

UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE  
Faculté de génie  
Département de génie électrique et de génie informatique

# TECHNIQUES MIXTES DE POSITIONNEMENT ET LA NAVIGATION VÉHICULAIRE

Mémoire de maîtrise  
Spécialité : génie électrique

Abdoulaye AMADOU MARANGA

Jury: Professeur Denis Gingras Dr Eng (directeur)  
Professeur Éric Plourde, PhD (UdeS)  
Dr Dominique Gruyer (LIVIC-IFSTTAR)

*À ma mère, à mon père  
Pour leur soutien et leur amour*

# RÉSUMÉ

Les véhicules intelligents sont des véhicules dotés de systèmes permettant d'alerter le conducteur ou de prendre une décision en cas de danger imminent. Une condition sine qua non pour garantir un bon fonctionnement de ces systèmes est d'avoir une localisation précise du véhicule. En tirant profit des capteurs embarqués dans un véhicule, on peut exploiter la redondance de l'information afin d'obtenir un positionnement fiable. Cette information de localisation peut être alors utilisée dans un système d'aide à la conduite.

Cette étude va se focaliser sur deux aspects. Dans un premier temps, un effort sera porté sur l'aspect localisation précise du véhicule lors de son déplacement. Il s'agit d'utiliser des approches bayésiennes pour fusionner les informations provenant de systèmes hétérogènes de navigation telle que le GPS et une centrale inertielle (INS) auxquels sera rajoutée ensuite l'odométrie. L'accent sera mis sur la précision des résultats. Ensuite, nous allons nous mettre en œuvre un régulateur de vitesse intelligent pour couvrir l'aspect navigation d'un véhicule.

**Mots-clés** : filtre de Kalman, fusion de capteurs, GPS, navigation véhiculaire, régulateur de vitesse intelligent, systèmes d'aide à la conduite.

# REMERCIEMENTS

Je tiens à adresser tout d'abord ma sincère gratitude au professeur Denis Gingras pour m'avoir accepté au sein du Laboratoire d'Intelligence Véhiculaire (LIV), de financer et de diriger mes travaux de recherche tout au long de mon parcours.

Je remercie les membres de mon comité d'encadrement qui ont accepté d'évaluer ce travail.

Je remercie aussi le personnel du département pour leur support administratif et technique ainsi que leur amabilité tout au long de mes études

Mes remerciements vont également à mes collègues de bureau pour leur soutien technique et moral.

# Table des matières

CHAPITRE 1 : Introduction .....	1
1.1 Contexte .....	1
1.2 Motivation et Objectifs.....	2
1.3 Méthodologie .....	3
1.4 Organisation du mémoire.....	3
CHAPITRE 2 : Revue de la littérature .....	4
2.1 Les systèmes de positionnement par satellites .....	4
2.1.1 Le GPS.....	4
2.1.2 GLONASS.....	5
2.1.3 GALILEO.....	5
2.1.4 Principe du positionnement par satellite.....	5
2.1.5 Le positionnement relatif par satellite .....	6
2.1.6 Erreurs du système GPS .....	7
2.2 Les capteurs proprioceptifs .....	8
2.2.1 L'odomètre .....	8
2.2.2 Les capteurs inertiels .....	10
2.3 Les capteurs extéroceptifs.....	13
2.3.1 Le radar.....	13
2.3.2 Le Lidar .....	16
2.3.3 Les capteurs à ultrasons.....	16
2.4 Techniques de fusion de données.....	17
2.5 Les systèmes d'aides à la conduite.....	19
CHAPITRE 3 : Réalisation de la fusion multi-capteurs .....	22
3.1 Dynamique du véhicule.....	22
3.2 Le filtre de Kalman .....	23
3.3 Le filtre de Kalman Étendu.....	26
3.4 Méthode de fusion proposée .....	27
3.4.1 Équations de prédiction .....	28

3.4.2 Équations de mesures .....	28
3.5 Simulation .....	30
CHAPITRE 4 : Simulateur, et résultats des simulations .....	32
4.1 Pro-SiVIC .....	32
4.2 Réalisation des simulations .....	33
4.2.1 Reconstruction de la trajectoire avec les capteurs embarqués.....	35
4.2.2 Reconstruction avec la fusion des capteurs .....	36
4.2.3 GPS/INS .....	36
4.2.4 GPS/INS/Odomètre .....	38
4.3 Performances du système .....	40
CHAPITRE 5 : Exemple de système d'aide à la conduite : l'ACC.....	42
5.1 Description du système .....	42
5.2 Le régulateur de vitesse conventionnel .....	43
5.3 L'Adaptive Cruise Control.....	46
5.3.1 Mise en œuvre du contrôleur .....	48
5.4 Résultats des simulations et évaluation des performances.....	50
5.5 L'ACC coopératif ou le Cooperative ACC (CACC) .....	57
CHAPITRE 6 : Conclusion et travaux futurs .....	58
Liste des références.....	60
ANNEXES.....	65

# LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 : Description conceptuelle des informations disponibles dans un système de navigation [45].....	2
Figure 2.1: Constellation de satellites NAVSTAR du système GPS.....	5
Figure 2.2 : Positionnement tridimensionnel à partir de trois satellites.....	6
Figure 2.3. GPS Différentiel.....	7
Figure 2.4 : Plate-forme inertielle[50].....	11
Figure 2.5 : Principe d'une centrale inertielle [50].....	11
Figure 2.6 Radar prototype utilisé au GEGI de l'université de Sherbrooke.....	14
Figure 2.7 Résultats obtenus avec le radar.....	15
Figure 2.8 Erreur de calcul du LIDAR [42].....	16
Figure 2.9 Applications développées grâce au radar [54].....	20
Figure 3.1 Les six degrés de liberté du mouvement d'un véhicule.....	23
Figure 3.2 Operations du filtre de Kalman linéaire.....	26
Figure 3.3 Opérations de l'EKF.....	27
Figure 3.4 Changement de repère.....	29
Figure 3.5 Résumé des informations et capteurs utilisés pour la fusion.....	31
Figure 4.1 scénarios Pro-SiVIC.....	33
Figure 4.2 Interface de Path Edit.....	33
Figure 4.3 Pistes utilisées pour simulations. À gauche HorseRing et à droite piste Satory.....	34
Figure 4.4 Reconstruction à partir des capteurs proprioceptifs de la piste HorseRing.....	34
Figure 4.5 Reconstruction à partir des capteurs proprioceptifs de la piste Satory.....	35
Figure 4.6 Données GPS ( $\sigma=5$ ) sur la piste Satory.....	36
Figure 4.7 Trajectoire reconstruite avec le filtre de Kalman.....	37
Figure 4.8 Erreur d'estimation.....	38
Figure 4.9 Trajectoire obtenue avec la fusion GPS/INS/Odomètre.....	39
Figure 4.10 Ellipse représentant les erreurs d'estimation.....	39
Figure 4.11 $\sigma_{xx}^2$ (en haut) et $\sigma_{yy}^2$ (en bas) pour la fusion GPS\INS.....	40
Figure 4.12 $\sigma_{xx}^2$ (en haut) et $\sigma_{yy}^2$ (en bas) pour la fusion GPS\INS\Odo.....	41
Figure 5.1 Exemple de scénario d'utilisation d'un régulateur de vitesse intelligent et les informations qui y sont utilisées [41].....	43
Figure 5.2 Schéma fonctionnel d'un système de contrôle.....	43
Figure 5.3 Diagramme d'un système Cruise Control.....	44
Figure 5.4 Modèle simplifié du véhicule.....	44
Figure 5.5 Réponse du système à une vitesse de référence de 50 km/h.....	45
Figure 5.6 Adaptive Cruise control [27].....	46
Figure 5.7 Système ACC avec les principaux signaux.....	50
Figure 5.8 Réponse du système pour le scénario 1.....	51
Figure 5.9 Réponse du système à une décélération brusque.....	52

Figure 5.10 Réponse du système pour le scénario 2 .....	53
Figure 5.11 Réponse du système à une cible plus rapide .....	54
Figure 5.12a Réponse du système au scénario 3 et erreur en distance .....	55
Figure 5.12b Réponse du système au scénario 3 .....	55
Figure 5.13 Évolution de la distance lidar lors de la simulation.....	56
Figure 5.14 Vitesse relative entre les deux véhicules .....	57



# LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 Résumé des erreurs des capteurs inertiels [50] .....	13
Tableau 4.1 L'erreur moyenne de position et sa variance .....	41
Tableau 5.1 Évolution de la distance de sécurité pour différentes valeurs du time headway.....	47
Tableau 5.2 Quelques contraintes générales [27] .....	47
Tableau 5.3 Résumé de la commande suivant les erreurs .....	48
Tableau 5.4 Règles de transition entre le Cruise Control et l'ACC [40] .....	49
Tableau 5.5 Paramètres du lidar utilisé.....	50

# LISTE DES ACRONYMES

ACC	Adaptive Cruise Control
ADAS	Advanced Driver Assistance System
CACC	Cooperative Adaptive Cruise Control
CC	Cruise Control
CMS	Collision Mitigation System
DGPS	Differential Global Positioning System
DOP	Dilution Of Precision
EKF	Extended Kalman Filter
GLONASS	GLOBAL NAVIGATION Satellite System
GNSS	Global Navigation Satellite System
GPS	Global Positioning System
IMA	Intersection Movement Assist
IMU	Inertial Measurement Unit
INS	Inertial Navigation System
LIDAR	LIght Detection And Ranging
LKA	Lane Keeping Assist
LTA	Left Turn Assist
NAVSTAR	Navigation System by Timing And Ranging
PID	Proportional Integrator Derivator
RADAR	RAdio Detection And Ranging
RTK	Real Time Kinematic
SONAR	SOund Navigation And Ranging

