s}_{k+1/k}$ est approximativement identique à : $\hat{x}_{k+1/k+1} = \hat{x}_{k+1/k} + \hat{s}_{k+1/k}$, ce qui donnerait plus de poids à la mesure dans l'estimation de l'état. Si en revanche nous connaissons notre erreur de système plus précisément que notre mesure, nous devrions alors rendre la correction due à la mesure très petite. Dans ce cas, $R_{k+1} \gg P_{k+1}$ et $K_{k+1} = P_{k+1} / R_{k+1}$ ainsi la correction sera très faible.

Le résiduel (innovation) reflète l'écart entre la mesure prédite et la mesure réelle. Un résiduel de zéro, signifie que les deux mesures sont équivalentes.

3.2 Linéarisation des problèmes non linéaires

La formulation du filtre présentée plus tôt est basée sur un modèle linéaire des systèmes et elle n'est donc pas applicable dans les situations où le modèle du système ou le modèle de la mesure ou bien les deux sont non-linéaires. Ainsi, le problème principal dans ces cas est de linéariser d'abord le modèle, et puis d'appliquer le filtre standard de Kalman pour obtenir l'état du système. Un certain nombre de méthodes ont été développées dans cette direction; ici nous discuterons trois de telles approches.

Quand la linéarisation se fait autour d'une certaine trajectoire nominale dans l'espace d'état qui ne dépend pas des données de mesure, le filtre résultant s'appelle le *Filtre Linéarisé de Kalman*. La linéarisation autour une trajectoire (estimée) qui est continuellement mise à jour avec les estimations d'état résultant des mesures s'appelle le *Filtre de Kalman Étendu* [BRO 97 et GRE 01b]. Dans les deux cas, la linéarisation est faite en utilisant la série de Taylor. Une autre méthode est de linéariser en utilisant un ensemble de points-échantillons choisis, ceci donne le (*Unscented Kalman Filter*) ou (*Sigma-point Kalman Filter*), [JUL 97]. Nous examinerons maintenant ces approches en détail.

3.2.1 Le Filtre de Kalman Linéarisé

Dans le filtre linéarisé de Kalman, la linéarisation est faite autour d'une certaine trajectoire nominale, qui ne dépend pas des données de mesure, c.-à-d. que l'expansion en série de Taylor utilisée pour la linéarisation est évaluée à un certain point nominal connu (cf. « Annexe C »).

Considérez un modèle non-linéaire d'un système défini comme suit :

$$\text{Modèle du processus : } x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + w_{k-1} \quad \text{Eq.3-9}$$

$$\text{Modèle de mesure: } z_k = h(x_k) + v_k \quad \text{Eq.3-10}$$

Là où, f et h sont des fonctions non-linéaires connues, u_k est la fonction (le vecteur) de commande et w_k et v_k sont des processus de type bruit blanc non corrélés. La non-linéarité peut résider soit dans le modèle du processus soit dans le modèle de mesure soit dans les deux fonctions.

Supposez qu'une trajectoire approximative x_k^{nom} (fig. 20) puisse être déterminée par un quelconque moyen; celle-ci est référée en tant que trajectoire nominale (la trajectoire de référence). La trajectoire réelle (actuelle) x_k , peut être écrite en termes de x_k^{nom} et d'erreur δx_k comme suit :

$$x_k = x_k^{nom} + \delta x_k \quad \text{Eq.3-11}$$

Les équations Eq.3-8 et Eq.3-9 deviennent alors :

$$x_k^{nom} + \delta x_k = f(x_{k-1}^{nom} + \delta x_{k-1}, u_{k-1}) + w_{k-1} \quad \text{Eq.3-12}$$

$$z_k = h(x_k^{nom} + \delta x_k) + v_k \quad \text{Eq.3-13}$$

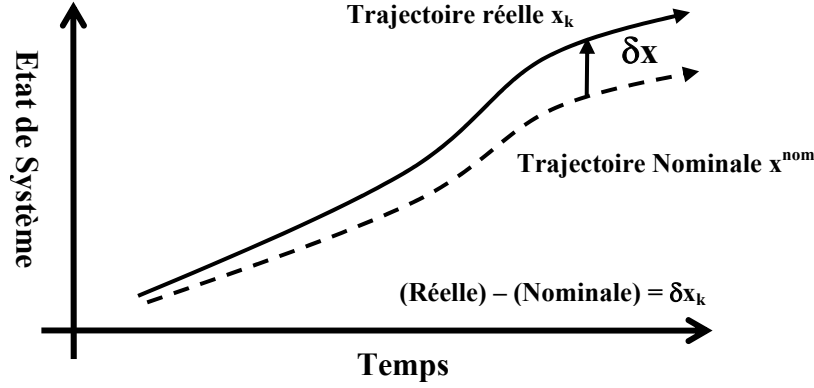


Figure 20: Trajectoire nominale et réelle pour un filtre linéarisé de Kalman

Par l'application de l'expansion de série de Taylor dans l'équation Eq.3-12 et en supposant que δx_k est petit, nous allons réaliser une expansion de f autour de x_k^{nom} en ne gardant que le terme de premier ordre :

$$x_k = x_k^{nom} + \delta x_k^{nom} = \left(f(x_{k-1}^{nom}, u_{k-1}) + \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{x=x_{k-1}^{nom}} \cdot \delta x_{k-1} + \text{termes d'ordres élevés} \right) + w_{k-1} \quad \text{Eq.3-14}$$

$$f(x_{k-1}^{nom}, u_{k-1}) = x_k^{nom}$$

$$\Rightarrow \delta x_k \approx \Phi_{k-1} \delta x_{k-1} + w_{k-1} \quad (\text{La dynamique linéarisée}) \quad \text{Eq.3-15}$$

Où,

$$\Phi_{k-1} = \left[\frac{\partial f}{\partial x} \right]_{x=x_{k-1}^{nom}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \frac{\partial f_1}{\partial x_3} & \dots \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_3} & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \end{bmatrix}_{x=x^{nom}} \quad \text{Eq.3-16}$$

et

$$w_k \sim N(0, Q_k)$$

En négligeant le second terme et les termes d'ordres supérieurs, la prédiction de l'état est propagée par les équations non-linéaires tandis que les erreurs d'état le sont par un système linéaire séparé.

Maintenant, la mesure peut être également linéarisée en utilisant l'expansion de la série de Taylor, en linéarisant h à x_k^{nom} et négligeant les termes d'ordres supérieurs.

$$z_k = \left(h(x_k^{nom}) + \frac{\partial h}{\partial x} \bigg|_{x=x_k^{nom}} \cdot \delta x_k + \text{termes d'ordres élevés} \right) + v_k \quad \text{Eq.3-17}$$

$$\delta z_k \approx z_k - h(x_k^{nom})$$

$$\Rightarrow \delta z_k \approx H_k \cdot \delta x_k + v_k \text{ (Équation de mesure linéarisée)} \quad \text{Eq.3-18}$$

Où,

$$H_k = \left[\frac{\partial h}{\partial x} \right]_{x=x_k^{nom}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_1} & \frac{\partial h_1}{\partial x_2} & \frac{\partial h_1}{\partial x_3} & \dots \\ \frac{\partial h_2}{\partial x_1} & \frac{\partial h_2}{\partial x_2} & \frac{\partial h_2}{\partial x_3} & \dots \\ \dots & & & \\ \dots & & & \end{bmatrix}_{x=x_k^{nom}} \quad \text{Eq.3-19}$$

et,

$$v_k \sim N(0, R_k)$$

Les équations Eq.3-15 et Eq.3-18 constituent un modèle linéarisé pour le cas discret. Il est clair que ce modèle de système linéarisé peut être utilisé pour mettre en application un filtre linéarisé de Kalman parce que la relation de la dynamique d'erreur et la relation associée de mesure des erreurs sont devenues linéaires. Ici, nous estimons seulement la valeur d'incrément « l'erreur », ainsi les valeurs réelles de l'état seront l'incrément estimé plus la valeur nominale à l'instant même. Aussi Φ et H sont obtenus en évaluant les matrices de dérivées partielles (les Jacobiennes de f et h) le long de la trajectoire nominale. La position nominale (ou le vecteur d'état) peut changer avec chaque étape du processus récursif, ainsi les termes de H et de Φ peuvent être variables avec le temps et doivent être recalculés avec chaque étape récursive. Le problème dans la linéarisation autour de la trajectoire nominale est que la déviation de la trajectoire réelle de la trajectoire nominale tend à augmenter avec le temps. À mesure que la déviation augmente, les poids des termes d'ordres supérieurs dans l'expansion de la série de Taylor de la trajectoire augmentent.

La déviation de la trajectoire de référence est le vecteur d'état et les mesures dans le modèle linéaire sont les vraies mesures moins celles qui ont été prédites par la trajectoire nominale en l'absence du bruit.

Le filtre linéarisé est utilisé dans une configuration de « feedforward » comme montré ci-dessous (fig 21). Sous cette forme, la trajectoire nominale n'est pas mise à jour pour refléter les estimations d'erreur calculées par le filtre. Le modèle de « feedforward » peut être utilisé pour intégrer un système de navigation inertielle avec un certain nombre d'aides externes de navigation. Nous devons choisir une trajectoire nominale autour de laquelle la linéarisation sera effectuée. L'INS seul est pris comme le modèle du système et ses sorties sont considérées comme la trajectoire de référence (nominale). Cette trajectoire de référence ne sera pas toute

parfaite car c'est une combinaison de la trajectoire vraie avec les erreurs d'INS. Notre but est d'estimer les erreurs du système inertiel en utilisant systèmes de mesures externes ces erreurs sont appliquées à la référence (et à la sortie brute du système inertiel) pour produire une sortie correcte et améliorée du système inertiel.

Ici nous supposons que la déviation de la trajectoire de référence de la trajectoire vraie reste petite pendant toute la période d'intérêt. Le point à noter ici est que le filtre de Kalman agit seulement sur les erreurs du système. Ainsi, nous avons besoin d'un modèle de l'espace d'état décrivant ces erreurs-là et il doit être linéaire avec le bruit blanc. Par ailleurs, les mesures d'INS ne sont pas utilisées en tant que "mesures" dans le filtre de Kalman mais plutôt pour fournir la trajectoire de référence.

Ce type de filtre est difficile d'utilisation pour des missions prolongées parce qu'après une certaine durée, la trajectoire de référence peut diverger en un point où l'hypothèse linéaire n'est plus valide à travers la variation du vecteur d'état. Enfin, le filtrage linéarisé a l'avantage de permettre généralement une exécution en temps réel, cependant, il est moins robuste vis-à-vis des approximations non-linéaires des erreurs que le filtrage étendu [GRE 01b]. Un remède simple et efficace pour le problème de la déviation réside dans le remplacement de la trajectoire nominale par la trajectoire estimée, ce qui ramène au filtre de Kalman étendu.

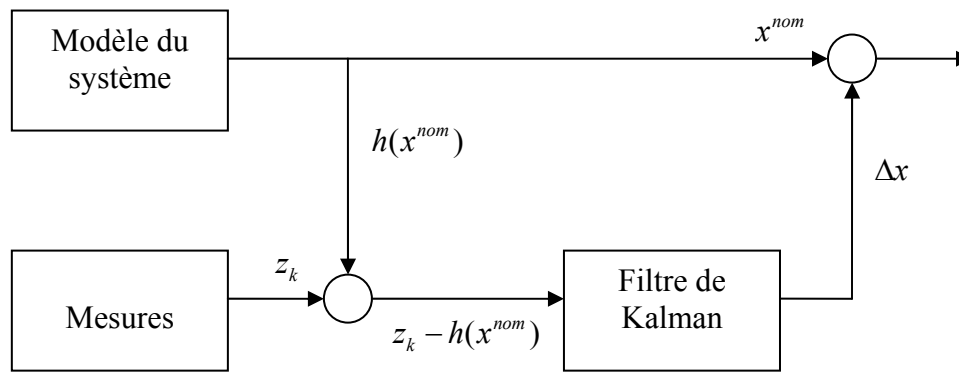


Figure 21: Filtre de Kalman Linéarisé (Feedforward)

Les lecteurs désireux d'approfondir leurs connaissances sur le sujet pourront consulter les références suivantes : [BRO 97 p336] et [GOD 03].

3.2.2 Le Filtre de Kalman Étendu

Le filtre de Kalman étendu⁴³ « EKF » a été développé par Stanley F. Schmidt [GRE 01b]. Il représente probablement l'approche la plus commune et la plus populaire pour traiter un système non linéaire. Son fonctionnement consiste simplement à linéariser tous les modèles non-linéaires de sorte que le filtre linéaire traditionnel de Kalman puisse être appliqué. L'EKF est devenu une approche standard pour un certain nombre d'applications d'estimation non-linéaire.

EKF est similaire à un filtre linéarisé de Kalman sauf que la linéarisation a lieu autour de la trajectoire estimée du filtre plutôt que de la trajectoire nominale pré-calculée [fig. 22]. Ceci signifie que les dérivés partiels sont évalués le long de la trajectoire qui a été mise à jour avec les estimations du filtre; ce qui dépend des mesures. Ainsi, le gain du filtre dépendra de

⁴³ Extended Kalman Filtering en anglais

la séquence d'échantillons de mesure et ne sera pas prédéterminé par les prévisions du modèle du processus [BRO p344] :

$$\text{Modèle non linéaire du processus : } x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + w_{k-1} \quad \text{Eq.3-20}$$

$$\text{Modèle de mesure: } z_k = h(x_k) + v_k \quad \text{Eq.3-21}$$

L'approximation de Taylor de f est faite autour de l'estimation de l'instant précédent $\hat{x}_{k-1}$:

$$\Phi(\hat{x}, k) \approx \left. \frac{\partial f(x, k)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_{k-1}} \quad \text{Eq.3-22}$$

L'approximation de Taylor de h est faite à la position (ou à l'état) prédite correspondante :

$$H(\hat{x}, k) \approx \left. \frac{\partial h(x, k)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_k^-} \quad \text{Eq.3-23}$$

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

$$x_k \approx x_k^- + \Phi_{k-1}(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) + w_{k-1} \quad \text{Eq.3-24}$$

$$z_k \approx \hat{z}_k + H_k(x_k - x_k^-) + v_k \quad \text{Eq.3-25}$$

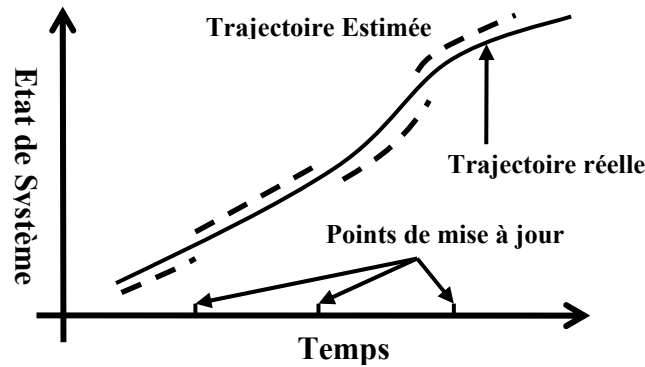


Figure 22: Trajectoire estimée (nomiale) et réelle pour un filtre de Kalman étendu

Les équations Eq.3-24 et Eq.3-25 constituent un modèle linéarisé pour le cas discret. En général, l'EKF est difficile en raison du bouclage (le feedback) de la mesure au modèle du processus, mais il arrive à mettre à jour la trajectoire utilisée pour la linéarisation pendant que le temps évolue.

L'avantage du EKF est qu'il est plus exploitable pour les missions prolongées. Mais il peut encore parfois aboutir à une trajectoire pire que la trajectoire nominale particulièrement dans les cas où l'incertitude initiale et les erreurs de mesure sont grandes.

Néanmoins, le filtre linéarisé et le filtre étendu de Kalman sont utilisés dans des applications différentes, chacun ayant ses propres avantages et inconvénients. *Ceci est expliqué plus en détail dans les parties relatives aux différentes approches d'hybridation (cf. 3.3).*

Le filtre étendu peut être visualisé dans une configuration de « feedback » comme montré ci-dessous (fig. 23). Dans un système de navigation inertielle assisté par le GPS, les erreurs du système inertielle sont retournées et les corrections sont faites intérieurement dans le système inertielle, ainsi nous n'avons pas les données inertielle brutes à la sortie du système inertielle.

La distinction précise entre les deux filtres (linéarisé et étendu) est basée sur la fonction de mesure $h(x^-)$, et plus précisément sur la façon dont elle est mise à jour : à partir de *la trajectoire corrigée* (filtre étendu) ou de *la trajectoire nominale* (filtre linéarisé). Lorsque $h(x^-)$ est calculée avant que les corrections ne soient faites aux sorties inertielle, le filtre est alors un filtre de Kalman linéarisé ordinaire. Si $h(x^-)$ est calculée après que les corrections aient été faites, le filtre est un filtre de Kalman étendu. En général, l'EKF est préféré particulièrement quand la durée de la mission est longue, parce que dans ce cas la trajectoire de référence peut diverger de la vraie trajectoire au-delà des limites acceptables. Figure 24 montre les différentes étapes de l'algorithme d'estimation des paramètres du système non linéaire.

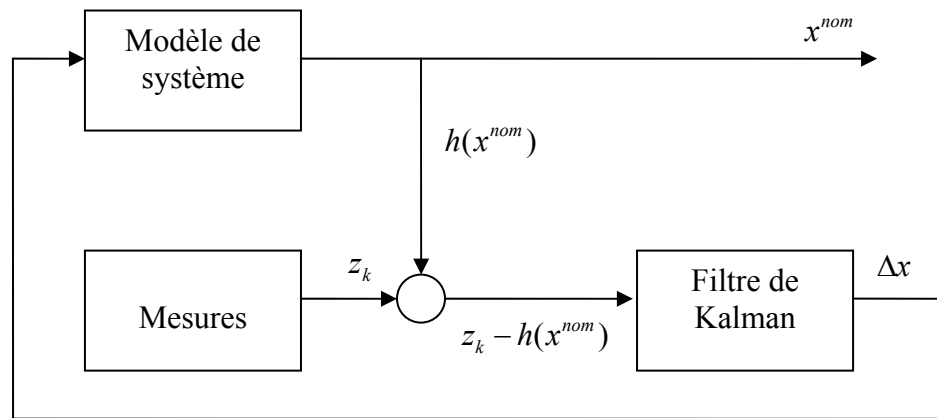


Figure 23: Filtre de Kalman Étendu

3.2.3 Quelques aspects du filtre de Kalman étendu

Le filtre de Kalman étendu est probablement le filtre le plus largement répandu pour un système non linéaire. Cependant, il présente certains inconvénients et défauts :

1. Une opération centrale et essentielle effectuée dans l'EKF est la propagation d'une variable aléatoire gaussienne (GRV⁴⁴) par la dynamique du système. Dans l'EKF, la distribution d'état est approximée par un GRV, qui est alors propagé analytiquement par une linéarisation du premier ordre du système non linéaire. Les termes négligés dans la linéarisation peuvent être relativement grands ce qui peut présenter de grandes erreurs dans l'estimation de la moyenne et de la covariance a posteriori du GRV transformé. Ceci peut mener à une performance sub-optimale et parfois à la divergence du filtre.
2. Le coût calculatoire de l'EKF est intensif par rapport au filtrage linéarisé de Kalman. Puisque la linéarisation est faite autour des estimations obtenues à partir du filtre, nous

⁴⁴ GRV : Gaussian Random Variable

ne pouvons pas calculer le paramètre de filtre à l'avance, ce qui augmente la charge de calcul en temps réel.

3. La dérivation des matrices Jacobiennes n'est pas triviale dans la plupart des applications et introduisent souvent ensuite des difficultés d'implémentation significatives.

Simon Julier a proposé un nouvel algorithme [JUL 96,97] appelé « Unscented filtre de Kalman » pour s'occuper « traiter » du système non linéaire qui résout la plupart des problèmes d'EKF. Cet algorithme a été étendu par [WAN 00a, 00b] pour estimer les paramètres et l'état du système.

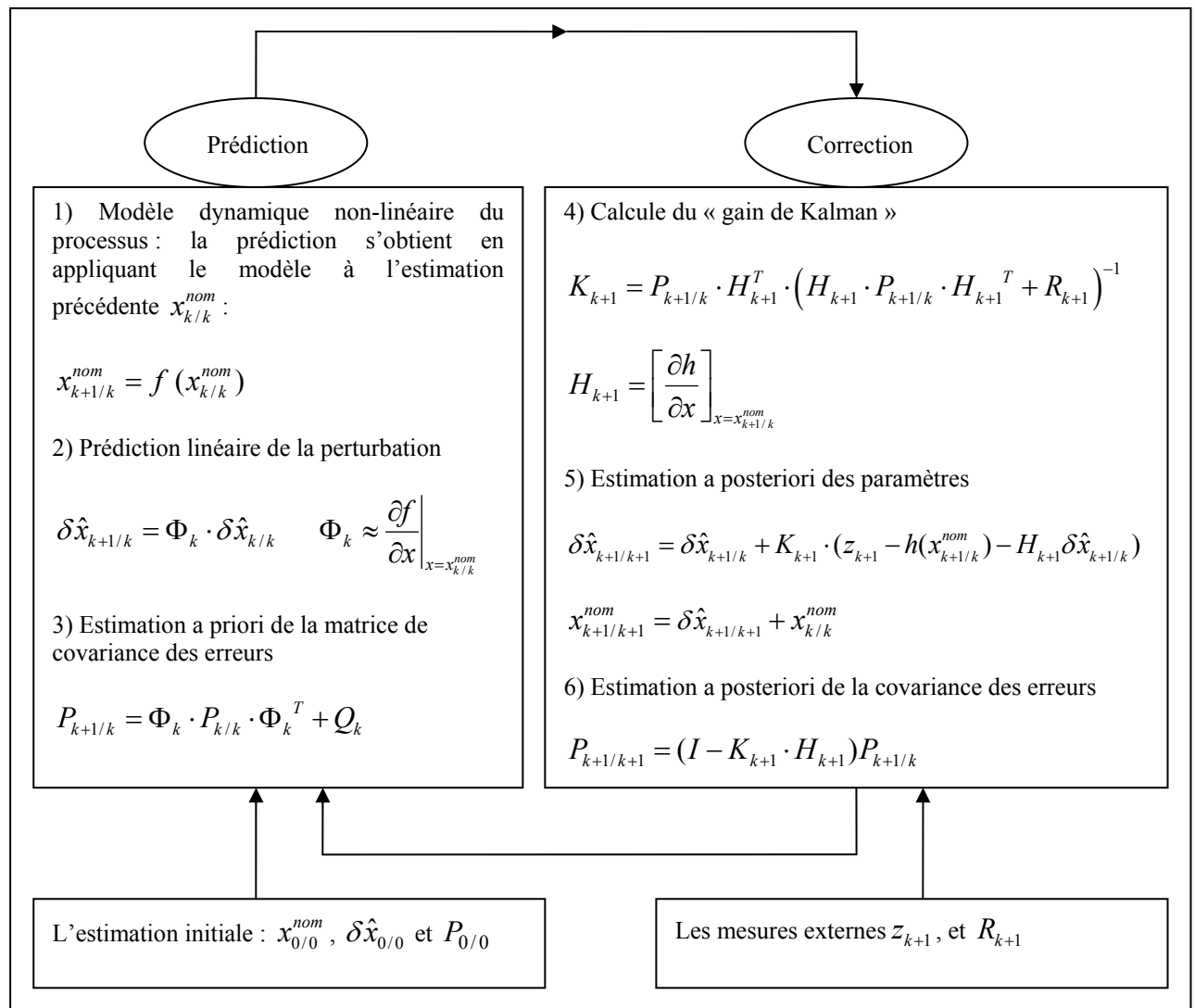


Figure 24: Extension du filtre de Kalman aux systèmes non linéaire

3.2.4 « Sigma-Point » ou « Unscented Kalman Filter »

Un nouvel estimateur linéaire a vu le jour récemment. Il est basé sur le principe qu'un ensemble de points échantillons peut être utilisé pour paramétrer la moyenne et la covariance. L'estimateur assure une performance équivalente au KF pour les systèmes linéaires et

s'applique d'une manière élégante aux systèmes non-linéaires sans passer par les étapes de linéarisation exigées par l'EKF.

L'UKF résout le problème d'EKF en utilisant une approche de d'échantillonnage déterministe. La distribution de l'état est approximée par un GRV⁴⁵, mais est maintenant représentée en utilisant un ensemble minimal de points échantillons soigneusement et attentivement choisis. Ces points échantillons représentent complètement les vraies moyenne et covariance du GRV et, une fois propagés par le système non linéaire, représenteraient parfaitement la moyenne et la covariance a posteriori. Ces entités sont représentées précisément jusqu'au troisième ordre d'un développement Taylor pour n'importe quelle non-linéarité. En comparaison, l'EKF représente une précision d'un premier ordre seulement.

La prémisse de base derrière le « Unscented filtre de Kalman » est qu'il est plus facile d'approximer une distribution gaussienne que d'approximer une fonction non-linéaire quelconque. En effet, au lieu de linéariser la fonction en utilisant les Jacobiennes, l'UKF utilise une approche d'échantillonnage déterministe pour représenter fidèlement les moyenne et covariance avec un ensemble minimal de points-échantillons. L'UKF est une technique d'estimation non-linéaire puissante et s'est avérée une alternative supérieure à l'EKF dans une variété d'applications comprenant l'estimation d'état pour la navigation de véhicule.

Bien que cette méthode dévoile une ressemblance superficielle aux méthodes de type Monte Carlo (telles que les filtres particulaires), il y a une différence extrêmement importante et fondamentale. Les échantillons ne sont pas dessinés au hasard mais plutôt selon des algorithmes spécifiques et déterministes.

Comme avec l'EKF, nous présentons une description algorithmique de l'UKF omettant quelques considérations théoriques. Plus de détails peuvent être trouvés dans [JUL 96], [JUL 97] et [WAN 01].

L'algorithme :

Etant donné le vecteur d'état à l'étape $k-1$, un ensemble de points appelés « *points sigma* » sont calculés et stockés dans les colonnes de la « matrice de points sigma » (matrice de taille $L \times (2L+1)$ et notée « χ_{k-1} »), où L est la dimension du vecteur d'état. Ces points échantillons représentent fidèlement les vraies moyenne et covariance de la variable. Ces points sont calculés en utilisant un algorithme déterministe :

$$\begin{aligned} (\chi_{k-1})_0 &= \bar{x}_{k-1} \\ (\chi_{k-1})_i &= \bar{x}_{k-1} + (\sqrt{(L+\lambda)P_{k-1}})_i, i=1 \dots L \\ (\chi_{k-1})_i &= \bar{x}_{k-1} - (\sqrt{(L+\lambda)P_{k-1}})_{i-L}, i=L+1 \dots 2L \end{aligned} \tag{Eq.3-26}$$

où P est la matrice de covariance, et $(\sqrt{(L+\lambda)P_{k-1}})_i$ est la colonne⁴⁶ i de la racine carrée de la matrice $(L+\lambda)P_{k-1}$, et λ est défini par :

⁴⁵ Gaussian Random Variable

⁴⁶ Si la matrice de racine carrée A de P est de la forme $P = A^T A$, alors les points de sigma sont formés des lignes de A (A est une matrice triangulaire supérieure). Cependant, pour une

$$\lambda = \alpha^2(L + \kappa) - L \quad \text{Eq.3-27}$$

Là où α est un paramètre qui détermine la diffusion du point de sigma autour de $\bar{x}_k$ (*scaling factor*) et habituellement réglé à $10^{-4} \leq \alpha \leq 1$. κ , est un paramètre secondaire⁴⁷.

Lorsque $((L + \lambda)P_{k-1})_i$ est symétrique et positive cela nous permet de trouver la racine carrée en utilisant une décomposition de Cholesky.

Une fois le vecteur χ_{k-1} est calculé, nous exécutons ***l'étape de prédiction*** en propageant d'abord chaque colonne de χ_{k-1} à travers le temps Δt en utilisant le modèle du système (chaque point de sigma est instancié par le modèle du processus pour rapporter un ensemble d'échantillons transformés) :

$$(\chi_k)_i = f((\chi_{k-1})_i), i = 0 \dots 2L \quad \text{Eq.3-28}$$

Où f peut être l'équation différentielle définie en équation Eq.2-44.

Ayant calculé le $(\chi_k)_i$, l'estimation *a priori* de l'état est:

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} (\chi_k)_i, \quad \text{Eq.3-29}$$

où, $W_i^{(m)}$ est l'ensemble des poids associés au point i et défini par :

$$\begin{aligned} W_0^{(m)} &= \lambda / (L + \lambda) \\ W_i^{(m)} &= 1 / \{2(L + \lambda)\}, i = 1 \dots 2L \end{aligned} \quad \text{Eq.3-30}$$

De même, nous calculons la covariance d'erreur *a priori* avec :

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [(\chi_k)_i - \hat{x}_k^-][(\chi_k)_i - \hat{x}_k^-]^T + Q_k, \quad \text{Eq.3-31}$$

Là où Q_k est la matrice de covariance d'erreur du processus, et les poids sont définis par (Eq.3-32):

$$\begin{aligned} W_0^{(c)} &= \frac{\lambda}{(L + \lambda)} + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ W_i^{(c)} &= \frac{1}{2(L + \lambda)}, i = 1 \dots 2L \end{aligned} \quad \text{Eq.3-32}$$

racine de la forme $P = AA^T$, les colonnes de A sont utilisés. où A (racine carrée de P) est une matrice triangulaire inférieure aux éléments diagonaux positifs.

⁴⁷ Habituellement κ est réglé à zéro pour l'estimation d'état et à $3 - L$ pour l'estimation des paramètres.

1) Initialisation du filtre :

$$\hat{x}_0 = E(x_0)$$

$$P_0 = E\left((x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T\right)$$

2) $\forall k \in [1, \dots, \infty[$

a) Calcul des points sigma

$$(\chi_{k-1})_0 = \bar{x}_{k-1}$$

$$(\chi_{k-1})_i = \bar{x}_{k-1} + (\sqrt{(L + \lambda)P_{k-1}})_i, i = 1 \dots L$$

$$(\chi_{k-1})_i = \bar{x}_{k-1} - (\sqrt{(L + \lambda)P_{k-1}})_{i-L}, i = L + 1 \dots 2L$$

b) Prédiction

$$(\chi_k)_i = f((\chi_{k-1})_i), i = 0 \dots 2L$$

$$W_0^{(m)} = \lambda / (L + \lambda)$$

$$W_i^{(m)} = 1 / \{2(L + \lambda)\}, i = 1 \dots 2L$$

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} (\chi_k)_i,$$

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [(\chi_k)_i - \hat{x}_k^-][(\chi_k)_i - \hat{x}_k^-]^T + Q_k,$$

$$(Z_k)_i = h((\chi_k)_i), i = 0 \dots 2L$$

$$\hat{z}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} (Z_k)_i$$

c) Correction :

$$P_{\hat{z}_k \hat{z}_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [(Z_k)_i - \hat{z}_k^-][(Z_k)_i - \hat{z}_k^-]^T + R_k,$$

$$P_{\hat{x}_k \hat{z}_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [(\chi_k)_i - \hat{x}_k^-][(Z_k)_i - \hat{z}_k^-]^T$$

$$K_k = P_{\hat{x}_k \hat{z}_k} P_{\hat{z}_k \hat{z}_k}^{-1}$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - \hat{z}_k^-)$$

$$P_k = P_k^- - K_k P_{\hat{z}_k \hat{z}_k} K_k^T$$

Figure 25: Filtrage UKF dans le cas de bruits additifs

β , est un paramètre utilisé pour incorporer n'importe quelle connaissance antérieure au sujet de la distribution de x (pour la distribution gaussienne, $\beta = 2$ est optimal).

Une illustration simple cette approche de transformation est montrée dans la figure 26.

Étape de correction, nous devons d'abord transformer la colonne de $(\chi_k)_i$ par la fonction de mesure, par conséquent :

$$(Z_k)_i = h((\chi_k)_i), i = 0 \dots 2L$$

$$\hat{z}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} (Z_k)_i \quad \text{Eq.3-33}$$

Avec le vecteur d'état transformée $\hat{z}_k^-$, nous calculons l'estimation a posteriori de l'état en utilisant :

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - \hat{z}_k^-) \quad \text{Eq.3-34}$$

où, z_k sont les vraies mesures.

K_k , est le gain de Kalman, dans la formulation de UFK, K_k est défini par :

$$K_k = P_{\hat{x}_k \hat{z}_k} P_{\hat{z}_k \hat{z}_k}^{-1} \quad \text{Eq.3-35}$$

où,

$$P_{\hat{z}_k \hat{z}_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [(Z_k)_i - \hat{z}_k^-] [(Z_k)_i - \hat{z}_k^-]^T + R_k, \quad \text{Eq.3-36}$$

$$P_{\hat{x}_k \hat{z}_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [(\chi_k)_i - \hat{x}_k^-] [(Z_k)_i - \hat{z}_k^-]^T \quad \text{Eq.3-37}$$

Notons que comme avec l'EKF, R_k est la matrice de covariance du bruit de mesure. Enfin, le dernier calcul dans l'étape de correction doit livrer l'estimation *a posteriori* de la covariance d'erreur qui est donnée par :

$$P_k = P_k^- - K_k P_{\hat{z}_k \hat{z}_k} K_k^T \quad \text{Eq.3-38}$$

$Q, R, \alpha, \beta, \kappa$, sont les cinq paramètres utilisés dans l'UKF. Nous déterminons, R, α, β, κ presque empiriquement et Q est déterminé d'une manière similaire comme dans l'EKF. L'UKF est initialisé d'une façon similaire à l'EKF, en utilisant les mêmes valeurs de vecteur d'état et la matrice de covariance d'erreur. De diverses extensions et modifications peuvent être faites à cette méthode de base pour tenir compte des détails spécifiques d'une application donnée. L'algorithme de la figure 25 présente une implémentation simplifiée du filtrage UKF dans le cas d'un bruit additif.

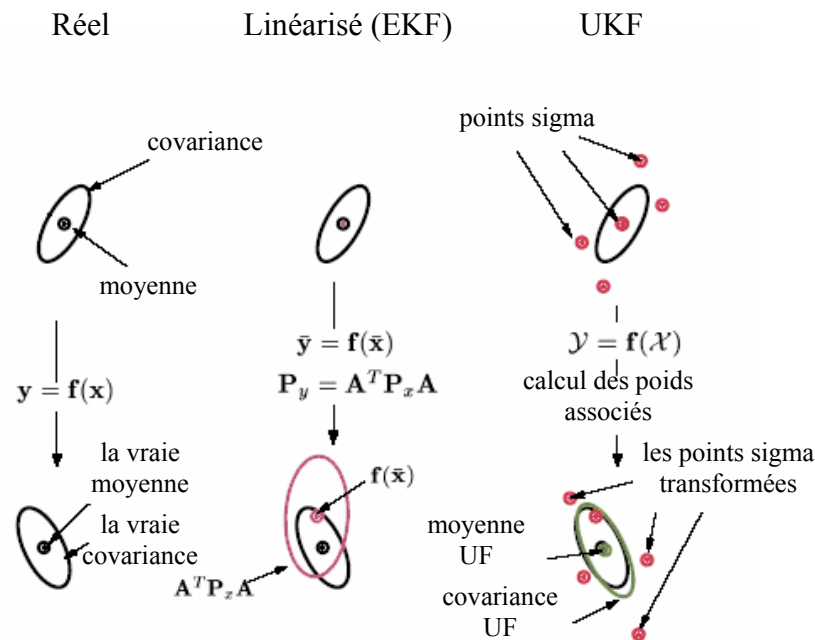


Figure 26: Exemple de la propagation de moyenne et de covariance. a) réel, b) linéarisation de premier ordre (EKF), c) une approche nouvelle (UKF).

3.3 Les différentes approches d'hybridation

La façon dont le filtre est structuré dans le système de navigation dépend des types de capteurs et des modèles utilisés. Pour les systèmes de navigation inertielle aidée par un capteur extérieur, le composant inertiel peut être une unité inertielle (CI) qui fournit seulement les données brutes (l'accélération et la vitesse angulaire), ou un système de navigation inertielle (INS) fournissant la position, la vitesse et les informations d'attitude. La source d'aide (GPS, etc.) peut être considérée comme un capteur fournissant des informations brutes de capteur (par exemple des pseudo distances), ou comme un système de navigation fournissant la position, la vitesse et/ou les informations d'attitude. Les états principaux d'intérêt qui sont estimés par le filtre, et par conséquent qui régissent le type de modèle à mettre en application, sont la position, la vitesse et l'attitude du véhicule, ou encore les erreurs de position, de vitesse et d'attitude.

Deux principes (approches) d'intégration peuvent être mentionnés. La première prend en compte les informations brutes du GPS et de l'INS, puis modélise dans un seul filtre de Kalman les différentes erreurs propres à chacun des systèmes. Cette méthode présente l'inconvénient du phénomène de type « boîte noire »⁴⁸. La deuxième est la configuration dite « faiblement couplée »⁴⁹. Nous avons choisi la configuration faiblement couplée avec asservissement (fig. 29) : les mesures de chacun des systèmes sont traitées indépendamment, puis l'intégration s'effectue sur la position, la vitesse et les angles d'attitude obtenus à partir des mesures inertielles et GPS.

⁴⁸ Appelé en anglais (Tightly Coupled)

⁴⁹ Appelé en anglais (Loosely Coupled)

3.3.1 Mode non-couplé

Il existe aussi un mode non couplé, le schéma fig.27 illustre la configuration dans laquelle le GPS et l'INS produisent indépendamment les solutions de navigation sans l'influence de l'une sur l'autre. Les $(PV)_{GPS}$ sont la position et la vitesse du GPS, tandis que $(PVA)_{INS}$ sont la position, vitesse et l'attitude) de l'INS, $(PVA)_{est}$ sont les paramètres estimés des positions, des vitesses et des attitudes. La solution intégrée de navigation est mécanisée par un processus externe d'intégration. Il peut être simplement un « interrupteur », ou alors il peut être aussi complexe qu'un filtre de Kalman [SPI 96] et [ZHA 03]. Un sélecteur est la manière la plus simple de combiner ces deux systèmes ensemble, et la précision de la solution de navigation ne sera pas plus mauvaise que la précision de l'INS. La précision peut être très basse dans le cas d'utilisation des unités inertiels de précision moyenne et basse. Un filtre de Kalman est alors une bonne solution dans ce cas-ci.

L'avantage de la méthode d'intégration non-couplée est qu'elle est méthode la plus facile, la plus rapide et la moins chère pour intégrer le GPS et l'INS, [ZHA 03].

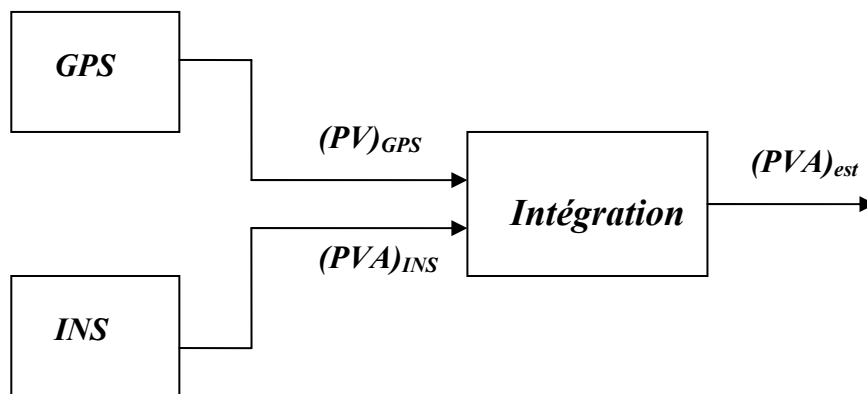


Figure 27: Mode non-couplé

3.3.2 Mode Faiblement « lâchement » Couplé

Dans un système faiblement couplé, le récepteur GPS a son propre filtre de Kalman qui traite la pseudo distance (pseudorange) ou les mesures de Doppler qui sont utilisées pour calculer des positions et des vitesses. Les positions et les vitesses du GPS sont ensuite combinées avec les positions et vitesses de l'INS pour former les erreurs résiduelles qui sont envoyées au filtre de Kalman de navigation. Ce filtre corrige l'INS par asservissement (retour d'état). Ainsi, les effets des biais, des dérives, et des erreurs de non alignement, sont sensiblement diminués.

L'observation qui est fournie au filtre est l'erreur observée de la solution de navigation inertielle, c'est à dire, la différence entre la solution de navigation inertielle et la solution de navigation fournie par la source d'aide (le GPS). Puisque l'observation est l'erreur observée de la solution de navigation inertielle et puisque le filtre estime les erreurs dans la solution de navigation inertielle, 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 (annexe C).

Puisque les équations sont linéarisées, la mise en application du filtre prend une forme linéaire. Le filtre s'appelle dans ce cas un filtre complémentaire.

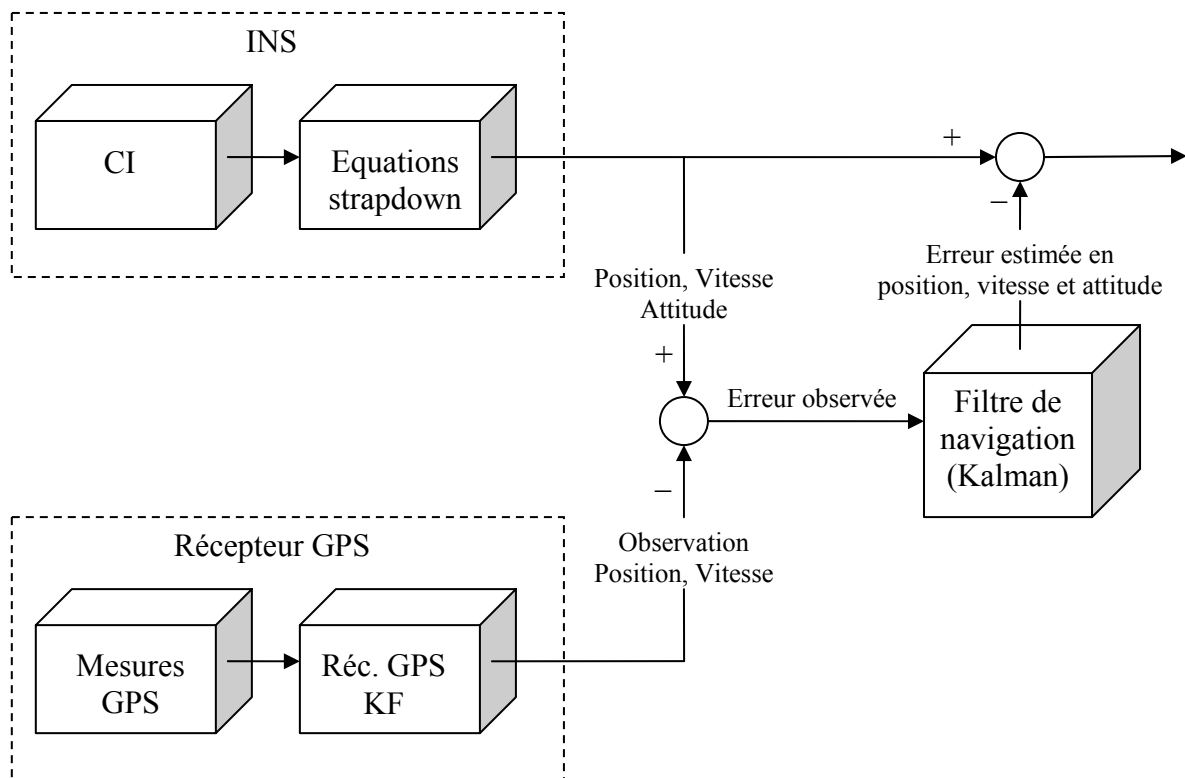


Figure 28: Une approche d'intégration faiblement couplée (boucle ouverte)

Selon l'application, un arrangement faiblement couplé peut être mis en œuvre dans différentes configurations. On trouve la configuration en boucle ouverte (Feedforward = asservissement indirect) et en boucle fermée (Feedback = asservissement direct). Dans le cas de la boucle ouverte, toutes les mesures GPS (position et vitesse pré-filtrées) et INS (position et vitesse) sont traitées dans le filtre de Kalman de navigation. Car il n'y a pas un vrai asservissement (il n'y a aucun), toutes les mesures sont utilisées sans précorrection. L'erreur est soustraite à la sortie. La mise en application de la boucle ouverte est directe et facile à réaliser. Le problème néanmoins est que les états de la CI divergent. Cependant, il est seulement approprié à l'intégration avec un capteur inertiel de bonne précision et aux applications à court terme.

Les unités inertielles de précisions moyenne et basse propagent des erreurs de navigation relativement grandes dans un intervalle fixe de temps comparé à celui d'un système à bonne précision. S'il n'y a aucune boucle d'asservissement pour produire la compensation au niveau du capteur inertiel et de l'équation de mécanisation, les mesures auront des valeurs plus élevées qui abîmeront la prétention linéaire du système. Par conséquent, je n'ai pas mis en application cette version. Le schéma de fig.28 montre une configuration d'intégration faiblement couplée sans asservissement (une boucle ouverte).

Pour une configuration en boucle fermée, l'asservissement est appliqué à partir du filtre d'intégration aux capteurs inertiels et/ou aux équations de mécanisation. Les résultats de l'étape précédente sont utilisés pour réduire au minimum l'erreur. Une configuration en boucle fermée est particulièrement utile quand les précisions des capteurs sont faibles. Puisque les capteurs inertiels de précisions moyenne et basse ont habituellement un changement rapide des propriétés d'erreur, l'estimation et la compensation en temps réel ou proches du temps réel de ces erreurs sont très importantes pour améliorer la précision des solutions de navigation de

l'INS. Le schéma fig.29 montre une configuration d'intégration faiblement couplée avec asservissement (une boucle fermée).

Les configurations faiblement couplées offrent l'avantage d'être fortement modulaires en précision et en coût. Le concepteur du système peut mettre en application le modèle de son choix avec l'INS désiré dans la structure de navigation préférée (ouverte, fermée). N'importe quel capteur d'aide peut alors être ajouté au système de navigation. 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 moyenne et basse parce que la boucle d'asservissement corrige efficacement les erreurs des capteurs.

L'approche par intégration faiblement couplée a été largement utilisée dans la dernière décennie en raison de sa flexibilité et ses performances élevées. Par exemple [CAN 99] a utilisé un système d'intégration en boucle ouverte, faiblement couplée, pour un positionnement aéroporté de précision décimétrique. Des solutions d'INS ont été utilisées pour détecter et corriger les sauts des cycles GPS et établir des liens entre les données GPS en cas de perte. Dans [SAL 00], ils ont employé une boucle fermée, faiblement couplée, et ont réalisé une intégration GPS/CI peu coûteuse et de précision moyenne pour la détermination de l'attitude.

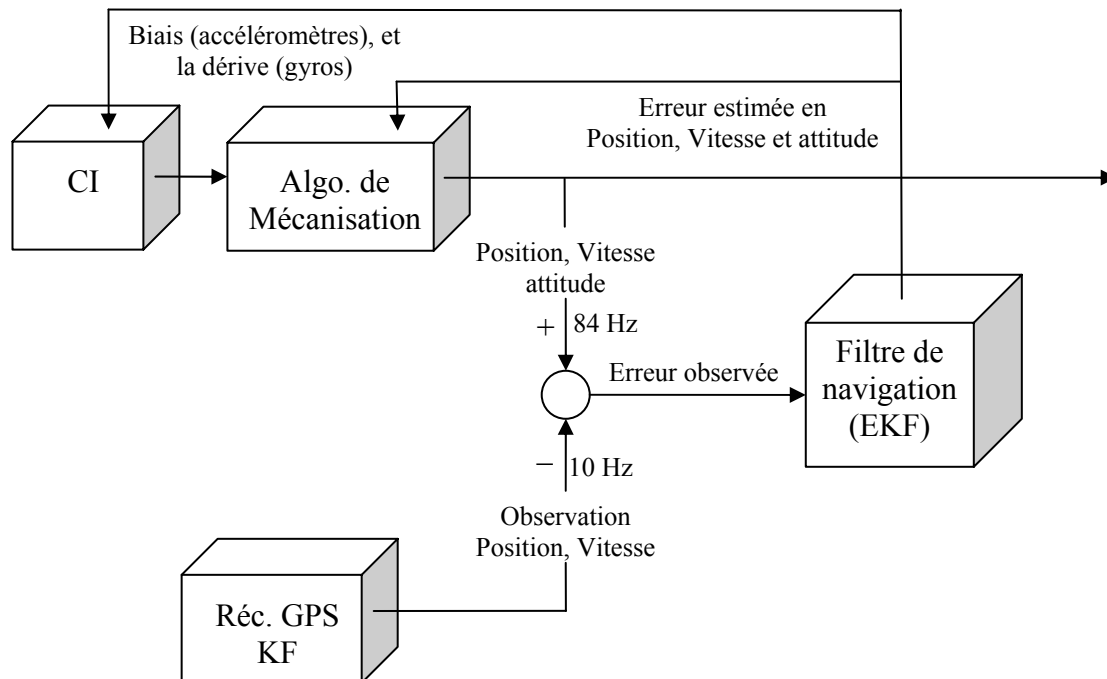


Figure 29: Une approche d'intégration faiblement couplée (boucle fermée)

3.3.3 Système fortement couplé

Dans ce système, les données « pseudorange » et « pseudorate » des satellites ont été utilisées pour aider le filtre de navigation, ainsi que l'accélération et la vitesse angulaire de la CI. La fusion se fait directement au niveau des données brutes. Il y a un asservissement fourni par système externe d'aide (le GPS). On obtient une configuration plus serrée qui améliore l'intégrité du système.

Dans une architecture de système étroitement couplée, les filtres de Kalman séparés pour le récepteur GPS et le processus de navigation sont combinés dans un seul filtre d'intégration.

Comme représenté sur le schéma de fig.30, ce filtre accepte des résiduels de (pseudorange) de GPS et de mesures Doppler directement (Delta-range). L'état d'erreurs du filtre inclue maintenant l'état d'erreurs INS (position, vitesse, attitude, dérive gyroscopique, biais d'accéléromètres) aussi bien que de nouveaux états représentant le biais et la dérive d'horloge du récepteur GPS. Les composants du vecteur d'état du filtre qui représentent les erreurs d'INS sont utilisés pour calibrer l'INS et pour corriger ses estimations de la position, de la vitesse et de l'attitude du véhicule. Les estimations du biais et de la dérive d'horloge par le filtre sont utilisées pour corriger les mesures GPS. De même, ses informations peuvent permettre le tracking (pistage) du groupe des satellites intéressants (ceux dont le DOP est le plus bas).

Le modèle du processus peut être sous une forme telle que le vecteur d'état représente les variables physiques elles-mêmes (position, vitesse, attitude, etc.). Dans ce cas, puisque les équations sont non-linéaires, la mise en application du filtre prend une forme non-linéaire.

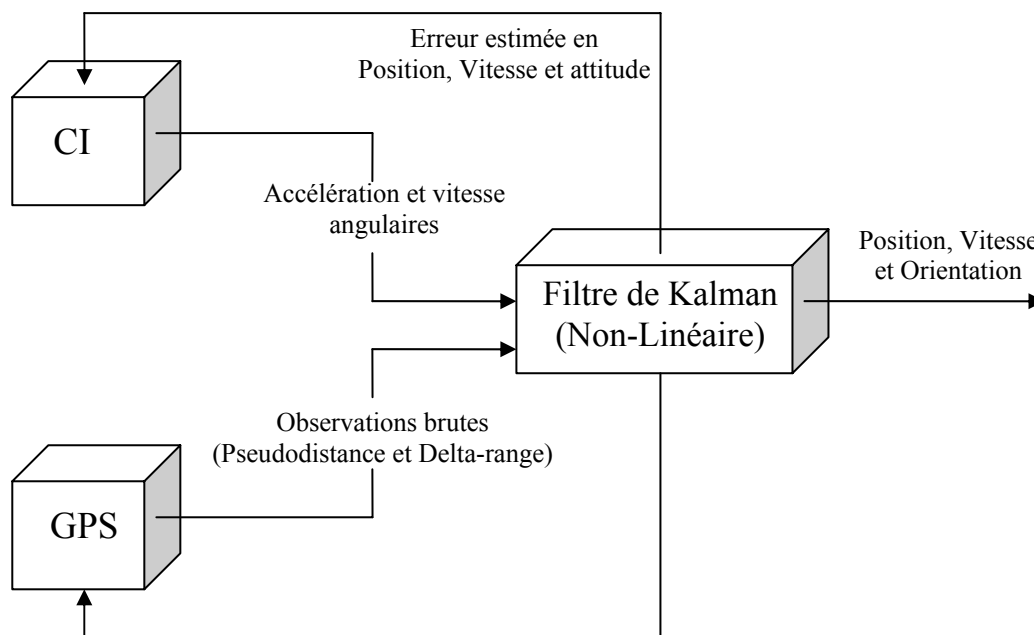


Figure 30: Système fortement couplé

L'architecture étroitement couplée utilise plus efficacement les mesures disponibles et l'information a priori pour déterminer et corriger des erreurs de système d'un mode fortement intégrée. Elle peut apporter ainsi une meilleure performance et une plus grande robustesse que le système lâchement couplé, fournissant des estimations de navigation précises pendant des périodes où la dynamique du véhicule est élevée et pendant les périodes de blocage des signaux (*jamming*), et assure une meilleure élasticité face à une géométrie défavorable des satellites, aux pertes de données, et aux erreurs de la CI. Mais il est plus cher à mettre en application et plus difficile à développer. En outre, si un capteur différent est utilisé, les modèles et les algorithmes doivent changer sensiblement.

L'inconvénient principal de cette approche est qu'elle exige que les concepteurs du système aient accès au matériel et aux variables utilisées dans le récepteur GPS pour la mettre en application. Par conséquent cette approche n'est pas à la disposition du grand public.

Dans [OHL 02], Ohlmerlyer et autres ont appliqué une configuration GPS/INS fortement couplée à un système de guidage de missile.

3.4 Implémentation de la fusion INS/GPS

3.4.1 Les équations du modèle d'évolution : INS seul

Nous avons choisi un mode d'intégration lâchement couplé avec une boucle fermée comme expliqué dans la partie 3.3.2 (illustré dans la figure 29). Dans cette approche, les équations de mécanisation du système inertiel (Eq.2-44) vont évoluer à l'extérieur du filtre selon la forme discrète suivante (ces équations vont créer la trajectoire nominale ou *trajectoire de référence*) :

$$\begin{aligned} r_{k+1}^{LLa} &= r_k^{LLa} + (Dv^n) \times \Delta t \\ v_{k+1}^n &= v_k^n + \left(a_{en}^n \right)_k \times \Delta t = v_k^n + \left(\mathfrak{R}_b^n f_{ib}^b - (2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times v_{en}^n - g^n \right)_k \times \Delta t \\ \left(\mathfrak{R}_b^n \right)_{k+1} &= \left(\mathfrak{R}_b^n \right)_k + \left(\mathfrak{R}_b^n (S(\omega_{nb}^b)) \right)_k \times \Delta t \end{aligned} \quad \text{Eq.3-39}$$

Où :

r^{LLa} est la position en termes de (Latitude, Longitude, Altitude)

v^n est la vitesse dans un repère local Nord Est Down.

$S(\omega_{nb}^b)$ est la forme antisymétrique de ω_{nb}^b

R_b^n est la matrice de transformation du repère b « body » au repère n « navigation »

Δt est la période d'échantillonnage ($\Delta t \approx 11.7$ millisecondes puisque la fréquence d'échantillonnage de la CI est de 84Hz).

Il est clair que les équations Eq.2-44 sont non-linéaires et pour analyser l'erreur dans ce système il faut les linéariser avant d'appliquer le filtre. [KEL 94b] et [PHI 91]. 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.

En utilisant les équations C.7, C.21 et C.31 dans l'annexe C, les équations linéaires d'erreur de notre système peuvent être décrite par :

$$\delta \dot{x} = F \delta x + Gu \quad \text{Eq.3-40}$$

L'équation Eq.3-40 est l'équation d'état linéarisée ou le modèle de processus linéarisé que l'on utilisera pour l'étape de prédiction dans notre filtre de Kalman.