# CHAPITRE 1 : Introduction

## 1.1 Contexte

Les véhicules (automobiles ou autres véhicules terrestres) ont été l'une des plus grandes inventions dans l'histoire moderne, car ils ont révolutionné notre mode de vie et ont énormément contribué au développement de nos sociétés. Depuis plusieurs décennies, des chercheurs ont fait et continuent de faire des efforts pour incorporer divers types d'intelligence dans les véhicules traditionnels ce qui conduit au terme de véhicules intelligents. Grâce à des systèmes de navigation autonome et des systèmes dédiés à la sécurisation de la conduite, ces véhicules ont pour mission d'aider le conducteur à une meilleure compréhension et interprétation de l'environnement tout en l'assistant dans la prise de décision sans toutefois le déresponsabiliser [35].

La navigation d'un véhicule nécessite :

- Une localisation,
- Une planification du parcours,
- Une exécution des manœuvres et un évitement des obstacles.

Le premier point, à savoir la localisation, constitue l'enjeu primordial. En effet, avant de se déplacer un véhicule doit connaître sa position initiale et ses différentes positions lors de son mouvement. Le but d'un système de positionnement est de fournir à un utilisateur des informations précises de position, d'orientation, de vitesse et de temps à tout instant et en tout point du globe. Le système de localisation est devenu un outil indispensable pour repérer et guider un mobile, il est utile dans différents domaines (aéronautique, militaire et civil, spatial et sous-marins). Localiser un véhicule revient ainsi à estimer sa pose ainsi que l'incertitude qui y est associée. La pose d'un véhicule inclut la position, l'orientation (cap) et la vitesse. A partir de la réception des données GPS (Global Positioning System) d'un véhicule, on peut estimer ces grandeurs. Cependant il arrive souvent que la réception GPS soit faible et de ce fait l'estimé du positionnement n'est pas fiable. Pour cela on utilise d'autres capteurs tels que des accéléromètres, des gyromètres (montés sur une centrale inertielle), des odomètres, des compas,...pour pallier aux déficiences du GPS (Figure. 1.1). La planification du parcours se résume à l'interrogation suivante : « Comment je vais du point A (ma position) à un point B (destination)? ». Le troisième point peut être encapsulé par la question « Comment se présente l'environnement? » et est généralement connu sous le nom de Mapping.

Le système positionnement est le maillon le plus important de tout système de navigation. En effet, avant de se déplacer un véhicule devrait connaître sa position exacte. Plusieurs applications utilisent les informations de position pour améliorer la sécurité routière : freinage d'urgence, les systèmes de contrôle de la dynamique des véhicules, l'aide au changement de voie, ... Avec l'émergence de réseaux sans fil, des architectures collaboratives deviennent une alternative intéressante pour résoudre les problèmes de localisation.

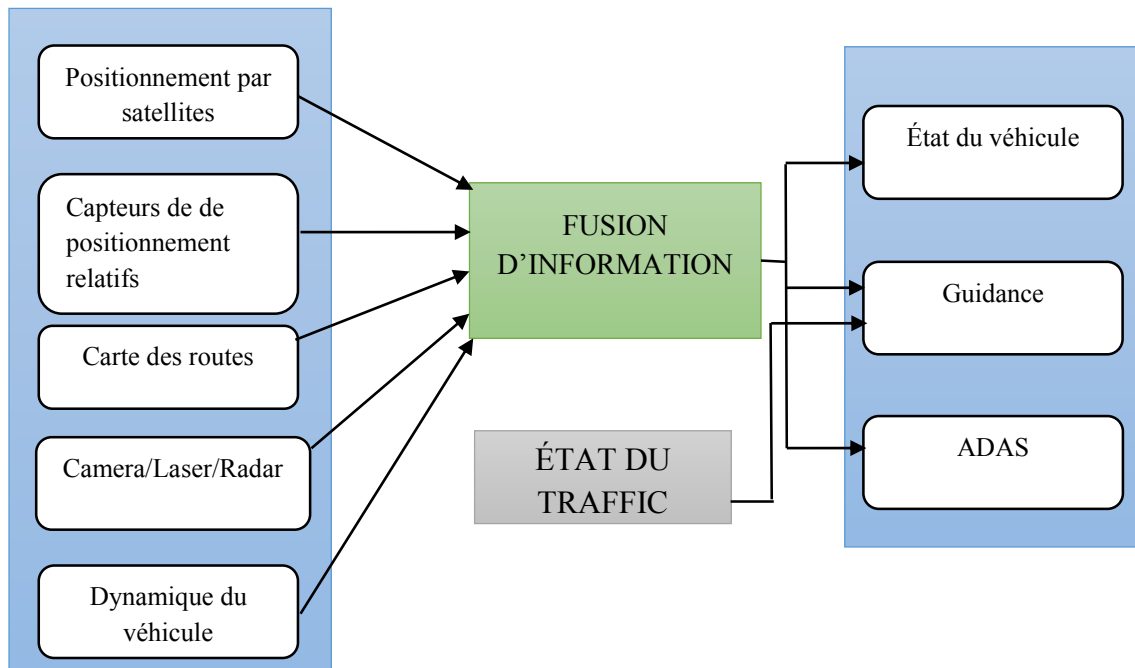


Figure 1.1 : Description conceptuelle des informations disponibles dans un système de navigation [45]