Où,

δx est le vecteur d'état de 9 variables qui sont les erreurs respectives sur (la position, la vitesse et l'orientation sur les trois axes). On voit, à partir de la linéarisation par différenciation, que toutes les quantités d'erreurs sont définies comme la valeur réelle moins la quantité calculée (ou mesurée) $\delta x = x - \hat{x}$. On entend par *quantité mesurée* le résultat de l'évolution des données inertielles.

$$\delta x = \begin{bmatrix} \delta r^{LLa} & \delta v^n & \delta \rho^n \end{bmatrix}^T \quad \text{Eq.3-41}$$

Ch.3 Navigation Hybride

Où, l'erreur sur la position est exprimée dans le système de coordonnées LLa, l'erreur sur la vitesse dans un repère local n , et l'erreur sur l'angle d'Euler (roulis, tangage et lacet) dans le repère local n .

$$\delta \rho^n = [\varepsilon_N \quad \varepsilon_E \quad \varepsilon_D] \quad \text{Eq.3-42}$$

F , Eq.3-43 est la matrice dynamique ou « matrice de transition » du système dont les paramètres ont été exposés dans l'annexe C,

$$F = \begin{pmatrix} F_{rr} & F_{rv} & 0 \\ F_{vr} & F_{vv} & A_n \\ F_{er} & F_{ev} & S(-\omega_{in}^n) \end{pmatrix} \quad \text{Eq.3-43}$$

Où, A_n est l'accélération dans le repère de navigation représentée sous la forme antisymétrique (voir 3.4.2).

G , est la matrice de commande, u est le vecteur de commande (l'accélération et la vitesse angulaire fournies par la centrale sur les trois axes) :

$$G = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ R_b^n & 0 \\ 0 & -R_b^n \end{pmatrix} \quad \text{Eq.3-44}$$

$$\vec{u} = \begin{pmatrix} \delta \vec{f}_{ib}^b \\ \delta \vec{\omega}_{ib}^b \end{pmatrix} \quad \text{Eq.3-45}$$

Les éléments de u sont des bruits blancs, et leur matrice de covariances est donnée par :

$$E[u(t)u(\tau)^T] = Q(t)\delta(t-\tau) \quad \text{Eq.3-46}$$

Où l'opérateur δ dénote la fonction delta de Dirac dont l'unité est 1/temps, et Q s'appelle la matrice de densité spectrale et est de la forme :

$$Q = \text{diag}(\sigma_{ax}^2 \quad \sigma_{ay}^2 \quad \sigma_{az}^2 \quad \sigma_{\omega x}^2 \quad \sigma_{\omega y}^2 \quad \sigma_{\omega z}^2) \quad \text{Eq.3-47}$$

σ_a , et σ_ω est l'écart type des accéléromètres et des gyroscopes. Q est déterminé par la qualité des accéléromètres et des gyroscopes.

Et $S(-\omega_{in}^n)$ est la forme antisymétrique de ω_{in}^n :

$$S(-\omega_{in}^n) = \begin{pmatrix} 0 & \omega_D & -\omega_E \\ -\omega_D & 0 & \omega_N \\ \omega_E & -\omega_N & 0 \end{pmatrix} \quad \text{Eq.3-48}$$

Dans la pratique, la matrice de transition peut être écrite par inspection. Par exemple, la dérivée de l'erreur en position peut être égale à l'erreur de vitesse en tenant compte de la transformation de coordonnées. De même, la variation de l'erreur en vitesse peut être égale à l'erreur dans l'accélération plus l'erreur due au non-alignement. On peut donc simplifier la matrice F dans l'équation Eq.3.40 pour obtenir l'équation Eq.3.49 ou Eq.3.50 :

$$\begin{aligned}\delta \dot{r}^{LLa} &= D \delta v^n \\ \delta \dot{v}^n &= \mathfrak{R}_b^n \delta f_{ib}^b + A_n \delta \rho^n \\ \delta \dot{\rho}^n &= -\mathfrak{R}_b^n \delta \omega_{ib}^b\end{aligned}\tag{Eq.3-49}$$

$$\begin{pmatrix} \delta \dot{r}^{LLa} \\ \delta \dot{v}^n \\ \delta \dot{\rho}^n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & D & 0 \\ 0 & 0 & A_n \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta r^{LLa} \\ \delta v^n \\ \delta \rho^n \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ R_b^n & 0 \\ 0 & -R_b^n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta f_{ib}^b \\ \delta \omega_{ib}^b \end{pmatrix}\tag{Eq.3-50}$$

Les entités $\delta \omega_{ib}^b$ et δf_{ib}^b sont les incertitudes dans les accéléromètres et les gyroscopes dans le repère véhicule et qui sont transformées dans le repère de navigation en utilisant la matrice de transformation $\mathfrak{R}_b^n$. Ces erreurs représentent le cumul des différentes erreurs qui incluent le biais, les facteurs d'échelle, les non-alignements et les non linéarités. Chacune de ces erreurs peut être placée dans le modèle d'état pour y être estimée. Par exemple, le biais dans les accéléromètres peut être modélisé comme erreur constante (marche aléatoire) et le biais (dérive) dans les gyroscopes comme processus de Markov⁵⁰ du premier ordre [SUK 99]. Ceci se traduit par une des équations suivantes :

Si le biais est une constante, on a alors :

$$\delta \dot{a} = 0\tag{Eq.3-51}$$

Si en revanche le biais est une constante rajoutée à une erreur de marche aléatoire (mouvement Brownien) [FAR 98, p81], alors on a :

$$\delta \dot{a}_{k+1} = (0) \delta a_k + w_a\tag{Eq.3-52}$$

Si maintenant le biais est considéré comme un processus de Markov, alors :

$$\begin{aligned}\delta \dot{a}_{k+1} &= -\beta_a \delta a_k + w_a \\ \delta \dot{\omega}_{k+1} &= -\beta_\omega \delta \omega_k + w_\omega\end{aligned}\tag{Eq.3-53}$$

Puisque les systèmes inertiels de type strapdown sont habituellement mis en application avec une fréquence d'échantillonnage élevée, l'équation Eq.3.40 peut être ramenée à sa forme discrète :

⁵⁰ Un processus *aléatoire* $x(t)$ s'appelle un processus de Markov si son évolution future ne dépend pas de son passé, mais uniquement de l'état présent. C'est un processus stochastique simple dans lequel la distribution des états futurs dépend seulement de l'état actuel et pas de la façon dont il est arrivé à l'état actuel.

$$\delta \hat{x}_{k+1/k} = \Phi_k \cdot \delta \hat{x}_{k/k} + w_k \quad \text{Eq.3-54}$$

Φ_k est la matrice de transition, w_k (*plant noise*) est un processus aléatoire dont la distribution est gaussienne. La matrice de covariances liée à w_k est :

$$E[w_k w_i^T] = \begin{cases} Q_k, & i = k \\ 0, & i \neq k \end{cases} \quad \text{Eq.3-55}$$

Dans le cas des véhicules terrestres, la dynamique du véhicule a une fréquence beaucoup plus basse que la fréquence d'échantillonnage (le temps d'échantillonnage $\Delta t = t_{k+1} - t_k$ est très petit). Par conséquent, au cours de la période d'échantillonnage, la matrice F reste constante. La matrice F peut être convertie en matrice de transition d'état Φ par l'intermédiaire de :

$$\Phi = \exp(F\Delta t) \approx I + F\Delta t + \frac{1}{2} F^2 \Delta t^2 + \dots^{51} \quad \text{Eq.3-56}$$

Il est suffisant de prendre les deux premiers termes comme approximation (le terme linéaire de la série de Taylor).

$$\Phi_k \approx I + F\Delta t \quad \text{Eq.3-57}$$

Cependant, l'évaluation de la matrice de Q_k qui décrit w_k , n'est pas évidente. Théoriquement, nous pouvons écrire Q_k sous sa forme intégrale comme [FAR 98] et [BRO 97, p.200]:

$$\begin{aligned} Q_k &= E[w_k w_k^T] \\ &= E \left\{ \left[\int_{t_k}^{t_{k+1}} \Phi(t_{k+1}, \xi) G(\xi) u(\xi) d\xi \right] \left[\int_{t_k}^{t_{k+1}} \Phi(t_{k+1}, \eta) G(\eta) u(\eta) d\eta \right]^T \right\} \\ &= \int_{t_k}^{t_{k+1}} \int_{t_k}^{t_{k+1}} \Phi(t_{k+1}, \xi) G(\xi) E[u(\xi) u^T(\eta)] G^T(\eta) \Phi^T(t_{k+1}, \eta) d\xi d\eta \end{aligned} \quad \text{Eq.3-58}$$

Où, la matrice $E[u(\xi) u^T(\eta)]$ est une matrice de fonctions de type « Dirac », supposées connues à partir de modèle continue.

Si les différentes entrées de type bruit blanc ne sont pas corrélées, certaines simplifications sont possibles. Pour des petits intervalles Δt on considère que $\Phi \approx I$, ainsi l'équation Eq.3-58 devient :

$$Q_k = \int \int_{\text{petit } \Delta t} G(\xi) E[u(\xi) u^T(\eta)] G^T(\eta) d\xi d\eta \quad \text{Eq.3-59}$$

⁵¹ La série de Neumann

En substituant l'équation Eq.3-46 dans l'équation Eq.3-59 et en intégrant sur un petit intervalle Δt , nous obtenons la solution approximative suivante :

$$Q_k \approx GQG^T \Delta t \quad \text{Eq.3-60}$$

où Q est une matrice diagonale de densité spectrale (Eq.3-47).

Le modèle – après le placement des modèles d'erreurs des accéléromètres et des gyroscopes – devient (équation Eq.3.61) (on peut l'appeler modèle augmenté) :

$$\begin{pmatrix} \delta r^{LLa} \\ \delta v^n \\ \delta \rho^n \\ \delta a^b \\ \delta \omega_{nb}^b \end{pmatrix}_{k+1} = \begin{pmatrix} I & D\Delta t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & A_n\Delta t & R_b^n\Delta t & 0 \\ 0 & 0 & I & 0 & -R_b^n\Delta t \\ 0 & 0 & 0 & I - \beta_a\Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I - \beta_\omega\Delta t \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta r^{LLa} \\ \delta v^n \\ \delta \rho^n \\ \delta a^b \\ \delta \omega_{nb}^b \end{pmatrix}_k + \begin{pmatrix} w_r \\ w_v \\ w_\rho \\ w_a \\ w_\omega \end{pmatrix}_k \quad \text{Eq.3-61}$$

Où w_x sont les erreurs aléatoires et I est une matrice d'identité 3×3 .

Le modèle d'erreur est alors incorporé dans un filtre de Kalman standard linéaire en mettant en application les étapes de prédiction (Eq.3-61 et Eq.3-62) et de correction (Eq.3-70 - Eq.3-72).

$$P_{k+1/k} = \Phi_k \cdot P_{k/k} \cdot \Phi_k^T + Q_k \quad \text{Eq.3-62}$$

L'avantage d'employer ce modèle est que l'exécution est linéaire (les éléments du vecteur d'état δx n'apparaissent pas à l'intérieur de la matrice F) et le modèle est indépendant de la dynamique du véhicule [SUK 00].

Le modèle peut être augmenté pour prendre en compte l'accélération de Coriolis provoquée par la rotation de la terre. Dans ce mémoire, ce terme a été délibérément omis car son influence s'est avérée négligeable.

3.4.2 Remarque sur l'alignement

La CI est mal alignée par des petits angles $[\theta, \psi, \phi]$. On cherche à connaître l'accélération résultante sur les axes, provoquée par le mauvais alignement.

À partir de la figure fig.31, on calcule l'accélération résultante f_N et on voit que les angles de « non-alignement », θ et ψ projettent l'accélération f_D et f_E sur l'axe x (Nord). De ceci, on obtient l'équation suivante:

$$\dot{v}_N = f_D \sin \theta - f_E \sin \psi \quad \text{Eq.3-63}$$

Si θ et ψ sont petits, nous pouvons approximer l'équation par :

$$\dot{v}_N = f_D \theta - f_E \psi \quad \text{Eq.3-64}$$

En appliquant le même raisonnement sur les trois axes on obtient :

$$\delta \dot{v}^n = A_n \delta \rho^n \quad \text{Eq.3-65}$$

Où

$$A_n = S(-f^n) = \begin{pmatrix} 0 & f_D & -f_E \\ -f_D & 0 & f_N \\ f_E & -f_N & 0 \end{pmatrix} \quad \text{Eq.3-66}$$

Nous pouvons noter que le non-alignement sur un véhicule stationnaire projettera en avant l'accélération provoquée par la pesanteur s'il y a un petit angle d'élévation et vers la gauche si nous avons un petit angle de tangage.

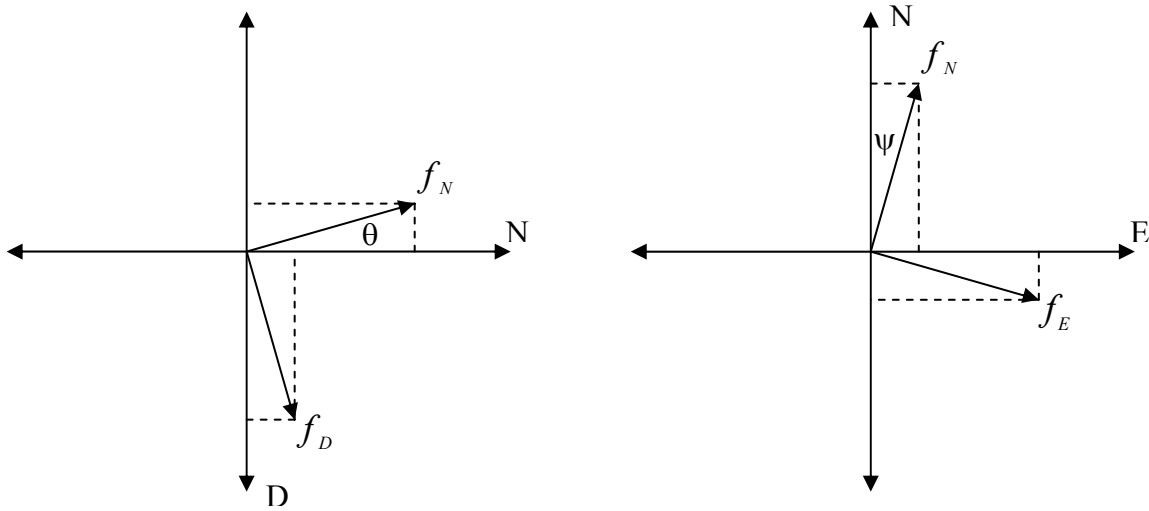


Figure 31: (Le non alignement)

3.4.3 Les équations d'observation du GPS

Les estimations de la latitude, de la longitude, de l'altitude et de la vitesse calculées par le GPS constituent l'observation utilisée pour recalibrer l'INS. Il s'agit d'une configuration lâchement couplée. Les mesures du GPS sont relativement simples à manipuler parce que ce qu'elles sont exprimées dans un système de coordonnées connu. Il suffit de les convertir dans le système de coordonnées de la CI dans le cas où ce dernier n'est pas le même. Le vecteur de mesure est la différence entre les données GPS (position et vitesse) et la solution inertielle résultant de l'étape de prédiction (ou les mesures prédites Eq.3-67).

$$\begin{aligned} \delta z_k &= z_k - h(\hat{x}_k) \\ \delta z_k &= H_k \delta x_k + v_k \end{aligned} \quad \text{Eq.3-67}$$

Cette équation exprime le vecteur de mesure δz_k à l'instant t_k comme une combinaison linéaire du vecteur d'état δx_k plus une erreur de mesure aléatoire v_k . $h(\hat{x}_k)$ est la mesure

prédite par le système inertiel (Eq.3-39) et z_k représente les vraies mesures fournies par le GPS.

Les matrices de covariances pour v_k et w_k sont données par :

$$E[v_k v_i^T] = \begin{cases} R_k, & i = k \\ 0, & i \neq k \end{cases} \quad \text{Eq.3-68}$$

$$E[w_k v_i^T] = 0, \quad \forall i, k \quad \text{Eq.3-69}$$

Nous supposons que la position et la vitesse fournies par le GPS et l'INS ont des perturbations non corrélées.

Comme nous l'avons mentionné dans la section 3.2, après avoir obtenu un modèle linéaire du système, l'exécution du filtre de Kalman peut être divisée en deux étapes : la prédiction présentée dans Eq.3-61 et Eq.3-62, et la correction exprimée par les équations suivantes dans le cas où l'observation est disponible.

$$K_{k+1} = P_{k+1/k} \cdot H_{k+1}^T \cdot (H_{k+1} \cdot P_{k+1/k} \cdot H_{k+1}^T + R_{k+1})^{-1} \quad \text{Eq.3-70}$$

$$\delta \hat{x}_{k+1/k+1} = \delta \hat{x}_{k+1/k} + K_{k+1} \cdot (z_{k+1} - h(x_{k+1/k}^{nom}) - H_{k+1} \delta \hat{x}_{k+1/k}) \quad \text{Eq.3-71}$$

$$P_{k+1/k+1} = (I - K_{k+1} \cdot H_{k+1}) P_{k+1/k} \quad \text{Eq.3-72}$$

Le gain de Kalman K_{k+1} est calculé d'abord, puis l'état et la covariance d'erreur sont mis à jour en utilisant l'estimation antérieure, le $\delta \hat{x}_{k+1/k}$ et sa covariance d'erreur, $P_{k+1/k}$. Dans l'étape de prédiction, l'estimation et sa covariance d'erreur sont projetées en avant.

Dans l'étape de correction (Eq.3-71), on peut utiliser la position et la vitesse du GPS comme observations pour calculer le vecteur de mesure (6 variables) :

$$\delta z_{k+1} = (z_{k+1})_{GPS} - h(x_{k+1/k}^{nom}) = \begin{pmatrix} r_{INS}^{LLa} - r_{GPS}^{LLa} \\ v_{INS}^n - v_{GPS}^n \end{pmatrix}_{k+1} = \begin{pmatrix} \varphi_{INS} - \varphi_{GPS} \\ \lambda_{INS} - \lambda_{GPS} \\ h_{INS} - h_{GPS} \\ v_{INS}^n - v_{GPS}^n \end{pmatrix}_{k+1} \quad \text{Eq.3-73}$$

La matrice d'observation dans le cas d'un vecteur d'état de 9 variables est :

$$H_{k+1} = H_{GPS}(k+1) = \begin{pmatrix} I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \end{pmatrix} \quad \text{Eq.3-74}$$

et dans le cas d'un vecteur d'état de 15 variables :

$$H_{k+1} = H_{GPS}(k+1) = \begin{pmatrix} I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \end{pmatrix} \quad \text{Eq.3-75}$$

La matrice de covariances sur les bruits de mesure R_k sera alors :

$$R_{k+1} = \text{diag}(\sigma_\phi^2 \quad \sigma_\lambda^2 \quad \sigma_h^2 \quad \sigma_{vn}^2 \quad \sigma_{ve}^2 \quad \sigma_{vd}^2) \quad \text{Eq.3-76}$$

ce qui peut être obtenu à partir du traitement des données GPS.

Comme nous l'avons mentionné, le calcul de l'erreur de positionnement obtenue par différenciation des positions respectives du GPS et de l'INS est utilisé pour alimenter un filtre qui estime et corrige les erreurs d'INS. Cependant, il existe deux difficultés :

1. Les erreurs sur l'estimation de la position GPS seront corrélées les unes avec les autres (c'est-à-dire, entre les composantes du vecteur estimé à un moment donné ; i.e. dans ce cas là R_{k+1} n'est plus diagonale). L'information sur cette covariance n'est pas connue du concepteur du filtre de Kalman complémentaire.
2. L'erreur de position GPS n'est pas blanche, mais corrélée avec le temps. Là encore, la structure de la corrélation (corrélation en fonction du temps) est inconnue au concepteur du filtre de Kalman complémentaire.

Le concepteur doit confronter ces deux problèmes énumérés afin d'essayer de déduire les propriétés statistiques de l'erreur correctement. Le concepteur est donc forcé de faire un choix sub-optimal comme dans l'équation Eq.3-96

Toutefois, si nous disposons d'un modèle d'erreur (un modèle du premier ordre n'ai pas suffisant [BON 00]), et sous l'hypothèse que l'erreur est stationnaire (mais ce n'est pas tout à fait vrai) ; il devient facile d'insérer ce modèle d'erreur dans le filtre.

Une fois que nous avons estimé les erreurs du système (le vecteur d'état), nous rebouclons afin de mettre à jour les variables et paramètres physiques (notre trajectoire de référence) comme expliqué dans la section 3.5.3.

S'il n'y a aucune observation obtenue pendant une longue période de temps (absence de données GPS ou si les données du GPS sont rejetées à cause des erreurs), dans ce cas, le filtre restera dans l'étape de prédiction et aucune erreur ne sera estimée pour corriger la CI. En raison des caractéristiques des erreurs de la CI, ceci causera une dérive dans l'état évalué par la CI.

3.5 Intégration GPS/INS/Odométrie

3.5.1 Intégration INS/Odométrie

L'information qui aide la navigation inertielle peut ne pas provenir uniquement de capteurs externes (comme le GPS). Une méthode alternative est d'appliquer des contraintes

sur les équations inertielles si le mouvement du véhicule est lui-même contraint d'une certaine manière.

Le travail présenté dans ce rapport utilise les caractéristiques du mouvement du véhicule terrestre pour contraindre l'augmentation des erreurs des unités inertielles. La structure du filtre illustrée dans fig. 32 est celle qui a été mise en application ici.

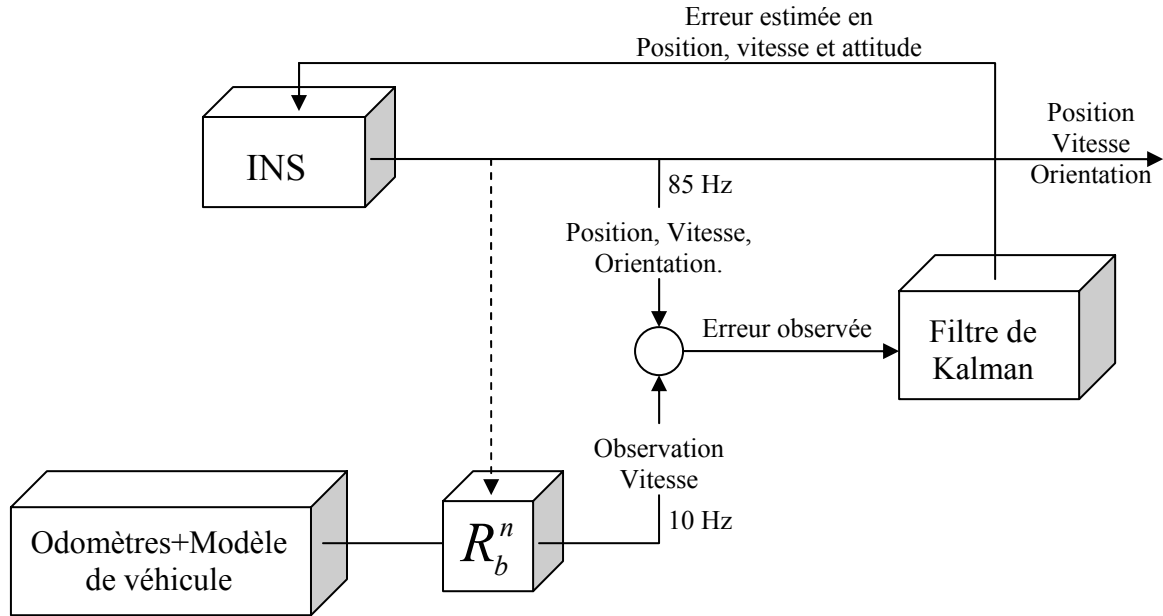


Figure 32: Intégration INS/Odométrie (Implémentation des contraintes non-holonomes)

Les contraintes non-holonomes se rapportent au fait que le véhicule ne décolle pas et ne glisse pas. La vitesse du véhicule dans un plan perpendiculaire à la direction vers l'avant (axe x) est presque nulle [SUK 00]. Ce fait peut être utilisé comme observation virtuelle, contraignant l'augmentation des erreurs sur une des directions (latérales et verticales).

Si le véhicule subit un glissement excessif ou un mouvement dans la direction verticale, alors un modèle détaillé est exigé; cependant, l'utilisation des contraintes en tant qu'observations virtuelles est encore valide.

Dans des conditions idéales, il n'y a aucun glissement latéral le long de la direction de l'essieu arrière. Aussi, nous supposons qu'il n'y a aucun mouvement normal à la surface de la route.

$$\begin{aligned} v_y^b &\approx 0 \\ v_z^b &\approx 0 \\ v_x^b &= v_{Odo} \end{aligned} \tag{Eq.3-77}$$

v_{Odo} , est la vitesse fournie par l'odométrie.

$$v_{Odo}^n(k) = \mathfrak{R}_b^n \begin{pmatrix} v_x^b \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v_x^b \cos \theta \cos \psi \\ v_x^b \cos \theta \sin \psi \\ -v_x^b \sin \theta \end{pmatrix} \tag{Eq.3-78}$$

Ainsi, deux contraintes non-holonomes peuvent être considérées comme observations supplémentaires pour la mise à jour de la matrice de mesure du filtre de Kalman.

$$\delta z_{k+1} = (z_{k+1})_{Odo} - h(x_{k+1/k}^{nom}) = v_{INS}^n - v_{Odo}^n \quad \text{Eq.3-79}$$

La matrice d'observation est :

$$H_{Odo} = \begin{pmatrix} 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \end{pmatrix} \quad \text{Eq.3-80}$$

Et la matrice de covariances des mesures est :

$$R = \begin{pmatrix} R_{vit_Odo} & 0 & 0 \\ 0 & R_y & 0 \\ 0 & 0 & R_z \end{pmatrix} \quad \text{Eq.3-81}$$

Puisque le vecteur vitesse est transformé du repère body (b) au repère navigation (n), la covariance du bruit d'observation doit être également transformée :

$$R_{vit} = \mathfrak{R}_b^n . R . \mathfrak{R}_b^{nT} \quad \text{Eq.3-82}$$

L'algorithme du filtre de Kalman procède récursivement en deux étapes :

- La Prédiction: l'algorithme produit d'abord une prédiction pour estimer l'état et l'estimation de la covariance d'état (pour le système inertiel) à l'instant k selon les équations Eq.3-61 et Eq.3-62.
- La correction : après la prédiction, une fois que l'on a les données odométriques, on obtient la vitesse du véhicule sur l'axe x , cette observation exprimée dans le repère local du véhicule peut être convertie dans le repère navigation n en utilisant l'équation Eq.3-78. Ensuite, un vecteur de mesures est alors calculé en utilisant l'équation Eq.3-79 avec une matrice de covariances des mesures R . La mise à jour de l'état estimé et de la covariance correspondante a alors lieu selon les équations Eq.3-70 - Eq.3-72.

3.5.2 Filtrage décentralisé

Nous voulons intégrer les données des capteurs GPS/INS/Odométrie dans le même algorithme. Il y a deux mesures superflues (redondantes) de vitesse venant de deux systèmes de positionnement différents (odométrie et GPS). Notre algorithme de fusion traite une telle redondance en utilisant deux filtres de Kalman identiques pour fusionner chacune des deux mesures avec les données de l'INS.

Les sorties des deux filtres de Kalman sont alors fusionnées pour obtenir une estimation globale optimale qui combine le maximum d'information. La méthode est inspirée du procédé de filtrage décentralisé de Kalman (fig. 33) décrit dans [BRO 97, P.373]. Chacun des deux filtres a sa propre matrice de covariance d'erreur P et donne une estimation de l'incertitude sur l'estimation du filtre. Ces matrices de covariance d'erreur sont utilisées pour fusionner les deux filtres. Chaque filtre contribue à l'estimation globale d'une manière inversement proportionnelle à sa matrice de covariance d'erreur.

Soit x_1 l'estimation du filtre 1, x_2 l'estimation du filtre 2 et P_1 et P_2 leurs matrices de covariance d'erreur respectives, alors l'estimation globale de la fusion x_g est donnée par l'équation Eq.3-83. Plus la covariance d'erreur d'une estimation est petite, plus sa contribution à l'estimation globale est grande (Eq.3-84).

$$x_g = \frac{x_1 / P_1 + x_2 / P_2}{1 / P_1 + 1 / P_2} \quad \text{Eq.3-83}$$

$$P = (1 / P_1 + 1 / P_2)^{-1} \quad \text{Eq.3-84}$$

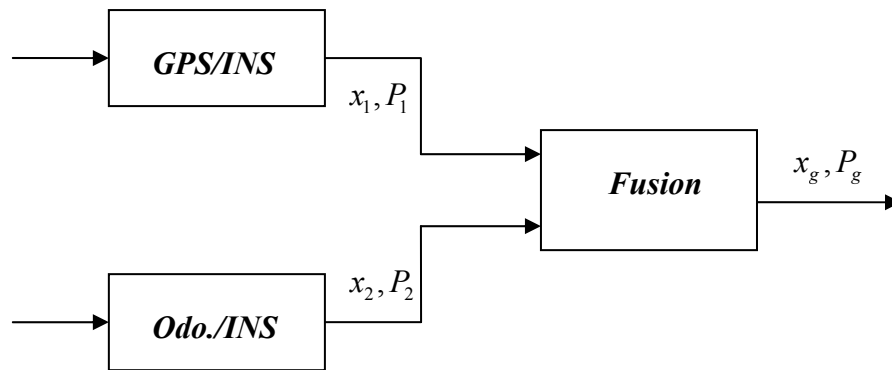


Figure 33: Intégration GPS/INS/Odométrie dans le cadre d'un « Filtrage décentralisé »

Dans notre cas, x_1 et x_2 sont la position et la vitesse calculées sur les 3 axes par les deux filtres. Ce filtre décentralisé a été réalisé, mais sans faire d'étude sur l'erreur estimée et la comparaison avec les deux filtres d'origine.

3.5.3 Mise au point pratique du filtre de KALMAN

Après avoir exposé les différentes approches d'hybridation et justifié nos choix, nous allons décrire dans ce paragraphe l'algorithme développé et les différentes étapes de mise au point du filtre de Kalman. Après les aspects théoriques, ces considérations pratiques sont très utiles pour un concepteur ou développeur d'un tel filtre.

1. Boucle de correction (mise à jour par des observations) :

Après la mise en place des équations de mise à jour (correction), si vous retournez les erreurs estimées à l'INS, alors vous devez remettre à zéro les états pour lesquels le feedback a été appliqué. Par exemple, si vous appliquez le feedback de position et de vitesse seulement, alors seules les erreurs relatives à la position et à la vitesse doivent être réinitialisées.

Le feedback des vecteurs position et vitesse peut être facilement obtenu par les équations C.7, C.8 et C.9.

$$r^n = \hat{r}^n - \delta r^n$$

$$v^n = \hat{v}^n - \delta v^n$$

$$R_b^n = (I + E^n) \hat{R}_b^n$$

La fréquence de feedback dépend principalement de la performance de la CI. Par exemple, vous pouvez appliquer le feedback une fois toutes les 10 secondes.

Le feedback est la soustraction du vecteur estimé (l'erreur de la position et de la vitesse) dans les équations de mécanisation (qui est dans la même boucle que les équations de prédiction). Cette boucle de mise à jour et de correction tourne à la fréquence du GPS.

2. Boucle de prédiction :

Au début, le vecteur d'état n'est pas nul (il contient le résultat de la dernière boucle de mise à jour). Nous soustrayons (feedback) ce vecteur d'état de la position, de la vitesse et de l'attitude calculées par les équations de mécanisation.

Nous initialisons ensuite le vecteur d'état (à zéro) après le premier passage dans la boucle.

Si nous appliquons le feedback sur tous les états, le vecteur d'état sera nul après le feedback. Ensuite, l'équation suivante est appliquée dans la boucle de prédiction :

$$x_{k+1} = \Phi \cdot x_k \quad \text{Eq.3-85}$$

Puisque x_k est nul, x_{k+1} sera également nul jusqu'à ce que l'information de mise à jour arrive. Cependant, si le feedback est appliqué pour une partie du vecteur d'état seulement (e.g. la position et la vitesse seulement), ceci ne se produisait pas (x_{k+1} ne s'annulera pas). Puisque le vecteur d'état aura des valeurs non nuls de la boucle de mise à jour, ces valeurs ne seront ni soustraites ni réinitialisées. (Ceci signifie que seules les valeurs que vous soustrayez sont réinitialisées).

Vous pouvez initialiser une certaine partie du vecteur d'état avec des valeurs non nulles. Par exemple, si vous avez votre estimation pour les biais, vous pouvez mettre ces valeurs directement dans le vecteur d'état. Et après que le feedback est fait, vous réinitialisez le vecteur d'état (par les valeurs nulles et non nulles), au premier tour de la boucle. Avec les équations de prédiction, le vecteur d'état d'erreur augmente avec le temps. Une fois que nous avons des mesures, la boucle de mise à jour est appliquée.

D'habitude, nous traitons l'état initial en tant que données de mises à jour. Par conséquent, nous commençons par la boucle de prédiction.

La boucle de prédiction tourne à la fréquence de la CI (84Hz). Ceci implique que le cycle de prédiction du filtre de Kalman tourne dix fois plus rapidement que le cycle d'estimation (mise à jour).

Remarque: nous devons être attentifs à la transformation de coordonnées. Si le vecteur d'état d'erreur est exprimé dans le repère NED, les observations doivent être exprimées également dans le système de coordonnées du NED. C'est évidemment pareil pour les coordonnées LLA. Il faut également être attentif aux unités employées, notamment dans les expressions de R, Q et P (m^2 ou rad^2).

3.6 Synchronisation et temps de latence

Pour effectuer une intégration correcte, il est nécessaire de déterminer à quel moment ont été effectuées les mesures. L'information temporelle des différents capteurs doit être relative à une même échelle de temps. La solution pour synchroniser les mesures GPS et INS est d'acquérir les mesures selon une même échelle de temps. L'échelle choisie est celle du GPS en utilisant le PPS⁵². Cette méthode a été rendue possible grâce à l'utilisation du logiciel ^{RT}MAPS⁵³ qui autorise la mise en commun d'informations de sources différentes. Avec cette méthode, on a pu synchroniser les mesures à la milliseconde près.

Selon la précision désirée, il faut encore tenir compte de la durée de traitement et de transfert des informations. En effet, si on prend l'exemple de l'INS, un certain laps de temps est nécessaire au traitement interne et au transfert des informations. Les données de la centrale inertielle sont datées par la centrale elle-même au moment de la saisie, et elles sont également datées par ^{RT}MAPS au moment de l'enregistrement. Mais à ce point, un temps de latence d'environ 10 ms se produit, cette latence est égale à la différence entre le temps à l'instant de sortie des données du capteur (le vrai instant de mesure) et le temps d'enregistrement par ^{RT}MAPS qui égale le temps de latence effectué par le CI pour la conversion, le traitement et le transfert des données [DMU 99] on suppose qu'il est constant.

Pour le GPS, la situation est similaire. Les données sont datées par le récepteur et par ^{RT}MAPS [STE 01]. Seulement, le temps de latence n'est pas du tout constant et varie approximativement de 30 ms jusqu'à environ 180 millisecondes. En utilisant le signal PPS du récepteur GPS on peut déterminer le temps de latence des données GPS. Le PPS est un signal émis toutes les secondes entières de l'heure UTC⁵⁴ (ou de l'heure GPS).

Les problèmes surgissent lorsque la latence des données GPS est élevée, et la dynamique du véhicule rapide. A titre indicatif, la réception d'une position GPS avec une latence de 100ms induira une erreur de 1.6 mètres pour un véhicule roulant à 60 km/h. Si le véhicule se déplace avec une vitesse constante et en ligne droite alors la position peut être simplement extrapolée vers l'avant en utilisant le temps de latence calculé (Eq.3-86).

$$r_{reelle} = r_{recu} + v^n . D.t_{retard} \quad \text{Eq.3-86}$$

L'idéal est de pouvoir stocker les données brutes de la CI et de calculer une estimée à l'instant où le GPS était sensé retourner des données, ensuite, il faudrait propager la solution à travers les données enregistrées [SUK 00].

Donc, la solution est de traiter les données de CI comme elles sont reçues. Cependant, les données de la CI (accélérations, vitesses angulaires) sont enregistrées dans la mémoire pendant qu'elles sont traitées. De même, les résultats d'intégration des données de la CI (position, vitesse) sont également stockés. Ensuite, quand une mise à jour GPS est prête, on calcule le temps de latence, ensuite, en utilisant ce temps de latence, on cherche les données inertielles enregistrées correspondantes dans tableau (la mesure la plus proche).

⁵² PPS : Pulse Per Second

⁵³ ^{RT}MAPS : Mines Automotives Prototyping System

⁵⁴ UTC : Universal Time Coordinate

A ce moment là, il reste une différence de temps entre les mesures du GPS et de la CI comme présenté dans le schéma fig.35. Ainsi, la position de la CI et la vitesse absolue peuvent être interpolées en utilisant les données avant et après l'arrivée de la mesure GPS. Supposons que des mesures de CI sont faites à l'instant t_{k-1} et à l'instant t_k , et que la mesure GPS est faite à l'instant t_{GPS} . On peut appliquer une extrapolation linéaire pour obtenir la position et la vitesse de la CI au temps exact de la mesure GPS :

$$r^{LLa}(t_{GPS}) = r^{LLa}(t_{k-1}) + \frac{r^{LLa}(t_k) - r^{LLa}(t_{k-1})}{t_k - t_{k-1}}(t_{GPS} - t_{k-1}) \quad \text{Eq.3-87}$$

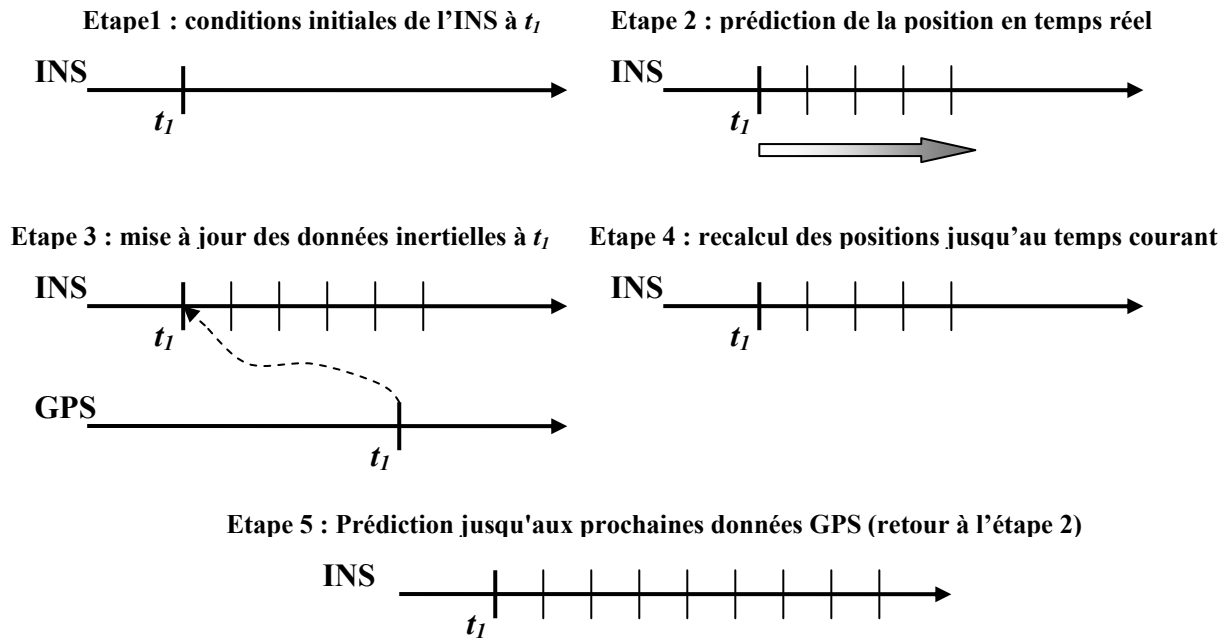


Figure 34: Description de la mise à jour des données inertielles avec des données GPS décalées

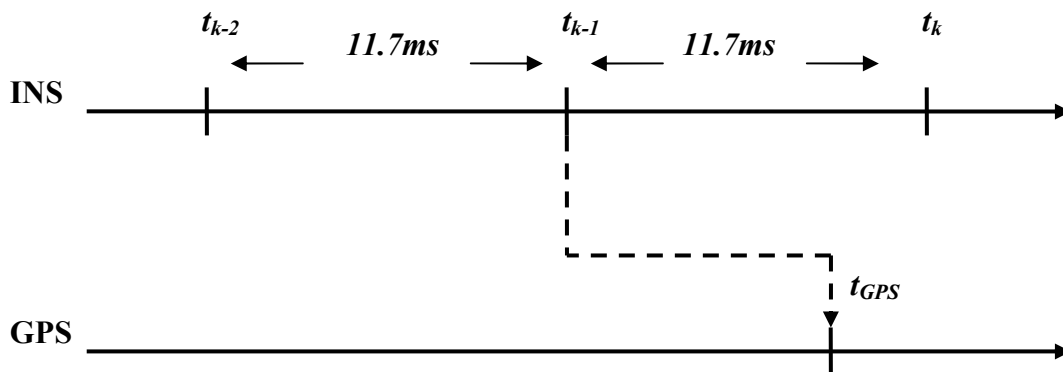


Figure 35: Extrapolation des données inertielles

Maintenant, les données du GPS peuvent être fusionnées aux résultats appropriés de la CI. C'est alors une question de traitement des mesures de la CI dès que la mesure du GPS est disponible au temps courant afin d'obtenir la position la plus récente. De cette façon, la

position la plus actuelle est toujours celle qui provient de l'intégration des données de la CI fusionnées avec la dernière mise à jour du GPS. La figure fig.34 donne une représentation graphique du processus de synchronisation.

3.7 Opérations de calibration et d'initialisation

3.7.1 Calibrage et placement des capteurs

Puisque les deux capteurs (GPS et CI) ne peuvent pas être installés au même endroit dans le véhicule comme représenté dans le schéma fig.36), la position et la vitesse de la CI sont différentes de celles du GPS. Ceci s'appelle le (*lever-arm correction*). Les corrections de la position et de la vitesse peuvent être écrites comme:

$$r_{IMU}^{LLa} = r_{GPS}^{LLa} - DR_b^n \Delta r^b \quad \text{Eq.3-88}$$

$$v_{IMU}^n = v_{GPS}^n - R_b^n \omega_{nb}^b \Delta r^b \quad \text{Eq.3-89}$$

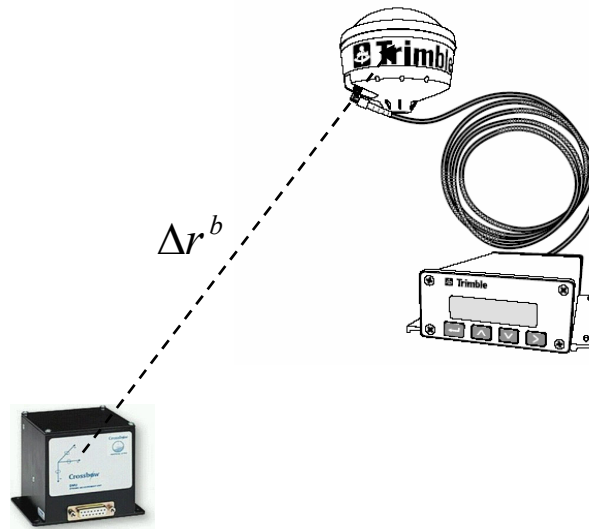


Figure 36: L'effet de « lever-arm »

Où Δr^b est le vecteur de décalage de l'antenne GPS et du centre de la CI dans le repère local b du véhicule. D , est la matrice de transformation du repère n dans le système LLA⁵⁵.

3.7.2 Alignement et initialisation

L'alignement est le processus de détermination de l'orientation relative de la centrale inertielle (repère b) avec le système de coordonnées du plan local (repère n), ou la détermination de la matrice de rotation R_b^n . Nous avons ainsi besoin de neuf paramètres initiaux (position, vitesse, et orientation).

⁵⁵ LLA : Longitude, Latitude, Altitude

Quand la performance de l'unité inertielle est si mauvaise que le niveau de biais et de bruit (vibration) est beaucoup plus grand que la vitesse de rotation de la terre (c'est vrai dans notre cas), la méthode analytique d'alignement grossier suivi d'un alignement fin (coarse-to-fine alignment) [SHI 01] ne peut pas être appliquée pour estimer l'attitude initiale de la CI. Pour les CIs de bonne précision dont les niveaux de biais et de bruit sont plus petits que la grandeur relative à la vitesse de rotation de la terre, cette méthode est applicable.

Les angles de roulis et de tangage (en anglais, *elevation angle* et *bank angle*) sont les angles fournis par la CI elle-même (en utilisant les sorties des accéléromètres obtenus avec des mesures stationnaires), mais le problème ici est de calculer l'angle entre la CI et le corps du véhicule (on a supposé qu'il était nul car la CI et le véhicule ont un repère identique).

Cependant, le lacet ne peut pas être déterminé. Bien que des capteurs magnétiques (i.e. compas électronique) peuvent être utilisés pour obtenir l'angle de cap initial, dans notre cas nous n'en disposons pas. Aussi, les erreurs de ce type de capteurs sont difficiles à modéliser. Dans ce cas-ci l'information de vitesse du GPS peut être utilisée pour aligner la CI pendant le mouvement. Dans ce cas, on peut calculer approximativement l'angle de lacet en utilisant la vitesse par :

$$\psi = \tan^{-1}(v_E / v_N) \quad \text{Eq.3-90}$$

La position et la vitesse peuvent être initialisées par les données du GPS, après avoir effectué la correction présentée dans le paragraphe précédent.

$$\begin{aligned} \vec{r}_{IMU}(0) &= \vec{r}_{GPS} \\ \vec{v}_{IMU}(0) &= \vec{v}_{GPS} \end{aligned} \quad \text{Eq.3-91}$$

L'initialisation imprécise de la position et de l'orientation affecte la compensation de la gravité et de la vitesse de rotation de la terre, ce qui mènerait à une navigation imprécise. La précision de la procédure d'alignement assure un excellent point de départ pour la phase de navigation.

3.7.3 Calibration

La calibration des unités inertielles est nécessaire parce que leurs sorties sont corrompues par des erreurs. On peut définir la calibration comme étant un processus de comparaison de la sortie de l'unité avec une référence connue et de détermination des coefficients qui forcent cette sortie à être conforme à la référence. Les paramètres de calibration à déterminer peuvent changer selon la technologie spécifique à la CI. Pour déterminer exactement tous les paramètres, des dispositifs spéciaux de calibration et des techniques d'estimation sont nécessaires.

L'objectif de la calibration ici est donc de déterminer les biais et les dérives dans les accéléromètres et les gyroscopes. Ceci est obtenu en déterminant d'abord l'alignement initial de l'unité inertielle et par conséquent en évaluant la matrice initiale de transformations $\mathcal{R}_b^n$.

La méthode la plus simple pour obtenir les biais des capteurs inertiels est de mesurer les données de chaque capteur alors que le véhicule est stationnaire. Ces valeurs de biais sont utilisées pour calibrer la CI. Pour les gyroscopes, le biais est simplement la lecture de ces capteurs quand le véhicule est stationnaire. Cependant, l'alignement de l'unité inertielle est exigé afin de déterminer les biais sur les accéléromètres. Puisque l'accélération prévue due à

la pesanteur peut être déterminée alors toutes les anomalies de ces valeurs sont attribuées aux biais. Ainsi le biais sur l'accéléromètre de l'axe x est obtenu par,

$$b_{a_x} = a_x - a_{xT} \quad \text{Eq.3-92}$$

Là où a_x est l'accélération mesurée et a_{xT} est l'accélération prévue obtenue pendant l'étape d'alignement. Le biais est obtenu pareillement pour le reste des accéléromètres.

Puisque les biais des CIs bas de gamme peuvent dériver d'une façon dramatique, il serait intéressant de modéliser le biais dynamique par un processus Markovien par exemple (Eq.3-53). Ceci permettrait d'éliminer dynamiquement le biais pendant la navigation du véhicule.

3.8 Détermination de la consistance du filtre et détection des trajets multiples

La seule information fournie par le monde extérieur est l'observation, et par conséquent la seule forme de mesure pour déterminer le comportement du filtre est la différence entre l'observation et l'observation prédite, c'est-à-dire, l'innovation (équations Eq.3.93 et Eq.3.94 de filtre de Kalman) :

$$In_k = z_k - H_k x_k(-) \quad \text{Eq.3-93}$$

$$S_k = H_k P_k(-) H_k^T + R_k \quad \text{Eq.3-94}$$

Là où S_k est la covariance d'innovation.

L'innovation est blanche et a une distribution gaussienne centrée, de covariance S_k , si le filtre fonctionne correctement. Pour déterminer si c'est le cas, l'innovation est normalisée,

$$\gamma = In_k^T S_k^{-1} In_k \quad \text{Eq.3-95}$$

Si les hypothèses de filtre sont correctes alors, dans ce cas, les échantillons de γ sont distribués sous forme d'une distribution de χ^2 en m degrés de liberté (m est le nombre d'observations estimées), [SUK 99].

Au lieu d'utiliser l'équation Eq.3.95 comme méthode pour déterminer la consistance de filtre, elle peut être utilisée comme fonction de déclenchement (gating function). Quand une observation est obtenue, l'équation est appliquée, et si la valeur de cette équation est inférieure à un seuil prédéfini, alors l'observation est acceptée. Ceci offre le moyen de détecter tous les défauts dans l'observation. La valeur du seuil est obtenue à partir des tables χ^2 standard et son choix est basé sur un niveau de confiance exigé [NAK 93].

Des erreurs (ou défauts) à haute fréquence surgissent quand les signaux GPS subissent des déformations dues aux trajets multiples. Ces délais affectent la mesure du récepteur GPS standard et différentiel, et provoquent également un changement de phase du signal affectant de ce fait l'observation différentielle de la mesure de phase. Un autre défaut à haute fréquence - bien qu'il soit moins fréquent et moins influant - apparaît quand le récepteur utilise un groupe différent de satellites afin de déterminer la position. La précision de mesure dépend de

la géométrie des satellites observés. Les changements de la configuration satellitaire due aux blocages de la vue satellitaire changeront à leur tour la mesure effectuée. Les deux types de défaut à haute fréquence causent des sauts brusques dans les valeurs de position et de vitesse obtenues par le récepteur GPS.

Les défauts à haute fréquence sont donc dépendants de l'environnement. Les erreurs de trajets multiples dans un terrain découvert et dégagé seront moindres que dans d'autres régions. En conséquence, le réglage du filtre qui intègre l'unité inertielle et les données du GPS dépend de l'environnement.

La méthode la plus commune pour rejeter les erreurs des trajets multiples est obtenue quand le récepteur peut distinguer le vrai signal du signal reflété. Les capacités de distinction de ces deux signaux par le récepteur dépendent de la précision des procédures de synchronisation interne du récepteur (précision de l'horloge interne). Cependant, ces systèmes ne peuvent pas supprimer complètement les erreurs de trajets multiples. La fonction de déclenchement peut être utilisée pour déterminer si les erreurs de trajets multiples se sont produites ou non.

Les changements de la géométrie des satellites change la dilution de la précision (DOP). La DOP est une mesure de la précision des mesures du GPS et est utilisée dans le positionnement du GPS pour obtenir un indicateur de la configuration optimale des satellites que le récepteur devrait suivre. Les changements de la géométrie satellitaire se produisent quand une partie du ciel est invisible à l'antenne du récepteur à cause des obstacles bloquant les signaux du GPS. Le récepteur doit alors obtenir un nouveau groupe de satellites. En conséquence, un changement de DOP affectera la solution du GPS causant les défauts à haute fréquence. Ces défauts peuvent être détectés en utilisant la même technique discutée pour les erreurs de trajets multiples. Cependant, ces changements ne sont pas aussi grands que ceux produits pour les erreurs de multi trajet et généralement ils ne sont pas détectés.

3.9 Réglage des paramètres du filtre

L'utilisation du filtre de Kalman suppose que les matrices de covariances des bruits de modèle et de mesure sont connues. Cette dernière hypothèse impose d'évaluer correctement la variance des différents bruits affectant le système. Ces réglages sont détaillés ci-dessous.

Comme nous l'avons mentionné, il y a deux étapes dans le filtre, l'étape de prédiction où les erreurs inertielles prédites sont toujours initialisées à zéro et où l'incertitude augmente avec le temps, et l'étape de correction où les estimations des erreurs inertielles sont obtenues par des observations et l'incertitude est limitée. Si aucune observation n'est obtenue pendant une longue période de temps, ou d'une manière équivalente si les mesures du GPS sont rejetées à cause des erreurs, le filtre tournera dans un cycle sans interruption en mode de prédiction et aucune correction ne sera faite. Plus la durée sans correction est longue, plus l'incertitude dans la solution de navigation inertielle est grande. Quand une observation se produit, elle peut passer le test de la fonction de déclenchement malgré qu'elle soit erronée car l'incertitude dans la solution inertielle est importante.

Le réglage des paramètres du filtre de Kalman consiste principalement à choisir des valeurs pour les matrices de covariances de processus R_k et d'observation Q_k . Par exemple, un grand Q_k impliquera un système inertiel imprécis.

Pendant l'étape de prédiction, l'incertitude dans les données inertielles augmentera selon l'importance de Q_k . Quand une mesure du GPS se produit, il y a une plus grande possibilité

que l'unité inertielle soit corrigée en utilisant la première mesure disponible, indépendamment de la précision de cette mesure. De même, les petites valeurs dans R_k impliqueront des mesures précises du GPS qui peuvent poser un problème quand la mesure est erronée et puis fusionnée avec des capteurs inertiels de basse précision.

De ce fait, le réglage devient un ajustement sensible et délicat des matrices Q_k et R_k avec l'emploi de la fonction de déclenchement (Eq.3-95), afin de rejeter les défauts du GPS à haute fréquence.

Les erreurs de positionnement du GPS sont relativement connues du fabricant ou par l'expérimentation. Les variances le long de la diagonale de R_k sont déterminées simplement en obtenant les valeurs de PDOP ou GDOP⁵⁶ à partir du récepteur GPS et en supposant qu'il n'y a aucune corrélation entre les observations sur les axes de navigation. C'est à dire que la variance finale est fonction de la PDOP (Eq.3-96) [FAR 98, p.253].

$$R_k = \frac{PDOP^2 * UERE^2}{3} I \quad \text{Eq.3-96}$$

Où, UERE (*User Equivalent Range Error*) désigne une variance fixée par défaut.

Le carré donne plus de poids au PDOP. Le facteur 3 a été la plus appropriée expérimentalement.

La détermination des valeurs pour Q_k est plus difficile parce qu'elle a besoin de beaucoup de tests et d'apprentissages (trial-and-errors). Mais, elle dépend principalement des niveaux de bruit des capteurs inertiels utilisés qui peuvent être obtenus à partir du fabricant ou par l'expérimentation.

Les méthodes de calcul adaptatives peuvent être appliquées pour aider dans le réglage de Q_k , (pour plus de détail voir par exemple [SAL 98] et [MOH 99]).

⁵⁶ GDOP : Geometric Dilution of Precision

Chapitre 4 : Expérimentations et premières évaluations

4.1 Environnement d'acquisition et exploitation des données

Afin de valider les différents algorithmes et traitements développés au cours de ces travaux, des acquisitions de données ont été faites dans des conditions réelles de circulation. Pour cela nous avons enregistré les données provenant des différents capteurs du véhicule instrumenté lorsque celui-ci aborde différents emplacements choisis au préalable pour leur adéquation avec les scénarios traités.

Les données recueillies sont :

- les données odométriques
- la position et la vitesse GPS.
- les données inertielles.
- les trames CAN du véhicule, intégrant notamment la vitesse du véhicule. Ces trames sont enregistrées dans leur totalité sous un format spécifique aux modules CAN.
- les données vidéo provenant de la caméra.
- les données télémétriques

Ces acquisitions ont été réalisées au moyen de l'environnement de développement ^{RT}MAPS, [STE 01] et [NAS 00], dont la fonction principale est de gérer la synchronisation de différentes sources de données, que ce soit en lecture ou en écriture. Cet environnement a donc servi à la création de bases de données contenant des enregistrements synchronisés des données inertielles, des images de la caméra vidéo, des trames CAN du véhicule et des données GPS.