## 1.2 Motivation et Objectifs

De nombreux travaux de recherches sont menés depuis quelques années dans le but de fournir une solution précise et intégrée au problème de la localisation des véhicules. Et la plupart de ces recherches sont basées sur des techniques probabilistes de l'estimation. Elles utilisent la fusion multi-capteurs. Toutefois, certaines interrogations demeurent quant à la précision et la robustesse de ces systèmes hybrides.

La motivation de développer un système de localisation hybride ou coopératif réside dans le fait que cette information de position se veut fiable et précise dans des applications liées à la sécurité routière (ACC, LKA, CMS...) surtout dans les récentes applications développées grâce aux communications inter-véhiculaires (LTA, IMA,...).

Le présent mémoire vise à étudier les améliorations potentielles de la localisation véhiculaire en exploitant la redondance et la complémentarité de l'information des capteurs embarqués à partir d'une fusion de données et d'aider le conducteur lors d'un déplacement longue distance (sur autoroute) avec un régulateur de vitesse intelligent. Cet objectif principal est décomposé en sous-objectifs secondaires tels que l'exploration des différents capteurs embarqués dans un véhicule, la mise en œuvre d'un système de positionnement basé sur la fusion de ces capteurs afin d'observer la réduction de l'incertitude des mesures GPS. La mise en œuvre d'un ADAS (Advanced Driver Assistance System) en l'occurrence l'ACC (Adaptive Cruise Control) permet d'étudier la dynamique longitudinale d'un véhicule.

### **1.3 Méthodologie**

Ce travail se positionne autour du problème de localisation et notamment sur l'élaboration d'un système de localisation susceptible de fournir des informations précises et fiables en vue du contrôle d'un véhicule dans un environnement routier. Les modèles de fusion présentés sont simples et ajustables afin de pouvoir ajouter plus tard d'autres états ou fonctions

Pour cela un vecteur d'état assez simple a été pris pour modéliser l'état du véhicule. De plus les algorithmes développés permettent une facilité de mise en œuvre avec des capteurs à faible coût.

Pour atteindre les objectifs précédemment cités, il sera alors question de caractériser les sources d'erreur sur les mesures provenant des capteurs dits proprioceptifs et d'étudier les différentes combinaisons possibles pour une fusion optimale (GPS/INS, GPS/INS/Odomètre) et d'évaluer leurs performances. Afin d'atteindre ces objectifs, il faut recueillir des données et mesures des capteurs. Le logiciel français PRO SIVIC est utilisé pour simuler la dynamique des véhicules. Ce simulateur est constitué d'une diversité de capteurs et d'environnements. Les données des capteurs seront traitées pour reconstruire la trajectoire des véhicules afin d'observer les performances des différents algorithmes.

Pour la mise en œuvre du régulateur de vitesse intelligent, un système de contrôle conventionnel de vitesse (Cruise Control) sera d'abord étudié puis les modifications appropriées seront ajoutées.

La principale limite de ce projet est liée au fait que les modèles de fusion présentés ne fonctionnent pas en temps réel, mais sert de base pour tester et évaluer les performances d'un système avant l'implémentation temps réel dans un véhicule. Également l'accent est mis sur le positionnement absolu tout au long du mémoire et un déplacement 2D du véhicule a été considéré.

### **1.4 Organisation du mémoire**

Ce document est constitué de 5 chapitres. Dans le premier chapitre, une mise en contexte et les objectifs y sont présentés.

Le second aborde une revue de la littérature sur les différents systèmes de positionnement utilisés dans le domaine véhiculaire à savoir les méthodes de positionnement absolu, les méthodes de positionnement relatif, les techniques de fusion de données existantes, et les systèmes d'aide à la conduite.

Le chapitre 3 traite de l'approche proposée. Le filtre de Kalman basé sur le filtrage bayésien est présenté en détail.

Le quatrième chapitre est dédié à la plate-forme de simulation Pro SIVIC et aux expérimentations effectuées. Les résultats des simulations sont aussi présentés

Dans le chapitre 5 on traite un exemple de système intelligent : l'ACC (Adaptive Cruise Control). Ce chapitre présente les équations utilisées pour mettre en œuvre le système et ses performances.

Enfin dans le chapitre 6 on finira par une conclusion et des perspectives de futures recherches.

# CHAPITRE 2 : Revue de la littérature

Dans ce chapitre, nous allons décrire les différents systèmes de positionnement, les techniques de fusion et les systèmes d'aide à la conduite.

Nous commencerons par présenter les bases du positionnement par GPS avant de présenter les équations nécessaires pour la navigation inertielle et odométrique. Les capteurs de navigation permettent de déterminer la configuration courante du véhicule à tout instant et en tout point du globe : la position, l'orientation, la vitesse et le temps. Généralement, on distingue selon les capteurs mis œuvre deux types de localisation : la localisation absolue et la localisation relative (ou à l'estime). Les capteurs absolus, appelés aussi capteurs extéroceptifs, permettent de déterminer la position du mobile dans un repère lié à l'environnement. Les capteurs relatifs, nommés aussi capteurs proprioceptifs, permettent de déterminer la position et l'orientation du mobile en intégrant ses déplacements orientés successivement depuis sa configuration initiale. Ils sont utilisés pour la navigation à l'estime. En général, les capteurs absolus, dans leur fonctionnement normal, ont une précision suffisante pour les systèmes de navigation.

## 2.1 Les systèmes de positionnement par satellites

Les systèmes de positionnement et de navigation par satellite encore appelés GNSS (Global Navigation Satellite System) sont fondés sur la détermination de la position à partir de la méthode par trilatération (ou triangulation dans certains documents). Celle-ci nécessite de connaître la position d'au moins quatre satellites et la mesure de la pseudo-distance entre la position du récepteur (inconnue) et celle de chaque satellite (connue). Parmi les systèmes de positionnement par satellites existant ou en construction, on peut en présenter trois [47]. Il s'agit du système américain GPS, du système russe GLONASS (GLObal NAVigation Satellite System) et du système européen GALILEO (en cours de construction). Une fois GALILEO opérationnel, le GNSS reposera essentiellement sur les deux systèmes GPS et GALILEO [1]. L'intérêt du GNSS est d'associer à l'interopérabilité, l'indépendance des systèmes, ce qui accroît la continuité de service en cas de défaillance de l'un et une plus grande intégrité du système de navigation.

### 2.1.1 Le GPS

Déjà commercialisé, le GPS a été conçu par le département de la défense des États-Unis au début des années 1970. Il est de ce fait entièrement sous le contrôle américain et leur permet une disponibilité sélective du signal en cryptant certaines informations. Ce système est composé de 24 satellites NAVSTAR (Navigation System by Timing And Ranging) répartis sur 6 orbites inclinées de  $55^\circ$  et situées à une altitude de 20184km (Figure 2.1); de 5 stations au sol (qui ont pour principale fonction de calculer la trajectoire des satellites GPS) dont la principale se trouve aux États-Unis et enfin de la composante utilisateur qui comprend les récepteurs utilisés pour se positionner.



Figure 2.1: Constellation de satellites NAVSTAR du système GPS [35]

### 2.1.2 GLONASS

Il s'agit de l'équivalent russe du GPS. Ce système a été développé à partir de 1982 par les militaires russes et est opérationnel depuis 1987. GLONASS est composé de 24 satellites repartis sur 3 orbites inclinées de 64, 8° et situées à 19130km d'altitude. La particularité de ce système est que chaque satellite possède sa propre fréquence d'émission, ce qui augmente la résistance au brouillage. Avec 5 stations au sol, GLONASS ne compte à l'heure actuelle que 7 satellites opérationnels [35].

### 2.1.3 GALILEO

GALILEO est le système de positionnement par satellites initié par l'Union européenne et l'Agence Spatiale européenne. La nécessité d'un système de positionnement européen répond au besoin d'indépendance face au système GPS américain. Ce système novateur et performant, actuellement en phase de déploiement, supprime les restrictions (précision et fiabilité) du GPS tout en restant entièrement sous contrôle civil. Il est donc à la fois concurrent et complémentaire du GPS. Le système GALILEO sera composé de 27 satellites actifs et trois de secours, placé sur 3 orbites situées à 23616km d'altitude. La composante terrestre comprend 2 centres de contrôles coordonnant un minimum de 20 autres stations au sol.

Avant de passer à prochaine section, il est important de noter que la Chine est en train de se doter de son propre système de navigation et de positionnement par satellite. Cette nouvelle constellation appelée Beidou (ou Beidou Navigation System: la Grande Ourse en Chinois), devrait devenir complètement opérationnel en 2020, et il ne s'agirait dans un premier temps que d'une composante régionale.

### 2.1.4 Principe du positionnement par satellite

Afin de décrire au mieux cette partie, on s'inspirera du positionnement par GPS, car il est le plus utilisé et déjà commercialisé. Initialement développé dans un but militaire par le département de la défense des États-Unis, le GPS est accessible désormais aux civils et fournit un positionnement continu et des informations de synchronisation, n'importe où dans le monde dans toutes les conditions météorologiques. Parce qu'il sert un nombre illimité d'utilisateurs, ainsi que d'être utilisé

pour des raisons de sécurité, le GPS est un système à sens unique [46] c'est-à-dire que les utilisateurs ne peuvent que recevoir les signaux satellitaires.