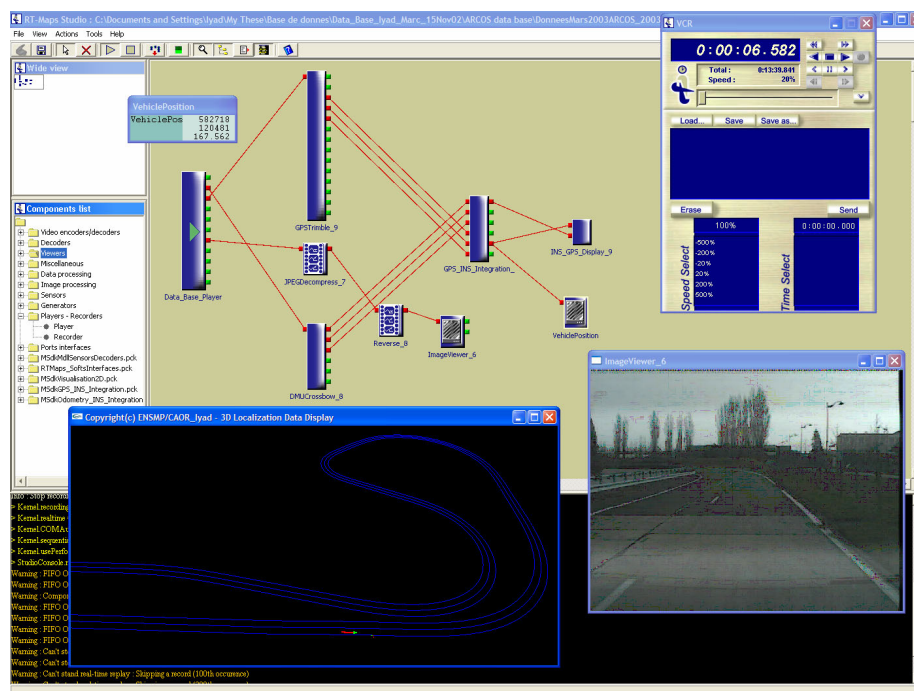


Figure 37: Le diagramme fonctionnel développé et en cours d'exécution sous RTMAPS

A l'aide de la plateforme « ^{RT}MAPS », on a pu récolter des données pour un rejeu ultérieur et procéder à l'évaluation et au traitement des informations.

Les données brutes de la CI (accélération et vitesse angulaire) ont été enregistrées à 84Hz alors que les données GPS (position et vitesse) ont été enregistrées à 10Hz sur port série, le PDOP et le PPS à 1Hz. Nous avons utilisé le GPS dans sa version standard et différentiel.

Les données odométriques ont été saisies à 10Hz par le bus CAN du véhicule et les données télémétriques à 10Hz par une carte d'interface ARCNet.

Par conséquent, entre deux données quelconques du GPS, au minimum 8 à 9 échantillons de données CI sont retournés. Ceci implique que le cycle de prédiction du filtre de Kalman tourne 9 fois plus rapidement que le cycle de correction et que les données de la CI sont traitées et corrigées à 9Hz seulement.

On présentera dans un premier temps les traitements effectués sur chacun des systèmes de navigation pris au repos, puis sur véhicule. Une analyse sera conduite par la suite avant de montrer des résultats d'intégration par le filtrage de Kalman.

4.2 Prétraitement

4.2.1 Evaluation expérimentale des performances des récepteurs GPS

Tests statiques :

Nous avons voulu évaluer les performances à l'arrêt en fonction du temps également. Or, qui dit fonction du temps dit fonction du PDOP puisque la configuration satellitaire varie avec le temps.

L'acquisition a été effectuée dans une zone dégagée sur un véhicule stationnaire pendant 22 minutes, la figure fig.38 montre la relation entre la dégradation de la précision en position (PDOP) et la position fournie par le GPS sur les 3 axes.

On remarque que la PDOP est faible (inférieure à 1.5), c'est à dire que nous avons une bonne précision. La position est en coordonnées XYZ (cf. Annexe A). Nous avons soustrait la première valeur de toutes les mesures pour avoir une valeur indicative sur l'erreur de positionnement. L'erreur maximale sur l'axe x est de 0.32 mètre, sur l'axe y elle est de 0.12 mètre, et on voit bien que l'erreur sur l'axe z est supérieure à 0.5m. Avec des écarts-type respectifs de 0.0798m, 0.0338m et 0.1437m sur les trois axes.

La même acquisition a été réalisée dans une zone urbaine contenant des bâtiments qui cachent partialement les satellites (seuls 3 à 4 satellites étaient alors visibles), fig.39. Le signal DOP dépassait la valeur de 7, l'erreur maximale sur l'axe x est de 2 mètres, sur l'axe y de 0.45 mètre, et sur l'axe z elle est supérieure à 1.25m. Avec des écarts-type respectifs de 0.6426m, 0.1578m et 0.3659m sur les trois axes, c'est à dire que la précision de positionnement avait été dégradée. On conclut que la précision de positionnement est inversement proportionnelle à la valeur du DOP.

A première vue ; nous pourrions penser que l'erreur croît mais ceci n'est pas vrai car sur une longue période l'erreur oscille. Comme nous l'avons dit en Ch.3, si nous disposons d'un modèle d'erreur (un modèle du premier ordre n'est pas suffisant [BON 00]), et sous l'hypothèse que l'erreur est stationnaire (ce n'est pas tout à fait vrai) ; il devient facile d'insérer ce modèle d'erreur dans le filtre pour les compenser.

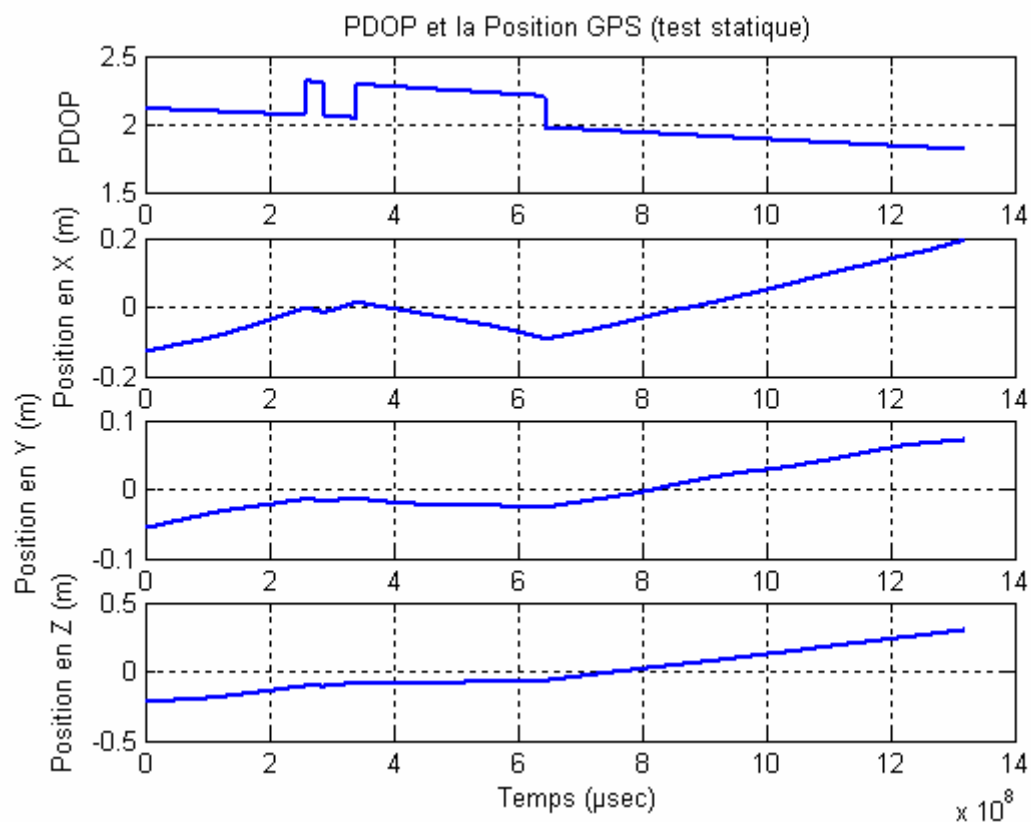


Figure 38: Le PDOP (élevé) et la position GPS

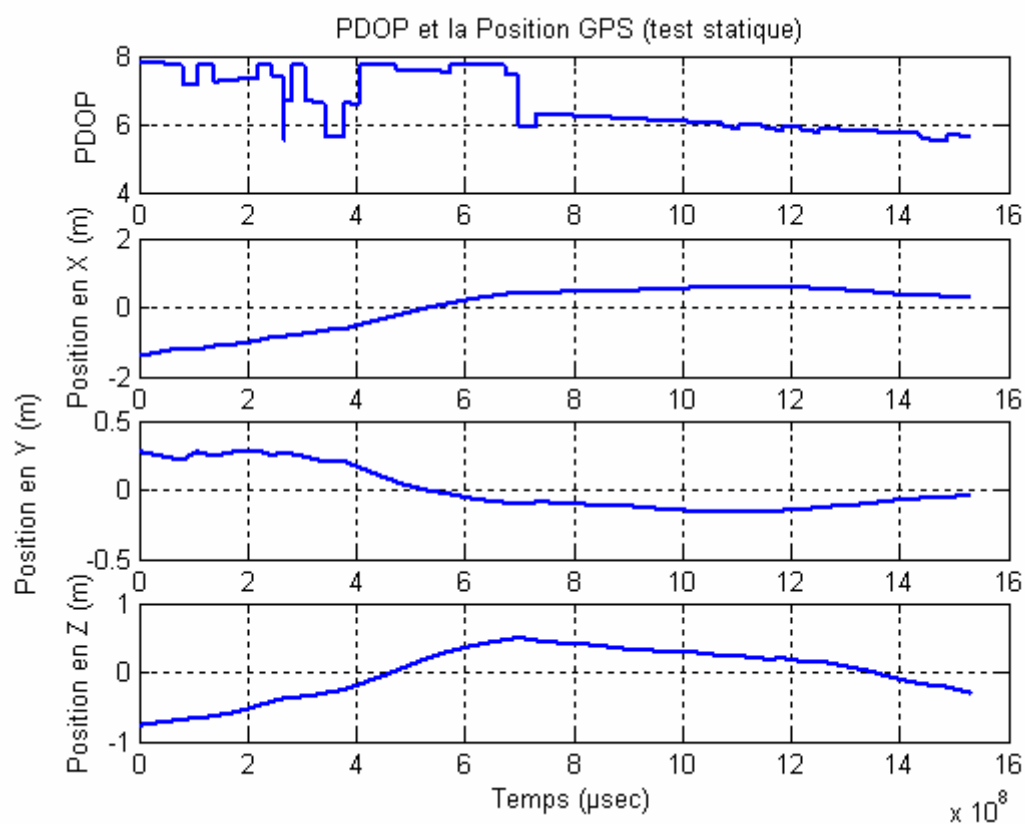


Figure 39: Le PDOP (bas) et la position GPS

Le même test a été effectué avec un récepteur DGPS avec correction OmniStar, réalisé avec 7 à 9 satellites visibles et une bonne géométrie ($PDOP < 3$), comme montré dans la figure fig.40. L'erreur maximale sur l'axe x est de 0.338 mètres, sur l'axe y de 0.498 mètres, et sur l'axe z elle est supérieure à 1.718 m. Avec des écarts-type respectifs de 0.0158m, 0.0204 m et 0.0608m sur les trois axes. On remarque que l'écart-type est inférieur a celui d'un GPS naturel pour un PDOP presque équivalent.

Les deux tests (GPS et DGPS) ont été effectués sur une courte période et ce n'était pas suffisant pour trancher sur la relation entre le PDOP et la variance de l'erreur du système. C'est pourquoi il a été nécessaire de faire des tests de longue durée.

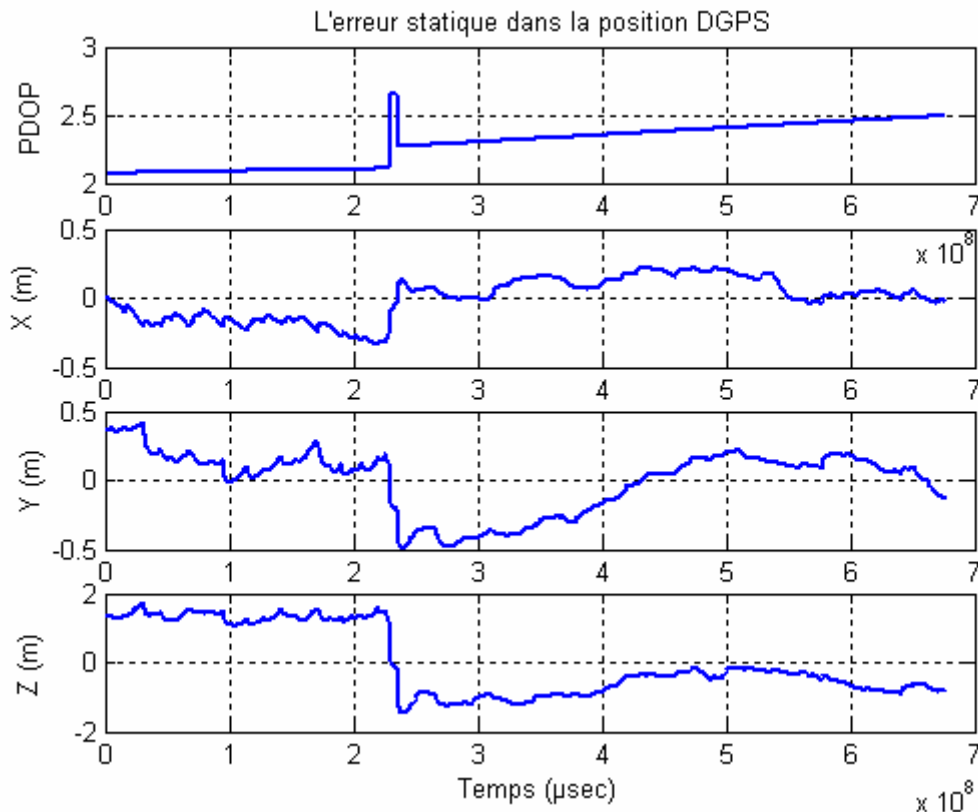


Figure 40: L'erreur dans position statique du DGPS

Le figure 41 est la vitesse mesurée à l'arrêt quand plus de 8 satellites sont disponibles ($DOP < 3$). Nous obtenus alors des moyennes respectives de (-0.0014 m/s E, -9.4183e-005 m/s N, -5.1321e-005 m/s U) dans le repère ENU. Les variances respectives sont de $(2.4883e-004 \text{ (m/s)}^2)$, $4.1627e-004 \text{ (m/s)}^2$ et 0.0037 (m/s)^2 sur les trois axes.

Un autre test statique a été réalisé sur les données du récepteur DGPS132 avec la correction "OmniStar": pendant une journée entière, 6 acquisitions de 10 minutes chacune ont été effectuées avec 1h30 entre deux acquisitions successives.

Le test a eu lieu dans une zone urbaine avec une mauvaise géométrie, le signal PDOP était la plupart du temps supérieur à 3 et parfois supérieur à 8, le nombre de satellites visibles était variable (3-4-5 ou 6). Le but était d'observer les changements sur la précision des données du GPS pendant un jour et la relation avec des configurations différentes de satellites (PDOP différents). L'équation utilisée dans ce travail est donnée par Eq.3-96

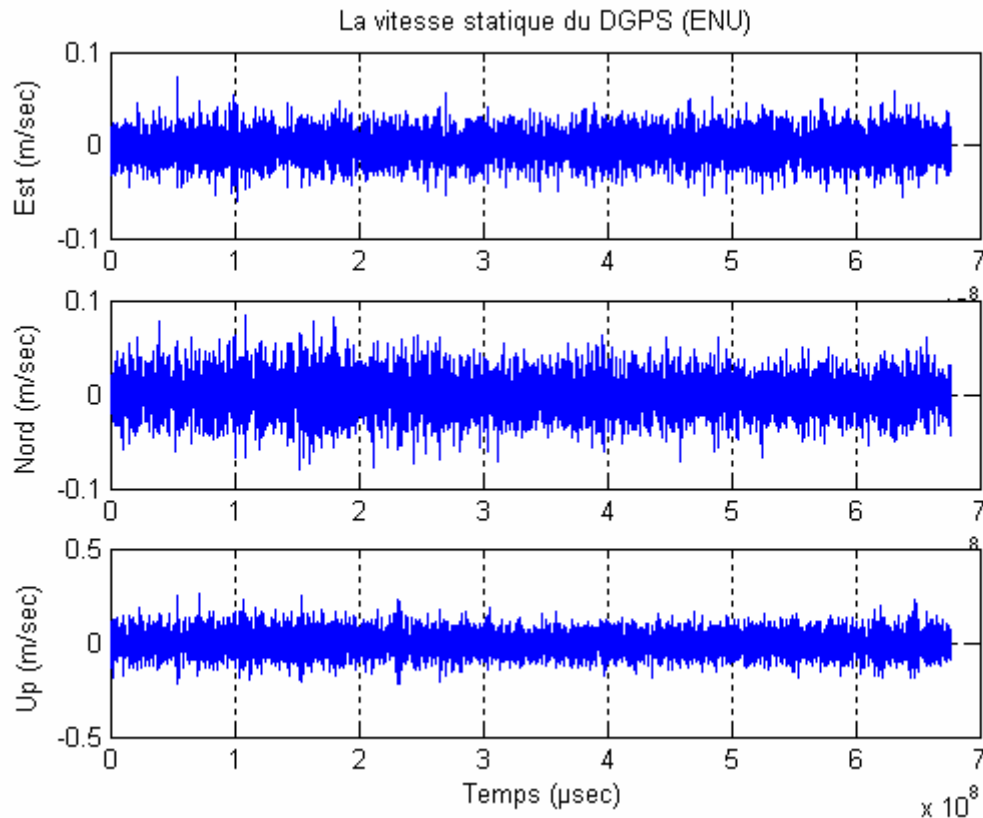


Figure 41: La vitesse mesurée à l'arrêt du DGPS

BDD (numéro de test)	LambertI x		LambertI y		LambertI z	
	Moyenne (m)	Variance (m ²)	Moyenne	Variance	Moyenne	Variance
1	600173.99	0.9355	127226.79	8.9399	56.5836	35.9182
2	600172.59	0.6020	127224.97	2.3736	53.3707	7.3342
3	600173.41	2.4103	127225.54	9.7165	50.5363	6.6288
4	600170.53	6.6707	127228.89	11.4021	62.1795	74.9900
5	600171.42	3.8208	127229.26	159.5263	57.9562	145.8802
6	600173.17	0.3153	127224.08	3.8031	51.2389	5.1596

Table 3 : Test statique "Position LambertI DGPS" avec mauvaise géométrie

BDD	VN		VE		VD	
	Moyenne (m/s)	Variance (m ² /s ²)	Moyenne	Variance	Moyenne	Variance
1	8.3561e-4	4.7988e-4	2.0623e-4	0.0028	-7.2376e-4	0.0092
2	-0.0016	4.3331e-4	-0.0027	0.0018	0.0015	0.0042
3	0.0017	0.0030	9.6693e-4	0.0023	-0.0038	0.0077
4	0.0024	0.0022	0.0016	0.0029	-0.0046	0.0262
5	0.0017	0.0038	4.2635e-4	0.0050	-0.0047	0.0079
6	0.0011	4.1406e-4	0.0024	0.0022	-0.0039	0.0069

Table 4 : La vitesse mesurée à l'arrêt du DGPS " journée entière "

La figure 42 montre le signal de PDOP pour les quatre premières bases de données. On remarque qu'il y a une corrélation entre la variance dans ces bases de données et la valeur du PDOP. Par exemple, pour la base de données N°4, la variance est très mauvaise, nous observons que le PDOP est très élevé et qu'il est supérieur à 8 la plupart du temps. Dans la base de données N°2 par exemple, nous obtenons le meilleur résultat sur la position et la vitesse et nous remarquons que le PDOP correspondant est faible (inférieur à 3 la plupart du temps).

Cette étape de test statique est très importante pour déterminer des valeurs approximatives pour la matrice de covariance R et pour la réussite du processus de la fusion. Nous avons donc pensé à mettre le PDOP comme paramètre dans la matrice de covariance dans le filtre. Malheureusement, lorsque les tests ont été réalisés, nous ne disposons pas des coordonnées vraies des points (un seul point puisque le véhicule était à l'arrêt).

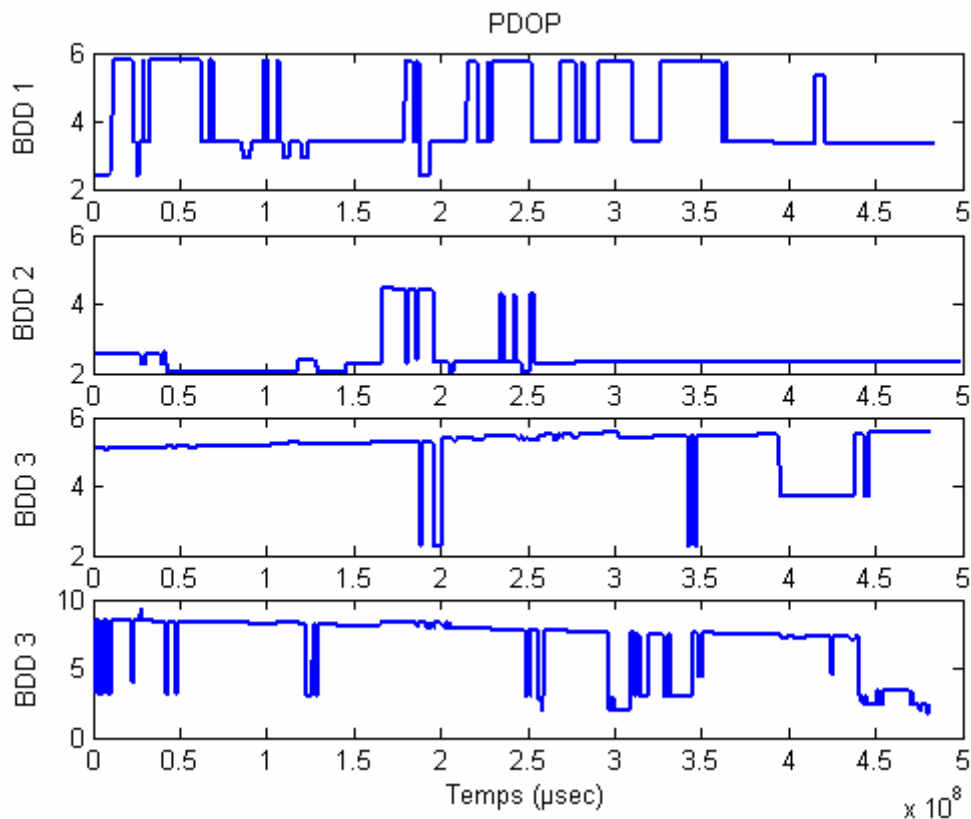


Figure 42: Le signal PDOP

Temps de latence en utilisant le PPS :

Pour enregistrer le PPS en vue d'une correction des datations et effectuer la synchronisation, on place un deuxième câble (voie B- pin 9) du GPS sur un deuxième port série, et on utilise le composant RS232 en fonctionnement "ringOnly". Cela enregistrera les dates ^{RT}MAPS des tops PPS pour une correction ultérieure. La figure fig.43 montre le signal PPS qui arrive chaque seconde mais parfois avec une imprécision de $\pm$ msec. Les sauts de ± 1 msec observés doivent être dus au système de datation dans ^{RT}MAPS.)

On peut calculer le temps de latence grâce au double datage ^{RT}MAPS. Le temps de latence calculé est variable entre 50 millisecondes et 180 millisecondes (fig.44). On remarque que la valeur calculée est parfois négative lorsqu'il y a une perte de données; dans ce cas, on rejette les valeurs négatives et on suppose que la latence a une valeur constante.

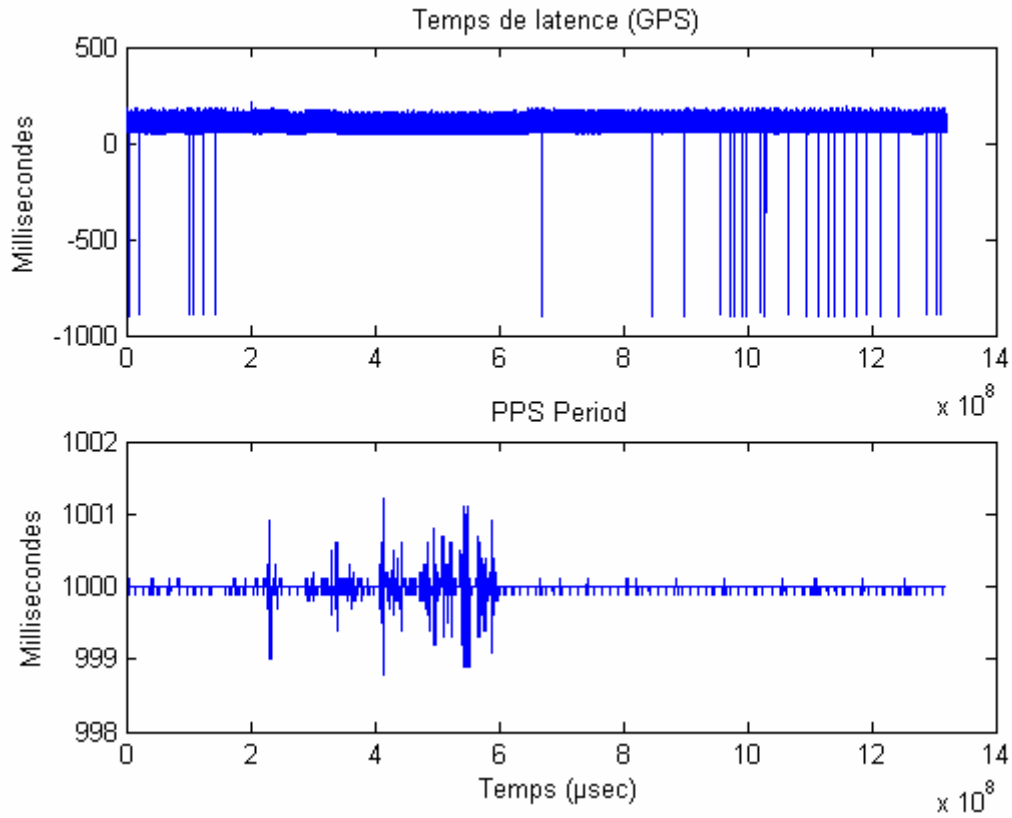


Figure 43: Temps de latence de données GPS et le PPS

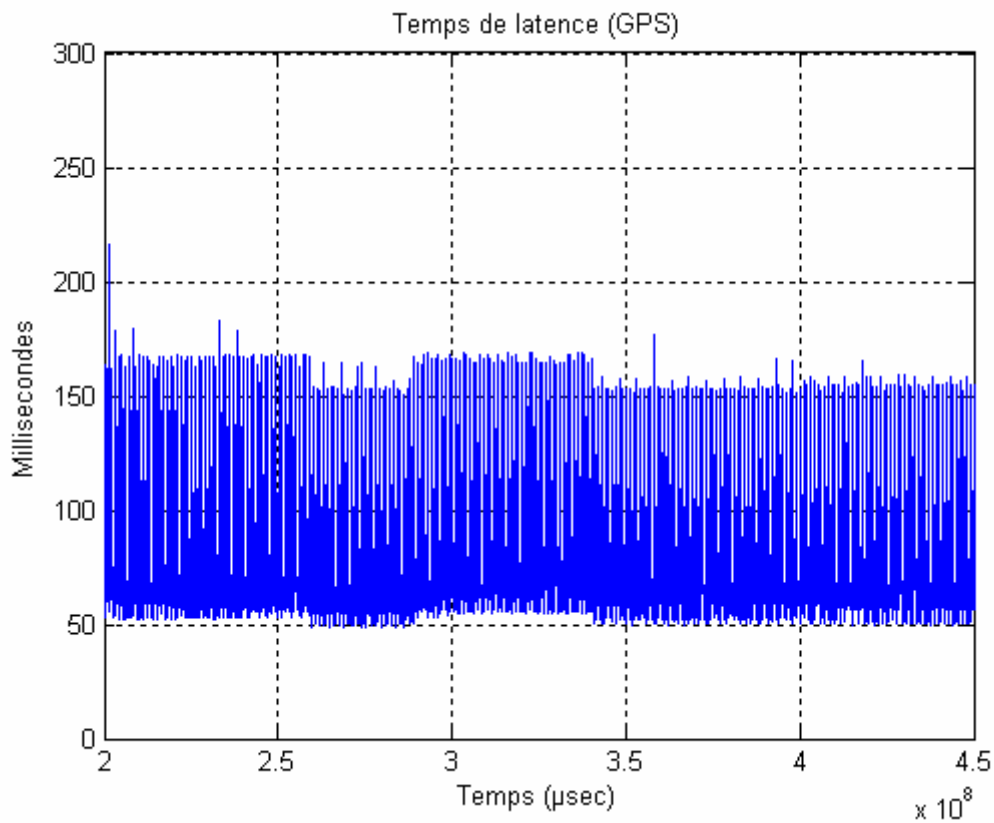


Figure 44: Latence dans les données du GPS

4.2.2 Pré-filtrage et évaluation des données INS

Les tests sur les données fournies par la CI puis l'élaboration de la solution de navigation inertielle sont réalisés grâce à des essais statiques et dynamiques. Dans les essais statiques, on permet à l'unité inertielle de propager sa position, sa vitesse et son orientation à partir d'une position et d'une orientation initiales connues. Dans les tests dynamiques, la CI est déplacée pour effectuer une trajectoire prédéterminée pendant une courte période de temps.

La CI est une centrale de bas de gamme qui représente un biais et un dérive importants. Avant de traiter les données de la CI, il est nécessaire d'éliminer les biais et les dérives. Nous avons commencé par modéliser et caractériser la dérive dans les données inertielles.

Les erreurs (le biais et sa dérive) sont modélisées par un modèle Markovien du premier ordre. Une fois le biais est modélisé nous le soustrayons des mesures acquises.

Un pré filtrage est appliqué pour éliminer les effets de la vibration dans les données inertielles.

Elimination des biais :

Les figures fig.45 et fig.46 montrent les données brutes fournies par la CI (accélérations et vitesses angulaires) à l'arrêt, mais en présence toutefois de la vibration du moteur du véhicule. On remarque clairement que le biais et la dérive affectent les mesures, (cf. fig.47). Cette figure permet également de se rendre compte du niveau de résolution des gyroscopes et des accéléromètres (en fait avec l'influence des vibrations moteur qui a été pré-filtrée par la suite).

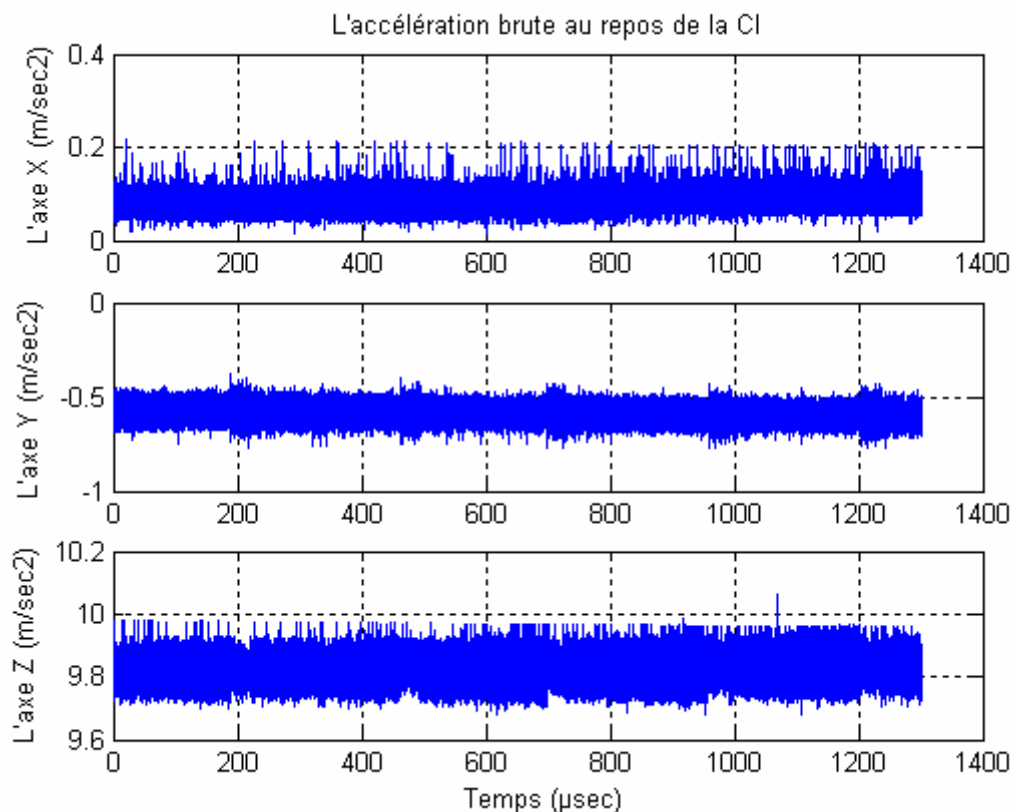


Figure 45: Mesures des accéléromètres bruts au repos

L'élimination des biais initiaux dans les accéléromètres et les gyroscopes s'effectue à l'arrêt. Au début de l'acquisition, la voiture est au repos assez longtemps. On détermine les

moyennes des accélérations et des vitesses angulaires pendant cette période. Ensuite, on les soustrait des mesures effectuées ultérieurement.

Une source d'erreur bien connue dans les gyroscopes est la dérive de biais statique. Avant chaque mouvement de véhicule, la sortie du gyroscope est enregistrée pendant 5 à 10 secondes, puis on calcule la moyenne des données enregistrées. Ensuite, une fois que le véhicule est mobile, cette valeur moyenne du biais statique est soustraite de toutes les données suivantes issues du gyroscope. En raison de la dérive relativement basse du biais statique dans les gyroscopes FOGs, des durées de mouvement d'environ 10 minutes sont possibles avant qu'une nouvelle calibration ne soit nécessaire pour compenser la nouvelle dérive due au nouveau biais statique ! Ainsi, à chaque arrêt du véhicule, il faudra relancer l'algorithme de calibrage pour calculer le biais statique et le soustraire plus tard.

Une autre solution serait de modéliser le biais dynamique (comme présenté dans le chapitre 2), celui-ci étant considéré comme une fonction linéaire du temps ou comme un processus Markovien. Ceci permettrait d'éliminer le biais dynamiquement pendant la navigation du véhicule.

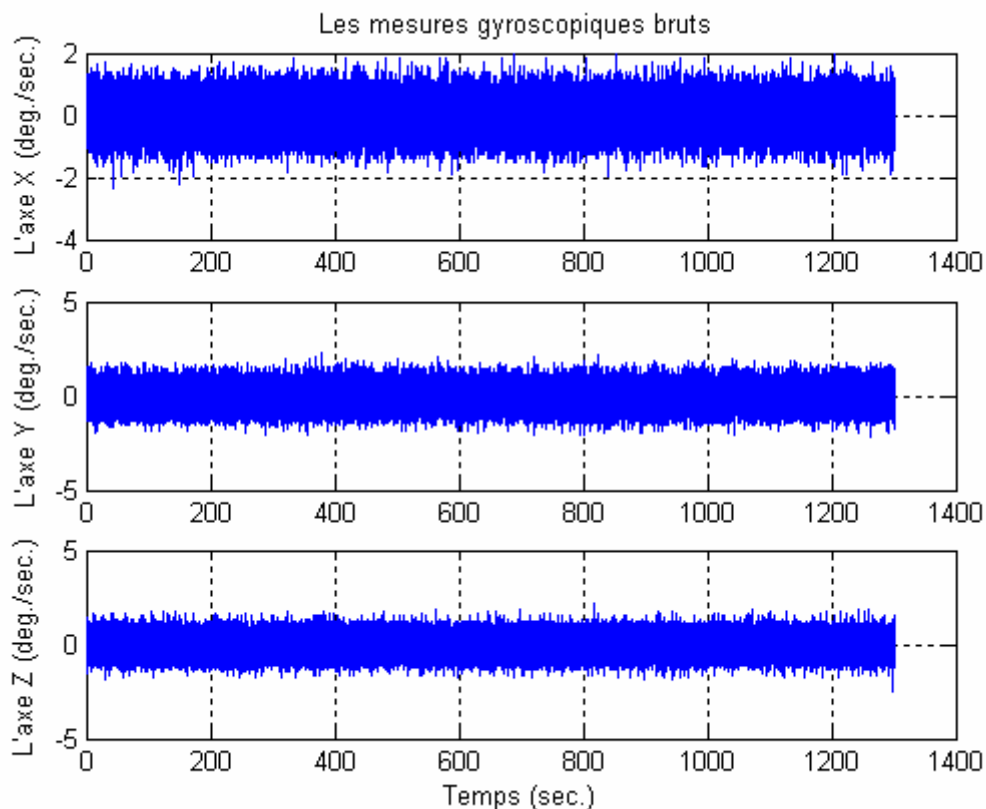


Figure 46: Mesures gyroscopiques bruts au repos : biais et dérive

Axe/Capteur	Accéléromètres (m/sec ²) ²	Gyroscopes (deg/sec) ²
Axe x	3.37×10^{-4}	0.2210
Axe y	0.0019	0.2728
Axe z	0.0018	0.2229

Table 5 : Covariance du bruit dans la CI avec vibrations

La figure fig.47 montre les données d'accélération brutes dans le mode stationnaire, en présence d'une dérive de biais. Ces erreurs sont modélisées comme un processus de Markov du premier ordre [MAI 79], exprimé dans l'équation suivante (Eq.5-2), où $1/\beta_a$ est le temps de corrélation de la variable aléatoire b_a , et w_a est un bruit blanc gaussien.

$$a_{meas} = a_{true} + b_a \quad \text{Eq.5-1}$$

$$\dot{b}_a = -\beta_a b_a + w_a \quad \text{Eq.5-2}$$

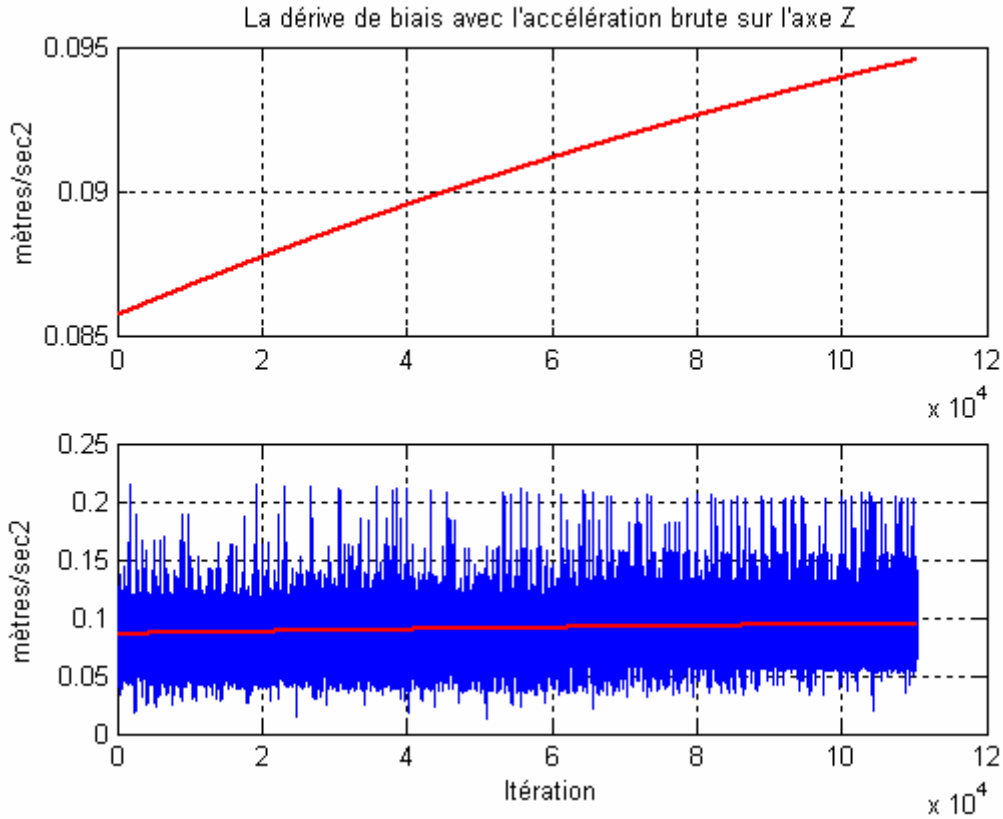


Figure 47: Estimation de la dérive de biais de la CI

Pré-filtrage des données :

Afin d'éliminer les effets des bruits (e.g. la vibration) dans les données inertielles, un pré filtrage devient une étape nécessaire avant de calculer les erreurs de non-alignement. En utilisant une version du filtre de Kalman avec une matrice de gain de Kalman constante, les données à la sortie sont lissées en éliminant les transitoires non désirées. La matrice de gain de Kalman est déterminée en fonction du rapport signal/bruit et est spécifique aux sorties du capteur. Ce filtre de Kalman particulier est référencé sous la rubrique "scalar-gain interpretation".

$$\tilde{S}_b^- = \Phi_{sgt} \tilde{S}_b \quad \text{Eq.5-3}$$

$$\tilde{S}_b = \tilde{S}_b^- + K_{pf_s} (\underline{S}_b - \tilde{S}_b^-) \quad \text{Eq.5-4}$$

Où, $\tilde{S}_b^-$ est l'estimation précédente d'état des données

$\underline{S}_b$ est l'estimation actuelle d'état

$\Phi_{sgi} = I$, est la matrice de transition d'état puisque le modèle = 0

K_{pf_s} est la matrice de gain de Kalman pré-filtré pour le rendement d'accéléromètre

$$K_{pf_s} = \begin{bmatrix} K_s & 0 & 0 \\ 0 & K_s & 0 \\ 0 & 0 & K_s \end{bmatrix} \quad \text{Eq.5-5}$$

Le filtre de Kalman a été appliqué et a permis de déterminer le gain ; celui-ci est égal à 0.05. Ainsi, la sortie pré-filtrée des données d'accéléromètre est donné par $\tilde{S}_b$. L'itération suivante utilise son dernier $\tilde{S}_b$ et l'assigne à l'estimation d'état passée, $\tilde{S}_b^-$, et le processus entier est répété.

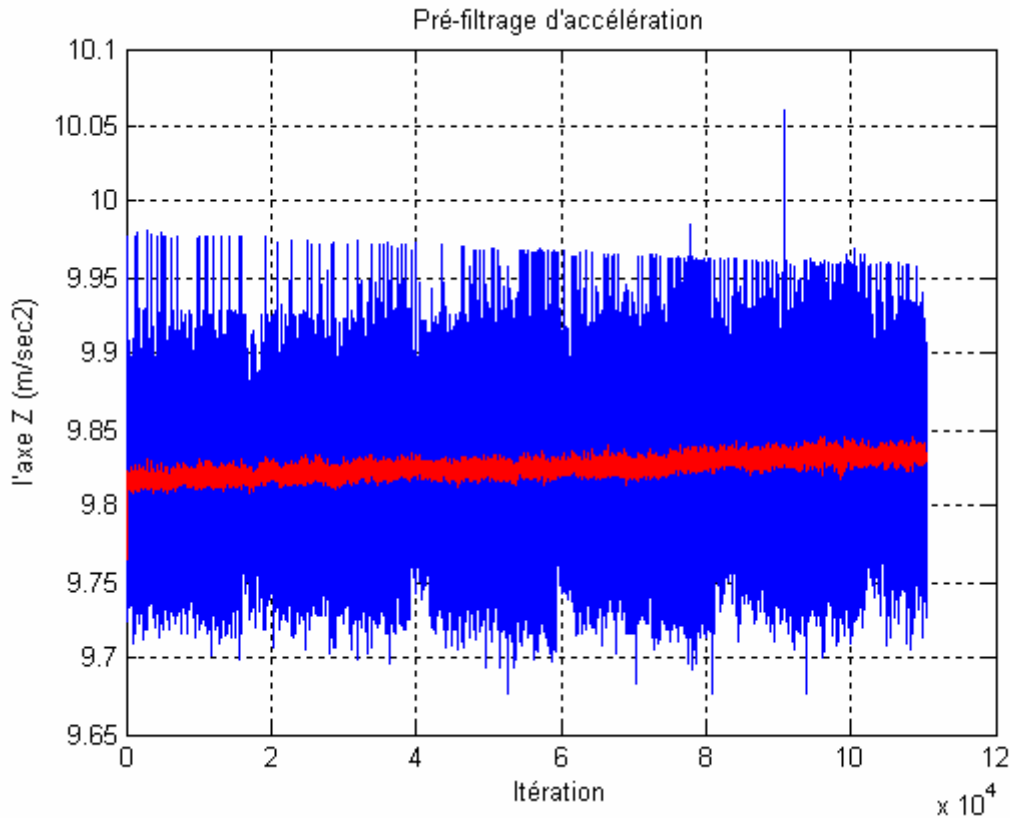


Figure 48: L'accélération brute et pré-filtrée sur l'axe z

Les mêmes raisonnements et équations s'appliquent pour le pré-filtrage des données gyroscopiques. Il convient de noter que la matrice de gain de Kalman ne doit pas nécessairement être identique pour les deux capteurs. Dans le cas de notre CI, les matrices de gain de Kalman utilisées sont les mêmes. Une fois que les données ont été pré-filtrées, elles peuvent alors être utilisées dans un filtre de Kalman qui détermine les erreurs d'angles.

Les schémas fig.48 et fig.49 montrent les données brutes (le signal d'origine en bleu) et les données pré filtrées (en rouge) à la sortie en utilisant les accélérations mesurées sur l'axe Z

prises sur une vingtaine de minutes. Dans la figure fig.48 on remarque bien la dérive, qui n'est autre que la dérive du biais.

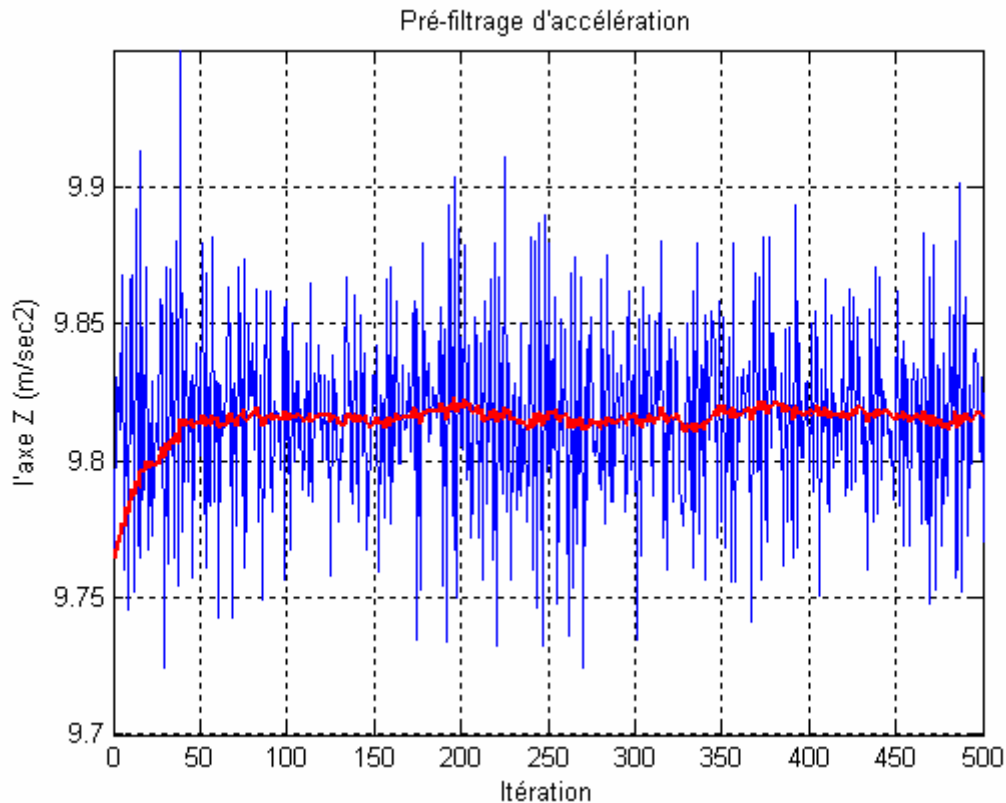


Figure 49: L'accélération brute et pré-filtrée sur l'axe z (zoom)

Evaluation des données INS au repos (test statique)

Lors des expérimentations effectuées sur les pistes de GIAT, nous avons retenu la position absolue dont les coordonnées LLA sont : (Latitude = 0.851427576 radians, Longitude = 0.03672472 radians, Altitude = 207.48 m.).

On prend les mesures des accélérations et des vitesses angulaires grâce à une acquisition de 20 minutes au repos, et on fait tourner l'algorithme de navigation inertielle développé au chapitre 2 après l'élimination du biais statique. La centrale est toujours à l'arrêt et par conséquent on s'attend à ce que la position ne change pas. Mais le résultat de la figure suivante (fig.50) montre que pour une tranche de 20 minutes, l'erreur avoisine les 5 km en x. Les erreurs d'orientation sont montrées sur le même schéma. L'angle de lacet dérive d'environ 25 degrés.

L'erreur montrée est la différence entre les valeurs connues de position (le point de référence) et le rendement de la navigation inertielle. Cette erreur est réduite par un facteur de 10 en éliminant les effets du biais dynamique et de la vibration.

Les résultats des tests statiques ont montré que les erreurs de position et d'orientation sont inférieures aux erreurs maximales calculées en utilisant les caractéristiques de performance de la CI pour les biais d'accéléromètre et les dérives de gyroscopes fournies par le constructeur. La CI est censée fournir une précision de positionnement sur un seul axe à moins de 0.3

kilomètre après une minute. La dérive angulaire sur un axe est évaluée pour ne pas être supérieure à 1.8 degrés par minute, elle peut être calculée à partir de l'expression suivante :

$$\left(\frac{1}{2} \text{biais} \times t^2\right).$$

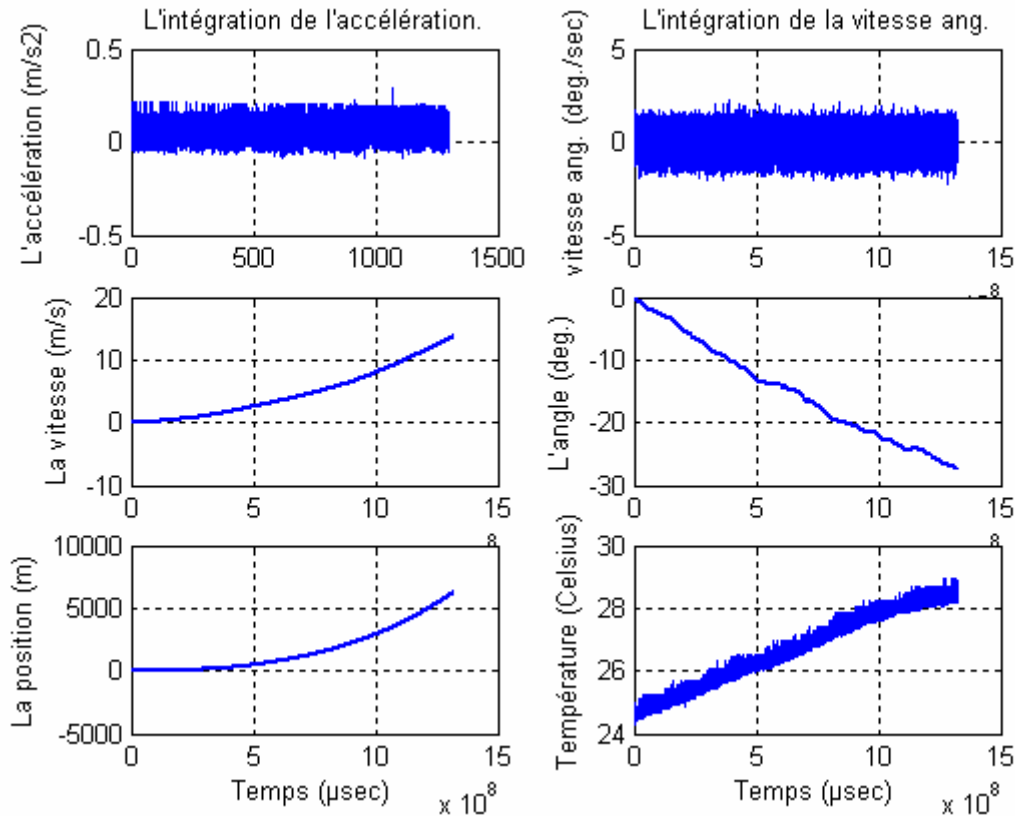


Figure 50: L'intégration des données CI avec une acquisition au repos

4.2.3 Evaluation des données odométriques

L'évaluation des données odométriques a été présentée dans le chapitre 2, on obtient la figure fig.51 en utilisant un modèle de type char où seules les vitesses des roues arrière étaient disponibles (2 codeurs). On remarque que le point initial ne coïncide pas avec le point final. Il y a une erreur cumulative qui atteint 200m. Nous verrons aussi plus tard que toute trajectoire obtenue est déviée par rapport à la trajectoire de référence. De même un résultat similaire (moins bon) a été obtenu en utilisant un modèle tricycle à l'aide d'un capteur qui mesure l'angle du volant.

4.3 Résultats expérimentaux des systèmes de navigation hybride développés

Cette section présente les résultats des expériences menées sur un véhicule instrumenté et possédant les capteurs mentionnés ci-dessus : l'odométrie, la centrale inertielle (Crossbow -

IMU VG600CA-200), et le GPS différentiel Ag132 de Trimble. Les capteurs de références sont : un récepteur RTK et un récepteur PPK (Thalès Navigation 6500)

Les résultats des tests sont présentés en plusieurs étapes. D'abord, la base de données et la trajectoire de référence seront présentées. Ensuite, seront présentés les résultats d'intégration des données de l'INS et du GPS avec un post traitement au laboratoire (rejeu). Enfin, nous montrerons les résultats obtenus avec des essais effectués sur piste en temps réel.

Nous discuterons ensuite de l'erreur estimée par le filtre d'intégration.

Pour démontrer l'efficacité de cet algorithme et de son pilotage par le filtre de Kalman dans un contexte de navigation pratique, la CI est assistée par un capteur de vitesse (odométrie) en cas de masquage du signal GPS. Les résultats obtenus par un tel système seront présentés.

Enfin, nous consacrerons une partie aux résultats obtenus sur l'orientation de véhicule.

4.3.1 Base de données et trajectoire de référence

Nous avons une base de données qui inclut différents types de données à savoir, des données GPS centimétriques AgGPS 214 (Précision RTK), des données du GPS AgGPS 132 (Précision sub-métrique différentielle), des données odométriques et des données inertielles.

La séquence dure 11 minutes pour une trajectoire qui fait environ 3 km. La figure fig.52 montre la trajectoire de référence en projection LambertI avec une précision centimétrique, c'est une trajectoire RTK. L'angle de cap de référence est présenté dans la figure fig.53, cet angle est calculé par rapport au nord géographique, ici l'angle initial était de (-13°) .

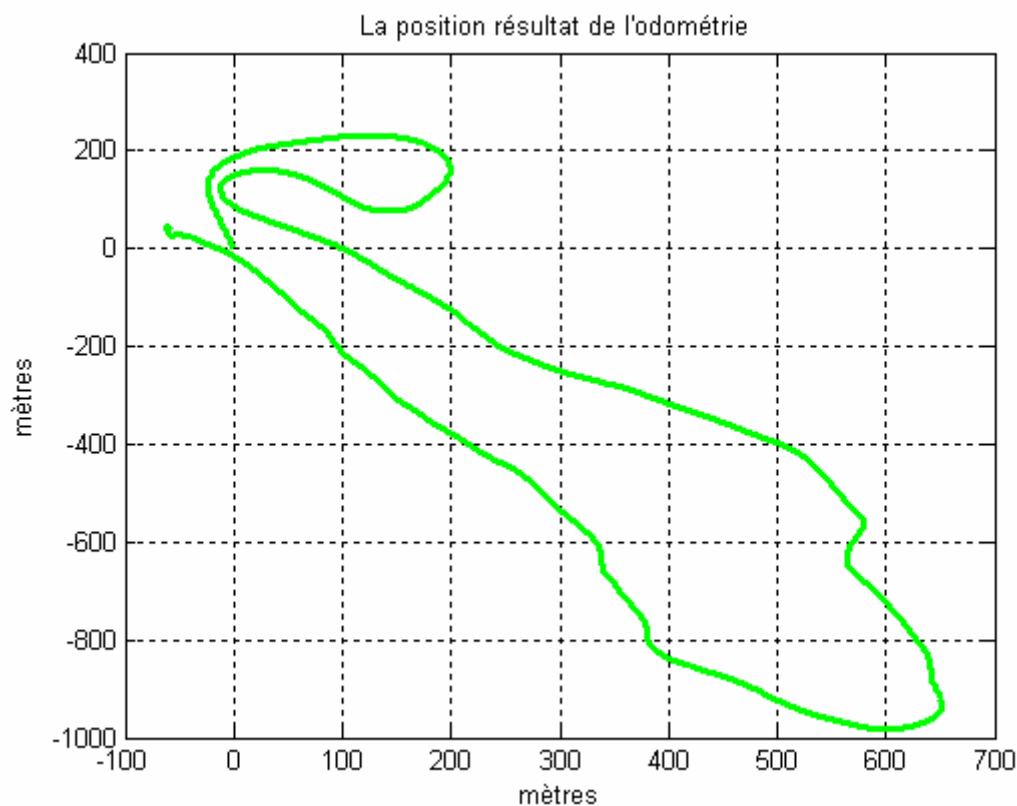


Figure 51: Résultat d'une intégration odométrique sur la piste de GIAT

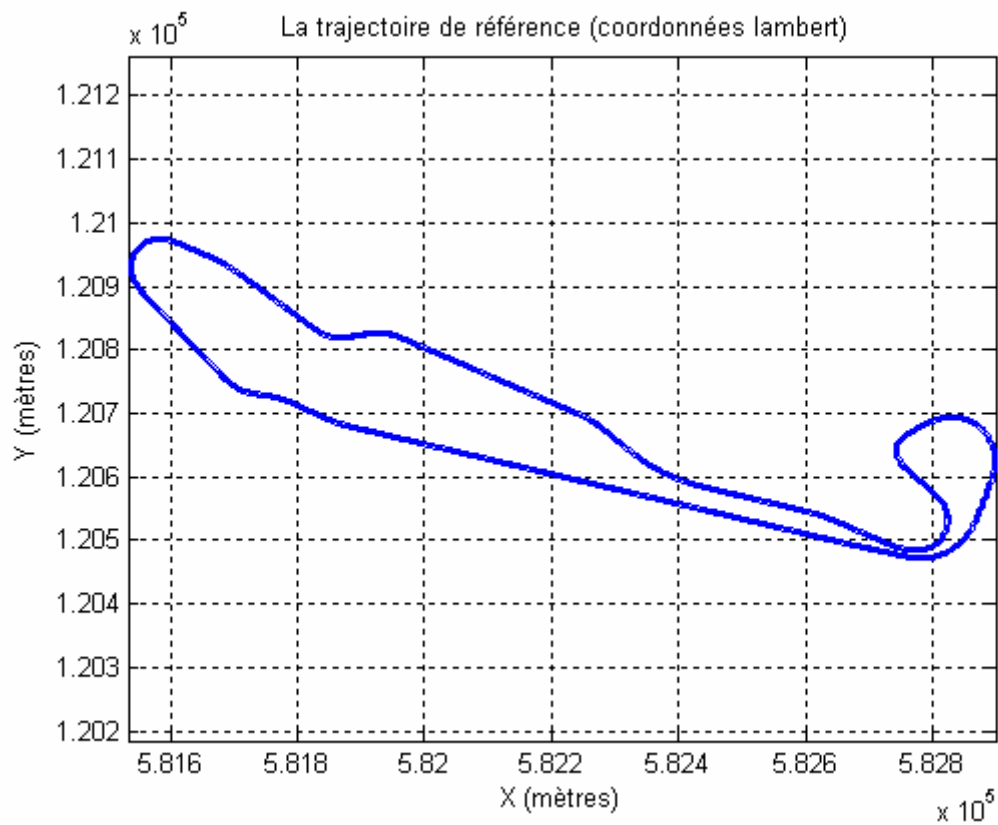


Figure 52: La trajectoire de référence

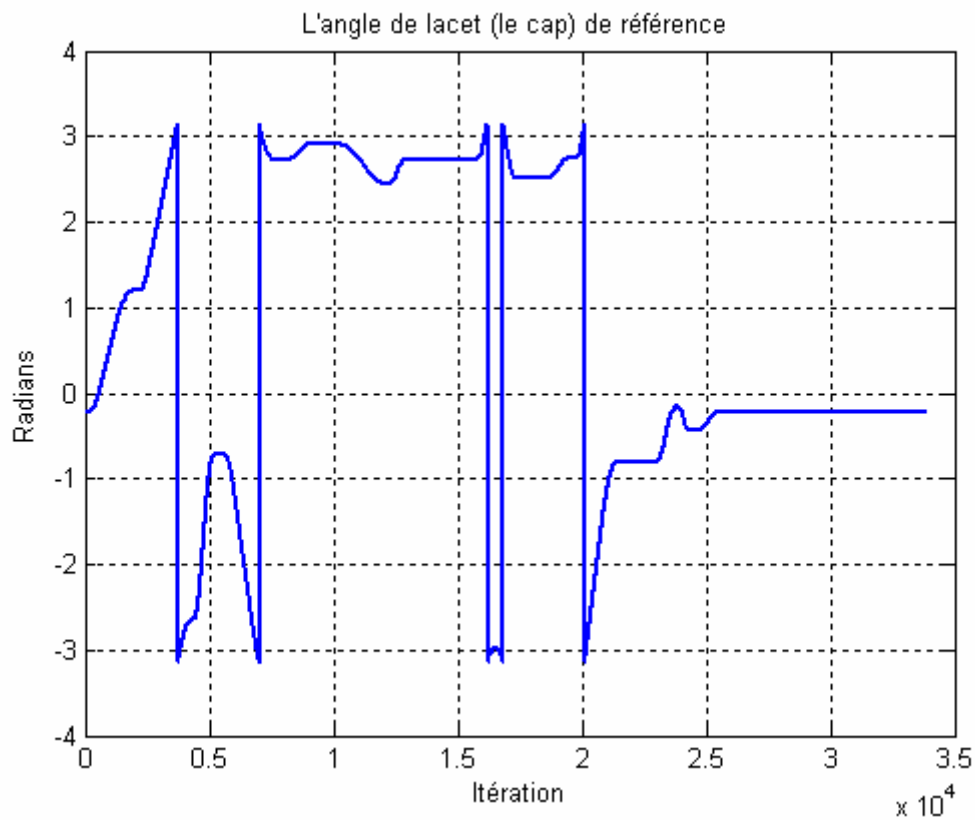


Figure 53: Angle de cap de référence

4.3.2 Intégration INS/GPS

La figure fig.54 montre le résultat de l'intégration INS/GPS superposé aux données du GPS centimétriques (la trajectoire de référence qui représente les marquages). Cette trajectoire de référence a été relevée par un géomètre en utilisant un théodolite, le point de départ étant un clou IGN). Afin de vérifier la localisation latérale, nous avons pris soin de conduire en permanence sur la voie de droite. Ce test représente des résultats qualitatifs.

En y effectuant un zoom sur une petite partie de la trajectoire présentée précédemment, on retrouve la figure suivante (fig.55). Le résultat de l'intégration GPS/INS est présenté en rouge et permet de constater que la trajectoire obtenue par cette intégration reste bornée par les limites de la même voie (la largeur de voie est de 3.4 mètres).

La qualité était bonne sur la majeure partie du circuit, à aucun moment notre trajectoire n'a dépassé le marquage; ce qui veut dire que nous avons obtenu une bonne précision latérale. Il n'y avait pas de masquage GPS pendant ce test; il y avait entre 7-8 satellites visibles.

La figure fig.56 montre le résultat d'intégration GPS/INS en bleu avec les données du GPS (sub-métrique) en rouge. En faisant un zoom sur une partie de la trajectoire (fig. 57), on remarque que dans cette partie il y a une bonne précision dans les données GPS, la fusion a permis une bonne interpolation entre les données GPS et la fusion a tourné à une fréquence élevée.

Dans la figure fig.58, les données GPS en rouge sont moins précises et un peu dispersées, on remarque que la fusion a apporté une amélioration, le résultat de la fusion GPS/INS est lissé et plus précis et est donné avec une fréquence élevée.

L'erreur de l'intégration est toujours inférieure à un mètre mais, dans une étude ultérieure, nous analyserons plus amplement cette erreur.

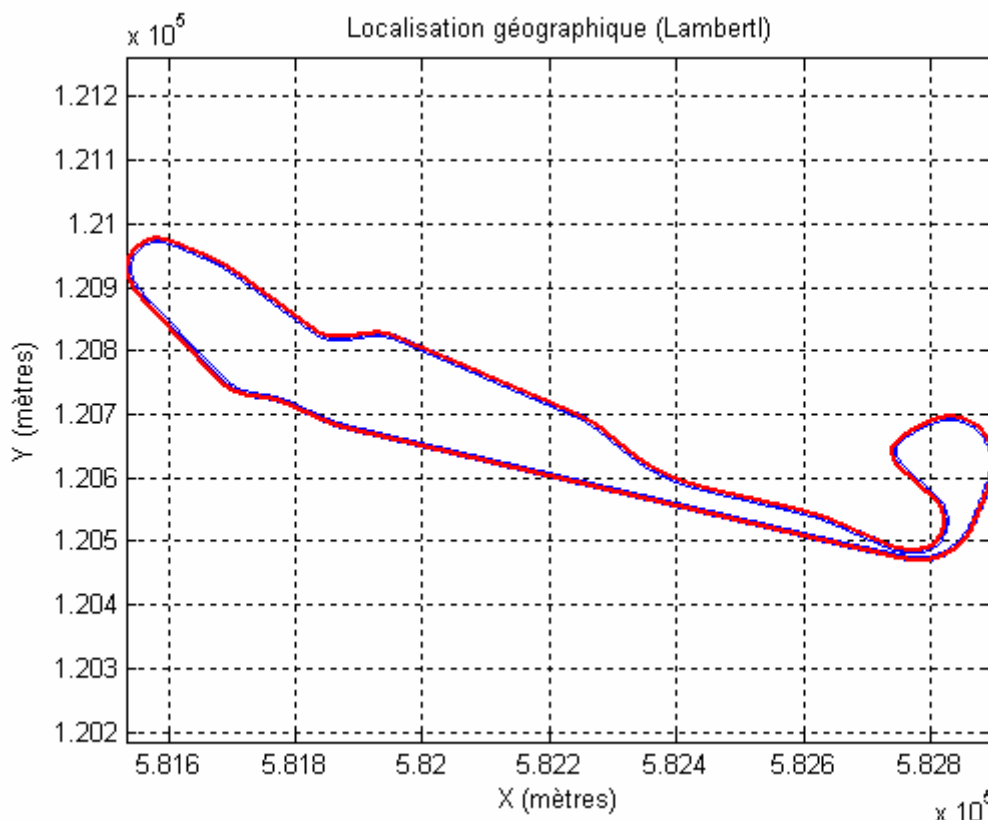


Figure 54: Intégration GPS/INS et la trajectoire de référence en projection Lambert

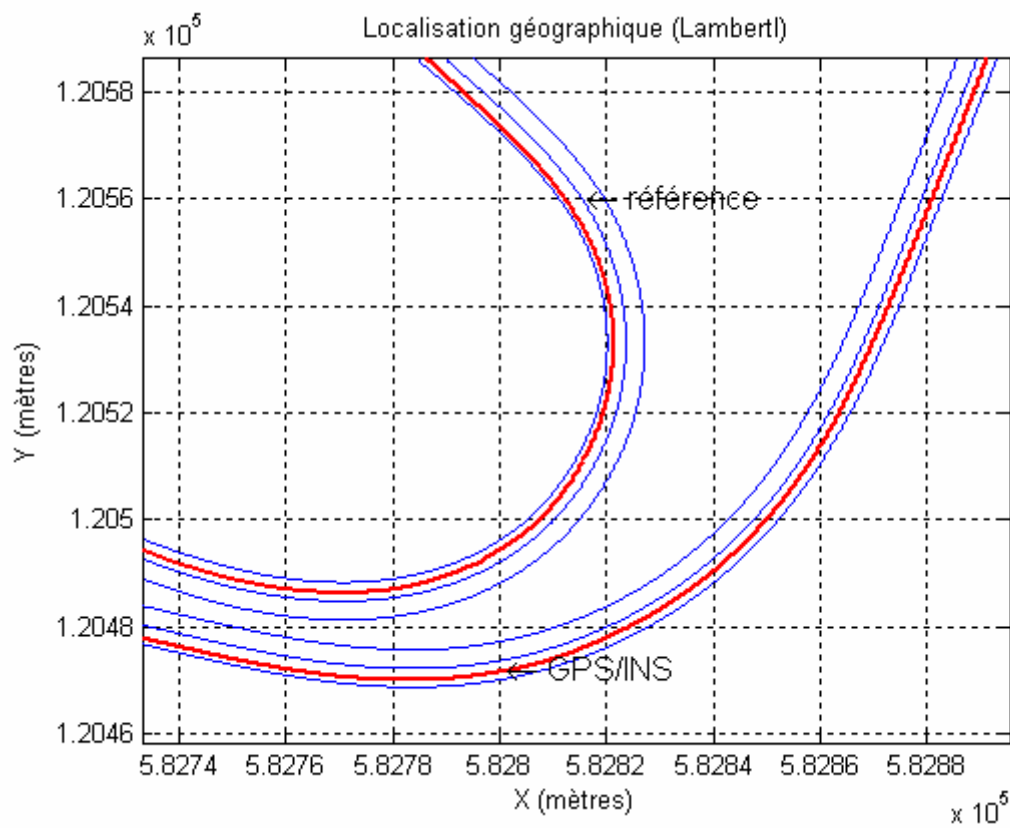


Figure 55: Zoom sur l'intégration GPS/INS et la trajectoire de référence

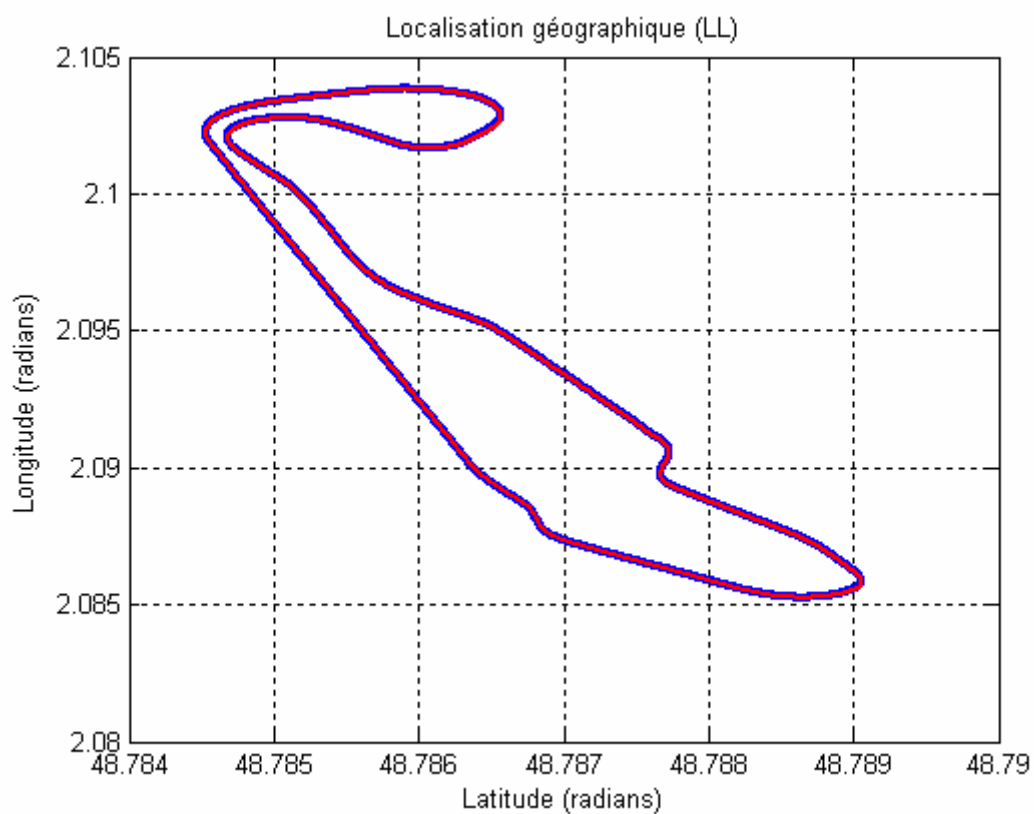


Figure 56: Les données GPS et le résultat de l'intégration GPS/INS

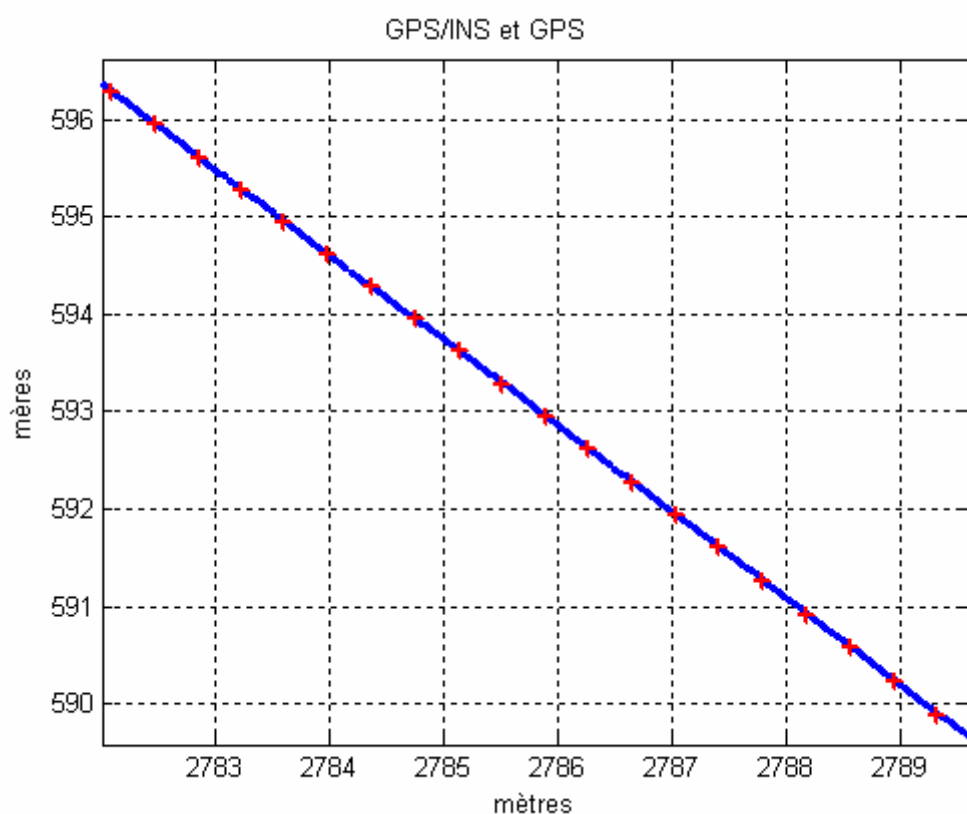


Figure 57: Les données GPS et le résultat de l'intégration GPS/INS (1)

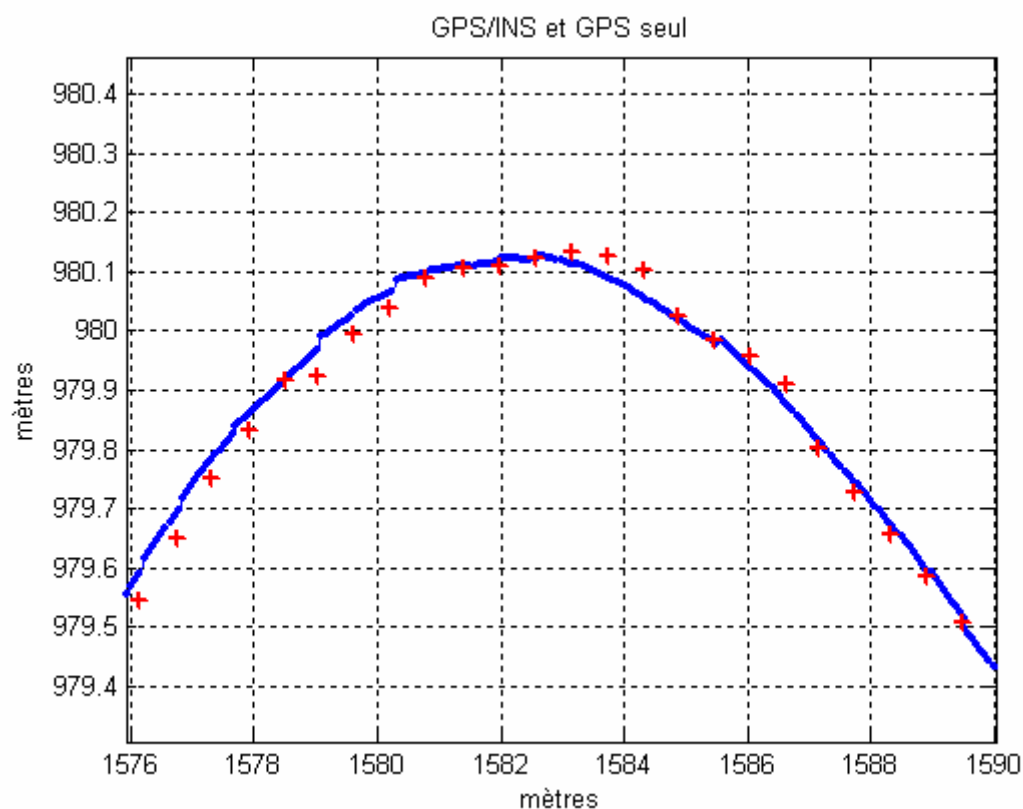


Figure 58: Les données GPS et le résultat de l'intégration GPS/INS (2)

D'autre part, en utilisant une autre base de données, on remarque que la figure fig.59 illustre la nécessité d'appliquer la synchronisation expliquée au chapitre 3. Sur des données non synchronisées, on observe que la position du véhicule montre un recul à un moment donné. Ce recul a été éliminé par la mise en place de la synchronisation.

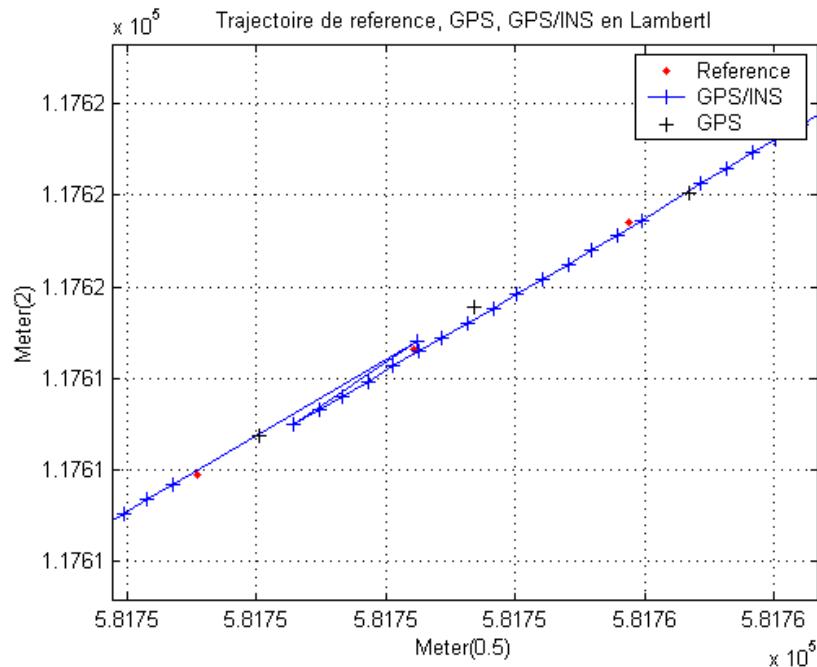


Figure 59: Résultat de la fusion de données non synchronisées

Dans la figure suivante nous observons que, malgré la perte des données GPS pendant quelques secondes (60 m environ), l'algorithme prédit correctement la position.

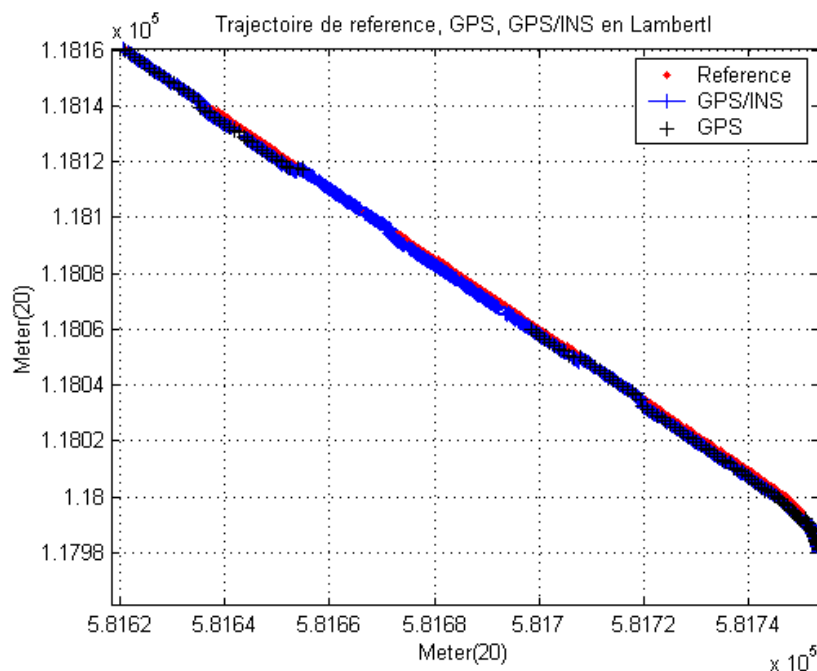


Figure 60: La trajectoire de référence, GPS, et le résultat de l'intégration GPS/INS (1)

Ici, le suivi de la trajectoire de référence n'est pas correct car on a fait trop confiance dans les données métriques du GPS, et en plus, cela vient s'ajouter aux problèmes de synchronisation. On peut constater ici que la correction arrive quand on reçoit les données GPS.

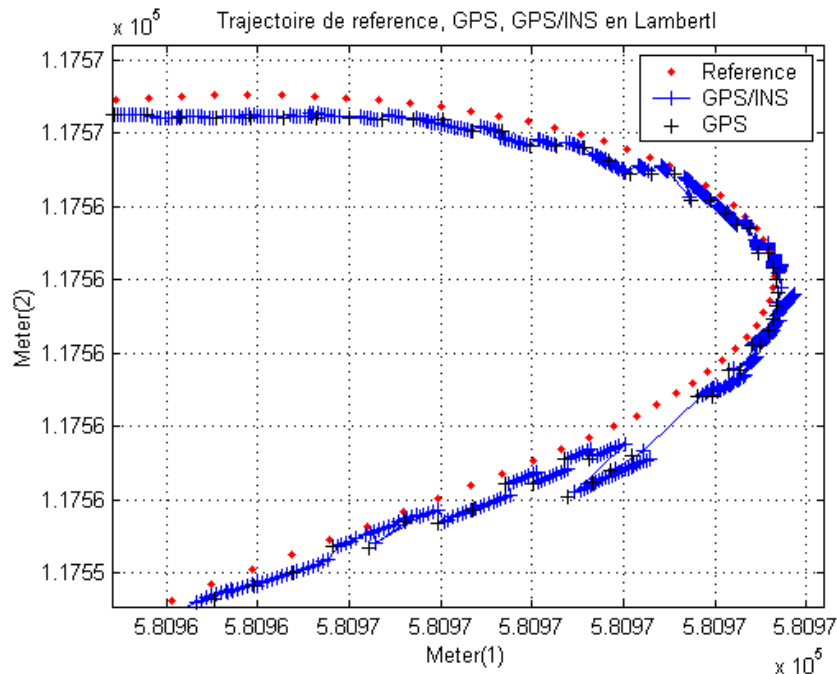


Figure 61: La trajectoire de référence, GPS, et la résultat de l'intégration GPS/INS (2)

Dans la figure fig.62, nous montrons l'altitude résultante de l'intégration GPS/INS. La courbe en rouge (1) est le résultat de l'intégration en tenant compte de la correction sur la position et la vitesse, l'erreur cumulative est égale à 1.9 mètres. La courbe en bleue (2) est le résultat obtenu en prenant en compte la correction sur la vitesse seulement (on obtient cette courbe en intégrant cette vitesse). On remarque que cette courbe présente un résultat plus précis, l'erreur cumulative est égale à 20 cm. Ne disposant pas d'une altitude de référence, l'estimation d'erreur se fait par la différence entre le point initial et le point final d'une boucle de 3.4 km. Malheureusement, à l'époque de ce test, nous n'avions pas un profil de référence en z. pour pouvoir comparer. Mais plus tard, à l'aide de notre partenaire l'INRIA, nous avons installé un récepteur GPS RTK sur notre véhicule pour obtenir cette référence. L'altitude fournie par ce récepteur RTK (supposé centimétrique) est présentée dans la figure fig.63. Celle-ci révèle une erreur de plus d'un mètre avec le résultat obtenu par le GPS/INS. Le problème de trouver une solution précise pour l'altitude reste ainsi ouvert !

L'altitude résultant de l'intégration Odométrie/INS est montrée par la courbe verte (3) fig. 64, on y voit clairement la dérive dans le positionnement qui dépasse les 20 mètres.

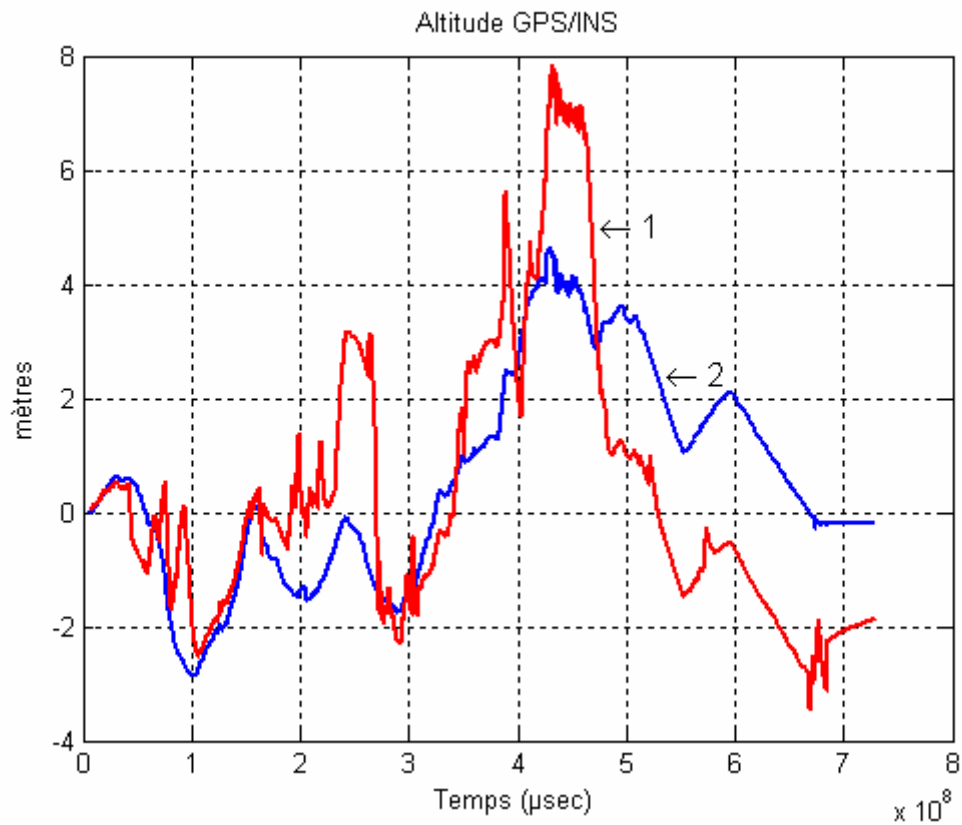


Figure 62: L'altitude résultant de l'intégration INS/GPS

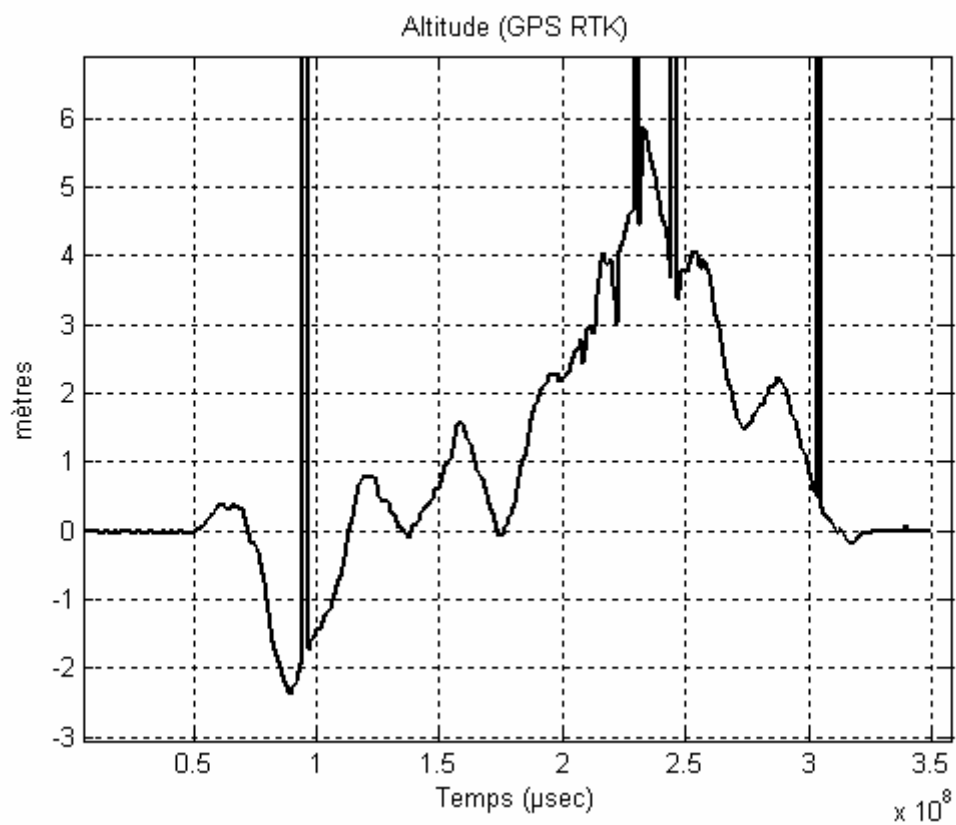


Figure 63: L'altitude fourni par un récepteur GPS RTK

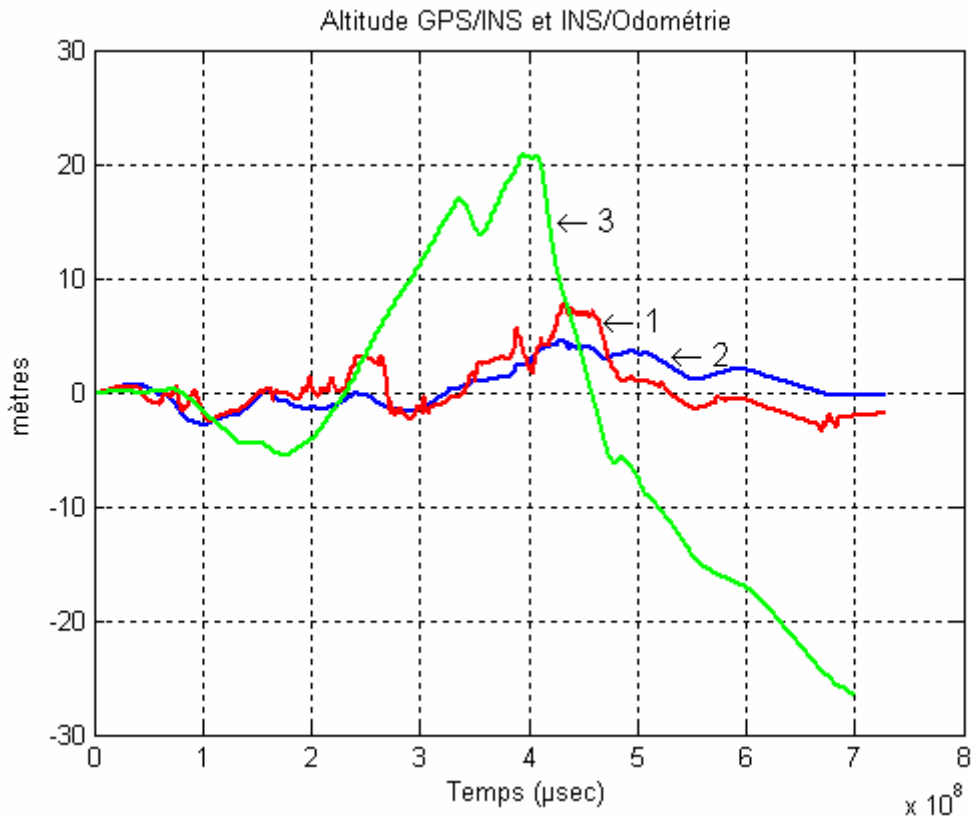


Figure 64: L'altitude résultant de l'intégration INS/GPS et INS/Odométrie

Les figures fig.65 et fig.66 présentent le résiduel (l'innovation) en position, et la fonction d'autocorrélation associée sur l'axe z qui montre que l'innovation n'est pas vraiment un bruit blanc, à cause de la modélisation inexacte des erreurs sur la position GPS.

Les figures fig.67 et fig.68 présentent le résiduel en vitesse et sa fonction d'autocorrélation associée sur l'axe z qui montre que les innovations sont non biaisées et blanches, car l'autocorrélation est très faible pour $\tau \neq 0$.

La figure fig.69 montre le résultat quantitatif des erreurs relatives obtenues; il présente l'erreur en position estimée par le filtre pour corriger le système inertiel. Visuellement nous pouvons constater le bon fonctionnement du système. Nous pouvons dire que nous avons une précision centimétrique. La figure fig.70 montre l'erreur en vitesse estimée par le filtre; la plupart de temps, elle est inférieure à 0.05m/sec pour les axes x et y et 0.15m/sec sur l'axe z.

Pour évaluer l'erreur absolue obtenue par rapport à des données de référence exactes; il a fallu utiliser un autre moyen. Le projet ARCOS nous a fourni ces moyens; une campagne de tests a été réalisée en août 2004.

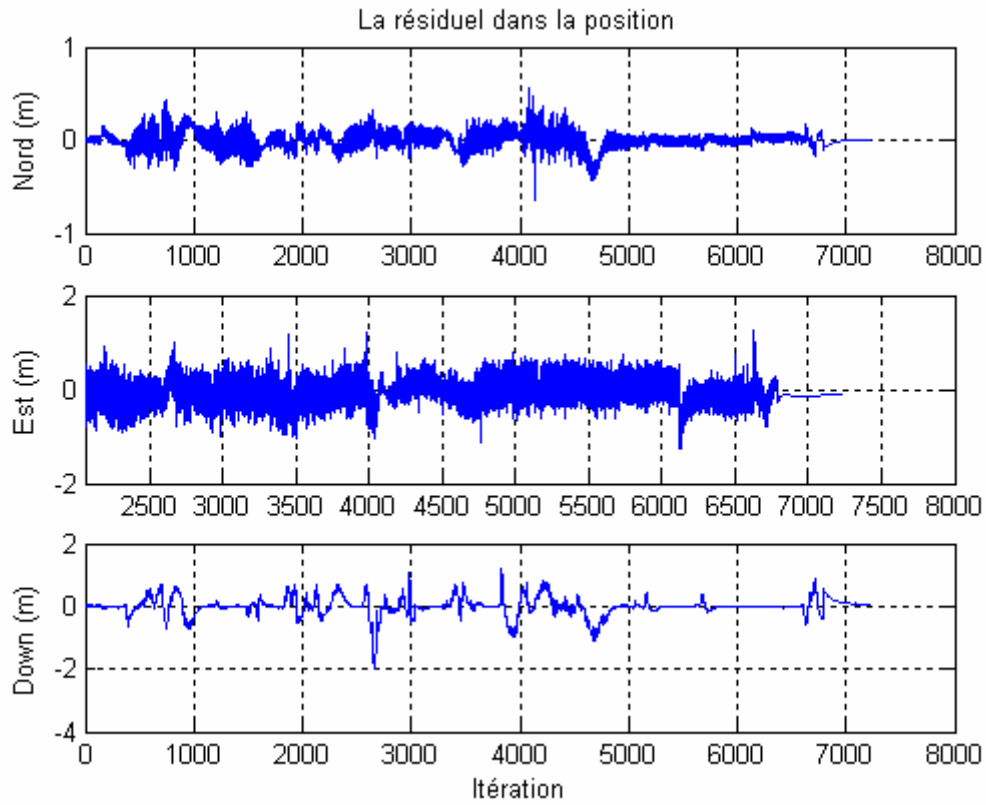


Figure 65: La résiduel dans la position

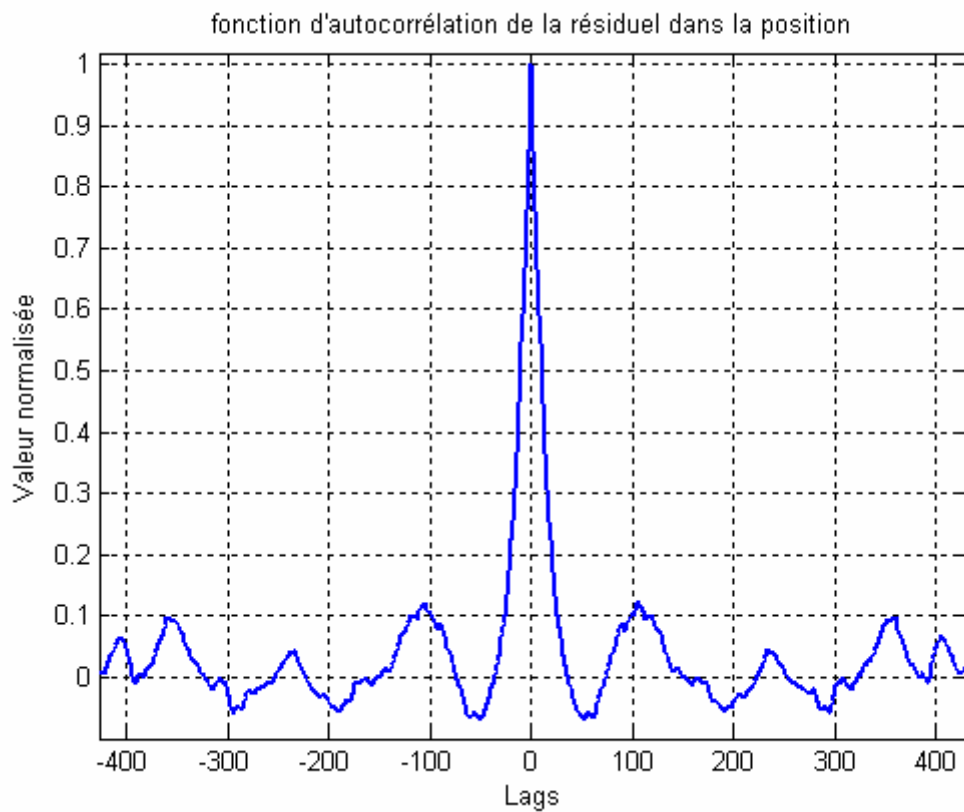


Figure 66: La fonction d'autocorrélation de la résiduel dans la position

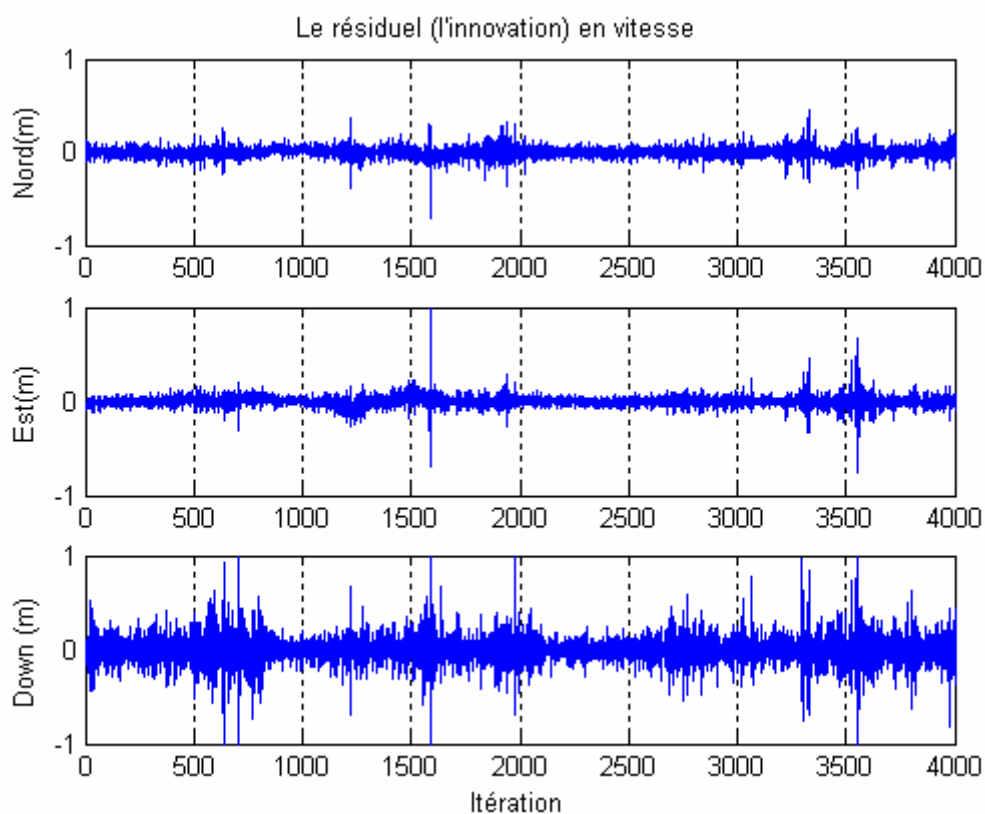


Figure 67: La résiduel dans la vitesse

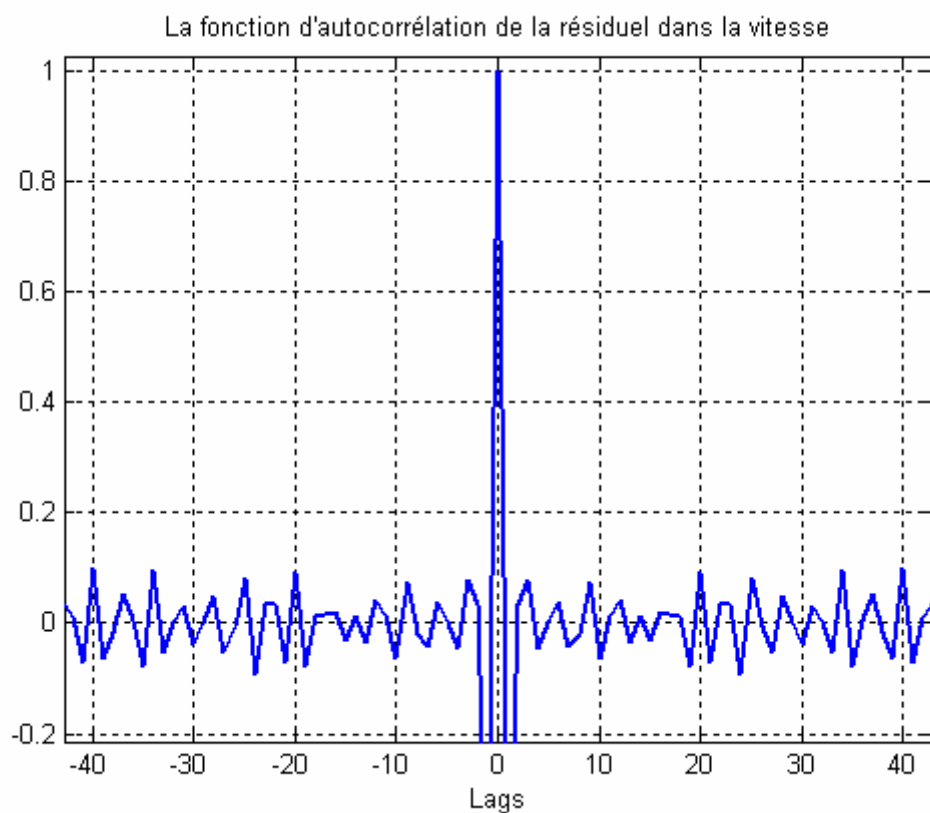


Figure 68: La fonction d'autocorrélation de la résiduel dans la vitesse

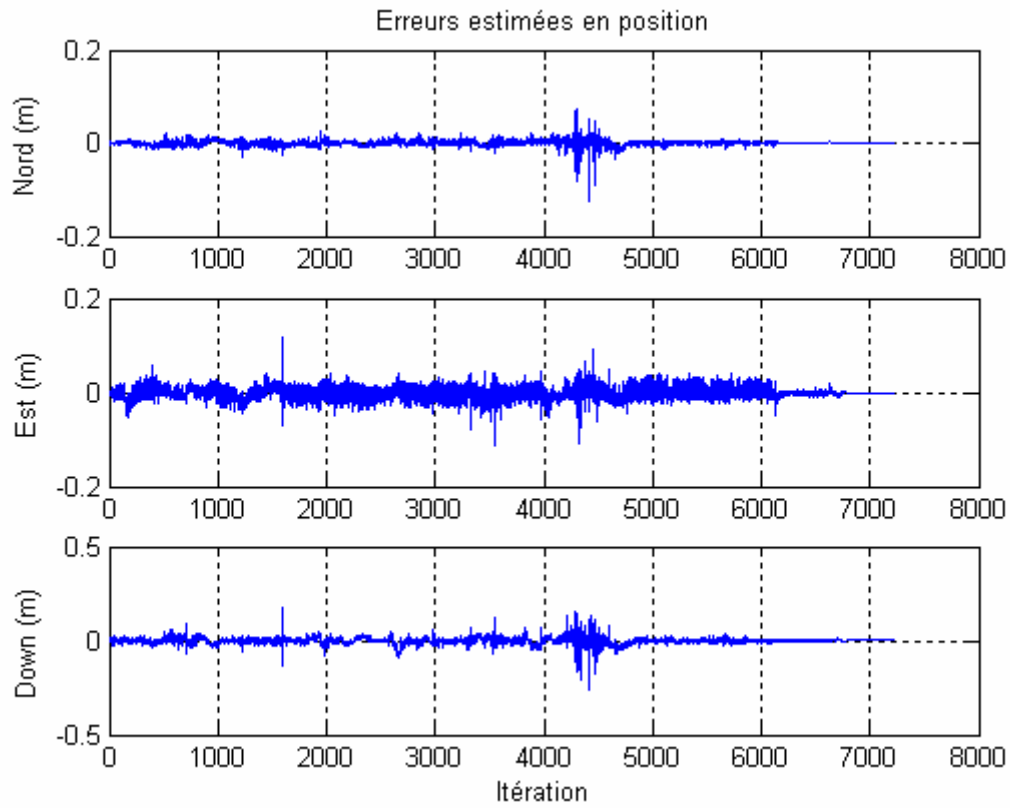


Figure 69: Erreurs estimées par le filtre sur la position

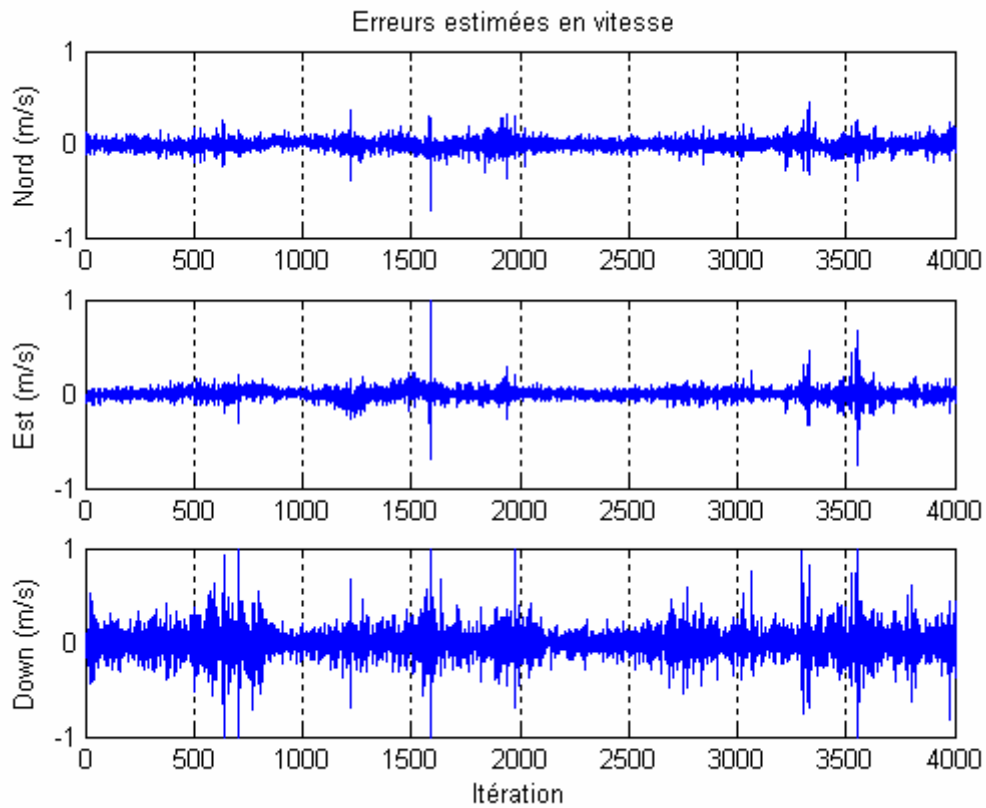


Figure 70: Erreurs estimées par le filtre sur la vitesse

4.3.3 Mise en œuvre des essais sur piste

Des tests quantitatifs ont été validés, l'équipe « Localisation » du LCPC⁵⁷, a évalué les performances du prototype (principalement, la précision et le temps de latence) par rapport à une trajectoire de référence GPS PPK. Les essais ont été réalisés le 28 août 2004, le dépouillage achevé en septembre 2004.

La trajectoire de référence a été déterminée à partir d'un traitement cinématique en temps différé (PPK) des données brutes GPS acquises par deux récepteurs Thalès Navigation 6500 équipés d'antennes NAP 002, appartenant au service MI du LCPC, qui ont été installés respectivement sur le point de référence du circuit qui a été rattaché au référentiel national RGF 93 ([CHA 95] et [PRO 95]) et sur le véhicule de test. La trajectoire de référence est définie comme la position de l'antenne PPK en Lambert 93 (l'évaluation porte sur la localisation en 2D). Cette position sera calculée par le GPS PPK à chaque seconde en temps GPS (c'est le temps UTC + 13 secondes).

Les décalages physiques entre l'antenne PPK embarquée et l'antenne ont été pris en compte. Les essais en statique ont eu pour but principal de vérifier la bonne prise en compte de ces décalages et de les corriger éventuellement. Ils ont également été utilisés pour mettre en évidence le comportement des filtres à l'arrêt et les dérives dues au biais lentement évolutives des solutions DGPS Omnistar.