Il s'agit d'un réseau de 24 satellites évoluant à 20184km d'altitude en orbite de la terre. Lorsqu'un récepteur GPS est mobile, sa vitesse et la direction de son mouvement peuvent être également déterminées.

Toute la technologie de géolocalisation par GPS repose sur le principe suivant : un récepteur situé au sol reçoit des signaux émis par au moins 3 satellites. La position des satellites étant connue, on détermine les coordonnées du récepteur en calculant une pseudo-distance entre chaque satellite et le récepteur. La position du récepteur est obtenue comme une intersection de trois sphères. Chaque sphère a pour centre un des trois satellites et pour rayon la pseudo distance séparant ce satellite du récepteur. (Figure 2.2)

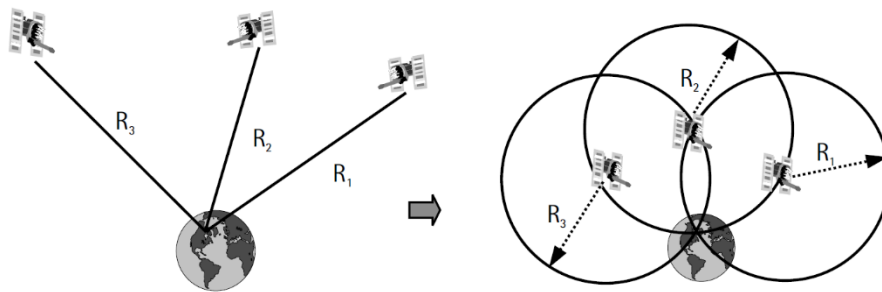


Figure 2.2 : Positionnement tridimensionnel à partir de trois satellites [1]

$$\rho_i = \sqrt{(x_{si} - x_R)^2 + (y_{si} - y_R)^2 + (z_{si} - z_R)^2} \quad (2.1)$$

Avec :

- $\rho_i$  La pseudo-distance
- $\{x_{si}, y_{si}, z_{si}\}$  Les coordonnées connues du satellite  $i$
- $\{x_R, y_R, z_R\}$  Les coordonnées du récepteur

La précision des récepteurs GPS commercialisé est de l'ordre de 5 mètres dans des conditions optimales avec un taux de rafraîchissement de 1 Hz.

Le positionnement par GPS présente plusieurs avantages qui font de lui un outil très prisé dans les systèmes de navigation. En effet, le GPS offre un positionnement absolu, une précision à long terme (il n'y a pas de dérive.), une couverture mondiale et un prix abordable.

### 2.1.5 Le positionnement relatif par satellite

Il s'agit de certaines variantes du GPS : le DGPS (Differential GPS) et le RTK (Real Time kinematic ou cinématique temps réel). Le fonctionnement est le même que le système de positionnement GPS, mais il offre une meilleure performance.

Dans le cas du DGPS, le récepteur est équipé d'un boîtier supplémentaire permettant de recevoir des corrections fournies par des stations DGPS fixes dont les positions sont connues avec une



précision centimétrique. Ces corrections sont intégrées soit directement dans le calcul de la position, ou dans la mesure des pseudo-distances (Figure 2.3). La technologie DGPS augmente considérablement la précision du positionnement, permettant de passer à une erreur de l'ordre de 1m.

Certains récepteurs exploitent directement la phase sur les ondes porteuses à travers le déphasage entre le satellite et le récepteur. Ce déphasage est obtenu en comparant la phase du signal reçu par le récepteur et la phase du signal généré par l'oscillateur interne au récepteur et qui est une réplique du signal satellite. Cette mesure de phase permet d'obtenir une distance satellite-récepteur à partir d'un produit avec la longueur d'onde. Lorsque ces données sont traitées en temps réel, on parle de RTK (Real Time kinematic ou cinématique temps réel).

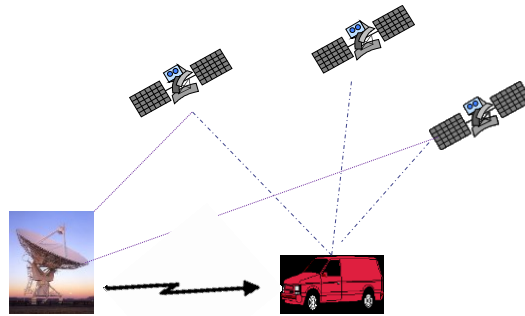


Figure 2.3. GPS Différentiel

### 2.1.6 Erreurs du système GPS

Le positionnement par satellite peut être altéré par de nombreuses sources d'erreurs. Celles-ci peuvent être aléatoires ou systématiques. Ces erreurs peuvent être classées suivant qu'elles soient dues soit aux satellites, soit aux récepteurs ou soit à la propagation du signal.