Dans la suite, nous allons trouver les résultats de ces essais et l'analyse du prototype à différentes vitesses. La trajectoire de référence à laquelle les sorties des prototypes ont été comparées n'a pas pu être établie sur tous les circuits parcourus par les véhicules. La mauvaise constellation et les performances modestes du logiciel de post-traitement en termes de rapidité d'initialisation (calcul des ambiguïtés entières), dues à sa relative vétusté, en sont à l'origine.

Les couleurs utilisées dans les graphiques sont : le noir, pour la référence ; le bleu, pour les sorties prototype ; le rose, pour les sorties DGPS. Les rectangles noirs indiquent les arrêts et les rectangles jaunes les masques⁵⁸.

Essais en cinématique à vitesse rapide

L'essai en cinématique à vitesse rapide a consisté en 1 tour du circuit à 90 km/h. Ce tour donnait lieu à une minute d'arrêt au départ et à la fin, après la zone boisée.

L'effet bénéfique du filtre prédictif sur l'écart axial est accentué sur un tel essai rapide. Il est ramené de plus de 4.50 m à quasiment 1 m maximum. L'écart-type associé passe de presque 1 m à moins de 0.50 m.

La période de masquage DGPS observée correspond à une perte de plus de 30 s des corrections Omnistar. Dans ce cas, les solutions sorties par le récepteur sont des solutions GPS naturel qui ont été utilisées par le filtre. Cette période correspond à une durée de l'ordre de 5 s.

⁵⁷ Laboratoire Central des Ponts et Chaussées

⁵⁸ Un masque DGPS correspond à une perte de plus de 30 s des corrections Omnistar, dans ce cas, les solutions sorties par le récepteur sont des solutions GPS naturel

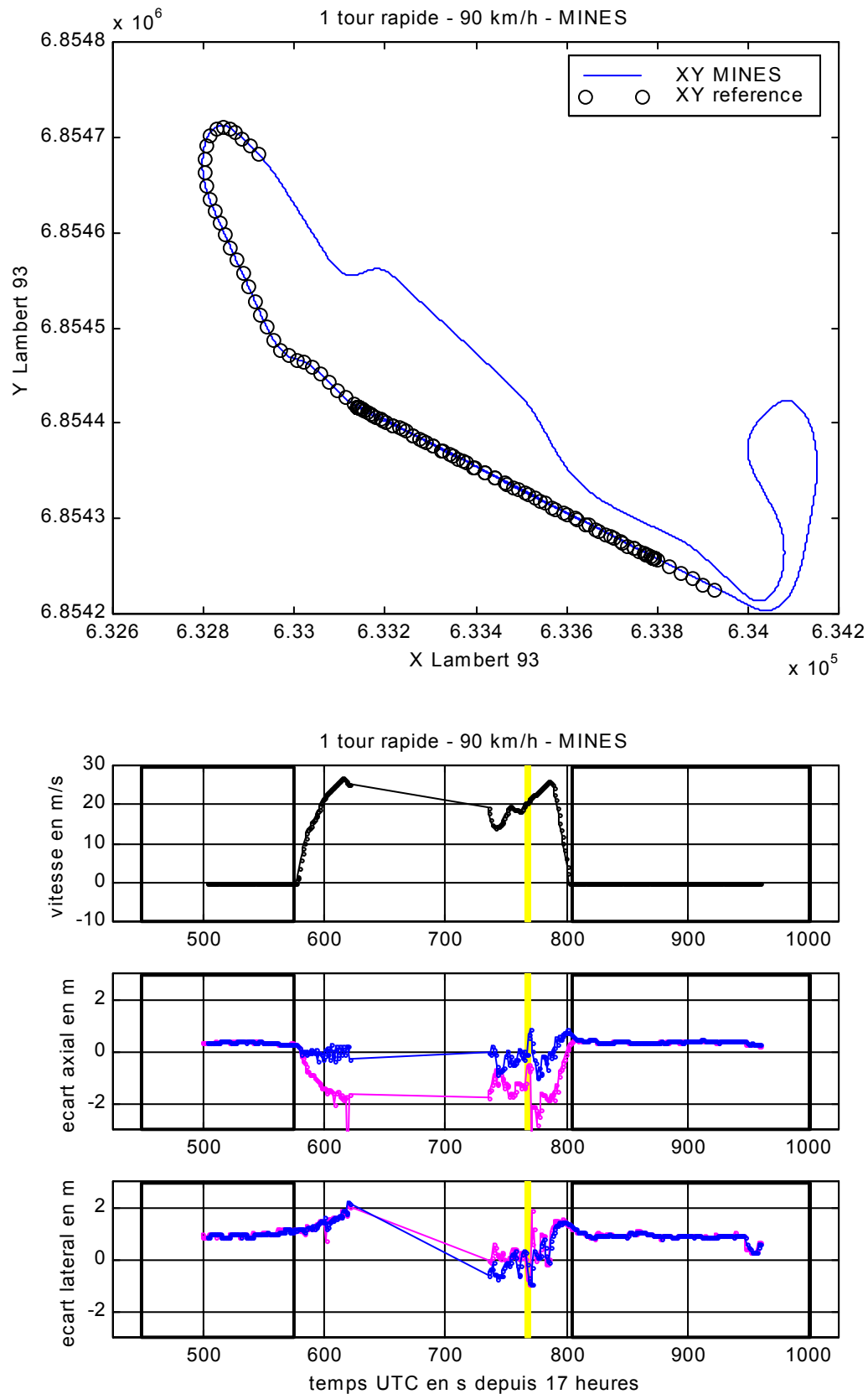


Figure 71: Graphique des écarts axial et latéral (vitesse rapide), pour sorties prototype (—) et DGPS (—) par rapport à la référence PPK.

		min	max	std	moyenne
écart axial	sortie proto	-1.00 m	0.85 m	0.31 m	0.25 m
écart axial	sortie DGPS	-4.71 m	0.47 m	0.89 m	-0.65 m
écart latéral	sortie proto	-0.92 m	2.21 m	0.51 m	0.86 m
écart latéral	sortie DGPS	-0.95 m	2.09 m	0.44 m	0.92 m

Table 6 : des écarts axial et latéral (vitesse rapide)

Essai en cinématique à vitesse moyenne

L'essai en cinématique à vitesse moyenne a consisté en 3 tours du circuit à la vitesse de 60 km/h. On enchaînait les tours en marquant obligatoirement une minute d'arrêt après la zone boisée.

		min	max	std	moyenne
écart axial	sortie proto	-0.97 m	0.81 m	0.36 m	0.08 m
écart axial	sortie DGPS	-2.37 m	0.81 m	0.73 m	-0.35 m
écart latéral	sortie proto	-1.13 m	2.35 m	0.56 m	0.23 m
écart latéral	sortie DGPS	-0.84 m	3.33 m	0.56 m	0.25 m

Table 7: des écarts axial et latéral (vitesse moyenne)

L'effet bénéfique du filtre prédicteur (corrigeant la latence) sur l'écart axial est confirmé. Précision globalement métrique. Mais le filtre présente un l'écart latéral relativement important après la zone boisée, et juste avant les arrêts.

Essais en cinématique à vitesse lente

L'essai en cinématique à vitesse lente a consisté en 1 tour du circuit à 30 km/h. Ce tour donnait lieu à une minute d'arrêt au départ et à la fin, après la zone boisée.

		min	max	std	moyenne
écart axial	sortie proto	-1.48 m	1.16 m	0.33 m	0.19 m
écart axial	sortie DGPS	-2.11 m	0.57 m	0.57 m	-0.13 m
écart latéral	sortie proto	-1.05 m	1.09 m	0.45 m	0.00 m
écart latéral	sortie DGPS	-1.16 m	1.28 m	0.47 m	0.01 m

Table 8 : des écarts axial et latéral (vitesse lente)

Cet essai confirme les résultats précédents. Les deux périodes de masquage ont été d'une durée de 5 s environ.

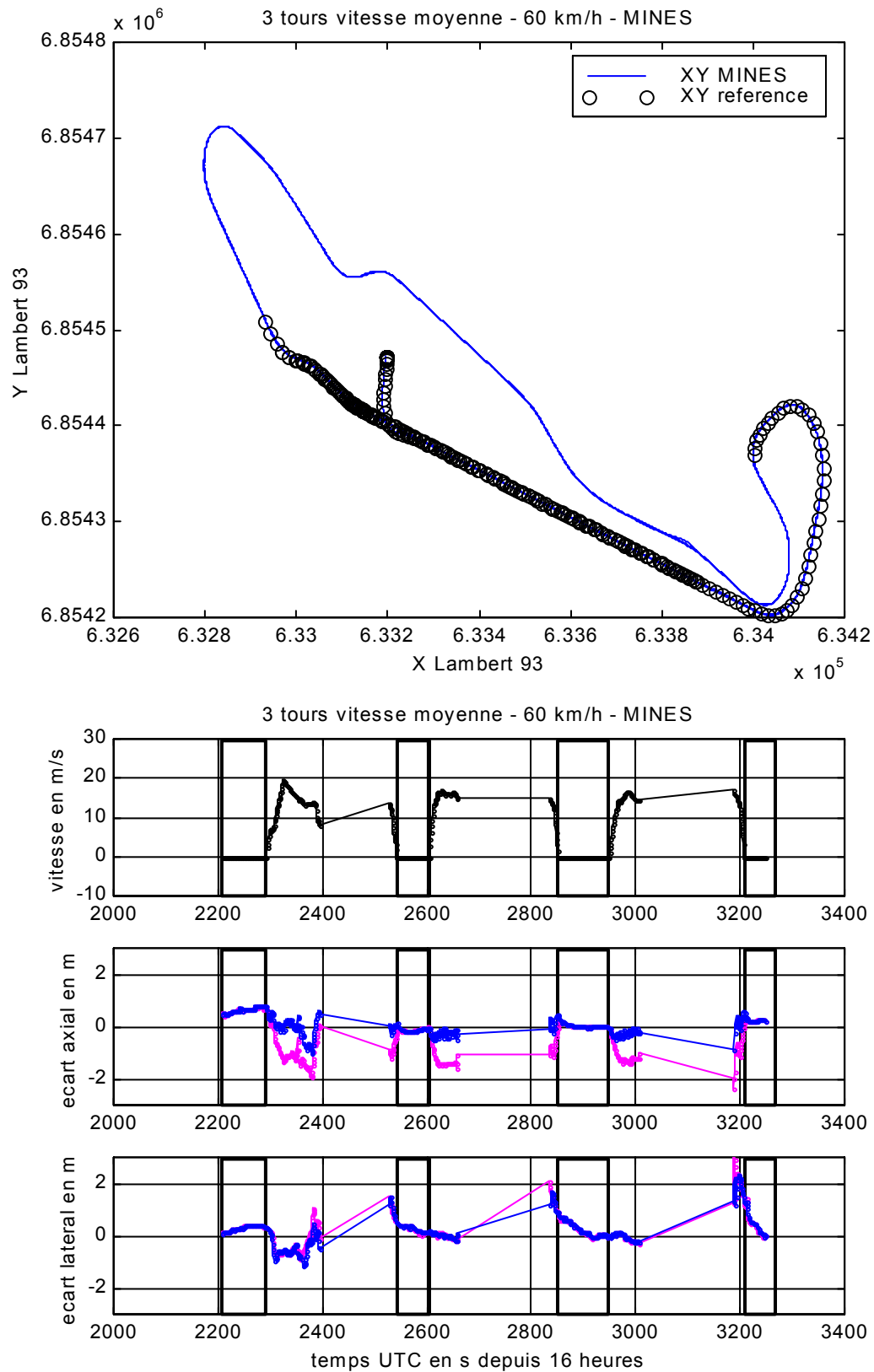


Figure 72: Graphique des écarts axial et latéral (vitesse moyenne), pour sorties prototype (—) et DGPS (—)

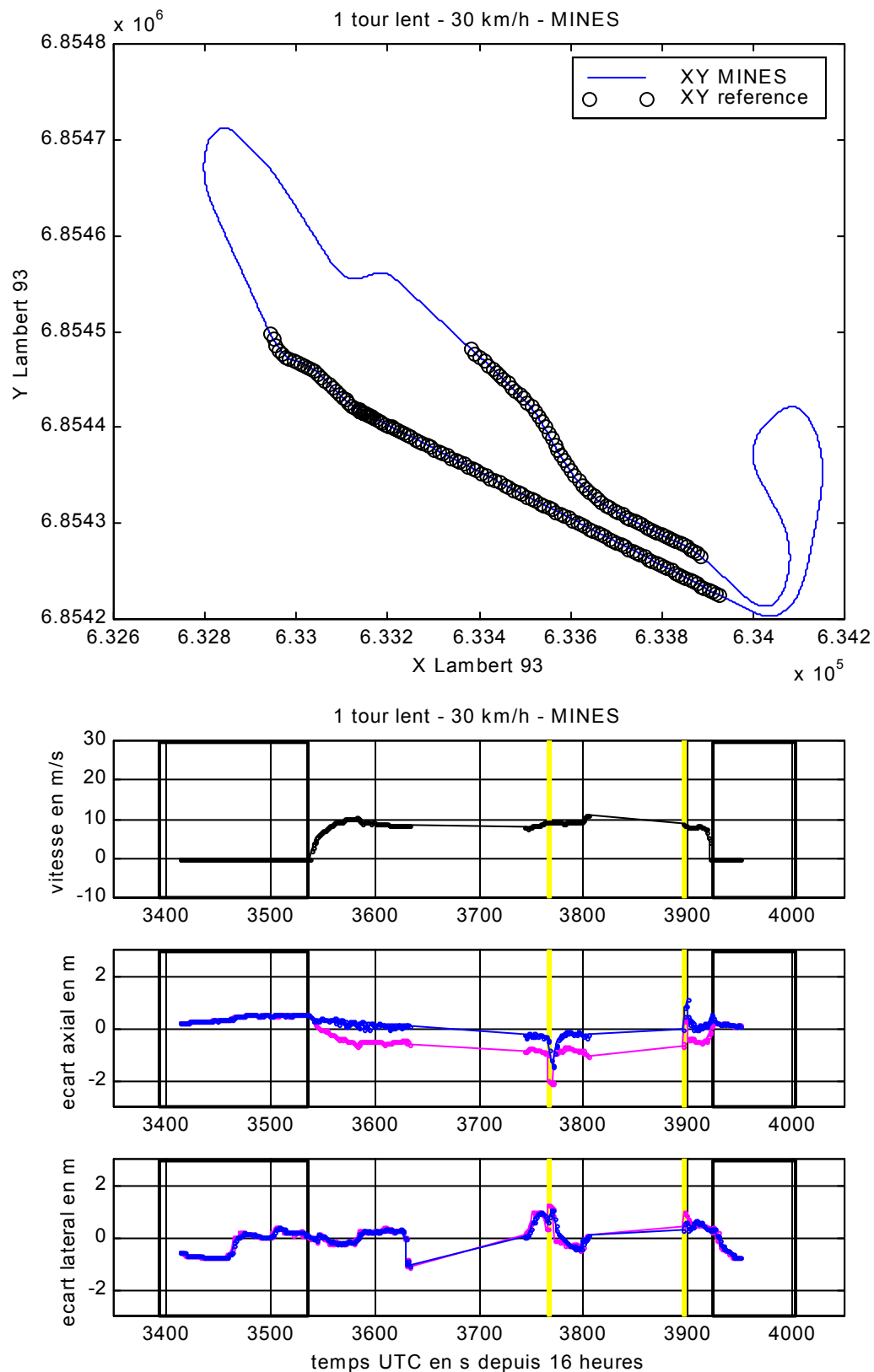


Figure 73: Graphique des écarts axial et latéral (vitesse lente), pour sorties prototype (—) et DGPS (—)

En conclusion, la précision absolue du prototype reste globalement métrique (≈ 1 mètre) pour tous les essais. Cette précision est directement dépendante des erreurs DGPS Omnistar, qui se décomposent en une erreur basse fréquence (biais) et un bruit haute fréquence de 10 à 20 cm d'amplitude. Ce biais reste inférieur à 1 m et est lentement variable en fonction du temps. Il peut être temporairement quasi nul.

Nous pouvons dire que les filtres de Kalman intégrés ont été principalement évalués sur leurs fonctions de lissage et de prédiction et que les précisions (absolues) finales observées reflètent presque exclusivement la précision des systèmes GPS utilisés.

L'effet du temps de latence, apportant sans filtrage un écart axial proportionnel à la vitesse et relativement important est bien compensé par l'effet prédictif du filtre développé. Cette compensation se traduit par un décalage (sensiblement constant quand la vitesse est constante) entre les courbes « sortie prototype » et « sortie DGPS » sur les graphiques des écarts axiaux.

Pendant les masques de 5 à 15 secondes observés, la précision reste également métrique, ce qui signifie que le filtre a été bien implémenté.

Ce prototype, étant 3D, on a l'attitude complète dans l'espace du véhicule, c'est à dire non seulement le cap mais aussi le roulis et le tangage. Ces informations peuvent être extrêmement intéressantes dans certaines applications (en vision par exemple, pour analyser les images prises à bord).

4.3.4 Intégration INS/Odométrie

La figure 90 présente le résultat de l'intégration Odométrie/INS. La courbe en rouge (sans le filtre du Kalman) résulte de l'intégration sans l'application des contraintes non holonomiques ni filtrage de Kalman pour la correction, mais seulement en utilisant les angles corrigés de la CI et la position odométrique. L'erreur cumulative est égale à 30 mètres.

La courbe en bleu montre un résultat de traitement utilisant le filtre et l'algorithme expliqué en chapitre 3 avec l'application des contraintes non-holonomiques sur le mouvement du véhicule, on peut alors réduire l'erreur à moins de 10 mètres après 11 minutes de navigation. Ce résultat a été obtenu à vitesse lente (30km/h).

La figure 91 montre les résultats de l'intégration Odométrie/INS avec le résultat des données odométriques en vert, on voit bien qu'il y a une amélioration. C'est à dire que les contraintes non holonomiques ont réduit l'erreur de positionnement horizontal à moins de 10 m pour un trajet de 11 minutes.

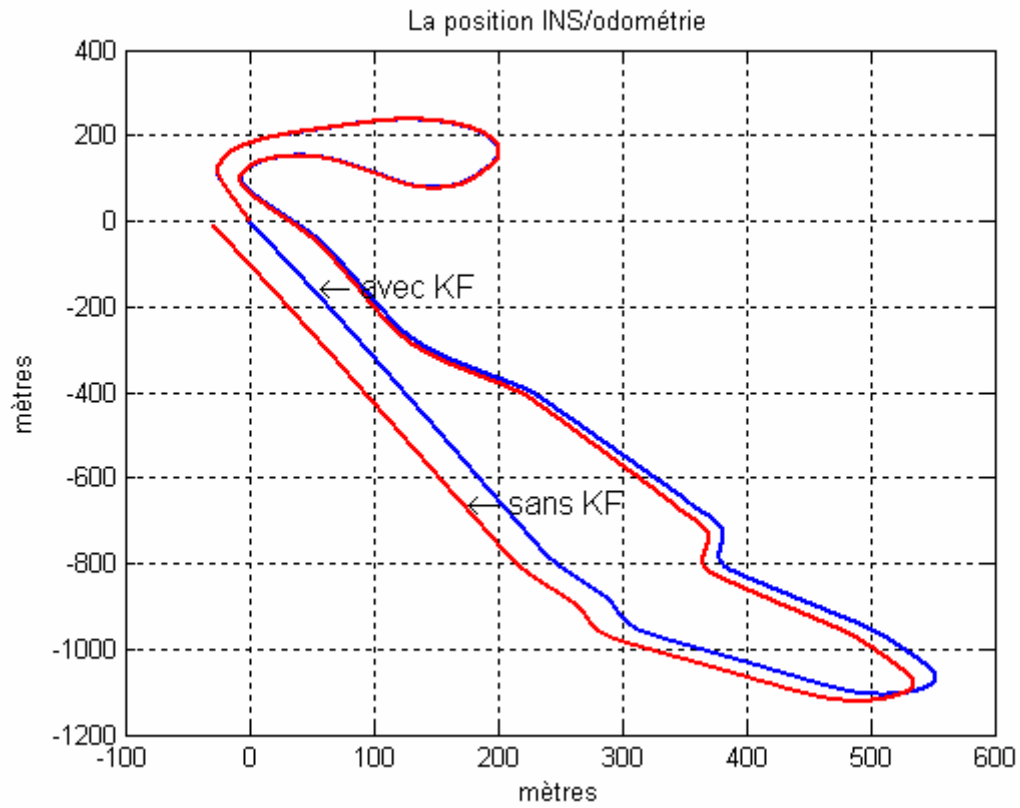


Figure 74: Intégration INS/odométrie

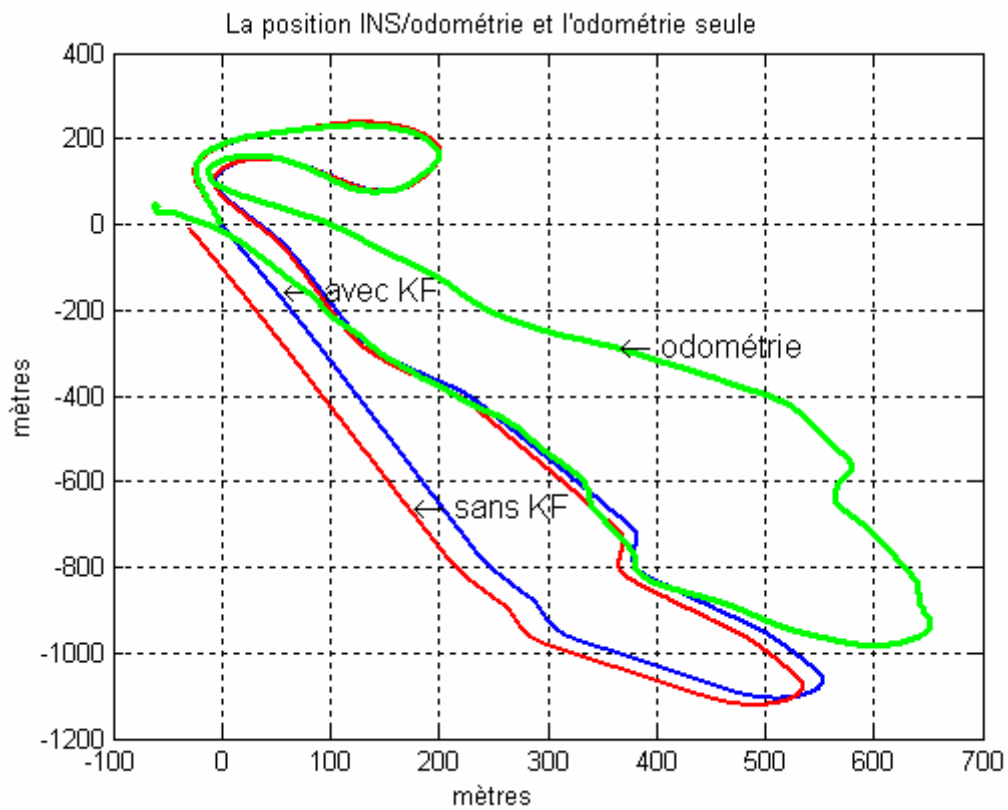


Figure 75: Intégration INS/odométrie (bleu et rouge) puis l'odométrie seule (en vert)

4.3.5 Résultats obtenus pour l'orientation

La figure fig.76 montres le résultat sur l'angle de cap obtenu par l'intégration GPS/INS (la courbe (4) en noire), la différence entre les orientations initiale et finale est inférieure au un degré. Nous supposons en outre que nous sommes revenus physiquement à la même orientation de départ.

Les figures fig.77 et fig.78 montrent les résultats obtenus en utilisant l'INS sans correction GPS avec une erreur cumulative égale à 4.5 degrés (la courbe (1) en rouge). Aussi, l'angle de cap obtenu en utilisant l'angle du volant (la courbe (2) en magenta) présente une erreur cumulative de 20 degrés, on remarque que il y a un retard causé par la difficulté de régler l'angle initial (zéro) du capteur. Enfin, l'angle de cap obtenu en utilisant la vitesse droite et gauche des roues arrière a induit une erreur cumulative de 35 degrés.

La figure fig.79 représente notre calcul d'angle de cap à partir de la vitesse GPS (la courbe en rouge) et le résultat de la fusion (INS/GPS) avec une bonne précision.

Nous voyons bien que le système GPS/INS représente la plus faible erreur.

Les angles de roulis et de tangage peuvent être obtenus par la CI qui a une précision statique de 0.5° et dynamique de 2.0° avec une résolution de 0.1° . La figure fig.80 montre les angles de roulis et de tangage fournis par la CI.

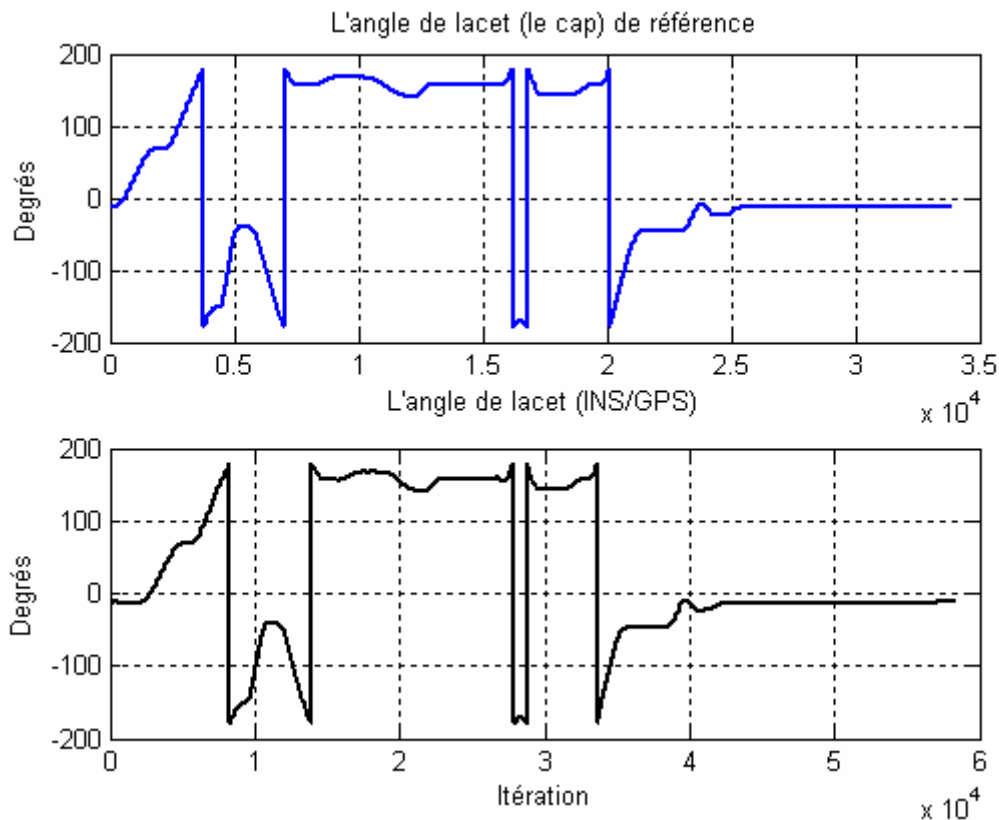


Figure 76: Angles de cap de référence (bleu) et de l'intégration INS/GPS (noir)

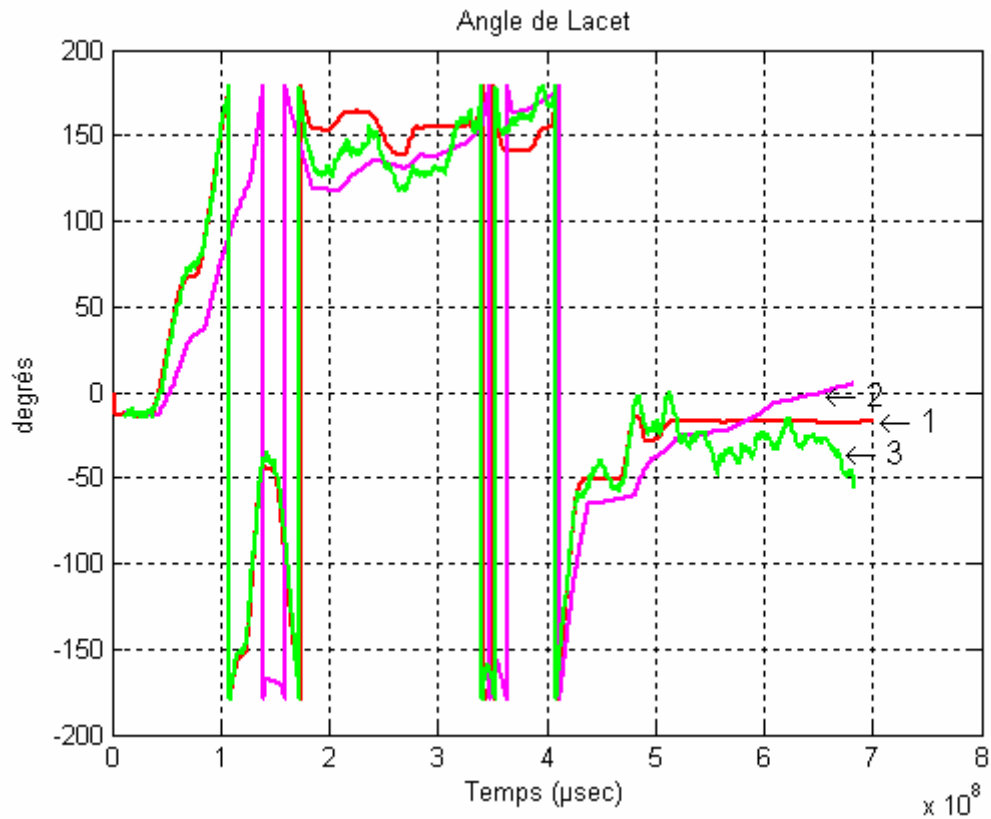


Figure 77: Angles de cap de l'intégration INS/Odométrie (1), de l'odométrie (3) et de l'angle du volant (2)

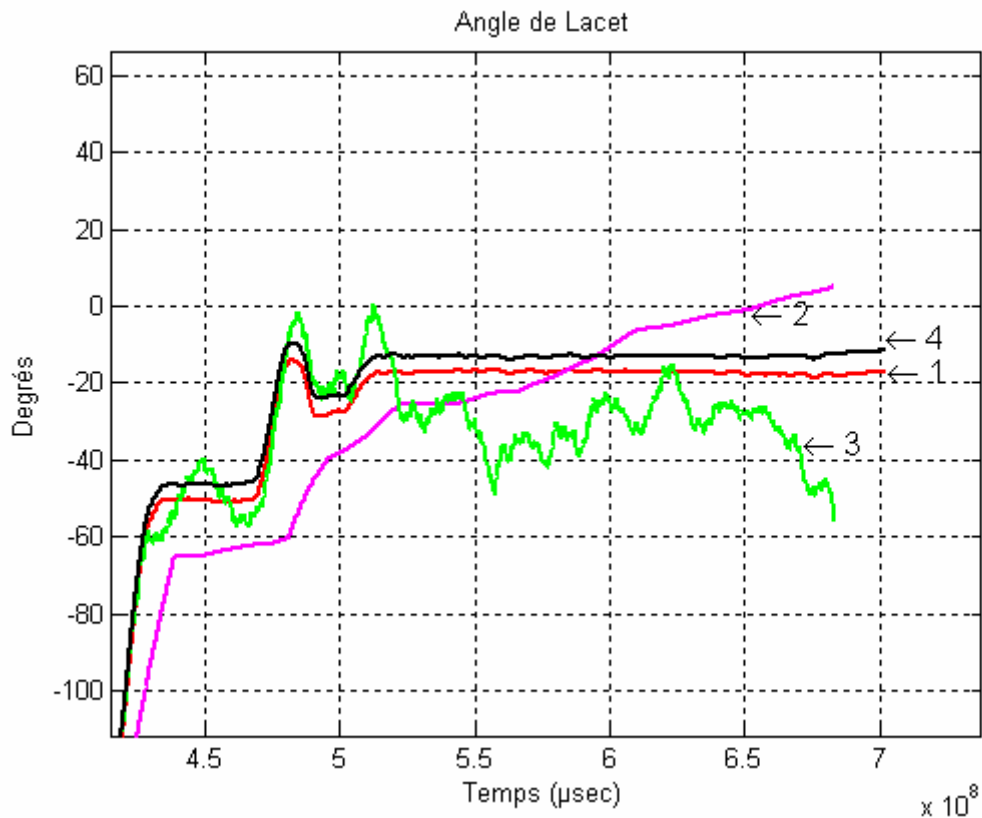


Figure 78: Zoom sur les résultats de l'angle de cap a la fin de la trajectoire

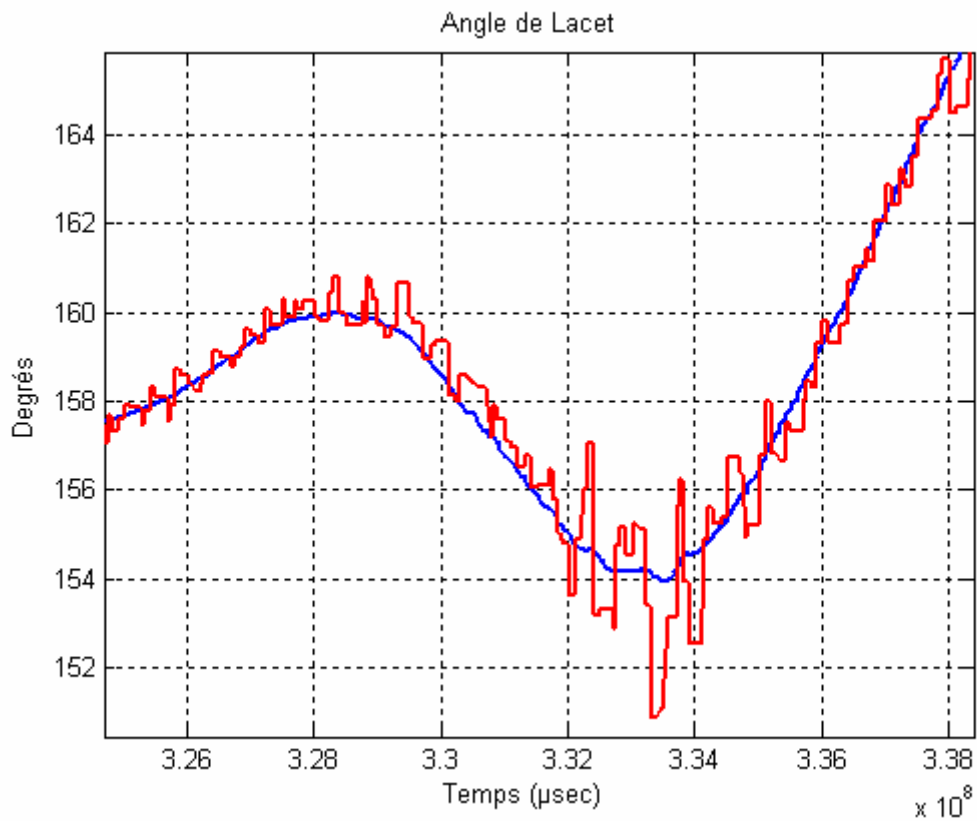


Figure 79: Zoom sur les résultats de l'angle de cap à partir du GPS simple et du couplage INS/GPS

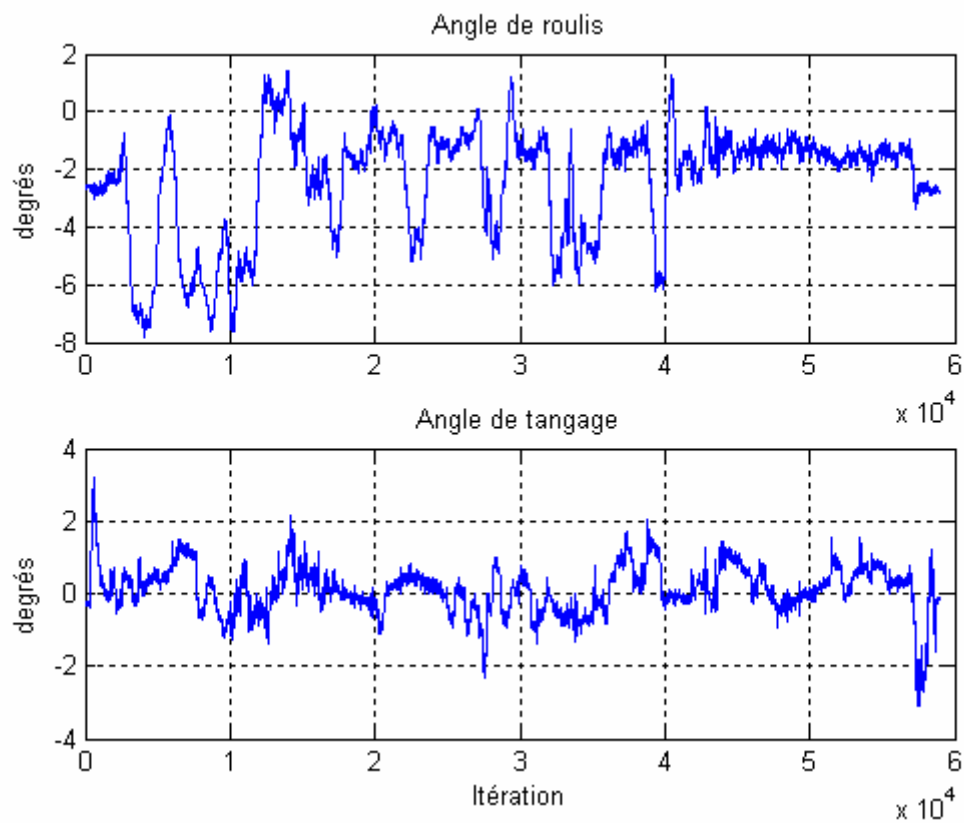


Figure 80: Les angles de roulis et de tangage

Chapitre 5 : Le géo-référencement et ses applications à la numérisation et la modélisation 3D

Nous allons montrer dans ce chapitre des applications originales qui permettent de monter l'utilité de notre système; mais aussi de le qualifier qualitativement d'une façon indirecte. La localisation précise présentée dans les chapitres précédents a permis de développer une application très particulière: un système pour la numérisation et la modélisation tridimensionnelles d'environnements de types urbain ou routier. Nous avons développé une méthode simple d'acquisition de nuages de points 3D par un télémètre laser monté sur un véhicule instrumenté. Le télémètre fournit un ensemble de points coplanaires échantillonnant une coupe ou un profil de la scène. La coupe se fait sur un plan vertical et perpendiculaire au sens de déplacement du véhicule. Grâce à un système de localisation par fusion de capteurs, la formation du nuage de points 3D se fait par empilement de ces profils en temps réel et en parallèle avec le processus d'acquisition.

Nous présentons dans ce chapitre les méthodes de traitement du nuage de points 3D dans le but de proposer un modèle géométrique pour chacun des deux environnements que nous avons choisi de traiter. Dans les milieux urbains, l'objectif est d'identifier automatiquement et en temps réel quelques types d'objets existants dans cet environnement. Le post-traitement du nuage de points résultant et la modélisation sont alors articulés autour de trois axes principaux : la segmentation des nuages de points 3D et l'identification des objets de la scène urbaine; la décimation et la reconstruction 3D des objets et leur visualisation. Ce modèle va au delà d'une simple visualisation 3D, il fournit une représentation de haut niveau du milieu urbain en termes d'objets. Cette identification permettra par la suite de proposer un modèle convenable à chaque type d'objet.

5.1 Introduction

Le but de ce chapitre ([ABU 04] et [AMM 03]) a été de développer un système capable de produire et de reconstruire des modèles 3D pour l'environnement urbain (particulièrement les routes) en temps réel. Les données obtenues par ce système pourraient être de bonnes ressources pour développer les bases de données urbaines 3D, qui ont de nombreuses applications civiles et militaires telles que l'aménagement, la navigation, la simulation et la réalité virtuelle, les jeux vidéo, etc.

En général, il y a deux techniques différentes pour acquérir des données géométriques tridimensionnelles. La première est basée sur l'image d'intensité, l'autre est basé sur des données de profondeur. Plusieurs recherches en utilisant des photographies [ELH 98] ou des appareils photo CCD/vidéo ont démontré que l'information 3D peut être extraite en utilisant le mouvement [THR 00] et les techniques d'appariement stéréoscopiques [GRA 98].

Le projet du MIT pour le scanning des villes [MIT 0a] a développé un prototype pour construire des modèles géométriques (CAO) texturés automatiquement pour les environnements urbains en utilisant des mosaïques d'images sphériques, où la position et l'orientation de l'appareil photo de chaque image sphérique sont d'abord estimées à l'aide de capteurs de positionnement, puis raffinées par image-matching. Les difficultés dans un stéréo matching fiable sont la déformation (la distorsion), la résolution limitée et la géométrie instable des appareils photo CCD ; ce sont les obstacles principaux lors de la reconstruction de modèles 3D d'environnements compliqués avec la précision et la robustesse nécessaires. D'autre part, la reconstruction d'objets 3D à l'aide de capteurs de profondeur a

traditionnellement été dédiée à des petits objets tels que les dents, les statuettes, les parties mécaniques, etc. [CHA 92] et [SHU 94]. Avec le développement des scanner laser « eye-safe », la reconstruction des objets relativement grands dans l'environnement urbain utilisant des données de profondeur devient techniquement réalisable. Les images de profondeur acquises avec ce type de scanners n'exigent pas de calculs spécifiques pour obtenir la profondeur des données.

Selon la plateforme de support, la technologie de numérisation est partagée entre scanning par laser aéroporté ([EUR], [MIL 98] et [MIL 99]), scanning par laser au sol ([MENSI]) et scanning par laser embarqué à bord de véhicules ([ABU 03a] et [ZHA 01b] et [ZHA 01c]). Les systèmes de scanning aéroportés peuvent couvrir des zones larges et sont efficaces pour construire par exemple des DEM (Digital Elevation Models) et des DSM (Digital Surface Models) ; en revanche, ils donnent des modèles avec des basses résolutions spatiales. Le scanning au sol (ou embarqués) est principalement appliqué quant à lui à la reconstruction des modèles 3D structurés (urbains) et pour le recueil d'informations géographiques locales. Les véhicules peuvent donner des cartes fortement denses et plus précises, mais seulement pour les zones bornées auxquelles ils peuvent accéder.

Le positionnement fortement précis est un des points principaux qui doivent être discutés en montant un télémètre laser sur une plateforme mobile. De gros efforts de recherche ont contribué dans ce domaine ([SUK 00] et [MOO 99]). Plusieurs systèmes sont basés sur l'intégration du GPS (système de positionnement global), et de l'INS (système de navigation inertielle). Dans [ZHA 01c], un autre télémètre laser est utilisé pour aider le GPS/INS dans la localisation.

Dans notre approche, le système se compose d'un véhicule équipé d'une télémétrie laser de balayage bidimensionnel (2D), d'un GPS, d'un INS et d'une odométrie pour le positionnement et l'information d'orientation du véhicule. Le télémètre laser a été installé de manière à numériser un plan perpendiculaire à la direction de conduite ([ABU 03a] et [ZHA 01c]). L'association des capteurs GPS/INS/Odomètres sert à la localisation précise du véhicule [ABU et al. 03b] et par conséquent à la localisation et le recalage des coupes laser successifs.

L'avantage de ce système est sa capacité d'effectuer l'acquisition de données « en vol » pendant la navigation du véhicule. La configuration d'acquisition employée rend un scanner 2D suffisant pour effectuer la numérisation 3D, par opposition aux capteurs 3D traditionnels beaucoup plus coûteux. Cette configuration représente six degrés de liberté pour le mouvement du véhicule. Mais ces d.d.l. peuvent être optionnellement réduits à trois. Une acquisition du télémètre fournit un ensemble de points coplanaires échantillonnant une coupe ou un profil de la scène. Par la combinaison du dispositif d'acquisition « la rotation de tête de télémètre scanner » et le mouvement du véhicule en avant, on peut avoir une couverture des routes et des bâtiments « visibles » permet de reconstruire la géométrie 3D de l'environnement par géo-référencement en temps réel avec une bonne précision.

La figure fig.81 montre le véhicule avec le télémètre laser.

La toute première conception de ce système n'a pas été réalisée – il faut le reconnaître – dans le but de réaliser un capteur 3D uniquement. Nous cherchions également à valider le module de localisation tridimensionnelle en y étudiant les précisions de recalage obtenues. La procédure d'acquisition permet de collecter en effet, avec une méthode assez simple, un nuage de points 3D représentatif des scènes urbaines avec une résolution élevée.

L'utilisation d'un télémètre 2D à tête rotative pour une acquisition circulaire évite l'utilisation d'un télémètre laser 3D traditionnel coûteux. En revanche, l'utilisation d'un seul télémètre 2D

présente des lacunes évidentes liées notamment aux problèmes de l'occultation (commun à tous les capteurs) mais aussi au champ de détection qui est – dans le cas du 2D – strictement restreint à la l'orientation du plan de coupe. Par exemple, le capteur que nous avons développé ne pourra jamais regarder les objets « de travers » mais toujours en vision directe. Un télémètre laser 3D pourrait (au cas où il remplacerait le laser 2D) voir un objet de plusieurs angles et pas seulement lorsque celui-ci se trouve dans le plan de coupe perpendiculairement au mouvement, ce qui permettrait de voir plusieurs facettes latérales.



Figure 81: Le véhicule instrumenté et le télémètre scanner

Il existe de nombreuses techniques de construction de modèles 3D à partir de nuages de points dans des zones urbaines acquis par télémétrie laser. Dans [STA 00] les modèles 3D sont obtenus à partir de données de profondeur et d'images 2D en utilisant une méthode d'intersection d'ensemble volumiques. [ZHA 01b] utilise pour sa part un télémètre laser et des appareils photo linéaires, les caractéristiques des zones urbaines (bâtiments, surface au sol et arbres) sont extraites d'une manière hiérarchique.

Dans ce qui suit, nous décrirons d'abord brièvement la configuration du système et la procédure de géo-référencement des données acquises. Nous présenterons les méthodes choisies pour le traitement du nuage de points 3D en temps réel dans le but de proposer un modèle géométrique du milieu urbain. Nous proposons ensuite notre approche pour la segmentation d'environnements routiers avec comme objectif l'extraction des paramètres de la route tels que la largeur de la route, sa pente, le dévers ainsi que la courbure.

Pour l'application urbaine, la procédure de segmentation est réalisée automatiquement par un algorithme conçu pour traiter les données urbaines. Cet algorithme est basé sur une analyse par histogrammes vertical et horizontal appliqués sur chaque profil de données pour séparer les points appartenant aux différents objets. L'identification des objets 3D délivre quatre classes différentes :

- La route ;
- Les façades des bâtiments ;
- Les arbres ;
- Une classe regroupant les objets non identifiés ;

La décimation est appliquée ensuite pour alléger le nuage de points et permettre une reconstruction plus aisée. Cette reconstruction consiste à proposer des modèles géométriques pour chaque type d'objet.

Dans le cas de l'application routière, nous cherchons d'abord à extraire les bords de la route puis à modéliser ces bords par des fonctions analytiques (courbes 3D). Cette représentation analytique nous permet d'extraire des propriétés particulièrement intéressantes de la route telles que la largeur physique de la route, sa pente et son dévers locaux ainsi que le courbure en tout point de la voie de circulation. Une comparaison intéressante est ensuite effectuée et présentée avec des données acquises à l'aide d'un moyen beaucoup plus précis mais coûteux. Les résultats se sont révélés très prometteurs ; ils seront également présentés et analysés dans ce chapitre.

Nous pensons que les systèmes ainsi développés auront une utilité dans au moins deux applications. La première est l'aide à la structuration des données des SIG 3D dans les zones urbaines ou routières. La deuxième est la mise à disposition d'un système de numérisation tridimensionnel supplémentaire qui fournirait des données complémentaires à des méthodes existantes (photogrammétrie, vidéogrammétrie, stéréovision, etc.) pour la génération de données 3D plus précises des environnements numérisés.

5.2 Configuration de Système

Le schéma de la figure fig.82 montre un schéma fonctionnel avec les composants principaux du système. Le télémètre laser d'IBEO "LD A AF" est utilisé pour l'acquisition. Ce capteur à temps de vol peut mesurer la distance des cibles jusqu'à 200 mètres pour les cibles réfléchissantes et jusqu'à 40m pour les cibles foncées avec une précision de 1cm à 5cm. Durant son scanning circulaire, ce système fournit pour chaque position angulaire la distance à l'obstacle le plus proche qui intersecte le rayon laser émis, ainsi que l'intensité du signal réfléchi. L'ouverture angulaire est de 270° et la résolution angulaire est de 0.25° pour une fréquence d'échantillonnage de 10Hz. Ceci signifie que nous avons 10800 échantillons par seconde. Pour avoir plus de détails sur le télémètre utilisé et ses caractéristiques techniques, se référer à l'Annexe D de ce rapport et à [IBEO].

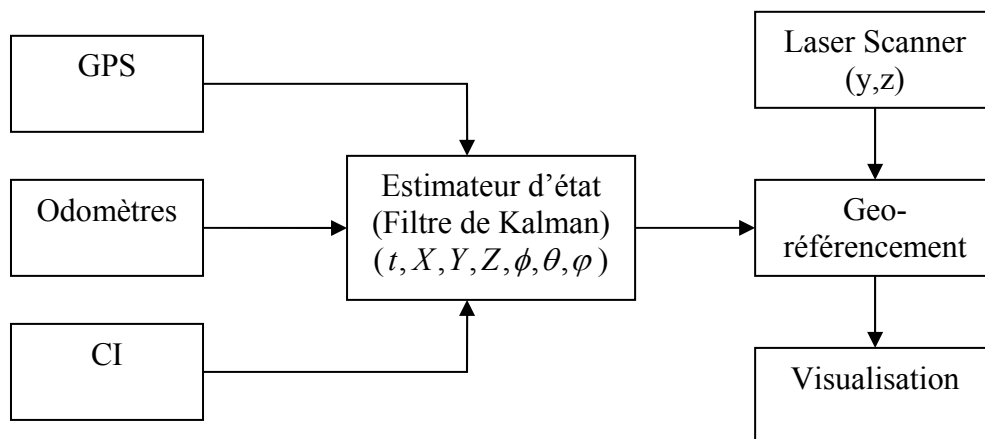


Figure 82: Schéma fonctionnel des composants principaux du système

Pour la localisation du véhicule, l'estimateur d'état est un module de traitement qui combine des données du GPS, de l'INS et des odomètres en utilisant le filtrage de Kalman (ou un autre estimateur). Les sorties de l'estimateur d'état sont la position, la vitesse et l'orientation du véhicule, livrées à une cadence de 84Hz. Un récepteur de Trimble DGPS Ag132 est utilisé, il offre le positionnement absolu dans un repère de référence fixe à une cadence de 10 Hz, avec une précision sur les données de 1 mètre dans le cas où il y a que 5 satellites visibles et déployés avec une bonne géométrie. La latence des données GPS est entre 30msec et 150msec comme nous avons décrit dans [ABU 03b]. L'unité inertielle de type Crossbow comporte trois accéléromètres, trois gyroscopes, et elle envoie 84 mesures par seconde. Les encodeurs de roues fournissent la vitesse du véhicule, ils sont montés sur les deux roues arrière. La précision relative de la localisation est moins que 0.15 mètre. Le véhicule est conduit pour cette application à basse vitesse (10-40 Km/h). Ceci signifie que la distance entre deux profils est de 0.25 à 1 mètre.

Le Datalogger a une carte mère bi-processeurs 750MHz « Pentium II », et de différents types de cartes d'acquisition. Il est utilisé pour effectuer le calcul et le filtrage des données acquises en temps réel. L'algorithme de fusion dédié à la localisation précise a été exposé en détail dans le chapitre 3.

L'application entière a été intégrée dans le véhicule en utilisant la plateforme logicielle ^{RT}MAPS [NAS 00]. Avec ce logiciel, la synchronisation des données reçues « télémétrie, position et vitesse du véhicule » est facilitée. En effet, nous devons nous rappeler que chaque ligne de scanning est envoyée avec un « time-stamp » donné (correspondant au temps de son acquisition). Cependant, puisque le scanning d'une ligne a besoin de 100msec, et parce qu'il est acquis pendant le mouvement de véhicule, tous les points de la ligne ne se trouvent pas sur le même plan vertical par rapport la direction de mouvement de véhicule, ceci signifie que la vitesse du véhicule ainsi que sa trajectoire doivent être considérées en calculant les coordonnées 3D des points exactes.

L'ajout d'un télémètre laser à balayage bidimensionnel à l'arrière du véhicule permet de collecter, à chaque balayage, un nuage de points coplanaires appartenant au plan perpendiculaire au déplacement du véhicule. La figure suivante (fig.83) donne un exemple de ce nuage de points nommé profil de données.

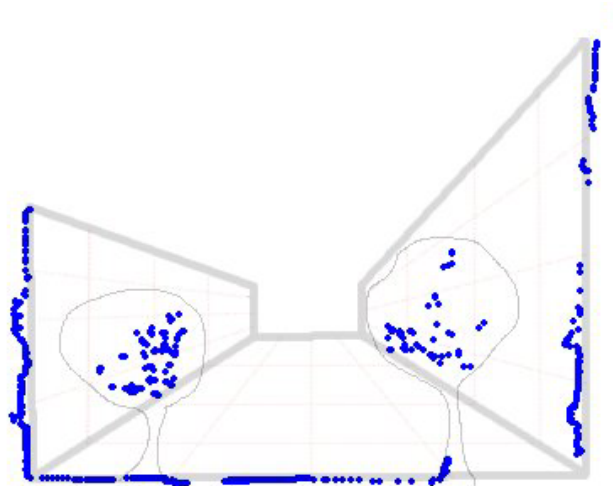


Figure 83: Un profil de données avec le télémètre laser utilisé

5.3 Le Procédé de mesure (le processus de mesure)

Le but du procédé de mesure sera de convertir les mesures du télémètre d'un point cible P_T en coordonnées 3D, dans un repère local fixe (ou repère de référence) P_T^{Nav} . Les étapes suivantes décrivent les calculs cinématiques exigés pour la transformation des coordonnées (Fig. 37) :

1. La première étape consiste à calculer les coordonnées du point cible dans le repère propre du laser. Le plan dans lequel le télémètre fait le scanning, définit le plan Y-Z dans le repère laser. L'angle de scanning θ_s , et la distance à la cible, r_s sont retournés par le télémètre laser ; les coordonnées peuvent donc être calculées par :

$$P_T^{Scanner} = \begin{pmatrix} 0 \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ r_s \sin \theta_s \\ r_s \cos \theta_s \end{pmatrix} \quad \text{Eq.4-1}$$

2. Une transformation rigide (translation et rotation) est exigée pour localiser le télémètre laser (repère scanner) dans le repère véhicule. Les décalages dans la position P_s^v et dans l'orientation $\mathfrak{R}_{Scanner}^{Veh}$ sont constants et ont été déterminés grâce à une calibration standard de type « hand-eye » [TSA 87]. S'il n'y a pas de rotation entre le repère laser et le repère véhicule, ceci signifie que $\mathfrak{R}_{Scanner}^{Veh}$ est une matrice unité. Et si nous supposons que les origines du repère véhicule et du repère scanner sont confondus, alors P_s^{Veh} sera un vecteur nul.
3. Le filtre de Kalman est utilisé pour intégrer les données du trio GPS/INS/Odomètres et fournir ainsi la position P_v^{Nav} et l'orientation du véhicule. L'origine du repère véhicule est située au milieu de l'essieu arrière. Le NED (le Nord, l'Est, en en bas « Down ») est le système de coordonnées de navigation utilisé. Les données d'orientation sont utilisées pour calculer $\mathfrak{R}_{Veh}^{Nav}$, la matrice de rotation 3x3 utilisée pour transformer les points du repère véhicule au repère navigation.

En utilisant ces définitions, les coordonnées du point cible dans le repère navigation peuvent être calculées par:

$$P_T^{Nav} = \mathfrak{R}_{Scanner}^{Nav} \cdot P_T^{Scanner} + P_s^{Nav} \quad \text{Eq.4-2}$$

Mais,

$$\mathfrak{R}_{Scanner}^{Nav} = \mathfrak{R}_{Veh}^{Nav} \mathfrak{R}_{Scanner}^{Veh} \quad \text{Eq.4-3}$$

et,

$$P_s^{Nav} = \mathfrak{R}_{Veh}^{Nav} \cdot P_s^{Veh} + P_v^{Nav} \quad \text{Eq.4-4}$$

$$P_T^{Nav} = \mathfrak{R}_{Veh}^{Nav} \mathfrak{R}_{Scanner}^{Veh} \cdot P_T^{Scanner} + \mathfrak{R}_{Veh}^{Nav} \cdot P_s^{Veh} + P_v^{Nav} \quad \text{Eq.4-5}$$

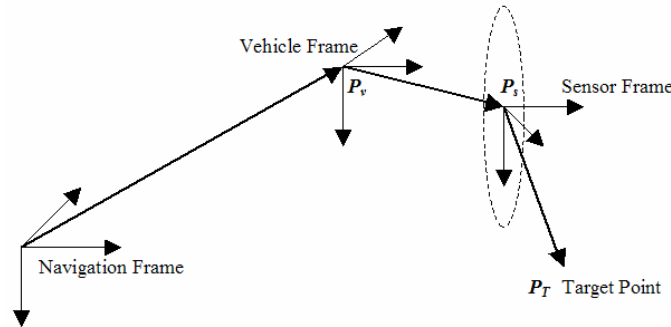


Figure 84: La géométrie du procédé de mesure (Géo-référencement)

Cette configuration fournit toutes les informations requises pour récupérer la structure 3D des surfaces numérisées. Malheureusement, les erreurs affectent chaque étape du procédé de mesure et corrompent la carte 3D finale. La réduction de ces erreurs est critique pour atteindre des résultats extrêmement précis.

5.3.1 Les Erreurs

Les petites erreurs dans la prédiction de la position du véhicule P_v^{Nav} , la translation P_s^{Veh} du télémètre laser, ou la mesure de distance r_s par le télémètre laser, apparaissent comme une erreur dans la position de la cible P_T^{Nav} . D'autre part, une erreur angulaire de 1 degré dans l'orientation $\mathfrak{R}_{Veh}^{Nav}$, dans l'orientation du télémètre laser $\mathfrak{R}_{Scanner}^{Veh}$, ou dans l'angle de scanning θ_s produit également une grande erreur dans la direction prévue du rayon laser, ayant pour résultat une erreur de plus d'un mètre à une distance de 60 m. Ceci motive la tentative pour enlever les sources d'erreurs angulaires autant que possible.

Deux sources fondamentales d'erreur angulaire existent dans notre système: les erreurs dues à la géométrie incorrecte du scanning, et les erreurs dues au modèle imprécis du mouvement du véhicule. La première source est réduite par une calibration attentive, et la seconde est réduite par la synchronisation des différentes sources de données et l'interpolation entre les mesures, et par la fusion de données et l'estimation de l'état du système en utilisant le filtrage numérique.

5.4 Calibration

Notre procédé de calibration utilise la différence entre la position mesurée d'une cible et sa position connue pour déterminer les paramètres de calibration. Utiliser cette technique pour des grandes distances entre le véhicule et la cible ; permet aux paramètres angulaires d'être déterminés avec une précision élevée.

Premièrement, nous avons calibré chacun des composants de notre système individuellement afin d'éliminer les erreurs systématiques telles que les biais et les facteurs d'échelle. De

même, la transformation entre le repère véhicule (VEH) et le repère capteur (SENS) a été déterminée (hors ligne) à l'aide de divers instruments de mesure.

Comme il est discuté plus tôt, notre système est très sensible aux erreurs angulaires. Pour réduire au maximum ces erreurs; une calibration de l'ensemble du système a été effectuée. Ceci compense l'effet combiné de nombreuses erreurs non modélisées ou prise en compte explicitement dans le système.

Nous employons une cible rétro réfléchissante d'une forme spéciale placée à un endroit connu pour la calibration. Le système balaye « numérise » la cible de différents emplacements, orientations, et distances. Il produit un ensemble de données correspondant au laser frappant le même point réel dans le monde. En utilisant ces données, une méthode itérative est employée pour raffiner la matrice de rotation $R_{Scanner}^{Veh}$ pour réduire les erreurs de mesure.

Pour chaque mesure de la cible, la matrice $R_{Scanner}^{Veh}$ est ajustée pour réduire la distance entre la position réelle de la cible et la position calculée de celle-ci. Le procédé est comme suit :

- 1) Etant donnée la position connue de la cible dans le repère de Navigation P_T^{Nav} , nous calculons les coordonnées de la cible réelle (ou actuelle). Dorénavant, nous désignerons par l'indice 'c' les variables calculées, et par 'm' les variables mesurées dans le repère capteur ; soit :

$$P_T^{Scanner}(m) = \begin{pmatrix} 0 \\ -r_s \sin \theta_s \\ r_s \cos \theta_s \end{pmatrix} \quad \text{Eq.4-6}$$

$$P_T^{Scanner}(c) = (\mathfrak{R}_{Scanner}^{Veh})^T (\mathfrak{R}_{Veh}^{Nav})^T (P_T^{Nav} - \mathfrak{R}_{Veh}^{Nav} \cdot P_s^{Veh} - P_v^{Nav}) \quad \text{Eq.4-7}$$

- 2) La différence entre ces dernières coordonnées est l'erreur que nous voudrions minimiser. La minimisation a pu être réalisée en tournant la position mesurée autour de l'axe perpendiculaire ν :

$$\nu = P_T^{Scanner}(m) \times P_T^{Scanner}(c) \quad \text{Eq.4-8}$$

par l'angle:

$$\theta = a \sin \left(\frac{\|P_T^{Scanner}(m) \times P_T^{Scanner}(c)\|}{\|P_T^{Scanner}(m)\| \|P_T^{Scanner}(c)\|} \right) \quad \text{Eq.4-9}$$

- 3) Nous appliquons une petite partie de cette correction au paramètre $R_{Scanner}^{Veh}$:

$$R_{Scanner}^{Veh}(n+1) = R_{Scanner}^{Veh}(n) \cdot R_\nu(\eta\theta) \quad \text{Eq.4-10}$$

où η est une petite constante. Ceci réduit l'erreur pour cette mesure. $R_\nu(\eta\theta)$ est la matrice de rotation équivalente à la rotation par $\eta\theta$ autour l'axe ν

Ce processus est répété jusqu'à ce que l'erreur moyenne sur toutes les mesures ne puisse évoluer (décroître) par les itérations suivantes. Cette amélioration itérative est semblable à une descente du gradient [PRE 92] du fait que chaque mesure applique seulement une petite correction, mais après maintes itérations, la matrice s'ajuste autour d'un compromis qui réduit au minimum l'erreur sur toutes les mesures.

La calibration est efficace pour réduire les erreurs dues aux erreurs géométriques statiques dans notre système.

5.5 Acquisition et traitement de données

^{RT}MAPS "Real Time Mines Automotive Prototyping System" [3] est une plateforme logicielle développée dans le Centre de Robotique et commercialisée par Intempora [9]. Ce logiciel est capable d'enregistrer et de rejouer des données issues de différents capteurs en temps réel.

L'utilisation de ce système d'acquisition et de datage précis a également aidé en synchronisant des flux de données de différents capteurs en temps réel. Tandis que les signaux d'odométrie et de la CI sont reçus avec une latence presque constante (l'erreur maximale est inférieure à 1ms), le temps de latence des données GPS est élevé et variable. Il est cependant possible, grâce au signal PPS envoyé par le récepteur GPS, de calculer ces retards dans nos algorithmes. De plus, il y a un besoin de "synchronisation des données" pour les données télémétriques. En effet, nous devons nous rappeler que chaque ligne de balayage est envoyée avec un time-stamp donné.

Cependant, puisqu'un balayage d'un profil s'accomplit en 100msec, et parce qu'il est réalisé pendant le mouvement du véhicule, tous les points de ce profil ne se trouvent pas sur le même plan vertical qui est dans la direction de mouvement du véhicule. Ceci signifie que la vitesse du véhicule doit être considérée en calculant les coordonnées 3D exactes des points.

Le GPS, l'unité inertielle (CI), les odomètres et les données du télémètre laser ont été enregistrés en utilisant ^{RT}MAPS. L'accélération les vitesses angulaires et les angles de CI ont été enregistrés à une cadence de 84 hertz, alors que les données du GPS (la position et la vitesse) ont été enregistrées à une cadence de 10 hertz, et les données odométriques à 10 hertz.

Le schéma 38 montre l'interface utilisateur de ^{RT}MAPS. Le premier composant est la base de données qui contient les données : les données brutes de télémètre laser, la position et la vitesse du GPS, l'accélération et la vitesse angulaire de la CI. Le deuxième composant intègre les données de CI pour obtenir la position, la vitesse et l'orientation du véhicule, puis les intègre avec la solution de GPS par filtrage de Kalman pour obtenir l'état du véhicule. Le troisième composant a cinq entrées: la position et la vitesse du véhicule sur trois axes et l'orientation (roulis, tangage, lacet) du véhicule, les données télémétrique. Il y a aussi une entrée qui vient de la base de données et qui fournit des informations sur l'intensité retournée par le télémètre laser. L'intégration de toutes ces données crée automatiquement à la sortie un fichier texte contenant les points 3D exprimés dans un repère de référence local (NED).

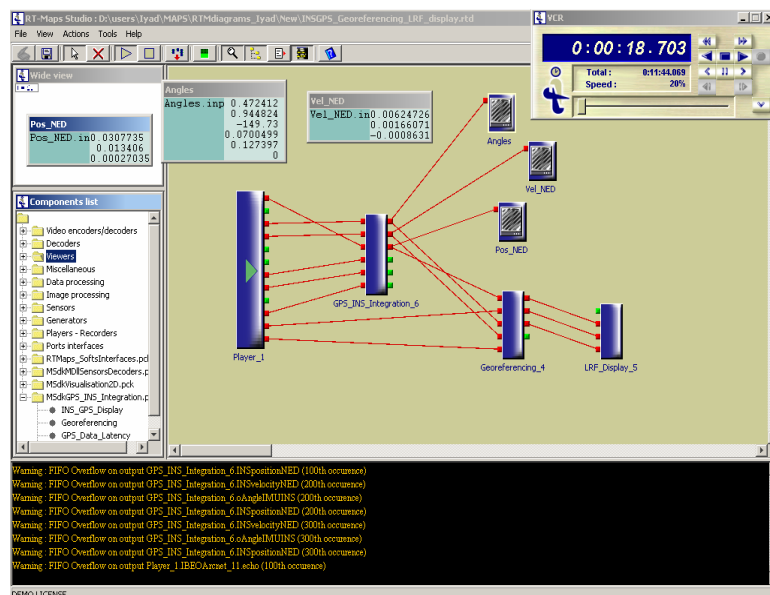


Figure 85: L'interface utilisateur de ^{RT}MAPS

5.6 Résultats et discussion

La figure fig.86 montre le résultat réel d'une numérisation effectuée dans un environnement qui nous est proche ; il représente la façade de l'hôtel Vendôme à Paris « façade de l'Ecole des Mines de Paris ». Cette image est une vue perspective du modèle 3D acquis puis reconstruit grâce à ce système.

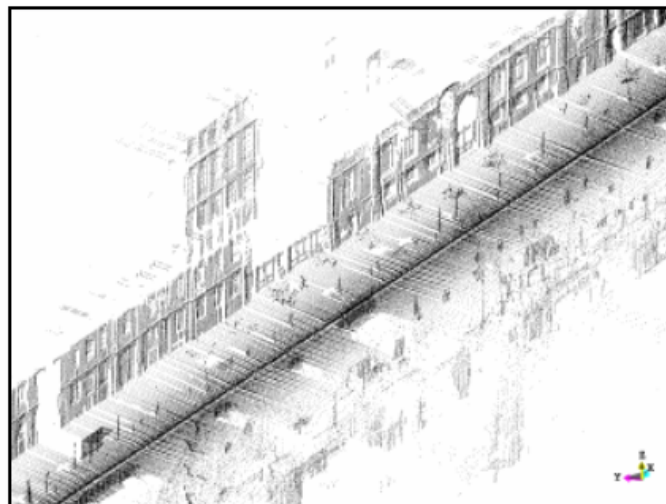


Figure 86: Nuage de points 3D de l'hôtel Vendôme (Ecole des Mines de Paris)

Cette image contient approximativement 1 million de points représentant seulement 1.5 minutes de la trajectoire entière effectuée. La distance entre deux profils est d'environ 0.25m à 1 mètre et la distance entre deux points successifs dans un même profil est une fonction de la distance du point cible. Avec cette densité élevée, nous pouvons extraire la surface de la route ainsi que d'autres caractéristiques comme la façade, les arbres, l'arrêt d'autobus, les

piétons et les véhicules. Le logiciel développé à bord peut enregistrer et visualiser le modèle 3D cumulatif (nuage de points et modèles géométriques simples) pendant la navigation.

La figure.fig.87 montre une autre piste d'essai (appelée la piste de Giat) avec une trajectoire plus longue (plus de 3 kilomètres). La durée d'essai est d'environ 10 minutes et, à la vitesse du véhicule, le système a généré plus de 7.5 millions de points dans cette image de profondeur. Il y a une erreur cumulative égale à 1 mètre approximativement. Par conséquent nous pouvons noter que la position initiale et finale ne coïncident pas.



Figure 87: La piste GIAT numérisé

La figure fig.88 montre un nuage de points acquis autour du panthéon. La durée d'essai est d'environ 5 minutes et durant lesquelles le système a généré plus de 2.2 millions de points. Dans cette image de profondeur, nous n'avons pas réussi à détecter les parties élevées des façades et le plafond du Panthéon car le télémètre laser n'était pas monté à une hauteur assez élevée sur le véhicule pour pouvoir les détecter.

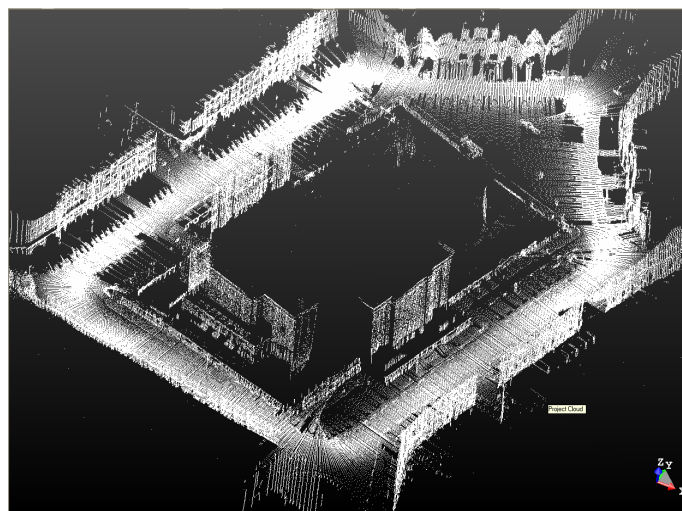


Figure 88: Nuage de points du Panthéon

Les prochains paragraphes se focaliseront sur la segmentation et l'extraction des caractéristiques des données télémétriques pour classer les objets et les assigner à différentes classes : la route, les bâtiments, les arbres, les véhicules stationnaires et d'autres classes.

5.7 La segmentation

La segmentation utilise certains traits caractéristiques structurels des objets existants dans la scène urbaine afin de proposer une classification automatique (sans connaissance probabiliste a priori) et de haut niveau (identification de la nature sémantique) de ces objets. L'identification portera sur les entités physiques les plus volumineux dans une scène urbaine:

- a) la route : objet horizontal, linéaire et de grande densité de points.
- b) les façades : objets verticaux et linéaires.
- c) les arbres : objets de formes libres.

5.7.1 La segmentation intra-profil

Pour opérer en temps réel sur les données, l'algorithme doit agir directement sur chaque profil acquis et de la manière la plus simple possible. Dans un profil, la route constitue un objet horizontal. La séparation des points représentant le "Sol" est obtenue à partir d'une analyse faite sur l'histogramme de l'élévation Z du profil. La figure suivante (fig.89) représente un profil de données avec l'histogramme d'élévation correspondant. Nous pouvons bien remarquer un pic important correspondant au niveau d'élévation du sol.

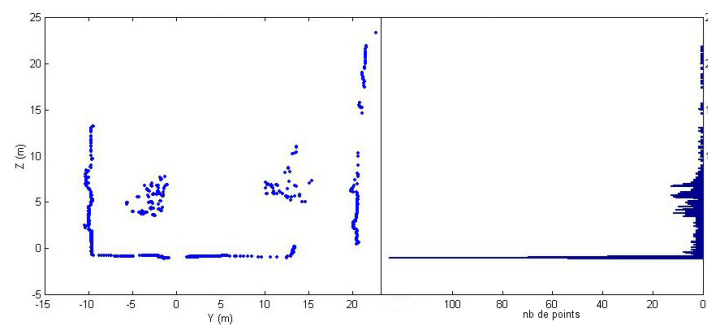


Figure 89: Un profile avec son histogramme Z couchée

On classe donc tous les points qui appartiennent à un certain voisinage de ce pic comme étant une tranche appartenant à l'objet 3D nommé "Sol". L'algorithme agit d'une manière identique sur les points restants dans le profil. Ces points appartiennent a priori à des objets 3D spatialement séparés. Par la suite, un histogramme suivant la direction transversale Y est un histogramme multimodale et chaque mode correspond à un regroupement de points appartenant à une coupe d'objet 3D différent dans la scène acquise. La figure fig.90 en donne un exemple.

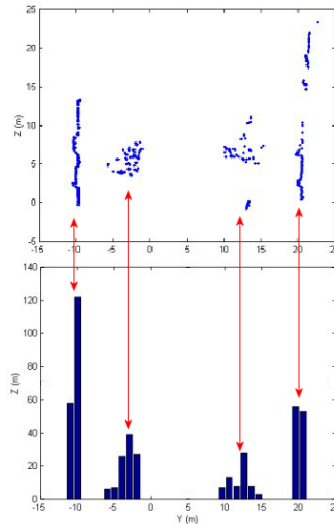


Figure 90: Isolation des coupes d'objets à partir de l'histogramme transversale

5.7.2 Pré-labellisation

Il est parfois difficile même pour un être humain de découvrir la nature d'un objet à partir d'un échantillonnage non régulier d'une seule coupe 2D de cet objet. Pourtant certains des profils d'objets, ceux-ci portent des traits qui permettent de juger à quelle classe ils appartiennent. Par exemple, si un profil d'objets a la variation sur l'histogramme Y plus petite qu'un seuil donnée ($y_{\max} - y_{\min} < \text{seuil}_1$), cet objet fait très probablement partie d'une façade, puisque les façades sont des objets verticaux et de formes linéaires. Tandis qu'un objet qui a la variation sur l'histogramme Y plus grande qu'un seuil ($y_{\max} - y_{\min} > \text{seuil}_2$), cet objet fait partie probablement d'un arbre. Le reste des autres profils d'objets qui ne remplissent aucun de ces deux critères sont classés dans une classe de doute. Cette étape de pré-labellisation servira par la suite à la labellisation finale des objets 3D.

5.7.3 La formation des objets 3D

La formation des objets 3D se fait par regroupement des coupes distribuées dans plusieurs profils successifs. Ce regroupement doit être fait automatiquement suivant un critère de proximité et de ressemblance. En effet, si une nouvelle coupe segmentée fait partie d'un objet 3D de la scène, cet objet ne peut être que l'objet le plus proche d'elle. Une estimation de cette proximité se fait par le calcul de la distance euclidienne entre le barycentre de la coupe à ajouter et les barycentres des dernières coupes des tous les objets déjà existants dans la scène. Si la plus petite des distances est inférieure à un seuil donné (ce seuil est en relation avec la vitesse du véhicule et la présence de zones d'occlusions), on ajoute ce profil à l'objet qui a présenté cette distance minimale. Cette coupe forme, dans le cas échéant, le noyau d'un nouvel objet 3D dont l'existence sera affirmé, ou non, par les prochaines acquisitions et les éventuels ajouts de nouvelles coupes. A chaque ajout d'une coupe d'objet, la scène totale est mise à jour.

5.7.4 Labélisation

La reconnaissance de la nature sémantique est faite sur l'objet 3D déjà reconstruit par empilement de profils pré-labellisés. Nous utilisons dans ce processus la notion de la logique

floue. Cette logique tire sa robustesse dans notre cas de figure de la continuité dans la forme des coupes d'objets regroupés dans un même objet 3D. En effet, on calcule la probabilité d'appartenance de l'objet à chaque classe de données suivant le nombre de profils appartenant à chaque classe. On calcule donc :

$$P(X \in C_j) = \frac{\text{nb de profils} \in C_j}{n} \quad \text{Eq.4-11}$$

P est la probabilité d'appartenance de l'objet X à la classe C_j ;

C_j est l'une des trois classes {arbre, façades, autres} ;

n , étant le nombre de profils constituant l'objet en question.

On obtient donc une probabilité d'appartenance à chaque classe (logique floue) au lieu d'un seuil brut qui juge de la nature de chaque objet. Le résultat de notre algorithme de segmentation, appliqué à la scène du boulevard Saint Michel, est présenté dans la figure fig.91. Le nuage de points total est représenté au milieu et il est entouré par les objets identifiés et séparés.

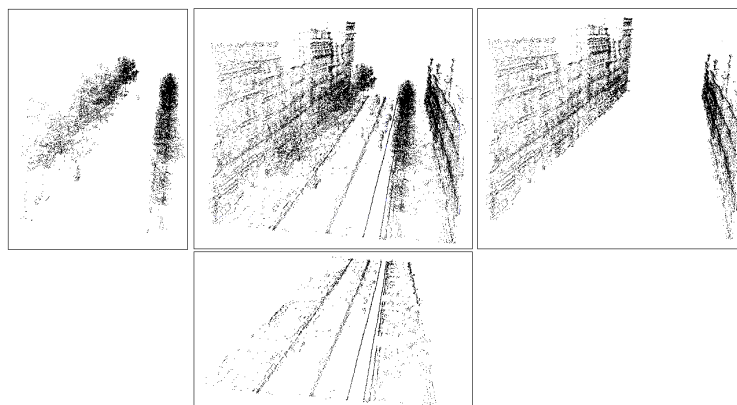


Figure 91: Les arbres, les façades et le sol entourant le nuage de points total de l'acquisition Saint Michel

5.8 La décimation

La décimation est une étape importante pour réduire le nombre de points et alléger ainsi tout traitement ultérieur. L'algorithme adopté pour faire la décimation est l'algorithme de la corde. Cet algorithme classique [RAM 72] est un algorithme de décimation adaptatif assez simple. Il modélise un objet par une suite de segments de droite d'une manière itérative tant que l'erreur du modèle proposé est supérieure à un seuil à définir. Le nombre de segments est donc une fonction de la précision demandée par le modèle. On applique cet algorithme sur chaque coupe d'objets. Cette méthode paraît très adaptée à notre cas de figure puisqu'il permet de modéliser les coupes d'objets linéaires comme la route et les façades par un nombre limité de points. De plus, cet algorithme est de grande utilité dans la détection des bords de la route présentée dans la suite.

5.8.1 Détection des bords de la route

L'extraction de la classe "Sol" correspond à l'extraction des points appartenant à l'objet horizontal et linéaire de la scène. Cette définition correspond aux points de la chaussée et du trottoir. La séparation de ces deux objets se fait par une étude à petite échelle de la discontinuité d'orientation entre les points d'une coupe classée "Sol". La détection de la variation de la discontinuité se fait en utilisant l'algorithme de la corde suivant la technique présentée dans [JIA 99] L'algorithme de décimation permet de représenter la chaussée par deux segments avec une erreur moyenne inférieure à 5 cm et une erreur maximale inférieure à 10 cm : deux segments formés par les deux bords et un point au milieu de la route. Les deux bords correspondent à des points où il existe une variation d'orientation avec le voisinage (bords du trottoir), le point au milieu permet de conserver une représentation de la forme bombée (non plate) de la chaussée. Un suivi entre-profils permet de détecter les bords de la route dans la succession de profils où une vision directe entre ces bords et le télémètre est assurée.

5.8.2 Modèles des objets

Pour représenter chaque objet identifié, nous proposons un modèle simple et représentatif :

- La route est le résultat de la triangulation des bords avec les points du milieu de la route ;
- Une façade est un objet plan, elle est représentée par son enveloppe englobante ;
- Un arbre est représenté par une primitive géométrique simple : une association d'une sphère pour représenter le feuillage et d'un cône pour représenter le tronc. Ce modèle est paramétré par les dimensions du nuage de points de chaque objet déclaré comme arbre ;
- Tous les autres objets non classés sont représentés par un cube d'arrête égale à la moyenne de la variation suivant les trois axes.

La figure suivante (fig.92) donne un exemple de nuage de points, en comparaison avec le modèle proposé. Des modèles plus complexes peuvent être proposés pour des applications précises.

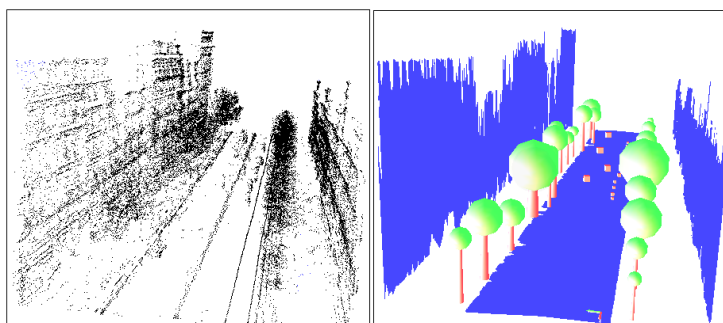


Figure 92: Le nuage de points (gauche) et le modèle proposé (droite)

5.9 Extraction des paramètres de la route

Cette application utilise notre algorithme de segmentation pour détecter les deux bords de la route et extraire des paramètres caractéristiques de la route pour des applications d'aide à la conduite automobile ([ABU 04] et [AMM 04]). L'acquisition est faite dans un milieu périurbain : « la piste GIAT dans la région parisienne ». La figure fig.93 montre le résultat de notre algorithme de segmentation sur la totalité de la piste en comparaison avec les deux bords mesurés par un moyen plus sophistiqué : un GPS centimétrique. Cette mesure donne avec une grande précision les coordonnées des deux lignes blanches extrêmes de la route.

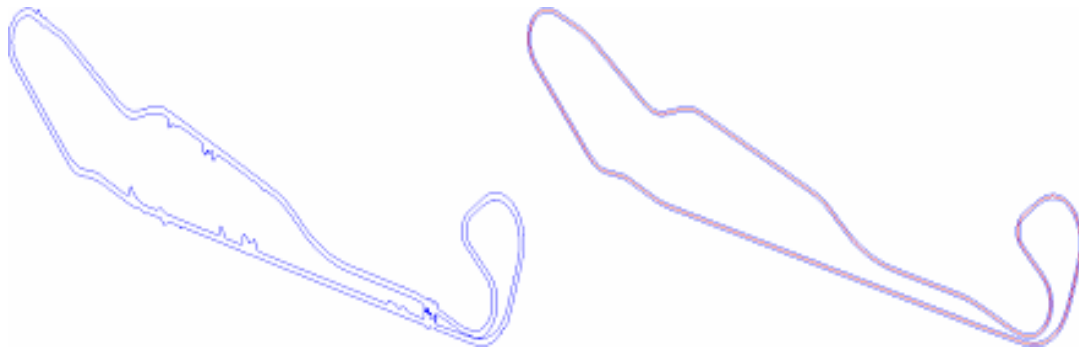


Figure 93: Les bords segmentés par notre algorithme (gauche) et les bords mesurés par GPS centimétrique (droite).

5.9.1 La largeur de la route

La largeur de la route est le paramètre le plus simple à calculer lorsqu'on dispose des bords de la route. La largeur de la route est définie comme étant la distance euclidienne entre les deux bords segmentés dans un même profil (en supposant que le mouvement de voiture est toujours tangent à la direction de la route).

Rappelons que les bords de la route mesurés par le GPS centimétrique sont les deux marquages blancs des bords de la route, et par conséquent, la largeur calculée précédemment est la distance entre ces deux lignes blanches. En revanche, les bords détectés par notre algorithme sont les bords physiques de la route où il y a une variation de l'orientation entre la route et un objet voisin, c'est à dire sur les limites entre l'asphalte et la végétation (ou les barrières métalliques). La figure suivante (fig.94) en donne un exemple.

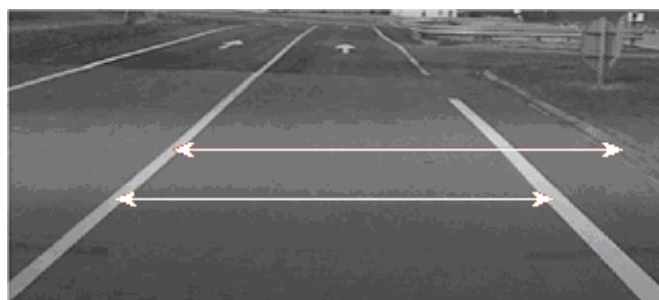


Figure 94: La différence entre largeur physique et la distance entre les lignes blanches.

La figure suivante (fig.95) fournit le résultat obtenu en représentant une comparaison entre la largeur de la route physique et la distance entre les deux lignes blanches.

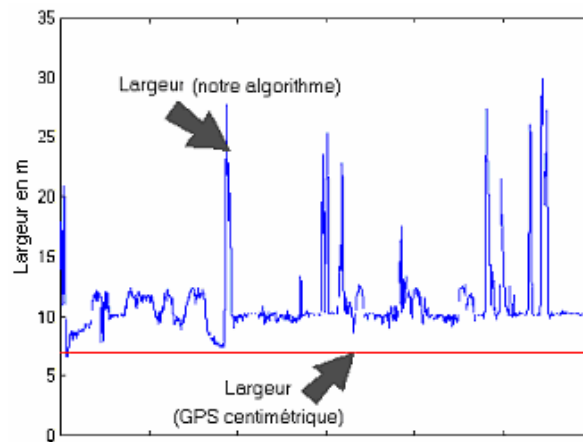


Figure 95: La largeur de la route

Nous pouvons remarquer qu'il y a un écart de trois mètres entre les largeurs présentées. Cet écart est interprété par la marge de l'asphalte d'à peu près un mètre et demi de chaque côté de la route au delà des lignes blanches.

La vraie largeur de la route est un paramètre très utile pour le calcul de risque de sortie de la route, cette largeur est la largeur limite extrême que doit prendre en compte tout calcul de risque de sortie de la route.

Nous pouvons constater encore qu'il y a des fluctuations tout au long de la largeur segmentée. Un examen plus fin montre qu'il existe deux types de fluctuation avec deux causes différentes :

Les petits pics de dépassement de la largeur physique présente une corrélation avec l'augmentation de la courbure de la route (fig. 96). En effet, sur les virages, la largeur de la route est plus grande pour assurer une vitesse limite de dérapage plus grande. Dans la conception des routes, l'augmentation de la largeur des routes sur les virages est faite dans le but de donner une courbure plus petite et par suite une vitesse limite de dérapage des voitures plus grandes. Cette augmentation ne peut pas être constatée sur les données GPS puisqu' a priori les lignes blanches de la route sont parallèles et équidistantes tout au long de la piste. Les grands pics de dépassements correspondent à des détections de croisements de la route.

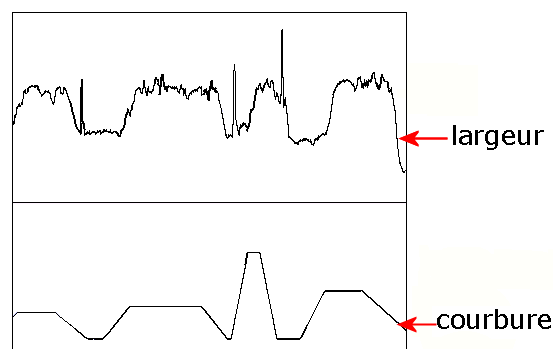


Figure 96: La corrélation entre la courbure et les pics de dépassements

Sur les croisements, les bornes physiques n'existent pas et par suite la largeur présente ces pics de plus de dix mètres d'amplitude. La figure suivante (fig.97) donne un exemple de cette fausse détection des bords avec une image représentant la vérité sur le terrain. Cette photo montre des voies de sortie de la route aux mêmes endroits où l'algorithme n'arrive pas à détecter les bords.

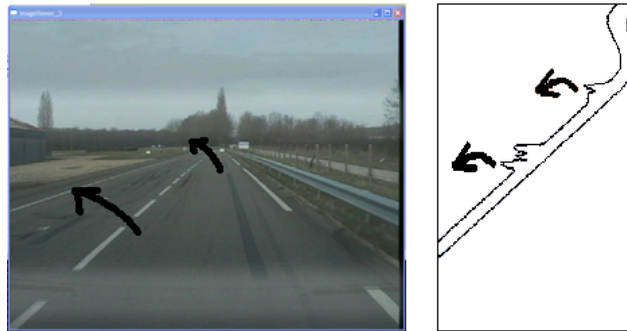


Figure 97: Les dépassements et les sorties correspondantes.

Cet algorithme peut être alors utilisé comme un détecteur de croisements de routes qui constitue une source de risque importante durant la conduite automobile.

5.9.2 La courbure

Le deuxième paramètre extrait est la courbure de la route. C'est un facteur important pour le calcul de la vitesse limite de dérapage pendant la conduite sur les virages. Géométriquement, la courbure en un point est l'inverse du rayon du cercle le plus tangent à une courbe donnée en ce point. La figure suivante (fig.98) illustre en pointillé une courbe plane avec le cercle le plus tangent au point M de la courbe. La courbure est donc égale à:

$$Courbure = \frac{1}{\text{rayon de courbure}} \quad \text{Eq.4-12}$$

La courbure est pour une trajectoire, la capacité de sa tangente à changer de direction. Plus précisément, nous définissons la courbure locale C comme le module de la variation du vecteur tangent, par rapport au chemin parcouru ds :

$$C = dT / ds \quad \text{Eq.4-13}$$

Où dT est la variation de l'angle de tangence de la courbe et ds la variation de l'abscisse curviligne. En d'autres termes, on peut considérer la courbure C au point M comme une mesure de la "rotation instantanée" de la courbe en M : si, en partant de M , on avance d'une longueur infinitésimale ds , la tangente à la courbe tourne d'un angle $C.ds$. La courbure est une quantité locale, c'est à dire qu'elle ne dépend pas du système de coordonnées dans lequel elle était calculée.

Pour une fonction $Y = f(x)$, on calcule analytiquement la courbure sur cette fonction modèle. La courbure est donnée par :

$$C = \frac{Y''}{\sqrt[3/2]{(1 + Y')^2}} \quad \text{Eq.4-14}$$

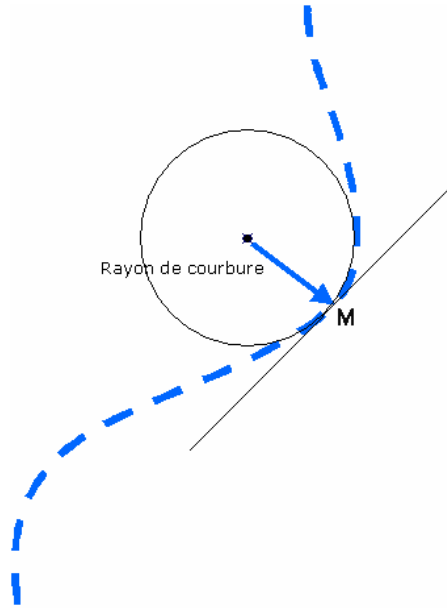


Figure 98: La courbure est l'inverse du rayon du cercle le plus tangent en M.

Notre objectif est de concevoir une méthode de calcul instantanée de la courbure de la route à partir des bords segmentés. Ces bords sont considérés comme des échantillons non réguliers d'une certaine description analytique des deux frontières de la route. On suppose que la route est plane, ce qui est envisageable dans notre acquisition (pas de montée ou de descente), c'est à dire que l'altitude est supposée constante, et les deux bords de la route segmentés sont donc deux courbes planes dans un plan parallèle au plan XOY.

La méthode adoptée consiste à modéliser par morceaux la route (ou vraisemblablement la projection de la route dans le plan XOY) par une fonction de troisième degré. Le choix du troisième degré est un compromis entre un modèle inexact et un modèle complexe. La fonction de troisième degré possède la possibilité de modéliser les sommets et les points d'inflexion qui paraissent suffisantes pour représenter par morceaux les bords de la route.

Soit F la fonction définie par :

$$Y = f(x) = a_3 \cdot x^3 + a_2 \cdot x^2 + a_1 \cdot x + a_0 \quad \text{Eq.4-15}$$

représentant une courbe plane dans le plan XOY ;

Le problème revient donc à déterminer les coefficients a_i ($i = 0 \dots 3$) de manière à minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre la fonction $F(X)$ et les bords de la route. Cette erreur est calculée aux points d'échantillonnage de ces bords.

$$EQM = \sum_i (Y_i - F(X_i))^2 \quad \text{Eq.4-16}$$

C'est un problème de régression linéaire classique connu ayant comme inconnus les coefficients a_i . La solution consiste simplement à annuler la dérivée par rapport aux a_i ce qui revient donc à résoudre le système linéaire suivant :

$$\begin{pmatrix} \sum_i y_i \\ \sum_i y_i \cdot x_i \\ \sum_i y_i \cdot x_i^2 \\ \sum_i y_i \cdot x_i^3 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_i x_i^3 & \sum_i x_i^2 & \sum_i x_i & n \\ \sum_i x_i^4 & \sum_i x_i^3 & \sum_i x_i^2 & \sum_i x_i \\ \sum_i x_i^5 & \sum_i x_i^4 & \sum_i x_i^3 & \sum_i x_i^2 \\ \sum_i x_i^6 & \sum_i x_i^5 & \sum_i x_i^4 & \sum_i x_i^3 \end{bmatrix} \otimes \begin{pmatrix} a_3 \\ a_2 \\ a_1 \\ a_0 \end{pmatrix} \quad \text{Eq.4-17}$$

Le problème dans cette modélisation de la route par une fonction de type $Y = f(x)$ est qu'il y a une direction privilégiée pour un tel modèle, c'est à dire que parfois la fonction de type $x = f(Y)$ est beaucoup plus représentative du nuage de points à modéliser que la fonction $Y = f(x)$.

Pour surmonter ce problème, on calcule les deux fonctions de coût relatives aux deux modèles $Y = f(x)$ et $x = f(Y)$ (la fonction de coût est le résidus de la fonction de modélisation) et on adopte la fonction dont l'EQM est la plus petite.

Cette méthode rend le calcul plus long mais évite de prendre des modèles erronés à cause de la direction privilégiée imposée par la fonction modèle.

Des exemples sont donnés sur les figures suivantes (fig.99) :

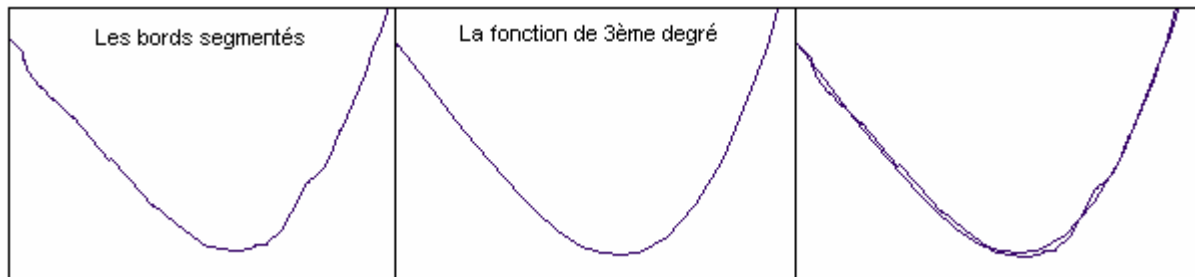


Figure 99: Une partie des bords (gauche), la fonction de 3^{ème} degré correspondante (centre), les deux ensembles (droite)

Le calcul de la courbure se fait d'une manière analytique à partir de la fonction de 3^{ème} degré modélisant des bords par la formule :

On calcule donc la courbure « en utilisant l'équation Eq.4-13 » au point demandé, ce qui revient à calculer dans notre cas :

$$C_0 = \frac{6.a_3.X_0 + 2.a_2}{\sqrt[3]{(1 + 3.a_3.X_0^2 + 2.a_2.X_0 + a_1)^2}} \quad \text{Eq.4-18}$$

Où les a_i sont les coefficients de la fonction de 3^{ème} degré qui modélise au mieux le nuage de points au sens des moindres carrés.

La courbure du circuit GIAT était aussi l'un des objectifs de l'étude par le GPS centimétrique. Les valeurs délivrées par cette étude de la courbure sont montrées sur la figure suivante.

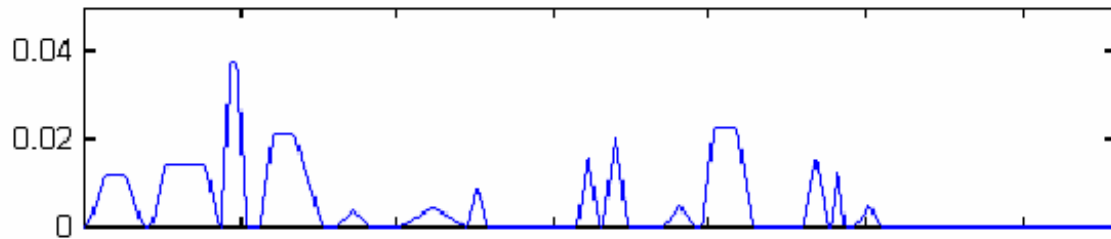


Figure 100: La courbure théorique (1/m) de la totalité de la piste.

Et pour tester notre algorithme de calcul de la courbure, nous l'avons appliqué sur des points relevés par un GPS centimétrique. Ces points sont ceux des marquages au sol présents sur la piste. La Figure 101 illustre le résultat sous la forme d'une courbe. On remarque que les deux courbes (théorique et calculée) sont presque identiques, ce qui prouve bien que notre algorithme de calcul de la courbure arrive à suivre les variations de la courbe et à calculer sa courbure à partir des échantillons des bords.

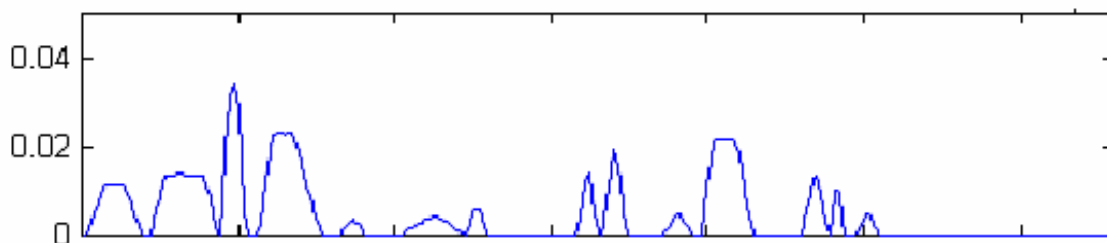


Figure 101: La courbure calculée par notre algorithme à partir des données GPS.

Il nous reste ensuite de tester notre algorithme sur les bords segmentés par notre propre méthode de segmentation. La procédure de calcul de la courbure, exposée précédemment, est appliquée alors à ces données, Figure 102 représente les résultats.

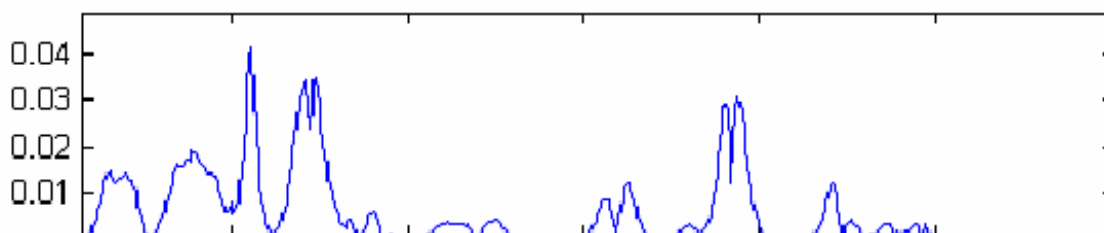


Figure 102: La courbure calculée à partir des bords segmentés.

La figure suivante (fig.103) montre en haut la courbure délivrée par la mesure par GPS, au milieu la courbure calculée par notre méthode sur les bords mesurés par GPS centimétrique et à la fin la courbure calculée à partir des bords segmentés.

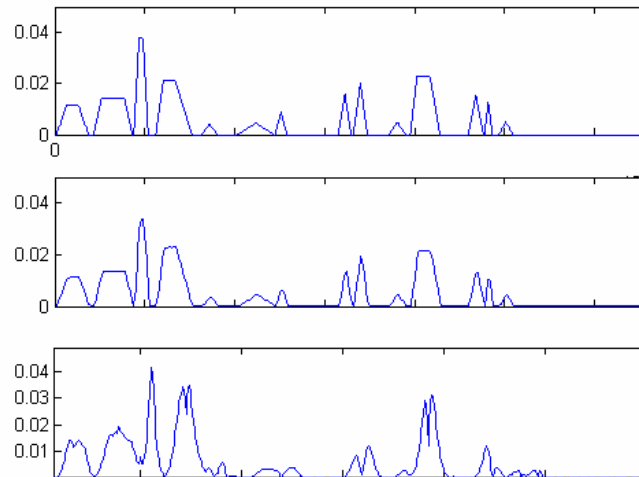


Figure 103: La courbure théorique, au milieu : notre algorithme sur les données GPS centimétriques, en bas : notre algorithme sur les bords segmentés.

On voit bien que les trois courbes de la courbure présentent une forte corrélation non seulement au niveau de la forme mais aussi au niveau des valeurs obtenues. Ce qui prouve à la fois :

- L'exactitude de notre algorithme de segmentation des bords de la route ;
- La robustesse de notre méthode de modéliser les bords par des fonctions de 3^{ème} degré et l'efficacité du calcul analytique de la courbure.

5.10 Conclusion et perspectives

Nous avons présenté dans ce chapitre un système pour la numérisation et la modélisation tridimensionnelles d'environnements urbains. Nous avons développé une méthode simple d'acquisition de nuages de points 3D par un télémètre laser monté sur le véhicule instrumenté du centre de robotique. Aussi, nous avons présenté notre approche de segmentation temps réel des scènes urbaines à partir de nuages de points acquis par ce système.

La scène urbaine est un milieu qui présente une grande diversité, soit au niveau du type des objets qui peuvent y figurer, soit au niveau de la variabilité de forme que peut représenter un même objet.

Notre approche de reconstruction de la scène urbaine est allée au delà de la simple visualisation des nuages de points ou une reconstruction 3D de ceux ci. En effet, la classification des nuages de points aboutit à une représentation de la scène urbaine en termes d'objets identifiés.

Les principales caractéristiques des algorithmes et des travaux présentés dans ce document sont les suivantes :

Un algorithme de classification qui agit en temps réel sur les acquisitions faites par le télémètre laser.

La classification fournit quatre classes : trois objets identifiables (la chaussée, les façades, les arbres) et une classe de rejet. Les trois objets identifiables sont les objets les plus volumineux et les plus répandus dans une zone urbaine.

La classification est effectuée en utilisant la notion de la logique floue. L'utilisation de cette logique dans notre cas de figure tire sa robustesse de la proximité, de la complémentarité et de la continuité que présentent une succession de profils appartenant à un même objet 3D. Chaque objet identifié possède donc une probabilité d'appartenance à chacune des trois classes. Pour l'instant la qualité de la classification n'est estimable que par un moyen visuel.

La réduction du nombre de points est faite d'une manière adaptée à leur nature. L'algorithme de la corde semble bien approprié à nos structures de données et très utile pour la détection des bords de la route.

Les objets sont reconstruits par des moyens simples. Ces primitives assez simples permettent de représenter d'une manière compréhensible le nuage de points représentatif de chaque objet.

L'application de notre algorithme de segmentation des bords de la route sur la piste GIAT permet la comparaison de nos résultats de détection des bords avec une mesure précise effectuée par un moyen de mesure fiable qu'est le GPS centimétrique. La comparaison montre l'exactitude de notre algorithme et son adaptabilité à des sites complexes comme celui de la piste GIAT.

Le calcul de la largeur de la route à partir des bords segmentés fournit des résultats intéressants au niveau de la détection de croisements de route et de la variation de la largeur de la route sur les virages.

La double comparaison entre la courbure calculée à partir des données GPS centimétriques et la courbure calculée par notre algorithme sur les bords mesurés par GPS d'une part, et la comparaison entre la courbure calculée par notre algorithme sur les données précises et celles segmentées d'autre part, prouvent l'exactitude de notre algorithme de segmentation, de notre algorithme de modélisation des bords par une fonction de 3^{ème} degré, et du calcul analytique de la courbure.

Pour l'instant on ne dispose que de la comparaison visuelle pour estimer la validité de notre algorithme. Pourtant, une comparaison avec des données mesurées par une méthode plus complexe et plus précise (GPS centimétrique) fournit des résultats satisfaisants. Les résultats obtenus durant ce travail ont encouragé une étude plus poussée sur le sujet. Dans l'étape suivante on prévoit l'ajout d'une acquisition vidéo qui fournit des informations riches qui permettront, en l'associant à la télémétrie laser, d'améliorer la détection et l'identification des objets (amélioration de l'identification des objets présents et ajout de nouveaux objets identifiables), et ensuite de proposer un modèle géométrique plus réaliste avec le plaquage de textures sur les objets reconstruits. Ce travail sera mené dans le cadre d'une thèse en cours à l'Ecole des Mines de Paris (Romain Dupont).

Chapitre 6 : Conclusion

6.1 Conclusion Générale

Dans ce mémoire, nous avons présenté un système de localisation tridimensionnelle temps réel basé sur la fusion multi-capteur pour des véhicules terrestres. Les systèmes hybrides élaborés GPS/INS et Odométrie/INS ont permis d'obtenir des précisions de localisation supérieures à celles des capteurs pris individuellement. Ces systèmes hybrides permettent de tirer profit des avantages de chaque capteur.

Le but de cette recherche était de déterminer la position et l'attitude d'un véhicule. Le premier système de navigation utilisé est le système de positionnement par satellite GPS auquel on adjoint un système de navigation inertiel (INS). En effet, alors qu'un DGPS fournit au mieux une précision métrique à une fréquence de 10 Hz, nous avons montré que nous pouvions atteindre des précisions submétriques et à une fréquence de 84 Hz.

Nous avons expliqué les principes de fonctionnement, du traitement de l'information et de l'intégration des trois systèmes de navigation. La raison de cette intégration est de chercher dans les spécificités de chacun des systèmes utilisés ce qui peut compenser les défauts des autres capteurs. Nous avons constaté que le système INS se caractérisait par une certaine dérive des mesures que le système GPS parvient à corriger. En revanche, le GPS possède une fréquence d'acquisition des mesures beaucoup moins élevée que celle de l'INS. Un autre point essentiel était que l'INS est parfaitement autonome, contrairement au GPS. Au vu de cette énumération, on arrive rapidement à l'idée de l'intégration des deux systèmes.

De même, ce système est censé fonctionner en tout temps et dans tout environnement palliant aux problèmes de masquage GPS ou de dérives inertielles. Pour compenser le problème de l'indisponibilité du service GPS, nous avons proposé l'intégration entre le système de navigation inertielle et l'odométrie avec des contraintes non-holonomiques sur le modèle du véhicule. Cette intégration l'INS/Odométrie est considérée comme un système de localisation suppléant au système GPS/INS.

Le système d'intégration GPS/INS/Odométrie présenté offre dans un seul module une solution complète. La position, la vitesse, l'accélération, l'attitude, et la vitesse angulaire sont calculées avec une bonne précision avec une fréquence d'échantillonnage et une fiabilité élevées. La fusion INS/GPS positionne le véhicule plus précisément, la précision relative est centimétrique, et la précision absolue de l'ordre d'un mètre, obtenue à la fréquence de « 84 Hz ». L'intégration Odométrie/INS peut être utilisée comme un système de positionnement alternatif pendant les pannes GPS. Les contraintes non-holonomes ont réduit l'erreur de positionnement cumulative à moins de 10 mètres pour une séquence de 10 minutes. Par conséquent, l'INS (ici peu coûteux car bas de gamme) peut être utilisé conjointement avec l'odométrie comme système de positionnement autonome pendant les pannes de GPS de plus de 10 minutes.

Un autre avantage du système d'intégration GPS/INS est qu'il peut fournir des informations sur l'attitude. Cette information est habituellement indisponible pour des récepteurs GPS, et d'une faible précision pour une CI de moyenne ou basse précision utilisée seule. Avec des corrections de GPS, l'angle de lacet a une précision relative très élevée et une précision

absolue inférieure au degré après un trajet de 10 minutes quand un filtre de Kalman est appliqué.

Ce système fournit également une information de positionnement tridimensionnelle complète c'est à dire la position et l'orientation tridimensionnelles et permet d'affecter un indice de confiance aux résultats.

Un ensemble d'algorithmes a été développé pour l'intégration des données GPS/INS/Odométrie sous forme de modules ^{RT}MAPS. Des différents algorithmes de test et d'analyse de données et de transformations de coordonnées ont été validées sous Matlab. Un algorithme de "mécanisation" pour évaluer les données inertielles a été développé dans un repère local de navigation.

Les données GPS et INS ont été intégrées dans une approche faiblement couplée en utilisant un EKF. Un filtre de Kalman non-linéaire (étendu) a été mis en application pour intégrer le système GPS/INS/Odométrie en appliquant les contraintes non-holonomiques sur le modèle de navigation. Le filtre de Kalman peut procéder à une compensation des erreurs en position, en vitesse et en attitude. L'accent n'a pas seulement été mis sur l'intégration, mais aussi sur les notions de précision des résultats.

Pour réaliser la fusion de données issues du système GPS/INS, nous avons choisi de confronter deux types d'estimateur : Dans une approche dite lâchement couplée, le filtre de Kalman étendu et le Unscented Kalman Filter; l'utilisation de ce dernier étant plus ou moins nouvelle dans ce domaine. Les deux filtres ont été bien mis œuvre et de manière optimale avec une précision de positionnement presque similaire.

Nous nous sommes également penchés sur la résolution de beaucoup de problèmes techniques liés à l'architecture matérielle et logicielle pour améliorer la précision des systèmes INS/GPS, comme l'estimation et l'élimination des biais statiques et dynamiques pendant la navigation du véhicule, les vibrations, les latences, la désynchronisation des données, l'interpolation, l'alignement, etc.

La modélisation des processus et des erreurs était au coeur de nos systèmes de même que les problèmes de paramétrage (le réglage des paramètres du filtre), d'initialisation et de mise en oeuvre des filtres. Le signal PDOP du GPS a été pris en compte pour calculer la matrice de covariances des filtres.

D'ailleurs, en règle générale, une attention particulière a été accordée à la mise en œuvre pratique et à l'expérimentation et l'évaluation des résultats des systèmes développés.

Pour qualifier les systèmes conçus, nous avons choisi de les évaluer qualitativement et quantitativement.

Quantitativement, nous avons vu que, grâce notamment au projet ARCOS, nous avons pu comparer les résultats de la localisation avec des capteurs et des données de référence centimétriques (PPK). Nous pensons que ces tests ont permis de valider l'apport de nos travaux puisque notre système a permis d'obtenir des résultats de positionnement plus précis qu'un DGPS ordinaire et une bonne estimation de l'orientation. Ces résultats de localisation ont également été comparés à des données d'un GPS standard ou corrigé (DGPS) pris seuls.

Nous nous sommes ensuite focalisés sur une méthodologie pour valider qualitativement les résultats de la localisation obtenus, nous avons pu observer le bon fonctionnement de notre système à travers trois applications :

La première a été l'application de numérisation 3D : Nous avons opté pour le développement d'une application originale : la numérisation et la modélisation tridimensionnelles d'environnements urbains et routiers. Cette application n'est possible qu'en ayant une précision élevée de la localisation. Nous avons montré que grâce au module de localisation, nous sommes capables de fusionner et de consolider avec précision apparente des milliers de coupes laser acquis au vol, sur des trajectoires rectilignes et courbes. La précision de la modélisation qui suit la numérisation en est témoin !