#### 2.1.6.1 Les erreurs dues aux satellites

Les erreurs provenant de satellites comprennent :

- les éphémérides ou erreurs orbitales (informations sur les orbites des satellites) causent une mauvaise estimation des pseudo-distances et induisent une erreur de l'ordre de 2 à 5 m [31].
- les erreurs d'horloge des satellites : bien que très précises, ces horloges qui permettent la synchronisation lors de la génération de signaux GPS ne sont pas parfaites et causent une erreur de l'ordre de 2.59 à 5.18 m [31].
- l'effet de la disponibilité sélective : il s'agit d'une dégradation intentionnelle du signal imposée par le département de défense des États-Unis; lorsqu'elle est activée elle engendre une erreur allant de 100 à 150m. 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.

En plus de ces erreurs, l'exactitude (précision) de la position GPS calculée est également affectée par la géométrie des satellites. La qualité du positionnement dépend fortement de l'élévation des satellites et de leurs positions relatives par rapport au récepteur. Cette qualité peut être caractérisée

par le calcul des facteurs de dégradation géométriques appelés DOP (Dilution Of Precision) et donnant ainsi une idée de la confiance à apporter à une mesure [24].

### 2.1.6.2 Les erreurs provenant des récepteurs

Les erreurs provenant des récepteurs comportent des erreurs d'horloge du récepteur, les multitrajets et le bruit du récepteur.

Les multitrajets sont les sources d'erreurs les plus prépondérantes. Le signal GPS arrive au récepteur après plusieurs réflexions sur des immeubles et autres objets proches du récepteur; dans certains cas le signal GPS est même perdu. Les multi trajets causent des erreurs d'une dizaine de mètres sur le positionnement ce pendant de nos jours avec l'avance technologique, on arrive à minimiser ce type d'erreurs.

Le bruit du récepteur résulte des limitations de l'électronique du récepteur. Un bon récepteur performant sera moins sujet à ce type d'erreur. Le bruit cause une erreur de l'ordre de 0.6 m [31].

### 2.1.6.3 Les erreurs de propagation de signaux

Les erreurs de propagation de signaux comprennent les retards du signal GPS lors de son passage à travers l'ionosphère et des couches troposphériques de l'atmosphère. En fait, c'est seulement dans le vide (espace libre) que les signaux GPS se propagent à la vitesse de la lumière. L'effet de l'ionosphère sur la mesure des distances aux satellites peut varier de 0 à 50 m tandis que le retard troposphérique qui dépend de la température, de la pression et de l'humidité est d'environ 2 m pour un satellite au zénith jusqu'à 30 m pour une élévation de 5°.

## 2.2 Les capteurs proprioceptifs

Ce sont des capteurs qui nous informent sur l'état du véhicule. Ces informations peuvent être combinées à un système de positionnement absolu tel que le GPS pour augmenter la fiabilité d'un système de navigation.

### 2.2.1 L'odomètre

Il s'agit d'un capteur qui se place généralement sur les roues du véhicule. L'odomètre calcule la distance parcourue par un véhicule en mesurant les rotations élémentaires de ses roues. Grâce à l'incrément de temps, on déduit aussi la vitesse du véhicule.

En partant d'une position initiale connue et en intégrant les déplacements mesurés, on peut ainsi calculer à chaque instant la position courante du véhicule. De plus à partir de la différence de distance parcourue par la roue droite et la roue gauche, l'odométrie différentielle permet d'obtenir en plus, une information d'orientation du véhicule. L'information de déplacement nécessitera la connaissance du diamètre des roues et de l'entraxe des roues.

D'une manière générale le déplacement du véhicule d'un instant  $k$  à un instant  $k + 1$  pendant un temps  $\Delta t$  est donnée par:

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + \Delta D \cos(\theta_k) \Delta t \\ y_{k+1} = y_k + \Delta D \sin(\theta_k) \Delta t \\ \theta_{k+1} = \theta_k + \Delta \theta \end{cases} \quad (2.2)$$

Avec :  $x_{k+1}, y_{k+1}$  les positions en x et y et  $\theta_{k+1}$  l'orientation du véhicule

$\Delta D = \frac{\Delta D_d + \Delta D_g}{2}$  et  $\Delta \theta = \frac{\Delta D_d - \Delta D_g}{E}$  respectivement le déplacement et la rotation élémentaire où  $\Delta D_d$  et  $\Delta D_g$  représentent les déplacements élémentaires des roues droite et gauche et E est la distance séparant les points de contact avec le sol des roues droite et gauche.

Le principe de positionnement par odométrie (Dead reckoning en anglais) présente plusieurs avantages tels qu'une:

- facilité et faible coût de mise en œuvre;
- cadence d'acquisition de mesure (échantillonnage) élevée (de l'ordre de 100Hz);
- bonne précision à court terme;
- disponibilité : les odomètres sont autonomes et très fiables.