Pour établir un modèle 3D précis d'un environnement urbain, nous avons utilisé un télémètre laser embarqué sur le véhicule et couplé à un système de navigation basé sur un système de localisation à base de GPS/INS/odométrie. Le système fonctionne en temps réel et construit des cartes de profondeur à haute résolution d'environnements statiques autour du véhicule. Nous avons également présenté notre approche pour la segmentation des scènes urbaines en temps réel à partir des nuages de points acquis par le système. Trois types de classe sont identifiés : la route, la façade et les arbres. Pour les environnements routiers, l'objectif de la modélisation a été d'extraire des paramètres géométriques de la route.

La deuxième application a été celle de la détection des bords de route et l'extraction de ses paramètres. En comparant les graphes des paramètres extraits et notamment la courbure, nous pensons avoir obtenu des résultats très intéressants et précis sans quoi les paramètres extraits n'auraient pas été appariés avec les données théoriques.

Enfin, la troisième et dernière application concerne la localisation longitudinale et latérale sur une piste routière. Les démonstrations effectuées en Juin 2003 ont montré que nous pouvions effectuer un tour complet sur la même voie sans la moindre affectation par le système à l'autre voie. Ceci indique clairement que l'erreur de positionnement latérale a toujours été inférieure à la demi largeur d'une voie à savoir 1.7 mètres !

6.2 Validation et évaluation des résultats dans le cadre du projet ARCOS

Ce prototype de localisation a été développé dans le cadre d'ARCOS [ABU 03c]. L'objectif annoncé au départ du projet était de réaliser une brique fonctionnelle servant à la localisation précise d'un véhicule en mouvement en vu de son exploitation dans les fonctions d'ARCOS : « Prévenir les sorties de route » et « Alerter les véhicules en amont » fonctionnant en mode coopératif. L'objectif annoncé a été atteint. Dans le cadre de la tâche 3.2 du thème 3 de ce projet, des campagnes d'acquisition ont été réalisées afin d'étudier et d'évaluer objectivement et avec rigueur les résultats obtenus par les différents prototypes testés. Le prototype de l'Ecole des Mines de Paris a montré des résultats satisfaisants au regard des applications visées. La précision du positionnement obtenu permet en effet d'envisager son utilisation dans les applications de type ARCOS (même si certaines optimisations sont encore nécessaires pour accélérer le temps de cycle du système).

Dans ARCOS, les applications visées et qui pourraient bénéficier directement de ces travaux sont les suivantes :

- Dans la fonction « Prévenir les sortie de route - cibles 1 et 2 », pour positionner latéralement le véhicule sur les routes multi-voies (BDD1 et BDD2) en combinant

localisation précise et algorithmes de vision pour détecter les bords de route et les marquages (lignes blanches).

- Dans la fonction « Prévenir les sortie de route – cibles 1 et 2 ». Le positionnement absolu du véhicule et la détermination de l'orientation permettent une meilleure approche des virages pour déterminer sur quelle voie on roule, la distance à l'entrée du virage, la courbure et l'orientation avec laquelle on aborde le virage. Certaines informations proviennent de la base de données.
- Le positionnement et l'orientation précis combinés à d'autres capteurs (Lidar, Radar,...) peuvent être utilisés dans la fonction « Gestion des interdistances entre véhicules ». En mode non coopératif, l'orientation absolue en lacet a été utilisée pour déterminer si le véhicule circule sur la voie d'un obstacle détecté ou non. Ceci est facilité en mode coopératif car la connaissance de la courbure courante peut être obtenue directement grâce à la cartographie. Un tel système a déjà été développé et validé lors des démonstrations ARCOS effectuées en juin 2003. Les figures fig.104 et fig.105 illustrent le fonctionnement du système. Ici, le changement de voie est détecté par comparaison entre les coordonnées des points du marquage central stockées dans la base de données et la position du véhicule calculée par notre système. Lorsque l'obstacle détecté par le module de perception est affecté à notre voie de circulation, nous affichons l'horizon électronique en rouge (foncé) sinon il sera affiché en jaune (clair). Dans ces figures, le triangle bleu représente notre position sur la voie (la piste) et le rectangle vert celui de l'obstacle détecté.
- Dans la tâche T3.4, la position du véhicule est nécessaire à l'élaboration de lois de commandes dans une phase de planification de trajectoires et de chemins.

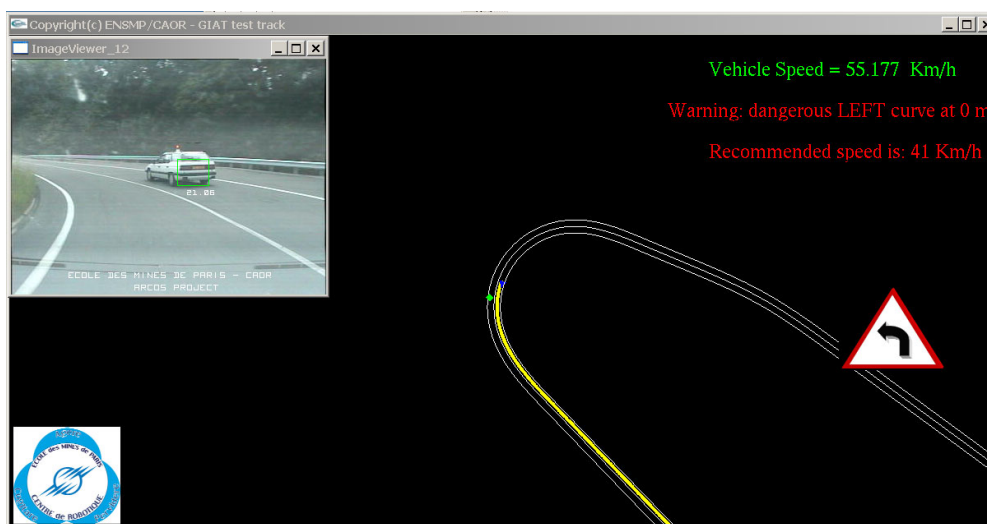


Figure 104: Localisation absolue et relative (l'obstacle sur une autre voie de circulation)

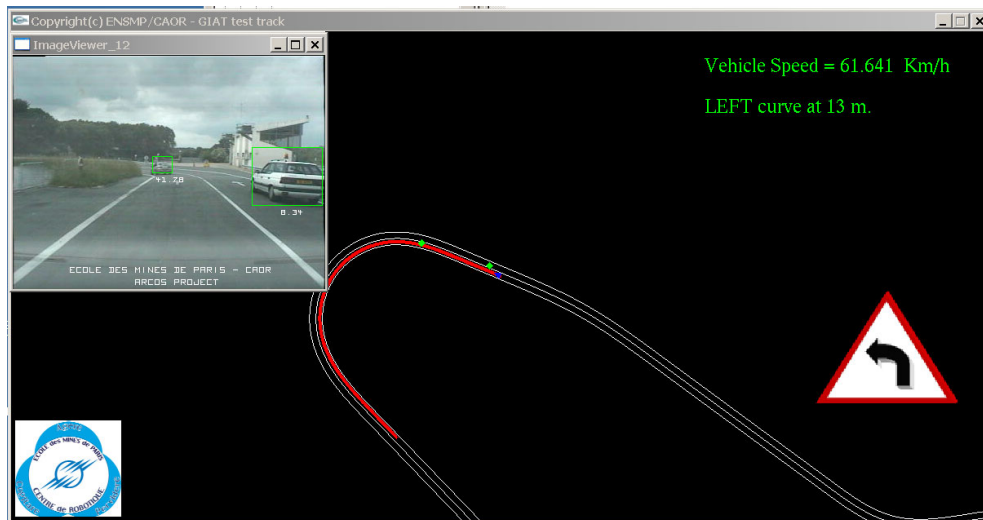


Figure 105: Localisation absolue et relative (l'obstacle sur la même voie de circulation)

6.3 Applications envisageables et contributions à la sécurité routière

Aux applications complexes de contrôle latéral, d'évitement d'obstacles... envisageables avec un module de positionnement complet (position, vitesse, orientation, etc.), il faut ajouter des applications plus simples qui pourraient résulter directement des sous-modules développés :

6.3.1 Amélioration du map-matching

Les GIS actuels reposent sur des systèmes de map-matching qui utilisent un positionnement par GPS grossier. Si ce positionnement est raffiné, le map-matching sera facilité et par conséquent le guidage et la navigation plus certains. Nous pensons qu'avec un peu d'effort et peut-être des capteurs légèrement plus précis, nous pouvons réaliser un système capable de faciliter, guider voire remplacer les algorithmes de map-matching, permettant ainsi une localisation cartographique précise et par conséquent un guidage et une navigation plus certaine.

Utilisation du positionnement temps réel pour confronter la trajectoire effectuée par le véhicule à une base de données cartographique embarquée. Si les véhicules ont une cartographie 3D de la région à traverser en mémoire, on peut appliquer un map-matching 3D.

6.3.2 Signalétique embarquée

Une évolution plus limitée des bases de données cartographiques permettrait d'envisager des applications telles que l'affichage interne de la signalisation routière, l'avertissement à l'approche de carrefours ou zones dangereuses [REV 03], un affichage de vitesse conseillée ou même un véritable contrôle en vitesse dépendant de la configuration routière (ACC). Une bonne localisation sur la voie permet aussi d'envisager des systèmes de signalétique embarquée plus précis. La précision longitudinale peut-être intéressante en approche de virage lors de l'extraction des paramètres (courbure, dévers, etc.) pour estimer le danger.

6.3.3 Communication V2V

Enfin, on peut envisager aussi des applications très intéressantes exploitant la faculté de communication inter véhiculaire. Des applications telles que l'ACC ou la surveillance d'obstacles proches ou lointains. Par exemple, le *positionnement associé à un système de communication* inter-véhicule permettrait un positionnement relatif des voitures beaucoup plus robuste que celui fourni par un capteur extéroceptif (radar par ex. qui nécessite une vue directe dans un cône de vision limitée). On pourrait même envisager l'utilisation d'un réseau complet de communications entre le véhicule et son environnement, avec des informations circulant du type « je suis une voiture, à telle position, roulant à telle vitesse et je vais changer de file » ou « je suis à un carrefour à telle position, mon feu est rouge pour les voitures venant du Sud » ou « je suis l'autoroute A13 et il y a un obstacle sur la chaussée Ouest à telle position »... Les applications pour l'assistance à la conduite seraient très importantes.

6.3.4 Détection de changement de voie

Cela permettra aussi d'envisager de détecter les changements de voie et éviter par conséquent dans certaines applications les algorithmes de détection de marquage par traitement d'images. Mais cela exige que les informations sur les voies ou les marquages soient connues ou communiquées !

6.3.5 Gestion du trafic

Une bonne connaissance longitudinal, latérale et même en hauteur des placements des véhicules permettrait de mieux gérer le trafic et au moins d'informer sur son état.

6.4 Amélioration et Perspectives techniques

Enfin, quelques pistes techniques pour un travail à moyen ou long terme pour améliorer le système existant ou apporter des nouveautés.

- Voir la possibilité d'intégration d'autres capteurs comme une boussole électronique pour avoir toujours une observation sur l'angle de cap en vue d'une localisation géographique.
- Explorer la possibilité de calculer l'orientation à partir d'un système GPS multi-antennes, ou bien la détermination de l'attitude à l'aide du GPS.
- Utiliser la cartographie numérique en même temps avec l'odométrie, peuvent aider les unités inertielles (à prix réduit) pendant de longues périodes de pannes du GPS, et donc, sans utiliser n'importe quel capteur externe, la navigation à l'estime est possible.

- Remédier aux pannes partielles du GPS qui dégrade la précision de l'intégration, grâce à la combinaison des constellations du GPS et de Galileo qui seront disponibles à l'avenir.
- Améliorer le modèle d'erreur de la CI existant : prendre en compte le modèle de la gravité et l'influence de la température sur la CI, et régler la matrice de covariances Q de façon adaptative en fonction de la température et de la vibration.
- Calculer la position du véhicule par rapport à la route, connaître le type de la route (information sur l'adhérence) pour calculer une gestion intelligente de l'interdistance et une gestion évaluée de la sortie de la route.
- Faire une étude comparative entre les différentes méthodes de filtrage (EKF, UKF, ...).
- Faire une étude quantitative plus approfondie du système de numérisation (reconstruction d'environnement) pour déterminer sa précision réelle et pour réduire au minimum l'erreur du système. Le prochain travail se concentrera sur l'extraction d'autres classes comme les véhicules stationnaires, les rond-points, etc. mais aussi sur le filtrage des obstacles en mouvement autour du véhicule. Nous travaillons également sur le plaquage des textures en utilisant un appareil photo numérique ou une caméra vidéo (CCD ou CMOS) pour des applications réalistes et pour des applications de réalité virtuelle.

Références bibliographiques

Livres:

- [BOT 97] BOTTON S., DUQUENNE F., EGELS Y., EVEN M., WILIIS P., “*GPS : localisation et navigation*”, Edition Hermès, Paris, 1997.
- [PRE 92] W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling, B. P. Flannery, “*Numerical Recipes in C*”. Cambridge University Press. 1992.
- [BRI 71] Britting, K. R., “*Inertiel Navigation Systems Analysis*”, John Wileys & Sons, Inc. 1971.
- [BRO 97] Robert G. Brown, Patrick Y.C. Hwang, “*Introduction to Random Signals & Applied Kalman Filtering with MATLAB Exercises and Solutions*”, 3rd edition, John Wiley & Sons, November 1997.
- [FAR 98] J. A. Farrell, and M. Barth, “*The Global Positioning System & Inertial Navigation*”, McGraw–Hill, 1998.
- [GEL 74] A. Gelb, “*Applied Optimal Estimation*”, edited by M.I.T. Press, Massachusetts Institute of Technology, 1974.
- [GRE 01a] Mohinder S. Grewal, L. Weill, and A. Andrews, “*Global Positioning Systems, Inertial Navigation & Integration*”, Wiley & Sons, 2001.
- [GRE 01b] Mohinder S. Grewal, Lawrence R. Weill, and Angus P. Andrews, “*Kalman Filtering: Theory & Practice (Using MATLAB)*”, 2ed edition, Wiley & Sons, 2001.
- [JUN 01] J. L. Junkins, H. Schaub, “*Analytical Mechanics of Aerospace Systems*”, Texas A&M University 2001.
- [LAU 97] J.-C. Latombe, “*Robot Motion Planning*”, Kluwer Academic Publishers, December 1990.
- [MAY 79] P.S. Maybeck, “*Stochastic models, estimation and control*”, Vol. 1, Ch. 1, Academic Press, New York, 1979.
- [NAK 93] B.C. Nakra, K. K. Chaudhry, “*Instrumentation, Measurement and Analysis*”, Taha McGraw-Hill Publishing company limited, 1993.
- [PHI 91] Charles L. Phillips, Royce D. Harpor. “*Feedback control system*”, Prentice Hall Inc. 1991.
- [ROG 00] Rogers R. M. “*Applied Mathematics in integrated Navigation Systems*”. American Institute of Aeronautics and Astronautics, Inc. (2000).

[SPI 96] Jr. Spilker, “*Global Positioning System: Theory and Applications*”. Volume I., American Institute of Aeronautics and Astronautics, Inc., Washington D. C., USA, 1996.

[TIT 97] D.H. Titterton and J.L. Weston. Strapdown Inertial Navigation Technology. Peter Peregrinus Ltd, 1997.

Rapports et rapports de thèses:

[AMM 03] Samer AMMOUN, « *Modélisation 3D de l’environnement urbain numérisé par véhicule instrumenté* », Rapport de DEA, Ecole des Mines de Paris - CAOR, Septembre 2003.

[BON 00] Philippe Bonnifait et Pascal Bouron, « *Modélisation des erreurs d’un récepteur DGPS et prise en compte de ces modèles dans un filtre de Kalman* ». Université de Technologie de Compiègne - Heudiasyc UMR 6599

[FOU 02] Laure Fournet, “*Positionnement d’engins autonomes grands fonds : Etats de l’art et perspectives*”, Mémoire CNAM, juillet 2002.

[GAM 01a] Game, “*Trajectographie Routière Automatique 3D*”, CAOR, Ecole des Mines de Paris, Paris, 2001.

[GAM 01b] D. Game, “*Hybridation multi-capteurs pour la prédiction de voie de circulation*”, Renault SA, Paris, 2001.

[GOD 03] Saurabh Godha “Non Linear Kalman Filtering” Minor Seminar ENGO 629, UCID: 277472, Department of Geomatics Engineering University of Calgary, Canada 2004.

[JIM 00] Jim Stephen “*Development Of A Multi-Sensor GNSS Based Vehicle Navigation System*”. MSc Thesis, Dept. of Geomatics Engineering, University of Calgary, Calgary, Canada, August 2000.

[KEL 00] A. Kelly, “*Some Useful Results for Closed-Form Propagation of Error in Vehicle Odometry*”, report CMU-RI-TR-00-20, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, Dec 1, 2000.

[KEL 94a] A. Kelly, “*Modern Inertial and Satellite Navigation Systems*”, CMU-RI-TR-94-15, Robotics Institute Carnegie Mellon University, May 2, 1994.

[KEL 94b] 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.

[MOH 99] Mohamed, A. H. “*Optimizing the Estimation Procedure in INS/GPS Integration for Kinematic Applications*”. UCGE Reports Number 20127, Dept. of Geomatics Engineering, University of Calgary, Calgary, Canada, 1999.

- [MOU 99] C. Moullet “*Détermination d’attitude à l’aide de systèmes et satellitaire*”, Travail pratique de diplôme EPFL(Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 1999, EPFL.
- [REV 03] Alexandre REVUE, “*Contribution des systèmes d’information Géographiques a la sécurité routière : approches multicapteurs pour l’évaluation de configurations a risque*”, rapport de thèse, Ecole des Mines de Paris, Décembre. 2003.
- [RON 00] S. Ronnback, “*Development of an INS/GPS navigation loop for a UAV*”, Master Thesis, Lulea University of Technology, Sweden, 2000.
- [SAL 98] Salychev, O. S. “*Inertial Systems in Navigation and Geophysics*”. Bauman MSTU Press, Moscow, 1998.
- [SAM 97] C. Samson, “*Feedback Ccontrol of a Nonholonomic Car-Like robot*”, A book presents results from the ESPRIT Basic Research Project, INRIA, 1997.
- [SCH 96] John B. Schleppe “*Development of a Real Time Attitude System Using a Quaternion Parameterization and Non-Dedicated GPS Receivers*”. Dept. of Geomatics Engineering, Calgary, Alberta July, 1996.
- [SHI 01] Eun Hwan Shin, “*Accuracy improvement of low cost INS/GPS for land vehicle application*”, UCGE Reports N° 20156 of the Calgary University, Alberta, December 2001.
- [TSA 87] R.Y. Tsai and R.K. Lenz. *A new technique for autonomous and efficient 3D robotics Hand/Eye calibration*. Research report RC13212, IBM, September 1987.
- [STE 01] B. Steux, “*^{aRT}Maps un environnement logiciel dédié à la conception d’applications embarquées temps-réel. Utilisation pour la détection automatique de véhicules par fusion radar/vision*” rapport de thèse, Ecole des Mines de Paris, Décembre 2001.
- [STO 97] S.H. Stovall, “*Basic Inertial Navigation*”, Naval Air Warfare Center Weapon Division, California, USA, 1997.
- [SUK 00] S. Sukkarieh,. “*Low Cost, High Integrity, Aided Inertial Navigation Systems for Autonomous Land Vehicles*”. Ph.D. Thesis, Australian Centre for Field Robotics, Dept. of Mechanical and Mechatronic Engineering, The University of Sydney, Sydney, Australia, 2000.
- [UNT 02] R. Unterhinninghofen, “*Trajectographie routière 3D*”, CAOR, Ecole des Mines de Paris, Janvier 2002.
- [WEL 01] G. Welch and G. Bishop, “*An introduction to the Kalman filter*”, SIGGRAPH 2001, course 8, University of north Carolina, Chapel Hill, 2001.

[ZHA 03] X. Zhang, "*Integration of GPS with A Medium Accuracy IMU for Metre-Level Positioning*", UCGE Reports Number 20178 June 2003.

Articles:

[BAR 98] N. Barbour, G. Schmidt, "*Inertial Sensor Technology Trends*", IEEE Proceedings of the 1998 Workshop on Autonomous Underwater Vehicles, 20-21 August 1998, Cambridge, MA, pages 55-62.

[CAN 99] M.E. Cannon, G. Lachapelle, and H. Sun "*Development and Testing of an Integrated INS/GPS Cross-Linked System for Sub-Meter Positioning of A CF-188 Jet Fighter*". Institute of Navigation Annual Meeting/Cambridge/June 28-30, 1999.

[CHA 92] Champleboux, G., S.Lavallee, R.Szeliski, L.Brunie, "*From Accurate Range Imaging Sensor Calibration to Accurate Model-Based 3-D Object Localization*", Proc. CVPR, 1992, pp.83-88.

[CHU 01] H. Chung, L. Ojeda, and J. Borenstein, "*Sensor fusion for Mobile Robot Dead-reckoning With a Precision-calibrated Fiber Optic Gyroscope*". IEEE International Conference on Robotics and Automation, Seoul, Korea, May 2001.

[DOR 99] R. Dorobantu, B. Zebhauser, "*Field Evaluation of a Low-Cost Strapdown IMU by means GPS*", IAPG, Technische Universitat Munchen, 1999.

[ELH 98] El-Hakim S. F., C. Brenner, G. Roth, "*A multi-sensor approach to creating accurate virtual environments*", ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, vol. 53 (1998) 379–391.

[EUR] <http://www.eurosense.com>.

[FET 98] G. Fetzer, W. Golderer, and J. Gerstenmeier, "*Yaw rate sensor in silicon micromachining technology for automotive applications*", in Symp. Gyro Technology, 1998.

[FOX 95] C. H. J. Fox and D. J. W. Hardie, "*Vibratory gyroscopic sensors*", in Symp. Gyro Technology, 1995.

[FUK 96] Y. Fuke and E. Krotkov, "*Dead reckoning for a lunar rover on uneven terrain*", IEEE International Conference on Robotics and Automation, Vol. 1, April, 1996, p. 411 – 416.

[GRA 98] Grau, O., "*3-D Modeling of Buildings using High-Level Knowledge*", Proc. of Computer Graphics International 1998 (CGI'98). June 22nd - 26th, 1998, Hannover, Germany.

[GRE 99] G. GRENON, E. AN, S. SMITH "*Enhancement of the Inertial Navigation System OF the Florida Atlantic University Autonomous Underwater Vehicles*". Institute

of Ocean and Systems Engineering – SeaTech Florida Atlantic University, 101 North Beach Road, Dania, FL 33004 USA.

- [GUS 00] Gustafson, D., Dowdle, J., Flueckiger, K. (1996), "*A Deeply Integrated Adaptive GPSBased Navigators with Extended Range Code Tracking*", Proceedings of PLAN IEEE 2000. San Diego, CA. March 13-16, 2000, pp 118-124.
- [HEI 98] G.W. Hein, "*From GPS and GLONASS via EGNOS to GALILEO Positioning and Navigation in the 3rd Millennium*", Institute of Geodesy and Navigation, University FAF Munich, 1999.
- [HUL 98] R. Hulsing, "*MEMS inertial rate and acceleration sensor*", in IEEE Position, Location and Navigation Symp., 1998, pp. 17–23.
- [JIA 99] Jiang, X., Bunke H., "*Edge Detection in Range Images Based on Scan Line Approximation*", CVIU(73), No. 2, February 1999.
- [JUL 96] S. J. Julier and J. K. Uhlmann. (1996) A general method for approximating nonlinear transformations of probability distributions. Technical report, RRG, Dep. Of Engineering Science, University of Oxford.
- [JUL 97] Julier, S. J.; Uhlmann, J. K., "A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems", The Robotics Research Group, Dept. of Engineering Science, The University of Oxford.
- [KAL 60] R. E. KALMAN, "*A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems*", Transactions of the ASME–Journal of Basic Engineering, 82 (Series D): 35-45. 1960.
- [LED 01] N. de Lédingheh, J. Auroy "EGNOS le système européen de navigation par satellites", revue des télécommunications d'Alcatel – 4eme trimestre 2001.
- [MIL 98] J.R. Miller and O. Amidi, "*3-D Site Mapping with the CMU Autonomous Helicopter*", Proceedings of the 5th International Conference on Intelligent Autonomous Systems (IAS-5), June 1998.
- [MIL 99] J.R. Miller, O. Amidi, and M. Delouis, "*Arctic Test Flights of the CMU Autonomous Helicopter*", Proceedings of the Association for Unmanned Vehicle Systems International 1999, 26th Annual Symposium, July, 1999.
- [MIT 0a] <http://city.lcs.mit.edu//city.html>, MIT City Scanning Project: Fully Automated Acquisition in Urban Areas.
- [MOO 99] S. W. Moon, J. H. Kim, D. Hwang, S. Ra and S. J. Lee, "*Implementation of a Loosely-Coupled GPS/INS Integration System*", Proc. of The 4th International Symposium on Satellite Navigation Technology and Applications, Brisbane, Queensland, Australia, July 20-23, 1999.

- [NAS 00] F. Nashashibi, B. Steux, P. Coulombeau, C. Laugeau, "*RTMAPS a framework for prototyping automotive multi-sensor applications*". In Proc. of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2000. Dearborn, MI, USA, 3-5 October, 2000.
- [OHL 02] E. J. Ohlmeyer, T.R., Pepitone, B. L. Miller, "*GPS-Aided Navigation System Requirements for Smart Munitions and Guided Missiles*", 37th Annual Gun and Ammunition Symposium. April 15-18, 2002, Panama City, Florida, USA. pp. 1-16.
- [PET 01] M.G. Petovello, M.E. Cannon and G. Lachapelle, "*Development and Testing of a real-time GPS/INS Reference System for Autonomous Automobile Navigation*", Proceedings of ION GPS-01, Salt Lake City, UT, September 11-14, 2001.
- [RAM 72] U. Ramer. "*An iterative procedure for the polygonal approximation of plane curves*". Comput. Gr. and Image Proc., Nov. 1972.
- [SAL 00] O. S. Salychev, V. V. Voronov, M. E. Cannon, Nayak, N., and G. Lachapelle, "*Low cost INS/GPS integration: Concepts and testing*". In Proceedings of the ION National Technical Meeting, pages 98-105, Anaheim, CA, 2000.
- [SAL 98] B. Salaberry, "*A low cost vibrating gyro for guidance applications and automotive application*", in Symp. Gyro Technology, 1998.
- [SCH 94] Schwarz, K.P., M.A. Chapman, M.E. Cannon and D. Cosandier (1994): "*A Precise Positioning/Attitude System in Support of Airborne Remote Sensing*", Proc. Of the GIS/ISPRS Conference, Ottawa, June, 1994.
- [SCH 00] B. Scherzinger, "*Precise Robust Positioning with Inertial/GPS RTK*", Proceedings ION-GPS, 2000.
- [SHU 94] H. Shum, K. Ikeuchi, and R. Reddy, "Virtual reality modeling from a sequence of range images", IEEE / RJS International Conference on Intelligent Robots and Systems. 1, Sept 1994, pp. 703-710.
- [SKA 97] J. Skaloud, Li, Y. C, Schwarz, K. P.. "*Airborne Testing of C-MIGITS II - Low Cost Integrated GPS/INS*", International Symposium on Kinematic Systems in Geodesy, Geomatics and Navigation (KIS97), Banff, Canada, June 3-6, 1997 p. 161-166.
- [SUK 99] S. Sukkarieh, M. Eduardo, "*A High Integrity IMU/GPS Navigation Loop for Autonomous Land Vehicle Applications*", IEEE Transactions on robotics and automation, Vol. 15, No. 3, June 1999.
- [THR 00] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox. "*A real-time algorithm for mobile robot mapping with applications to multi-robot and 3D mapping*". ICRA-2000.
- [VIK 00] B. Vik, T. I. Fossen, "*A Non-linear Observer for Integration of GPS and Inertial Navigation Systems*", Modeling, Identification, and Control (MIC), Vol. 21, No. 4, October 2000.

- [WAE 03] A. Waegli, P. Y. Gilliéron, "Le Concept d'intégrité d'EGNOS", EPFL, Laboratoire de Topométrie / Géomatique, Publié dans Géomatique Suisse – Nov. 2003.
- [WAN 00a] Wan, E. A., and R. van der Merwe. "*The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation*". In Proceedings of Symposium 2000 on Adaptive Systems for Signal Processing, Communication and Control (AS-SPCC), IEEE Press, 2000.
- [WAN 00b] E. Wan, R. van der Merwe, and A. T. Nelson, "Dual Estimation and the Unscented Transformation," in *Neural Information Processing Systems 12*. 2000, pp. 666–672, MIT Press.
- [WAN 01] Wan, E. A., and R. van der Merwe. The Unscented Kalman Filter, In *Kalman Filtering and Neural Networks*, S. Haykin (ed.), Wiley Publishing, 2001.
- [ZHA 01a] H. Zhao, R. Shibasaki, "*Reconstructing Urban 3D Model using Vehicle-borne Laser Range Scanners*", Proc. of the third International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, May 2001 Quebec City.
- [ZHA 01b] H. Zhao, R. Shibasaki, "*High Accurate Positioning and Mapping in urban area using laser range scanner*", IV2001, 13- 17 May, 2001.
- [ZHA 01c] H. Zhao, R. Shibasaki, "*Reconstructing Textured CAD Model of Urban Environment using Vehicle-borne Laser Range Scanners and Line Cameras*", Proc. of International Workshop on Computer Vision Systems, Jul 2001 Vancouver.

Catalogues et notes techniques:

- [AGG 00] AgGPS® 124 / 132 Operation Manual, Trimble Navigation Limited, USA, 2000.
- [CHA 95] Changement de Système géodésique, Institut Géographique National, 1^{ère} Ed., Paris 1995.
- [DMU 99] DMU User's Manual, DMU-6X/ DMU-VGX/ DMU-FOG, Crossbow Technology Inc, USA, 1999.
- [PRO 95] Projection cartographique conique conforme de Lambert, Institut Géographique National, 1^{ère} Ed., Paris 1995.
- [RTCM 94] RTCM Recommended Standards for Differential NAVSTAR GPS Service, version 2.1, RTCM paper 194-93/SC 104-STD Version 2.1, January 25, 1994
- [WOR 00] World Geodetic System 1984, National Imagery and Mapping Agency, USA, Technical Report 8350.2, 3rd Ed., 2000.

Publications de l'auteur :

- [ABU 03a] I. Abuhadrous, F. Nashashibi, C. Laurneau. "*3-D Land Vehicle Localization: a Real-time Multi-Sensor Data Fusion Approach using ^{RT}MAPS*". In Proc. of the

11th International Conference on Advanced Robotics. June 30th – July, 3rd, 2003, University of Coimbra, Portugal.

- [ABU 03b] I. Abuhadrous, F. Nashashibi, C. Laugeau, F. Goulette *"Onboard Real-time System for Digitizing and Geo- referencing of 3D Urban Environments "*. In Proc. of the 11th International Conference on Advanced Robotics. June 30th – July 3rd, 2003, University of Coimbra, Portugal.
- [ABU 03c] I. ABUHADROUS, *"Localisation absolue par fusion multi capteurs : GPS - Système Inertiel - Odométrie"*. Livrable de projet ARCOS. 15 Dec.2003.
- [ABU 04] I. Abuhadrous, S. Ammoun, F. Nashashibi, F. Goulette, C. Laugeau, « *Digitizing and 3D Modeling of Urban Environments and Roads Using Vehicle-Borne Laser Scanner System* ». In the Proceeding of 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Sendai, Japan, 28 Sep. – 2 Oct., 2004.
- [AMM 04] S. Ammoun, I. Abuhadrous, F. Nashashibi, C. Laugeau, F. Goulette. « *Modélisation 3D d'environnements urbains et routiers numérisés par télémétrie laser embarque* ». In the Proc. of the 9th International rendez-vous for 3D digitisation and modelling professionals. Paris, France, April 28-29, 2004.

Les Annexes

ANNEXE A : Les systèmes de référence et de coordonnées

Pour mieux comprendre les équations de navigation inertielle, nous présentons dans cette annexe les systèmes de référence et de coordonnées utilisés et les transformations entre eux. C'est le système de navigation local qui est choisi pour l'élaboration et l'expression des équations inertielles. Les équations d'erreur dérivées sont basées sur ces équations de navigation.

En effet, les systèmes de coordonnées sont un moyen mathématique d'exprimer l'orientation, le module et implicitement la position d'un vecteur physique. Le choix d'un système de coordonnées, c'est-à-dire son type (cartésien, sphérique,...), son origine, etc., est a priori arbitraire et ne dépend que des critères d'une notation convenable pour une certaine application. Changer de système de coordonnées ne change pas le vecteur, seulement sa représentation mathématique.

D'autre part, les systèmes de référence font partie de la théorie de la mécanique. Ce sont en effet des vrais objets physiques qui sont distingués par leur état de mouvement relatif, ce qui peut être un mouvement de translation ou de rotation. Bien qu'on ne s'en rende pas compte normalement, toute mesure physique est la valeur d'une quantité relative entre deux systèmes de référence.

Les systèmes de référence

Le système véhicule «*b*» (body)

Ce système est lié au véhicule (le référentiel propre au mobile) et on considère qu'il est le même que celui du capteur inertielle. Dans la pratique, ceci n'est pas normalement possible, et il faudrait alors introduire une transformation rigide (translation/rotation), l'origine de ce repère étant au centre de l'axe des roues arrière et pas au centre de la CI. L'axe *x* (roulis): vers l'avant; axe-*y* (tangage): vers le droite; axe *z* (lacet): en bas.

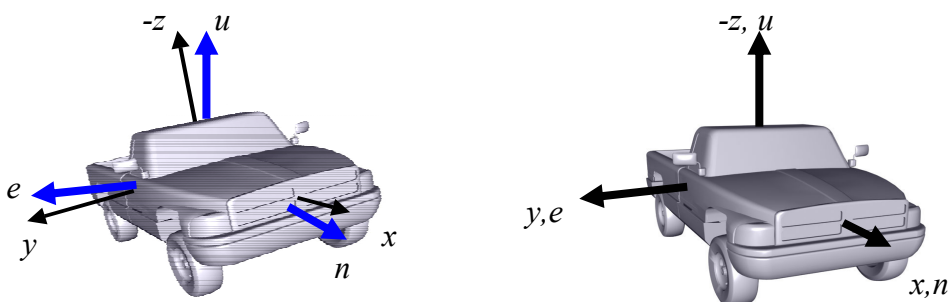


Figure 106: Système Navigation (*n*) et véhicule (*b*)

Le système navigation «*n*»

Défini dans le plan tangent local (LTP: « Local Tangent Plane »), son origine se trouve

toujours à la position actuelle du véhicule et son plan x-y (*n-e*) est tangent a la surface de la terre, ou à vrai dire à l'ellipsoïde. Il existe deux conventions des systèmes LTP sont usuelles en navigation:

NED : North, East, Down (vers le bas ou vers le vecteur de gravité),

ENU : East, North, Up (vers le haut),

Dans ce travail, le repère NED a été choisi.

Le système inertiel «i» ECI (Earth Centred Inertial)

Ceci est un système dans lequel les lois de Newton sont applicables. Il ne suit pas la rotation de la terre et donc ne tourne pas par rapport aux étoiles. L'origine de ce système est le centre de la Terre. Le système de coordonnées correspondant sera un système cartésien avec ses axes notés :

Axe X: vers le «Vernal Équinoxe » (étoile distante),

Axe Z: vers le pôle nord,

Axe Y: pour compléter le repère direct.

Attention: la CI fournit ses mesures (accélération et vitesse angulaire) par rapport à ce référentiel !

Le système terre «e» (ECEF-Earth Centered Earth Fixed)

Il suit la rotation de la terre et l'origine de ce système est le centre de la terre, en conséquence ce système coïncide avec le système inertiel une fois par révolution complète de la terre sur elle même.

Axe X: vers le méridien de Greenwich (Longitude=0),

Axe Z: vers le pôle nord,

Axe Y: pour compléter le repère direct.

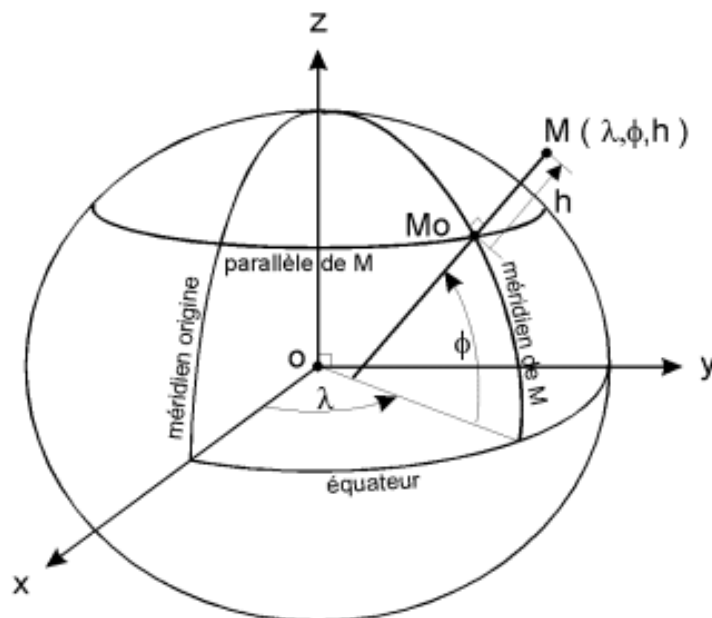


Figure 107: ECEF, NED, et Coordonnées géodésiques.

Coordonnées Géodésiques (La norme WGS-84), et projections cartographiques :

Plusieurs problèmes se posent lorsque l'on souhaite positionner un objet de manière absolue sur le globe terrestre :

- La terre n'est pas réellement un volume de forme régulière. Elle est généralement assimilée à un géoïde ou un ellipsoïde. Le géoïde est une surface équipotentielle coïncidant avec le "niveau moyen de la mer" et en chaque point perpendiculaire à la direction de la "*verticale locale*" (direction de la pesanteur). L'ellipsoïde est une surface mathématique coïncidant aussi bien que possible avec le "géoïde" et caractérisée en général par son "*demi-grand axe*" et "*l'aplatissement*". Suivant l'endroit du globe où l'on se trouve, certains modèles d'ellipsoïde sont localement plus justes que d'autres.
- Dans la plupart des applications, le monde est localement représenté sous la forme d'une carte plane. Or la projection d'une surface courbe sur un plan peut se faire de différentes façons, et requiert donc une loi de conversion entre les coordonnées géodésiques absolues et les coordonnées planes dans ce système de représentation.

Le World Geodetic System: (WGS 84)

Comme ses initiales l'indiquent, le « WGS 84 » est un système de référence terrestre. Mis au point par l'armée américaine en 1984, il est lui-même l'évolution du WGS72 utilisé précédemment. Ce modèle modélise la surface de la planète sous la forme d'un ellipsoïde, référencé comme IAG-GRS80

Le WGS est un système tridimensionnel, les coordonnées géographiques, expriment la position en termes de latitude, de longitude et de hauteur h . Celles-ci sont basées sur une référence d'ellipsoïde de révolution, qui est une approximation de la forme de la Terre.

La latitude φ : est l'angle entre le plan équatorial et la normale sur la surface de la Terre (l'ellipsoïde) au point en question, est égal à zéro à l'équateur et est compté positif pour l'hémisphère Nord, négatif pour l'hémisphère Sud.

La longitude λ : c'est l'angle entre le méridien de Greenwich et le méridien du point en question. Il est compté positive vers l'Est.

La hauteur h « hauteur ellipsoïdale - ne pas confondre avec l'altitude », est la différence en mètre entre le point considéré et l'ellipsoïde de référence mesurée selon la normale à l'ellipsoïde. Cette valeur est définie dans un système géodésique et peut différer de l'altitude de plusieurs dizaines de mètres. Il faut remarquer que tous les systèmes de positionnement par satellites fournissent une hauteur ellipsoïdale et non une altitude.

L'altitude d'un point M d'une surface topographique est de manière très approchée la distance entre le point et la surface de référence appelée géoïde. (Le système des altitudes IGN69)

Attention: le GPS fournit ses mesures par rapport aux référentiels ECEF, et WGS-84.

Propriétés de l'ellipsoïde IAG-GRS80 :

Demi grand-axe a	6378137.0 m
Demi petit-axe b	6356752.314 m
Inverse de l'aplatissement 1/f	298.257222101
Excentricité e	0.08181919106

Table 9 : Propriétés de l'ellipsoïde IAG-GRS80

La résolution standard des valeurs numériques dans ce système de coordonnées garantit une précision de l'ordre du mètre.

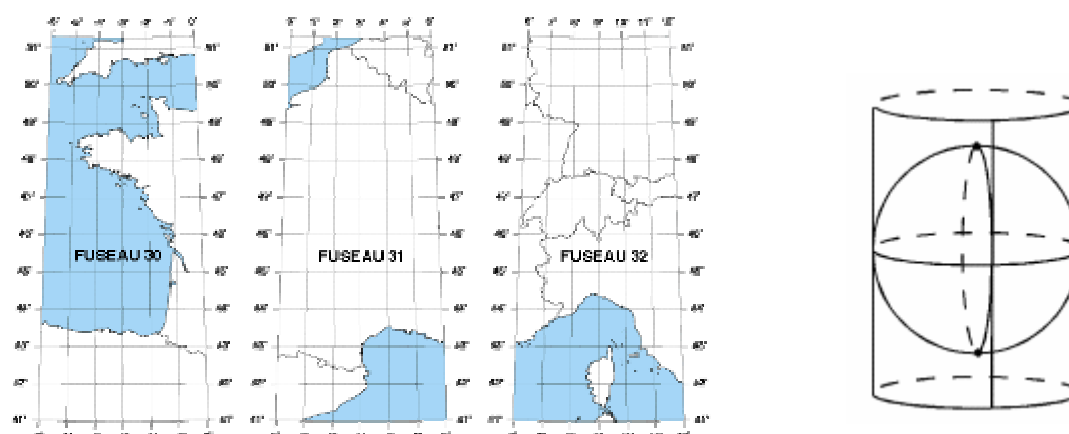


Figure 108: La projection plane associée est la projection UTM

La projection plane associée est la projection UTM⁵⁹, qui est une projection de l'ellipsoïde sur un cylindre :

La Nouvelle Triangulation de la France (NTF)

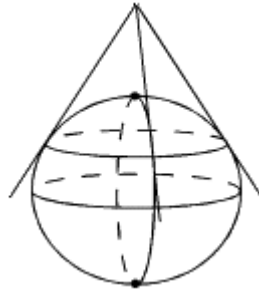
Ce système de coordonnées plus localisé pour être utilisé en France utilise l'ellipsoïde Clarke 1880 IGN, dont les propriétés sont les suivantes :

Demi grand-axe a	6378388.0 m
Demi petit-axe b	6356911.9461 m
Inverse de l'aplatissement 1/f	297.000000
Excentricité e	0.08199188998

Table 10: Propriétés de l'ellipsoïde Clarke 1880 IGN

La représentation plane associée est la projection Lambert, qui contrairement à l'UTM est une projection conique.

⁵⁹ UTM : Universal Transverse Mercator

**Figure 109:** Projection conique

Pour plus de précision et pour minimiser les déformations, la projection Lambert a délimité le territoire en différentes zones, afin de prendre pour chacune un cylindre de projection différente.

Zone Lambert	I	II	III	IV	II étendu
Zone d'application	53.5gr ⁶⁰ - 57gr	50.5gr - 53.5gr	47gr - 50.5gr	Corse	France entière
Latitude origine	55gr = 49°30'	52gr = 46°48'	49gr = 44°06'	46.85gr = 42°09'54"	52gr = 46°48'
Longitude origine	0gr Paris	0gr Paris	0gr Paris	0gr Paris	0gr Paris
Parallèles Automécoïques	48°35'54.682" 50°23'45.282"	45°53'56.108" 47°41'45.652"	43°11'57.449" 44°59'45.938"	41°33'37.396" 42°46'03.588"	45°53'56.108" 47°41'45.652"
X0 : False Easting	600 000 m	600 000 m	600 000 m	234.358 m	600 000 m
Y0 : False Northing	200 000 m	200 000 m	200 000 m	185 861.369 m	2 200 000 m

Table 11 : Paramètres des projections coniques conformes de Lambert

Le positionnement GPS a pour particularité de fournir un positionnement absolu sur un ellipsoïde de référence représentant le globe terrestre. Or pour nos applications une position en longitude/latitude est peu exploitable, et l'on serait plus intéressé par un positionnement relatif en mètres.

La formule de conversion est la suivante :

Soient λ , ϕ les longitudes et latitudes initiales

$$\ell = \frac{1}{2} \ln \frac{1 + \sin \phi}{1 - \sin \phi} - \frac{e}{2} \ln \frac{1 + e \sin \phi}{1 - e \sin \phi}$$

$$R = C \exp(-n\ell)$$

$$\gamma = n(\lambda - \lambda_0)$$
A.1

$$X = X_s + R \sin \gamma$$

$$Y = Y_s - R \cos \gamma$$
A.2

Où,

⁶⁰ gr=grade. 180°=200 gr

n, C, X_s, Y_s sont des constantes de la projection

λ_0 , est la longitude du méridien central

e , est l'excentricité de l'ellipsoïde

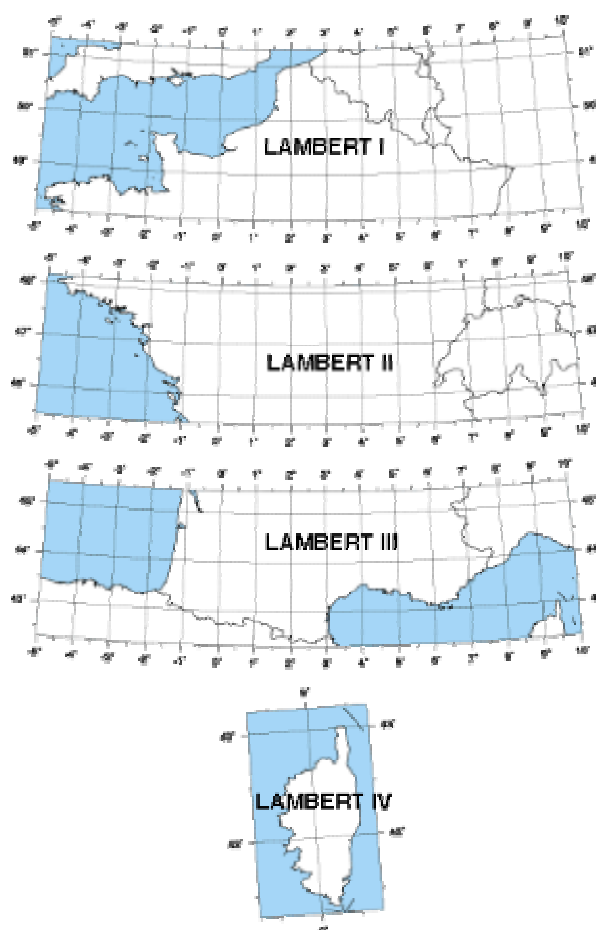


Figure 110: Conversion de coordonnées géodésiques en coordonnées planes

	LAMBERT I	LAMBERT II	LAMBERT III	LAMBERT IV	LAMBERT 93
N	0,7604059656	0,7289686274	0,6959127966	0,6712679322	0,7256077650
C	11603796,98	11745793,39	11947992,52	12136281,99	11754255,426
X_s	600000,000	600000,000	600000,000	234,358	700000,000
Y_s	5657616,674	6199695,768	6791905,085	7239161,542	12655612,050

Table 12: Les constantes de la projection Lambert

$\lambda_0 = 0$ grades Paris (= 2° 20' 14,025" E Greenwich)

$e = 0,08248325676$

Transformations entre les systèmes de coordonnées

Transformation Véhicule (b)-Plan tangent (n):

Les systèmes à navigation inertielle de type strapdown maintiennent une information d'orientation, c'est-à-dire qu'ils connaissent à chaque instant le rapport entre leurs axes de mesures, donc ceux de la CI (véhicule), et les axes du système de navigation. Mathématiquement ceci revient à une transformation de coordonnées des vecteurs du repère b au repère n et vice versa. Il existe diverses méthodes de représentation d'une telle transformation dont les angles d'Euler⁶¹, la DCM et les quaternions, [JUN 01] et [GRE 01a]. Pour des raisons de simplicité on a choisi les angles d'Euler pour ce travail. La définition de la matrice de transformation du repère- n au repère- b est:

$$R_n^b = R_x(\phi)R_y(\theta)R_z(\psi) \quad \text{A.3}$$

L'ordre des rotations est le suivant: d'abord autour de l'axe z suivi de y puis de x .

$\rho = [\phi, \theta, \psi]^T$, sont les angles d'Euler (roulis(x), tangage(y), et lacet (z)), (en radian), Ils sont calculées à partir des vitesses angulaires fournies par les gyroscopes en utilisant l'équation Eq.2-23. La « Direction Cosinus Matrice » R_b^n est la matrice de passage inverse du repère b vers le repère n ; par conséquent :

$$R_b^n = (R_n^b)^{-1} = R_z(-\psi)R_y(-\theta)R_x(-\phi) = (R_n^b)^T \quad \text{A.4}$$

$$R_b^n = \begin{pmatrix} c\psi & -s\psi & 0 \\ s\psi & c\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c\theta & 0 & s\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -s\theta & 0 & c\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c\phi & -s\phi \\ 0 & s\phi & c\phi \end{pmatrix} \quad \text{A.5}$$

$$R_b^n = \begin{pmatrix} c\theta c\psi & s\phi s\theta c\psi - c\phi s\psi & c\phi s\theta c\psi + s\phi s\psi \\ c\theta s\psi & s\phi s\theta s\psi + c\phi c\psi & c\phi s\theta s\psi - s\phi c\psi \\ -s\theta & s\phi c\theta & c\phi c\theta \end{pmatrix} \quad \text{A.6}$$

Les notations S et C sont utilisées pour sinus et cosinus.

Les angles d'Euler, le cap (lacet), le tangage et le roulis de la matrice R_b^n se calculent à partir des éléments de la matrice DCM R_b^n simplement en posant l'équation A.7: [FAR 98],

$$\begin{aligned} \psi &= \text{atan2}(c_{21}, c_{11}) \\ \theta &= -\tan^{-1}\left(\frac{c_{31}}{\sqrt{1-c_{31}^2}}\right) = -\sin^{-1}(c_{31}) \\ \phi &= \text{atan2}(c_{32}, c_{33}) \end{aligned} \quad \text{A.7}$$

⁶¹ Leonhard Euler (1707-1783), un mathématicien Suisse

Où, les c_{ij} , ($1 \leq i, j \leq 3$) sont les (i, j) ème éléments de R_b^n et atan2 est la fonction C qui calcule l'inverse de la tangente en utilisant les quatre quadrants.

La représentation DCM :

On peut calculer la « Direction Cosinus Matrice » directement des vitesses angulaires fournies par les gyroscopes. La dérivée première de la matrice de rotation peut être exprimée par :

$$\dot{R}_b^n = R_b^n (S(\omega_{nb}^b)) = R_b^n (S(\omega_{ib}^b) - S(\omega_{in}^b)) \quad A.8$$

Où S , est une matrice antisymétrique (skew symmetric matrix)

$$\dot{R}_b^n = R_b^n \begin{bmatrix} 0 & -r & q \\ r & 0 & -p \\ -q & p & 0 \end{bmatrix} \quad A.9$$

Où p, q, r sont les vitesses angulaires (en radian/sec.) autour des axes $x(phi)$, $y(theta)$, $z(psi)$ de la CI et fournies directement par les gyroscopes.

On peut calculer la matrice R_b^n par l'intégration:

$$R_b^n = \int \dot{R}_b^n dt = \int R_b^n \begin{bmatrix} 0 & -r & q \\ r & 0 & -p \\ -q & p & 0 \end{bmatrix} dt \quad A.10$$

La forme discrète de la dernière équation est :

$$R_b^n(k+1) = R_b^n(k) + \dot{R}_b^n(k) \Delta T = R_b^n(k) \begin{bmatrix} 1 & -r & q \\ r & 1 & -p \\ -q & p & 1 \end{bmatrix} \Delta T \quad A.11$$

Où $\Delta T = t_{k+1} - t_k$ est le temps d'échantillonnage.

Pour rendre la mise à jour de la matrice R_b^n plus précise, on peut utiliser l'expansion de Taylor. L'idée est de calculer la matrice du taux de rotation e^A en utilisant $\sigma = \sqrt{p^2 + q^2 + r^2}$ qui mène à l'équation A.9.

$$e^A = I_{3 \times 3} + \frac{\sin \sigma}{\sigma} A + \frac{1 - \cos \sigma}{\sigma^2} A^2 \quad A.12$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & -r & q \\ r & 0 & -p \\ -q & p & 0 \end{bmatrix} \Delta T = \begin{bmatrix} 0 & -\Delta \theta_z & \Delta \theta_y \\ \Delta \theta_z & 0 & -\Delta \theta_x \\ -\Delta \theta_y & \Delta \theta_x & 0 \end{bmatrix} \quad A.13$$

$$A^2 = \begin{bmatrix} -(q^2 + r^2) & pq & pr \\ pq & -(p^2 + r^2) & qr \\ pr & qr & -(q^2 + p^2) \end{bmatrix} \Delta T^2 \quad \text{A.14}$$

La mise à jour de matrice R_b^n sera

$$R_b^n(k+1) = R_b^n(k) \left(I_{3 \times 3} + \frac{\sin \sigma}{\sigma} A + \frac{1 - \cos \sigma}{\sigma^2} A^2 \right) \quad \text{A.15}$$

Les angles d'Euler peuvent être déterminés, pour la commande, à partir des équations A.7

Le calcul de R_b^n en utilisant les Quaternions :

Dans l'approche de Quaternion, la rotation d'un repère à un autre peut être accomplie par une rotation simple au sujet d'un vecteur q par un l'angle q . Les quaternions se composent de quatre paramètres qui sont une fonction de ce vecteur et cet angle. Le quaternion initial est obtenu à partir du l'angles roulis, tangage et lacet définis dans la représentation d'Euler ou alternativement par les paramètres de la matrice DCM R_b^n en utilisant l'équation suivant :

$$q = \begin{pmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{4q_4}(c_{32} - c_{23}) \\ \frac{1}{4q_4}(c_{13} - c_{31}) \\ \frac{1}{4q_4}(c_{21} - c_{12}) \\ \frac{1}{2}\sqrt{1 + c_{11} + c_{22} + c_{33}} \end{pmatrix} \quad \text{A.16}$$

La dernière équation est utile pour initialiser les quaternions. Ensuite, la relation entre les quaternions et le taux de rotation « la vitesse angulaire fourni par la centrale » est donnée par les équations différentielles A.17 et A.18.

$$\dot{\underline{q}} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 0 & \omega_z & -\omega_y & \omega_x \\ -\omega_z & 0 & \omega_x & \omega_y \\ \omega_y & -\omega_x & 0 & \omega_z \\ -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z & 0 \end{pmatrix} \underline{q} = A(\omega_z, \omega_y, \omega_x) \underline{q} \quad \text{A.17}$$

$$\underline{q}_{n+1} = (I + A(\omega_z, \omega_y, \omega_x) \Delta t) \underline{q}_n = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} I & \omega_z \Delta t & -\omega_y \Delta t & \omega_x \Delta t \\ -\omega_z \Delta t & I & \omega_x \Delta t & \omega_y \Delta t \\ \omega_y \Delta t & -\omega_x \Delta t & I & \omega_z \Delta t \\ -\omega_x \Delta t & -\omega_y \Delta t & -\omega_z \Delta t & I \end{pmatrix} \underline{q}_n \quad \text{A.18}$$

Et ensuite, la matrice DCM exprimée en termes de paramètres des quaternions est :

$$R_b^n = \begin{pmatrix} (q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 + q_4^2) & 2(q_1q_2 - q_3q_4) & 2(q_1q_3 - q_2q_4) \\ 2(q_1q_2 + q_3q_4) & (q_2^2 - q_1^2 - q_3^2 + q_4^2) & 2(q_2q_3 - q_1q_4) \\ 2(q_1q_3 - q_2q_4) & 2(q_2q_3 + q_1q_4) & (q_3^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_4^2) \end{pmatrix} \quad A.19$$

Qui est utile pour calculer l'accélération dans le repère local n .

La conversion des quaternions aux angles d'Euler « roulis, tangage et lacet »:

$$\begin{aligned} \theta &= \sin^{-1}(2(q_2q_3 + q_1q_4)) \\ \psi &= \tan^{-1}\left(\frac{q_3 + q_2}{q_4 + q_1}\right) + \tan^{-1}\left(\frac{q_3 - q_2}{q_4 - q_1}\right) \\ \phi &= \tan^{-1}\left(\frac{q_3 + q_2}{q_4 + q_1}\right) - \tan^{-1}\left(\frac{q_3 - q_2}{q_4 - q_1}\right) \end{aligned} \quad A.20$$

Pour plus des détails sur les quaternions voir [JUN 01] et [SCH 96].

Transformation ECEF(e), plan tangent (n) et inertielle (i):

La matrice de transformation (ou le DCM) entre le repère e et le repère n est exprimée par:

$$R_e^n = R_y(-\varphi - \pi/2)R_z(\lambda) = \begin{pmatrix} -s\varphi c\lambda & -s\varphi s\lambda & c\varphi \\ -s\lambda & c\lambda & 0 \\ -c\varphi c\lambda & -c\varphi s\lambda & -s\varphi \end{pmatrix} \quad A.21$$

Et

$$R_n^e = (R_e^n)^T \quad A.22$$

φ , est la latitude géodésique du système WGS-84 exprimée en radian.

λ , est la longitude géodésique du système WGS-84 exprimée en radian.

Le vecteur de taux de rotation du système e par rapport au système i exprimé dans le système e , est donné par la *vitesse de rotation de la Terre (Earth rate)*.

$$\omega_{ie}^e = [0, 0, \omega_e]^T \quad A.23$$

Où, ω_e est la valeur WGS-84 de la vitesse de rotation de la terre.

$\omega_e = 7.2921151467 \times 10^{-5}$, en radian/s ≈ 15.04109 degré/h

Et sa projection dans le système n est :

$$\omega_{ie}^n = R_e^n \omega_{ie}^e = [\omega_e \cos \varphi \quad 0 \quad -\omega_e \sin \varphi]^T \quad A.24$$

ω_{en}^n : est le *taux de transport* (Vehicle rate) représentant la vitesse de rotation du système n par rapport au système e , on peut l'exprimer en termes de taux de changement de latitude et de longitude comme :

$$\omega_{en}^n = \begin{bmatrix} \dot{\lambda} \cos \varphi \\ -\dot{\varphi} \\ -\dot{\lambda} \sin \varphi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_E / (r_T + h) \\ -v_N / (r_M + h) \\ -v_E \tan \varphi / (r_T + h) \end{bmatrix} \quad A.25$$

avec:

Vitesse en Longitude:

$$\dot{\lambda} = \frac{d\lambda}{dt} = \frac{v_E}{(r_T + h) \cos \varphi} \quad A.26$$

Vitesse en Latitude:

$$\dot{\varphi} = \frac{d\varphi}{dt} = \frac{v_N}{r_M + h} \quad A.27$$

Vitesse en Altitude :

$$\frac{dh}{dt} = v_U = -v_D \quad A.28$$

v_N, v_E et v_U sont les vitesses en Nord, Est et Up.

h , hauteur par rapport à l'ellipsoïde de référence.

r_M, r_T sont les rayons de courbure Méridional (nord - sud) et Transversal (est-ouest), [GRE 01a].

$$r_T = \frac{a}{\sqrt{1 - e^2 \sin^2 \varphi}}, \quad A.29$$

$$r_M = \frac{a(1 - e^2)}{(1 - e^2 \sin^2 \varphi)^{3/2}}, \quad A.30$$

$$e^2 = (a^2 - b^2) / a^2 \quad A.31$$

$$a = 6378137.0m$$

$$b = 6356752.3142m$$

Où, a et e sont respectivement l'axe semi-principal et l'excentricité linéaire de l'ellipsoïde de référence, b est l'axe semi-mineur.

On peut obtenir ω_{in}^n à partir des équations A.19 et A.20

$$\omega_{in}^n = \omega_{ie}^n + \omega_{en}^n = \begin{pmatrix} \omega_N \\ \omega_E \\ \omega_D \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_e \cos \varphi + \nu_E / (r_T + h) \\ -\nu_N / (r_M + h) \\ -\omega_e \sin \varphi - \nu_E \tan \varphi / (r_T + h) \end{bmatrix} \quad \text{A.32}$$

Dans le cas où la qualité du gyroscope est mauvaise (très bruité), la vitesse de rotation de la terre ne peut pas être mesurée, on peut alors approximer ω_{in}^n par ω_{en}^n parce que ω_{ie}^n est négligeable par rapport à ω_{en}^n .

ANNEXE B : Probabilité et variables aléatoires

Cette annexe est une introduction de base à la probabilité et aux variables aléatoires et les modèles de bruit utilisés dans le Filtre de Kalman. Pour plus de détails, voir par exemple [MAY 79] et [BRO 97].

La Probabilité

On admet qu'à chaque événement A est associé un nombre $p(A)$, compris entre 0 et 1 et qui mesure la probabilité de réalisation de A . Intuitivement, $p(A)$ est la fréquence de réalisation de A au cours d'un très grand nombre de mises en oeuvre de l'expérience aléatoire considérée. Formellement, la probabilité qui est les résultats d'un événement discret (par exemple, une chiquenaude de pièce de monnaie) favoriseront un événement particulier sont définis par :

$$p(A) = \frac{\text{Résultats possibles favorisant l'événement } A}{\text{Nombre total des résultats possibles}} = \frac{n_A}{N} \quad \text{B.1}$$

Si A et B sont deux événements *incompatibles*, la probabilité des résultats favorisant ces deux événements est donnée par : (Autrement dit, La fréquence de réalisation de $A \cup B$ est la somme des fréquences de réalisation de A et de B)

$$p(A \cup B) = p(A) + p(B) \quad \text{B.2}$$

Si la probabilité de deux résultats est *indépendante* (l'un n'affecte pas l'autre) puis la probabilité qui se produisent *de tous les deux* est le produit de leurs différentes probabilités:

$$p(A \cap B) = p(A)p(B) \quad \text{B.3}$$

Par exemple, si la probabilité de voir "faces" sur une chiquenaude de pièce de monnaie est $1/2$, puis la probabilité de voir "faces" sur toutes les deux pièces de monnaie renversées en même temps est $1/4$. (Clairement les résultats d'une chiquenaude de pièce de monnaie n'affectent pas l'autre)

La probabilité conditionnelle : La connaissance d'une information sur une expérience peut modifier l'idée qu'on se fait de la probabilité d'un événement. La probabilité qu'il pleuve aujourd'hui est supérieure si le ciel est nuageux.

Soient A et B deux événements tels que $P[B] \neq 0$. La probabilité conditionnelle de A sachant B est :

$$p(A|B) = \frac{p(A \cap B)}{p(B)} \quad \text{B.4}$$

Les variables aléatoires

Les signaux aléatoires qui ne peuvent pas être décrits avec des fonctions mathématiques explicites telles que des signaux sinusoïdaux, des fonctions d'échelon « step functions », etc. Leur description doit être mise en termes probabilistes. La probabilité joue un rôle principal dans la description du bruit comme ces signaux aléatoires.

Dans le cas des variables aléatoires continues, la probabilité de n'importe quel événement discret unique A est en fait 0. C'est-à-dire $p(A) = 0$. Au lieu de cela nous pouvons seulement évaluer la probabilité des événements dans un certain intervalle. Une fonction commune représente la probabilité des variables aléatoires est définie comme *fonction de distribution cumulée* :

$$F_X(x) = p(-\infty, x) \quad \text{B.5}$$

Cette fonction représente la probabilité cumulée de la variable aléatoire continue X pour tous les événements jusques et y compris le x . Des propriétés importantes de la fonction de densité cumulative sont :

1. $F_X(x) \rightarrow 0$ lorsque $x \rightarrow -\infty$
2. $F_X(x) \rightarrow 1$ lorsque $x \rightarrow +\infty$
3. $F_X(x)$ est une fonction en x non décroissante.

Généralement, c'est la dérivée de l'équation B.5 est utilisée, c'est la *fonction de densité de probabilité* :

$$f_X(x) = \frac{d}{dx} F_X(x) \quad \text{B.6}$$

Suivant aux propriétés données ci-dessus de la fonction de probabilité cumulée, la fonction de densité a également les propriétés suivantes:

1. $f_X(x)$ est une fonction non-négative.
2. $\int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) dx = 1$

Enfin, notez que la probabilité pendant n'importe quel intervalle $[a, b]$ est définie comme :

$$p_X[a, b] = \int_a^b f_X(x) dx \quad \text{B.7}$$

Ainsi plutôt que de faire la somme des probabilités des événements discrets comme dans l'équation B.2, on intègre la fonction de densité de probabilité pendant l'intervalle d'intérêt pour des variables aléatoires continues

Moyenne et Variance

Soient $X_1, X_1, \dots, X_n$ n observations d'une variable aléatoire X . Nous voulons mesurer la moyenne de $X_1, X_1, \dots, X_n$. Une des statistiques les plus couramment utilisées est l'écart moyen « la moyenne mathématique », μ_X défini par la formule :

$$\mu_X = \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad \text{B.8}$$

La valeur prévue « Espérance » de la variable aléatoire discrète a pu être approximée en faisant la moyenne des événements à probabilités pondérées:

$$\bar{X} = \frac{(p_1 N)x_1 + (p_2 N)x_2 + \dots + (p_n N)x_n}{N} \quad \text{B.9}$$

Cette notion d'épreuves infinies (échantillons) mène à la définition conventionnelle de l'espérance pour des variables aléatoires discrètes. L'espérance de X est :

$$X = E(X) = \sum_{i=1}^n p_i x_i \quad \text{B.10}$$

De même pour la variable aléatoire continue l'espérance est définie comme :

$$X = E(x) = \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx \quad \text{B.11}$$

L'espérance d'une variable aléatoire est également connue comme la *moment statistique d'ordre 1*.

Mesurons ensuite la variabilité des données ou « la dispersion des données ». Les statistiques les plus souvent utilisées sont les variances σ_X^2 et les écarts types $\sigma_X = \sqrt{\sigma_X^2}$. Nous avons

$$\sigma_X = \sqrt{E[(X - E(X))^2]} = \sqrt{\frac{1}{n} \left\{ \sum_{i=1}^n X_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n X_i \right)^2 \right\}} = \sqrt{E(X^2) - E(X)^2} \quad \text{B.12}$$

Les Fonctions d'autocorrélation :

Une caractéristique utile liée à un signal aléatoire est son *autocorrélation*, soit sa corrélation avec lui-même à travers le temps. La corrélation est une manière de penser à la distribution de probabilité d'un processus aléatoire et de son évolution avec le temps. La *fonction d'autocorrélation* $R_{xx}(\Delta t)$ pour une processus ou variable aléatoire $x(t)$ est définie comme :

$$R_{xx}(t_1, t_2) = E[x(t_1)x(t_2)] \quad \text{B.13}$$

pour les instants t_1 et t_2 . Si le processus est *stationnaire* (la densité est invariable avec le temps) alors l'équation B.13 dépend seulement de la différence $\Delta t = t_2 - t_1$. Dans ce cas l'autocorrélation peut être réécrite comme :

$$R_{xx}(\Delta t) = E[x(t)x(t + \Delta t)] \quad \text{B.14}$$

Ainsi, c'est l'espérance du produit de deux variables aléatoires fonction du temps. Le résultat est une fonction des deux temps. Soit $x_1 = x(t_1)$, $x_2 = x(t_2)$, alors, la fonction d'autocorrélation est, de par la définition de l'espérance :

$$R_{xx}(t_1, t_2) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x_1 x_2 f(x_1, x_2) dx_1 dx_2$$

où $f(x_1, x_2)$ est la distribution jointe de probabilité. La fonction d'autocorrélation donne la "tendance" d'une fonction d'avoir le mêmes signe et grandeur (c.-à-d. être corrélé) à deux instants différents.

La densité spectrale de puissance (DSP) :

La densité spectrale de puissance est la transformée de Fourier de la fonction d'autocorrélation, ainsi:

$$S_{xx}(j\omega) = \mathfrak{T}[R_{xx}(\tau)] = \int_{-\infty}^{\infty} R_{xx}(\tau) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad \text{B.15}$$

La densité spectrale de puissance est une mesure directe du contenu en fréquence d'un signal, et par conséquent, de son contenu de puissance. Naturellement, la transformée de Fourier inverse retourne l'autocorrélation.

$$R_{xx}(\tau) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} S_{xx}(j\omega) e^{j\omega\tau} d\omega \quad \text{B.16}$$

De même, la fonction spectrale de densités de puissance croisées est :

$$S_{xy}(j\omega) = \mathfrak{T}[R_{xy}(\tau)] = \int_{-\infty}^{\infty} R_{xy}(\tau) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad \text{B.17}$$

Les processus aléatoires [MOU 99] et les modèles de bruit du Filtre de Kalman:

Avant de se pencher sur le filtre de Kalman expliqué dans le chapitre 3, il est nécessaire d'étudier les modèles d'erreur sur lesquels il est basé. Cette section présente une discussion abrégée des aspects de la théorie des signaux aléatoires qui sont exploités dans le rapport. Des sources de bruit dans le filtre de Kalman sont modélisées en tant que processus aléatoires. Le processus aléatoire peut être considéré pour comme une collection de fonctions de temps

appelées un ensemble. D'habitude, la variation statistique de l'ensemble de fonctions à tout moment est connue. [KEL 94b] et [JIM 00, p93].

Il est possible de définir et de comprendre le modèle de bruit du filtre de Kalman. Les bruits modélisés dans un filtre de Kalman doivent être:

- Gaussiens (ayant une distribution gaussienne)
- Centrées (non biaisés) (ayant une moyenne nulle)
- Blancs (contient toutes les fréquences)

Ce modèle est une idéalisation mathématique puisque le bruit blanc ne peut pas se produire dans la nature parce qu'il exige une énergie infinie. Les formules de la section suivante permettent d'exprimer ces processus de bruit blancs sous forme de variances et de covariances qui sont plus facile d'assimiler.

Les modèles stochastiques normalement utilisés par les concepteurs du filtre de Kalman pour décrire des variables aléatoires sont des modèles linéaires simples tels que : biais (constante) aléatoire, un bruit blanc, une marche aléatoire et un processus de Markov, ou un processus périodique. Ceux-ci sont suffisamment décrits dans [GEL 74] et [BRO 97] et sont habituellement distingués par leurs fonctions d'autocorrélation distinctes $R(\tau)$.

	Filtre Formeur (Shaping Filter)	Auto-corrélation	DSP
Bruit Blanc $x(t) = w(t)$	$w(t) \rightarrow x(t)$	$\Psi_{xx}(\tau) = \sigma^2 \delta(\tau)$	σ^2
Constante (biais) Aléatoire $\dot{x}(t) = 0$	$x(t_0) \downarrow$ $\int \rightarrow x(t)$	$\Psi_{xx}(\tau) = P_0 + m_0^2$	σ^2
Marche Aléatoire $\dot{x}(t) = w(t)$	$w(t) \rightarrow \int \rightarrow x(t)$	$\Psi_{xx}(\tau) = qt\delta(t-\tau)$	D.N.E
Gauss-Markov $\dot{x}(t) = w(t) - \frac{1}{T}x(t)$	$w(t) \rightarrow \left(\begin{array}{c} \text{Sum} \\ \downarrow \\ \int \\ \uparrow \\ \text{Gain } 1/T \end{array} \right) \rightarrow x(t)$	$\Psi_{xx}(\tau) = \sigma^2 e^{-\frac{ \tau }{T}}$	$2\sigma^2 T$ $\sigma^2 T$

Table 13 : Les fonctions (filtres) formeurs (Gelb 1974 et [JIM 00] et [May 79]
Autocorrélations et densités spectrales de puissance typiques

I. Bruit Blanc (« white noise », noté w)

Le bruit blanc est défini comme un processus aléatoire stationnaire dont la fonction de densité spectrale de puissance (PSD) est constante, cela signifie que le bruit blanc est un processus aléatoire centré dont la densité spectrale de puissance est constante sur tout l'axe des fréquences et qu'il contient toutes les fréquences d'amplitudes égales. Si l'amplitude spectrale constante est A , alors la fonction d'autocorrélation correspondante est donnée par la transformée inverse de Fourier d'une constante, qui est le delta de Dirac $\delta(\tau)$ « La fonction d'autocorrélation d'un bruit blanc est une impulsion de Dirac ». C'est à dire que la fonction d'autocorrélation d'un processus aléatoire gaussien blanc zéro centré $x(t)$ est :

$$R(\tau) = A\delta(\tau) = \sigma^2\delta(\tau) \quad \text{B.18}$$

La variance d'un processus d'un bruit blanc est égale à son amplitude spectrale. La valeur d'un signal de bruit blanc à un certain instant ne dit absolument rien au sujet de sa valeur à n'importe quelle autre instant .

II. Constante aléatoire (random bias (constant))

Une constante aléatoire satisfait l'équation différentielle suivante :

$$\dot{y} = 0, y(0) = a_0 \quad \text{B.19}$$

L'état initial a_0 est une variable aléatoire dont la distribution est présumée connue. L'équation de référence aura la forme suivant :

$$y(t+1) = y(t) + a_0 \quad \text{B.20}$$

III. Marche Aléatoire (“Winner process” ou “Brownian-motion process” ou “random walk” [BRO 97 p100 p196])

Le processus de Winner est défini comme l'intégrale d'un bruit blanc gaussien avec un état initial égal à zéro (l'intégration d'un bruit blanc gaussien mène à un effet appelé marche aléatoire). Ainsi le modèle approprié d'état est sous la forme de l'équation différentielle suivante :

$$\dot{y} = ku(t); y(0) = 0 \quad \text{B.21}$$

là où $u(t)$ est l'unité d'un bruit blanc gaussien et k est un facteur d'échelle.
L'équation de référence aura la forme,

$$y(t+1) = (I + kdt)y(t) \quad \text{B.22}$$

où dt est la fréquence d'échantillonnage.

Ainsi la variance de l'intégrale du bruit blanc croît linéairement avec le temps. En outre, l'écart type croît avec la racine carrée du temps.

IV. Processus Aléatoire Gaussien

La distribution normale ou gaussienne est très populaire et sert souvent à modéliser les systèmes aléatoires, beaucoup de processus aléatoires se produisant dans la nature semblent réellement être normalement distribués, ou très proche d'être normalement distribués.

Un processus aléatoire est un processus gaussien si pour tout ensemble d'instants $\{t_i\}$, le vecteur aléatoire correspondant $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, avec $x_i = x(t_i)$, possède une densité de probabilité conjointe multidimensionnelle gaussienne. Chaque x_i possède une densité de probabilité marginale :

$$p_{x_i}(x) = \frac{1}{\sigma_{x_i} \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{(x - \mu_{x_i})^2}{2\sigma_{x_i}^2} \right] \quad \text{B.23}$$

Où σ_{x_i} et μ_{x_i} sont des constantes. Le paramètre μ_{x_i} est la moyenne de la population, et l'écart type est égale à σ_{x_i} . La loi normale (ou la loi de Gauss) de moyenne m et d'écart type σ sera représentée simplement par le symbole : $N(m, \sigma)$.

V. Processus aléatoire de Gauss-Markov (Markov process)

Un processus aléatoire stationnaire $x(t)$ s'appelle un processus de Gauss-Markov si sa fonction d'autocorrélation est de la forme (Tableau 13):

$$R_{xx}(\tau) = \sigma^2 \cdot e^{-\beta|\tau|} \quad \text{B.24}$$

On remarque qu'elle est décrite par deux paramètres: son RMS σ et sa constante de temps $T = 1/\beta$. La fonction exponentielle d'autocorrélation indique que les valeurs d'échantillon du processus deviennent graduellement de moins en moins corrélées au fur et à mesure que le temps de séparation $|\tau|$ entre les échantillons augmente [BRO 97 p.95].

Ce processus simple de Gauss-Markov dont la fonction d'autocorrélation est exponentielle est parfois mentionné comme processus de Gauss-Markov du premier ordre. C'est parce que la version discrète de temps du processus est décrite par l'équation suivante de premier ordre de la forme :

$$X(t_{k+1}) = e^{-\beta \Delta t} X(t_k) + W(t_k) \quad \text{B.25}$$

Ou par l'équation différentielle suivante :

$$\dot{x}_1 = -\beta_1 x_1 + w_1 \quad \text{B.26}$$

là où $W(t_k)$, w_1 est une séquence non-corrélée de distribution gaussienne de moyenne nulle (bruit blanc) [BRO 97 p.96].

Le processus de Markov de premier ordre est probablement le modèle stochastique le plus utile, puisque le biais (constant) aléatoire et le bruit blanc sont tous les deux, dans un certain

sens, des cas particuliers du processus de Markov. Nous déduisons qu'il y a une représentation générale pour le biais aléatoire et le bruit blanc, dépendant de la valeur de β .

$$\sigma^2 e^{-\beta\tau} \approx \sigma^2 (1 - \beta\tau) \quad \text{B.27}$$

En équation B.24, si $T = 1/\beta$ est très grand, ce processus de Markov se comportera essentiellement comme biais aléatoire (corrélé), et si $T = 1/\beta$ est très petit, elle se comportera comme un bruit blanc (non corrélé, mais forte corrélation à zéro !). L'équation B.24 fournit donc un "modèle" idéal à utiliser en extrayant les paramètres du modèle d'erreur (σ et $T = 1/\beta$) à partir d'une fonction d'autocorrélation.

Maintenant en utilisant la définition donnée ci-dessus, nous pouvons obtenir "une fonction d'autocorrélation" du $x(t)$ mesuré (dans ce cas-ci, par exemple les erreurs systématiques (biais) de la CI). Alors, en appariant la tracé de cette fonction d'autocorrélation R_{xx} au modèle de l'équation B.24, les paramètres modèles σ et $T = 1/\beta$ peuvent être facilement extraits comme suit. La valeur initiale est σ^2 :

$$\sigma^2 = R_{xx}(0) \quad \text{B.28}$$

et le point où R_{xx} baisse à σ^2/e est $T = 1/\beta$:

$$R_{xx}(T) = \sigma^2 e^{-1} \quad \text{B.29}$$

Stationnarité et Ergodicité [BRO 97 p.78]

Stationnarité :

Un processus aléatoire est dit stationnaire si les paramètres statistiques (moyenne et écart type) du processus ne changent pas avec le temps, (le système est supposé avoir des paramètres fixes) (Challis et Kitney novembre 1991).

Un processus faiblement stationnaire a une moyenne et une fonction d'auto-corrélation (donc une variance) constantes.

Un processus est véritablement stationnaire (ou fortement stationnaire) lorsque tous les moments sont constants (y compris la variance et la moyenne).

Ergodicité :

Un processus aléatoire est *ergodique* si ses moments peuvent être obtenus comme des moyennes à partir d'une seule de ses réalisations (réalisation $\equiv$ ensemble d'échantillons). De même, un signal aléatoire serait ergodique si la moyenne instantanée est équivalente à la moyenne d'ensemble. Dans le sens qualitatif ceci implique qu'un échantillon de signal du processus contient toutes les variations statistiques possibles du processus.

Ainsi, aucune information additionnelle ne doit être gagnée en observant un ensemble de signaux témoin en plus de l'information obtenue à partir d'un seul échantillon.

On peu donc affirmer que pour qu'un processus soit érgodique, il doit nécessairement être stationnaire. L'inverse n'est pas vrai.

ANNEXE C : Linéarisation par différenciation

L'analyse de l'erreur utilise la différenciation pour linéariser les équations différentielles de notre système Eq.2-44. L'expansion par série de Taylor utilisée pour la linéarisation d'une fonction $f(x)$ est évaluée autour d'un certain point nominal connu $f(x_0)$, [GRE 01b] et [BRI 71].

L'état (ou la trajectoire) réelle $\hat{x}^n$, peut être écrit en termes de x^n et d'erreur δx^n comme suit :

$$\hat{x}^n = x^n + \delta x^n \quad C.1$$

Par exemple, les perturbations de la position, la vitesse, l'attitude, et de la gravité peuvent être exprimées comme :

$$\hat{r}^n = r^n + \delta r^n \quad C.2$$

$$\hat{v}^n = v^n + \delta v^n \quad C.3$$

$$\hat{R}_b^n = (I - E^n) R_b^n \quad C.4$$

$$\gamma^n = g^n + \delta g^n \quad C.5$$

Où γ^n signifie le vecteur normal de gravité sur l'ellipsoïde. Le $\hat{\cdot}$ et δ indiquent les valeurs d'état calculées et les erreurs, respectivement. E^n est la matrice antisymétrique représentant les erreurs d'orientation.

$$E^n = S(\delta \rho^n) = (\varepsilon^n \times) \begin{pmatrix} 0 & -\varepsilon_D & \varepsilon_E \\ \varepsilon_D & 0 & -\varepsilon_N \\ -\varepsilon_E & \varepsilon_N & 0 \end{pmatrix} \quad C.6$$

La dérivation de l'équation C.4 est expliquée en [BRI 71]

Modèles dynamiques de l'erreur inertielle (position, vitesse, attitude) :

Le modèle dynamique de l'erreur en position

On peut obtenir le modèle dynamique linéarisée de l'erreur en position par la différenciation de l'équation Eq.3-38 (les équations dynamiques pour la position géodésique). Puisque les équations dynamiques de la position sont des fonctions de la position et de la vitesse, les équations dynamiques d'erreur en position peuvent être obtenues en utilisant les dérivées partielles :

$$\delta \dot{r}^n = F_{rr} \delta r^n + F_{rv} \delta v^n \quad C.7$$

$$F_{rr} = \begin{pmatrix} \frac{\partial \dot{\varphi}}{\partial \varphi} & \frac{\partial \dot{\varphi}}{\partial \lambda} & \frac{\partial \dot{\varphi}}{\partial h} \\ \frac{\partial \dot{\lambda}}{\partial \varphi} & \frac{\partial \dot{\lambda}}{\partial \lambda} & \frac{\partial \dot{\lambda}}{\partial h} \\ \frac{\partial \dot{h}}{\partial \varphi} & \frac{\partial \dot{h}}{\partial \lambda} & \frac{\partial \dot{h}}{\partial h} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \frac{-v_N}{(r_M + h)^2} \\ \frac{v_E \sin \varphi}{(r_T + h) \cos^2 \varphi} & 0 & \frac{-v_E}{(r_T + h) \cos \varphi} \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad \text{C.8}$$

$$F_{rv} = \begin{pmatrix} \frac{\partial \dot{\varphi}}{\partial v_N} & \frac{\partial \dot{\varphi}}{\partial v_E} & \frac{\partial \dot{\varphi}}{\partial v_D} \\ \frac{\partial \dot{\lambda}}{\partial v_N} & \frac{\partial \dot{\lambda}}{\partial v_E} & \frac{\partial \dot{\lambda}}{\partial v_D} \\ \frac{\partial \dot{h}}{\partial v_N} & \frac{\partial \dot{h}}{\partial v_E} & \frac{\partial \dot{h}}{\partial v_D} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{r_M + h} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{(r_T + h) \cos \varphi} & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \quad \text{C.9}$$

Et r_M, r_T sont les rayons de courbure Méridional (nord - sud) et Transversal (est-ouest).

Le modèle dynamique de l'erreur en vitesse :

En référence à l'équation Eq.2-33, l'équation dynamique de la vitesse peut être exprimée comme :

$$\dot{\hat{v}}^n = \hat{\mathfrak{R}}_b^n \tilde{f}_{ib}^b - (2\hat{\omega}_{ie}^n + \hat{\omega}_{en}^n) \times \hat{v}_{en}^n + \gamma^n \quad \text{C.10}$$

La perturbation de la dernière équation donne :

$$\dot{v}^n + \delta \dot{v}^n = (I - E^n) \mathfrak{R}_b^n (f_{ib}^b + \delta f_{ib}^b) - (2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n + 2\delta\omega_{ie}^n + \delta\omega_{en}^n) \times (v_{en}^n + \delta v_{en}^n) + g^n + \delta g^n \quad \text{C.11}$$

En rassemblant les termes du premier ordre, l'équation ci-dessus peut être réduite à :

$$\begin{aligned} \delta \dot{v}^n &= -(2\delta\omega_{ie}^n + \delta\omega_{en}^n) \times (v_{en}^n) + \delta g^n - (2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times (\delta v_{en}^n) - \varepsilon^n \times f_{ib}^n + \mathfrak{R}_b^n \delta f_{ib}^b \\ &= v_{en}^n \times (2\delta\omega_{ie}^n + \delta\omega_{en}^n) + \delta g^n - (2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times \delta v_{en}^n + f_{ib}^n \times \varepsilon^n + \mathfrak{R}_b^n \delta f_{ib}^b \end{aligned} \quad \text{C.12}$$

les premier et deuxième termes peuvent être développées en fonction des erreurs de position et de vitesse. En retournant à l'équation A.27 on trouve :

$$2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n = \begin{pmatrix} 2\omega_e \cos \varphi + v_E / (r_T + h) \\ -v_N / (r_M + h) \\ -2\omega_e \sin \varphi - v_E \tan \varphi / (r_T + h) \end{pmatrix} \quad \text{C.13}$$

La perturbation de la dernière équation donne :

$$2\delta\omega_{ie}^n + \delta\omega_{en}^n = \delta\Omega_r \delta r^n + \delta\Omega_v \delta v^n \quad \text{C.14}$$

Où,

$$\delta\Omega_r = \begin{pmatrix} -2\omega_e \sin \varphi & 0 & \frac{-v_E}{(r_T + h)^2} \\ 0 & 0 & \frac{v_N}{(r_M + h)^2} \\ -2\omega_e \cos \varphi - \frac{v_E}{(r_T + h) \cos^2 \varphi} & 0 & \frac{v_E \tan \varphi}{(r_T + h)^2} \end{pmatrix} \quad \text{C.15}$$

Et,

$$\delta\Omega_v = \begin{pmatrix} 0 & 1/(r_T + h) & 0 \\ -1/(r_M + h) & 0 & 0 \\ 0 & -\tan \varphi / (r_T + h) & 0 \end{pmatrix}$$

En utilisant l'éq. C.14, le premier terme du côté droit de l'éq. C.12, peut être développé en fonctions des erreurs de position et de vitesse :

$$v_{en}^n \times (2\delta\omega_{ie}^n + \delta\omega_{en}^n) = (v_{en}^n \times) (\delta\Omega_r \delta r^n + \delta\Omega_v \delta v) = (v_{en}^n \times) \delta\Omega_r \delta r^n + (v_{en}^n \times) \delta\Omega_v \delta v \quad \text{C.16}$$

En poursuivant la dérivation, nous obtenons :

$$(v_{en}^n \times) \delta\Omega_r = \begin{pmatrix} -2v_E \omega_e \cos \varphi - \frac{v_E^2}{(r_T + h) \cos^2 \varphi} & 0 & \frac{-v_N v_D}{(r_M + h)^2} + \frac{v_E^2 \tan \varphi}{(r_T + h)^2} \\ 2\omega_e (v_N \cos \varphi - v_D \sin \varphi) + \frac{v_E v_N}{(r_T + h) \cos^2 \varphi} & 0 & \frac{-v_E v_D}{(r_T + h)^2} - \frac{v_N v_E \tan \varphi}{(r_T + h)^2} \\ 2v_E \omega_e \sin \varphi & 0 & \frac{v_E^2}{(r_T + h)^2} + \frac{v_N^2}{(r_M + h)^2} \end{pmatrix} \quad \text{C.17}$$

Et,

$$(v_{en}^n \times) \delta\Omega_v = \begin{pmatrix} \frac{v_D}{r_M + h} & \frac{-v_E \tan \varphi}{r_T + h} & 0 \\ 0 & \frac{v_D}{r_T + h} + \frac{v_N \tan \varphi}{r_T + h} & 0 \\ \frac{-v_N}{r_M + h} & \frac{v_E}{r_T + h} & 0 \end{pmatrix} \quad \text{C.18}$$

Le vecteur de pesanteur dans le repère de navigation, g^n est approximé par le vecteur normal de pesanteur $(0 \ 0 \ \gamma)^T$, et γ change avec l'altitude. Supposons un modèle sphérique de la terre et le modèle simplifié suivant de la pesanteur [ROG 00] :

$$\gamma = \gamma_0 \left(\frac{R}{R+h} \right)^2 \quad \text{C.19}$$

Là où γ_0 est la pesanteur normale à $h = 0$, et $R = \sqrt{r_M r_T}$. Par la différenciation de la dernière équation on obtient :

$$\delta\gamma = -2 \left(\frac{\gamma}{R+h} \right) \delta h \quad \text{C.20}$$

En utilisant l'équations de C.13 à C.20, l'équation dynamique d'erreur dans la vitesse C.12 peut être réécrite comme suit :

$$\delta\dot{v}^n = F_{vr} \delta r^n + F_{vv} \delta v^n + (f^n \times) \varepsilon^n + \Re_b^n \delta f^b \quad \text{C.21}$$

Où,

$$F_{vr} = \begin{pmatrix} -2v_E \omega_e \cos \varphi - \frac{v_E^2}{(r_T + h) \cos^2 \varphi} & 0 & \frac{-v_N v_D}{(r_M + h)^2} + \frac{v_E^2 \tan \varphi}{(r_T + h)^2} \\ 2\omega_e (v_N \cos \varphi - v_D \sin \varphi) + \frac{v_E v_N}{(r_T + h) \cos^2 \varphi} & 0 & \frac{-v_E v_D}{(r_T + h)^2} - \frac{v_N v_E \tan \varphi}{(r_T + h)^2} \\ -2v_E \omega_e \sin \varphi & 0 & \frac{v_E^2}{(r_T + h)^2} + \frac{v_N^2}{(r_M + h)^2} - 2\gamma / (R+h)^2 \end{pmatrix} \quad \text{C.22}$$

$$F_{vv} = \begin{pmatrix} \frac{v_D}{r_M + h} & -2\omega_e \sin \varphi - 2 \frac{v_E \tan \varphi}{r_T + h} & \frac{v_N}{r_M + h} \\ 2\omega_e \sin \varphi + \frac{v_E \tan \varphi}{r_T + h} & \frac{v_D + v_N \tan \varphi}{r_T + h} & 2\omega_e \cos \varphi + \frac{v_E}{r_T + h} \\ -2 \frac{v_N}{r_M + h} & -2\omega_e \cos \varphi - 2 \frac{v_E}{r_T + h} & 0 \end{pmatrix} \quad \text{C.23}$$

Le modèle dynamique de l'erreur sur l'orientation :

Le résultat calculé de la mécanisation sur l'orientation fournie par l'équation Eq.3.38 peut être exprimé par :

$$\hat{\dot{R}}_b^n = \hat{R}_b^n (S(\hat{\omega}_{nb}^b)) = R_b^n (S(\hat{\omega}_{ib}^b) - S(\hat{\omega}_{in}^b)) = \hat{R}_b^n (\hat{\Omega}_{ib}^b - \hat{\Omega}_{in}^b) \quad \text{C.24}$$

En comparant la dérivée de l'équation C.4 à l'équation C.24, ceci donne :

$$\begin{aligned} -\dot{E}^n R_b^n + (I - E^n) \dot{R}_b^n &= (I - E^n) R_b^n (\Omega_{ib}^b - \Omega_{in}^b + \delta\Omega_{ib}^b - \delta\Omega_{in}^b) \\ &= (I - E^n) R_b^n (\Omega_{ib}^b - \Omega_{in}^b) + (I - E^n) R_b^n (\delta\Omega_{ib}^b - \delta\Omega_{in}^b) \\ &= (I - E^n) R_b^n (\Omega_{nb}^b) + (I - E^n) R_b^n (\delta\Omega_{ib}^b - \delta\Omega_{in}^b) \end{aligned}$$

par conséquent, l'équation ci-dessus peut être réduite à :

$$-\dot{E}^n R_b^n = (I - E^n) R_b^n (\delta\Omega_{ib}^b - \delta\Omega_{in}^b) \quad \text{C.25}$$

En rassemblant les termes du premier ordre, l'équation C.25 peut être réduite à :

$$\dot{E}^n = -R_b^n (\delta\Omega_{ib}^b - \delta\Omega_{in}^b) R_n^b \quad \text{C.26}$$

ou sous la forme vectorielle :

$$\dot{\varepsilon}^n = -R_b^n (\delta\omega_{ib}^b - \delta\omega_{in}^b) \quad \text{C.27}$$

Pour obtenir l'équation d'erreur pour $\delta\omega_{in}^b$, commençons par $\hat{\omega}_{in}^b = R_n^b \hat{\omega}_{in}^n$, qui peut être développé a

$$\omega_{in}^b + \delta\omega_{in}^b = R_n^b (I + E^n) (\omega_{in}^n + \delta\omega_{in}^n) \quad \text{C.28}$$

En écrivant les termes de premières d'ordre,

$$\delta\omega_{in}^b = R_n^b (\delta\omega_{in}^b + E^n \omega_{in}^n) = R_n^b [\delta\omega_{in}^n + (\varepsilon^n \times) \omega_{in}^n] \quad \text{C.29}$$

En utilisant les équations C.29 et C.27

$$\dot{\varepsilon}^n = \delta\omega_{in}^n + (\varepsilon^n \times) \omega_{in}^n - R_b^n \delta\omega_{ib}^b = \delta\omega_{in}^n + (\omega_{in}^n \times) \varepsilon^n - R_b^n \delta\omega_{ib}^b \quad \text{C.30}$$

En remplaçant le premier terme du côté droit par les termes d'erreur de position et de vitesse explicitement, et en retournant aux équations A.27 et C.14, les équations dynamiques d'erreur sur l'orientation peuvent être réécrites comme :

$$\dot{\varepsilon}^n = F_{er} \delta r + F_{ev} \delta v^n - \omega_{in}^n \varepsilon^n - \mathfrak{R}_b^n \delta\omega_{ib}^b \quad \text{C.31}$$

Où,

$$F_{er} = \begin{pmatrix} -\omega_e \sin \varphi & 0 & \frac{-v_E}{(r_T + h)^2} \\ 0 & 0 & \frac{v_N}{(r_M + h)^2} \\ -\omega_e \cos \varphi - \frac{v_E}{(r_T + h) \cos^2 \varphi} & 0 & \frac{v_E \tan \varphi}{(r_T + h)^2} \end{pmatrix} \quad \text{C.32}$$

$$F_{ev} = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{r_T + h} & 0 \\ \frac{-1}{r_M + h} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{-\tan \varphi}{r_T + h} & 0 \end{pmatrix} \tag{C.33}$$

ANNEXE D : Instrumentation (Environnements matériel et logiciel)

Le véhicule instrumenté

Un véhicule Renault Espace appartenant au Centre de Robotique est instrumenté, dans le but de développer la recherche dans le domaine de la conduite automobile. Ce prototype est équipé d'un ensemble de capteurs pour l'acquisition des données proprioceptives et extéroceptives du véhicule.

Les principaux capteurs proprioceptifs sont :

- un GPS (Global Positioning System) qui donne la position absolue de la voiture dans une référence terrestre ;
- une centrale inertielle : ensemble de gyroscopes et d'accéléromètres qui donnent la vitesse angulaire et l'accélération de la voiture;
- une odométrie;
- un capteur pour mesurer l'angle du volant.

Les capteurs extéroceptifs actuellement installés et opérationnels sont :

- une caméra CCD couleur frontale ;
- une caméra arrière grand champ ;
- deux caméras installées dans les rétroviseurs externes du véhicule ;
- un télémètre laser ;
- un radar longue portée.

Mais aussi des capteurs renvoyant des informations sur le véhicule par le bus CAN tels que le capteur de vitesse, etc.

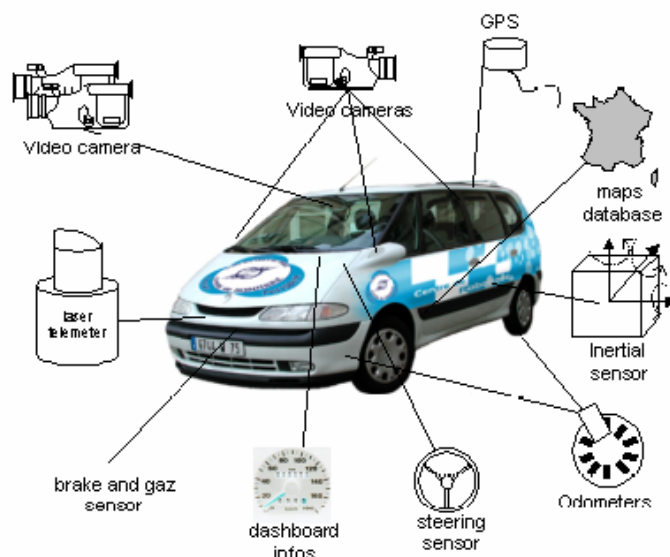


Figure 111: Le véhicule instrumenté du CAOR et ses différents capteurs

L'unité centrale de traitement et de décision est munie de la plate-forme logicielle ^{RT}MAPs. Celle-ci peut se décomposer en plusieurs modules fonctionnant en parallèle tout en communiquant entre eux afin de coopérer dans leurs tâches.

Un ensemble d'actionneurs permettant de piloter le véhicule, notamment le volant et la pédale d'accélération.

La Figure fig.111 présente le véhicule instrumenté du CAOR avec certains de ces capteurs.

Ce véhicule est facilement reconfigurable, ce qui veut dire que des modifications dans son architecture matérielle peuvent y être apportées (ajout ou retrait de capteurs par exemple) selon les exigences des études et de l'application demandée sans que ceci n'engendre un coût d'adaptation important.

Ainsi, le laboratoire a toute la liberté d'effectuer des séances d'acquisition de données capteurs, afin de disposer en rejeu d'une banque suffisante de données pour chaque type de route envisagé (autoroute, nationale, route de campagne,...) et pour divers scénarios de mesure.

Le PC embarqué (data logger) :

Un PC industriel avec une carte mère Pentium III avec deux processeurs à 750 MHz est installé dans le véhicule. Ce PC contient plusieurs disques durs avec une espace mémoire total de plus de 100Go. Il est monté sur un cylindre-bloc afin d'être résistant aux vibrations, et est équipé de différentes cartes d'acquisition et de ports série et USB. Nous fonctionnons pour l'instant avec les systèmes d'exploitation Windows 2000.



Figure 112: Data Logger et les cartes d'acquisition

L'onduleur :

Un onduleur branché sur une prise accessoire du véhicule nous permet de disposer d'une alimentation 220 Volt avec une puissance de 250 W environ. Avec un autre alternateur 12/24 volts pour la CI et le télémètre laser (24 volts), et pour le récepteur GPS (12 volts).

Le capteur inertiel utilisé :

Les appareils de type DMU-VG fabriqués par la société Crossbow⁶² sont utilisés dans ce travail [DMU 99] (fig.113). Ils comprennent trois accéléromètres, trois gyroscopes (FOG), pour mesurer l'accélération et la vitesse angulaire autour de 3-axes orthogonaux. Un

⁶² http://www.xbow.com/Products/Inertial_Systems.html

processeur permet de prendre en compte la température. La fréquence d'échantillonnage est 84Hz, et le temps de latence de 10msec environ. La sortie existe en forme analogique et numérique sur un port série RS232.



Figure 113: La Centrale Inertielle
IMU VG600CA-200 (DMU-FOG-VG) de Crossbow

Un tel équipement coûte entre 10000 et 15000 euros (année 2001).

Les caractéristiques des gyroscopes et accéléromètres sont les suivantes [DMU 99].

Les gyroscopes (Vitesse angulaire):

Etendue (plage de mesure) : Roulis, Tangage, Lacet ($^{\circ}/\text{sec}$) ± 260

Biais (dérive): Roulis, Tangage, Lacet ($^{\circ}/\text{sec}$) : $< \pm 0.03 \Rightarrow 108 ^{\circ}/\text{heure}$

La précision de facteur d'échelle (%) : $< 1 \Rightarrow (< 10000 \text{ ppm})$

Non linéarité (%FS) (linéarité du facteur d'échelle) : < 0.3 de la plage de mesure

Résolution ($^{\circ}/\text{sec}$) : < 0.025

Bande passante (Hz) : > 100

Marche aléatoire ($^{\circ}/\text{hr}^{0.5}$) : < 1.25

Les accéléromètres (Accélération):

Etendue (plage de mesure): X/Y/Z (g) : ± 2

Biais: X/Y/Z (mg) : $< \pm 8.5$

La précision de facteur d'échelle (%) : $< \pm 1$

Non linéarité (%FS) : $< \pm 1$

Résolution (mg) : < 0.25

Bande passante (Hz): > 10

Marche aléatoire ($\text{m/s}/\text{hr}^{0.5}$) : < 0.1

Les angles (roulis et tangage) :

Etendue : Roulis, Tangage ($^{\circ}$) $\pm 180 \pm 90$

La précision statique : $< \pm 0.5$

La précision dynamique : 2.0

Résolution ($^{\circ}$) : < 0.1

Le récepteur GPS :

Le récepteur du GPS utilisé dans ce travail [AGG 00] est fabriqué par Trimble⁶³. Il communique avec le data logger par un port série. La figure fig.114 montre le récepteur GPS utilisé, c'est un DGPS Ag132 avec correction différentielle.

⁶³ <http://www.trimble.com>



Figure 114: Le récepteur GPS (DGPS Trimble Ag132)

Les caractéristiques :

Il utilise le code L1 C/A.

Fréquence (1Hz ou 10Hz). Avec une latence de moins de 100 millisecondes.

Il fournit la position différentielle avec précision sub-métrique (avec 5 satellites visibles au minimum, PDOP<4), et il offre une vitesse différentielle avec une précision meilleure que 0.16 km/h).

Un signal PPS (impulsions par seconde) est disponible à la sortie de la porte série du récepteur GPS, permettant à un instrument externe (e. g. la CI) de synchroniser son horloge interne avec l'horloge interne du récepteur. Le PPS dans l'Ag132 est fourni à moins de 40ns du temps du GPS

Le télémètre laser:

Modèle : LD A AF series of IBEO Laserscanners. LD signifie "Lidar Digital"

Le principe de mesure est celui du temps de vol. Ainsi, la distance à la cible est calculée en calculant le temps de vol du rayon laser depuis l'émission jusqu'à la réception du signal.

La résolution angulaire est de 0.25° à une fréquence d'acquisition de 10 Hz.

Interfaces : le télémètre est fourni avec deux interfaces nécessaires au transfert des données laser. La première, par bus ARCnet, permet le transfert de données brutes (coordonnées des points ciblés) en temps réel (1440 points couvrant 360°); l'autre, par bus CAN, délivre dans les mêmes conditions d'acquisition des cibles (structures de données de cibles), chaque cible étant caractérisée par sa vitesse ainsi que trois points laser définissant l'enveloppe visible de la cible: le point le plus à gauche, le point le plus à droite ainsi que le point le plus proche du télémètre.



Figure 115: Le télémètre laser de la série LD A AF d'IBEO.

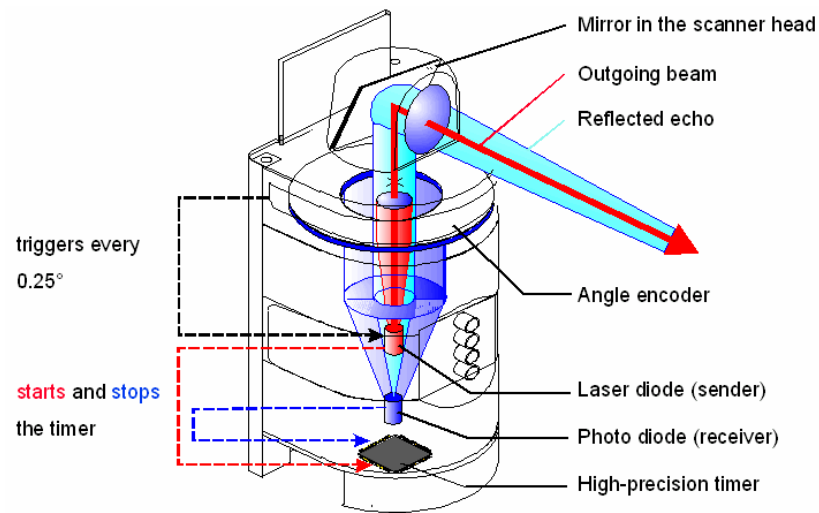


Figure 116: Principe de fonctionnement du télémètre

L'environnement ^{RT}MAPS :

L'acquisition, la datation, le traitement et le rejeu synchronisé de ces grandes quantités de données posent des problèmes nouveaux. Le groupe STI (système de transports intelligents) du centre de robotique a développé un environnement logiciel appelé MAPS, acronyme de Système de prototypage automobile des Mines, [STE 01] et [NAS 00]. Ce succès a conduit des chercheurs du centre de robotique à créer une entreprise, Intempora⁶⁴, lauréate de concours national Anvar 2000 des jeunes entreprises innovantes.

^{RT}Maps (pour Real Time MAPS) est donc la plate-forme qui permet au laboratoire d'exécuter des acquisitions avec les différents capteurs incorporés sur le véhicule instrumenté et de gérer ce flux d'informations complexes. Ce logiciel permet d'acquérir en temps réel les signaux à haut débit type vidéo, radar, laser, GPS, centrale inertielle, de les synchroniser et de les gérer en temps réel dans une solution embarquée.

On obtient donc une base de données enregistrée avec la base de temps. Un rejeu synchronisé de cette base de données permet de simuler l'expérimentation (prototypage) avec une grande fidélité. L'utilisateur peut intégrer ses propres algorithmes de traitement sous la forme de modules présentant des entrées et des sorties de données standard. Ce qui permet de concevoir et de tester en toute liberté des algorithmes qui agissent sur les informations provenant en temps réel d'un grand nombre de capteurs.

La gestion de ces modules et données est en outre rendue plus confortable par une interface graphique permettant de visualiser les connexions entre les différents modules de traitement, voire de les modifier dynamiquement.

Nous utilisons alors les modules ^{RT}MAPS et les boîtes d'outil (par exemple l'interface avec Matlab, Excel, Scilab), pour analyser ces données et pour développer de nouveaux algorithmes en utilisant des langages multiples de programmation (C/C++, Java, VBasic). Quand des algorithmes et les applications ont été validés dans le laboratoire, nous pouvons immédiatement les mettre dans le « data logger » du véhicule contrôlé par ^{RT}MAPS -, et les examinons mais à l'aide du matériel standard.

⁶⁴ <http://www.intempora.com>

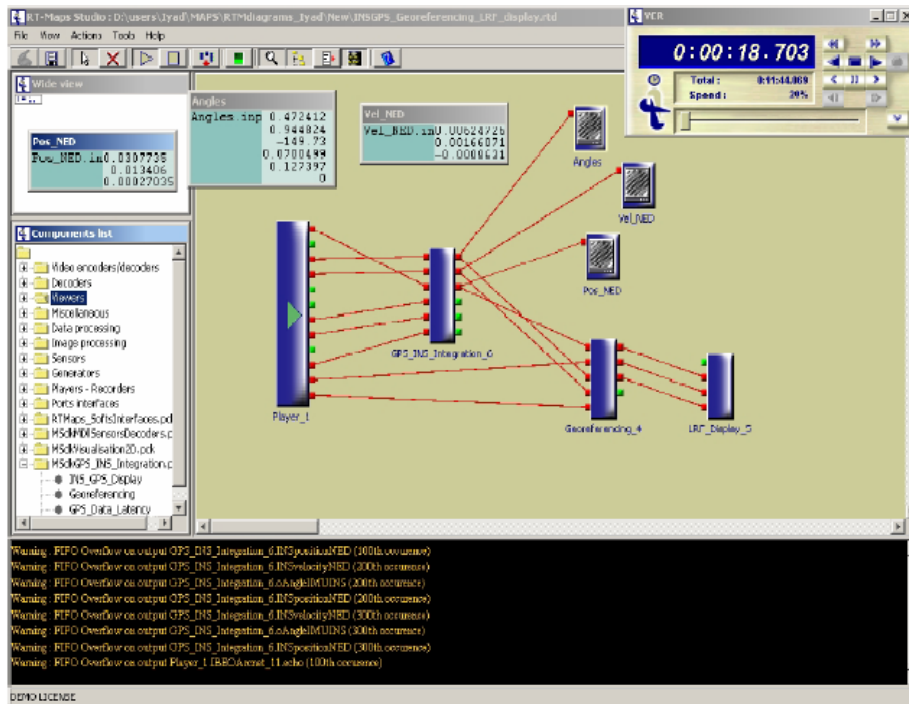


Figure 117: L'environnement RT-Maps

Système embarqué temps réel de localisation et de modélisation 3D par fusion multi-capteur

Résumé

Cette étude va se focaliser sur trois aspects. Dans un premier temps, un effort sera porté sur l'aspect "localisation précise" du véhicule en mouvement. Pour cela, il est nécessaire de se pencher sur l'intégration et le traitement de l'information issue de systèmes hétérogènes de navigation : GPS et centrale inertielle (INS) auxquels sera rajoutée ensuite l'odométrie. La raison de cette intégration est d'exploiter les avantages de chacun des systèmes utilisés. L'intégration utilise un filtrage numérique pour procéder à une compensation des erreurs en position, vitesse, et en attitude issues de chaque capteur. L'accent n'a pas seulement été mis sur l'intégration, mais aussi sur les notions de précision des résultats.

Dans un deuxième temps, nous allons nous intéresser à la fois à la validation quantitative et qualitative des résultats et à l'élaboration d'une application exploitant notre travail. Les erreurs du système sont comparées avec une trajectoire de référence. Nous avons choisi de réaliser un système de numérisation tridimensionnelle de l'environnement couplé à un système de modélisation adapté au type d'environnement. L'étude se penchera sur le capteur d'acquisition de données télémétriques et son intégration à bord du véhicule. Un intérêt particulier est porté sur la qualité et les imprécisions des données retournées par le télémètre. L'acquisition des données se fera au vol et pendant le déplacement du véhicule. Enfin, le modèle obtenu sera exploité, de deux manières: la constitution d'un modèle géométrique et topologique précis puis l'extraction d'informations sémantiques du modèle (extraction de la route ou des obstacles fixes, identifications d'amers, caractérisation de la route, etc.).

Mots clés: Navigation inertielle, GPS, navigation hybride, fusion de données, trajectographie, filtrage de Kalman, modèle de véhicule, télémétrie laser, modèle 3D de milieu urbain, paramètres de la route.

Onboard real time system for 3D localization and modelling by multi-sensor data fusion

Abstract

This Ph.D. thesis tackles the problem of "precise localization" of a moving vehicle using multisensor based approach. Therefore we will address the integration and the processing of data issued from heterogeneous navigation systems: GPS and inertial navigation system and odometry. The reason for this integration is to exploit the advantages of each system used. Integration uses a numerical filtering to proceed to a compensation of the errors in position, velocity, and attitude of each sensor. Emphasize was not address only on the integration, but also on the concepts of precision of the results.

In the second time, we will be interested in the quantitative and qualitative validation of the results and the development of an application exploiting our work. The system errors are compared with a reference trajectory. In a qualitative validation, to illustrate the efficiency of the system and as a direct application of it; we have developed a 3D environment digitizing system. A 3D modelling system of urban scenes was developed together with a road modelling system. The system is based in the use of a single layer laser scanner for range data acquisition. A particular interest is related to the quality and the inaccuracies of the data returned by the scanner. Data scanning is performed "with the flight" and during the displacement of the vehicle. Finally, the last phase consists in exploiting the obtained model in two manners: the constitution of a precise geometrical and topological model then the extraction of semantic information of the model (extraction of the road or the fixed obstacles, the identifications of land-marks, the characterization of the road, etc.).

Keywords : Inertial Navigation, GPS, Hybrid Navigation, Data Fusion, Kalman Filtering, Vehicle Model, Laser Scanner, 3D model of Urban environments, Road parameters.