### 2.2.1.1 Erreurs de l'odométrie

Le principal défaut de cette technique est une dérive de la position proportionnellement à la distance parcourue par le véhicule; cependant les erreurs sont classées suivant qu'elles soient systématiques ou non-systématiques.

#### 2.2.1.1.1 Erreurs liées à la dynamique du véhicule (les erreurs aléatoires)

Elles sont liées aux contacts roues/chaussée et aux différentes inerties de mouvement et présentent un caractère aléatoire et dépendent de la qualité de la chaussée (irrégularités, présence verglas...) mais aussi de l'adhérence des pneumatiques (pression des pneus, usure...), du poids du véhicule...

- Patinage des roues

L'odomètre va mesurer une distance alors que le véhicule est immobile ce qui conduit à une surestimation de la distance parcourue. Cette erreur peut aussi apparaître lors de virage, ou l'on voit la roue extérieure tourner plus rapidement que la vitesse réelle du véhicule. Cette source d'erreur a déjà été étudiée dans le passé, on peut notamment voir des éléments de solution dans [3] et [48].

- Dérapage

Le véhicule continu de glisser pourtant les roues sont bloquées (en cas de freinage brusque); le capteur ne détectera pas la distance parcourue lors de ce laps de temps.

- Route accidentée

Elle conduit aussi à une mauvaise estimation (sous-estimation) de la distance parcourue, car certaines rotations des roues ne seront pas prises en compte par les codeurs.

Ces sources d'erreur sont plus difficiles à prédire et à évaluer car liées à la dynamique du véhicule. La précision sur la distance parcourue est alors affectée. Cette erreur est toutefois négligeable car très inférieure aux 2 erreurs présentées précédemment.

### 2.2.1.1.2 Erreurs systématiques ou liées à un dysfonctionnement du capteur

Les erreurs systématiques sont dues à un mauvais paramétrage mécanique du véhicule ou des capteurs. Par exemple l'estimation de la distance parcourue peut être grandement affectée lorsque les 2 roues n'ont pas le même diamètre ou lorsque le diamètre d'une roue change à cause de l'usure du pneu, de la variation de température, de pression... Des procédures de calibration ont été imaginées pour étalonner les capteurs dans ce cas de figure [20, 53] .

Cette fois-ci, les erreurs n'entrent pas dans le bon fonctionnement de l'odomètre. On peut noter ici 2 types d'erreurs, les erreurs critiques, et les erreurs quantifiables. En ce qui concerne les erreurs critiques, elles sont liées à la perte totale de l'information délivrée par l'odomètre. Il s'agit en fait, d'un bris du capteur. Cette erreur est facilement identifiable, et la seule solution consiste à remplacer le capteur. D'autres erreurs peuvent tout de même être quantifiées et compensées par la suite. Par exemple, la perte d'un des repères peut être observée, ce qui va entraîner une sous-estimation de la distance parcourue.

### 2.2.2 Les capteurs inertiels

La localisation inertielle est une technique utilisant des mesures fournies par des accéléromètres et des gyroscopes.

Ces données sont employées pour estimer la position et l'orientation d'un objet relativement à un point de départ, à une orientation et à une vitesse connus.

Les accéléromètres et les gyroscopes sont montés dans un dispositif appelé centrale inertielle CI ou IMU Inertial Measurement Unit (Figure 2.4).

- ❑ L'accéléromètre est un capteur qui mesure l'accélération linéaire en un point donné. Le calcul du déplacement élémentaire du véhicule est obtenu par double intégration de ces informations. Cette double intégration conduit généralement à des accumulations importantes d'erreurs.
- ❑ Le gyroscope permet de mesurer une variation angulaire. Il mesure la vitesse de rotation  $\omega$  suivant l'axe où il est monté dans le repère. Ils sont intéressants en robotique mobile parce qu'ils peuvent compenser les défauts des odomètres. Une erreur d'orientation odométrique peut entraîner une erreur de position cumulative qui peut être diminuée, voire compensée par l'utilisation conjointe de gyroscopes [4].

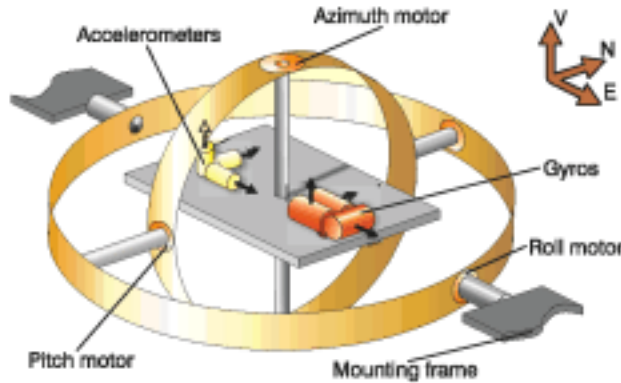


Figure 2.4 : Plate-forme inertielle[50]

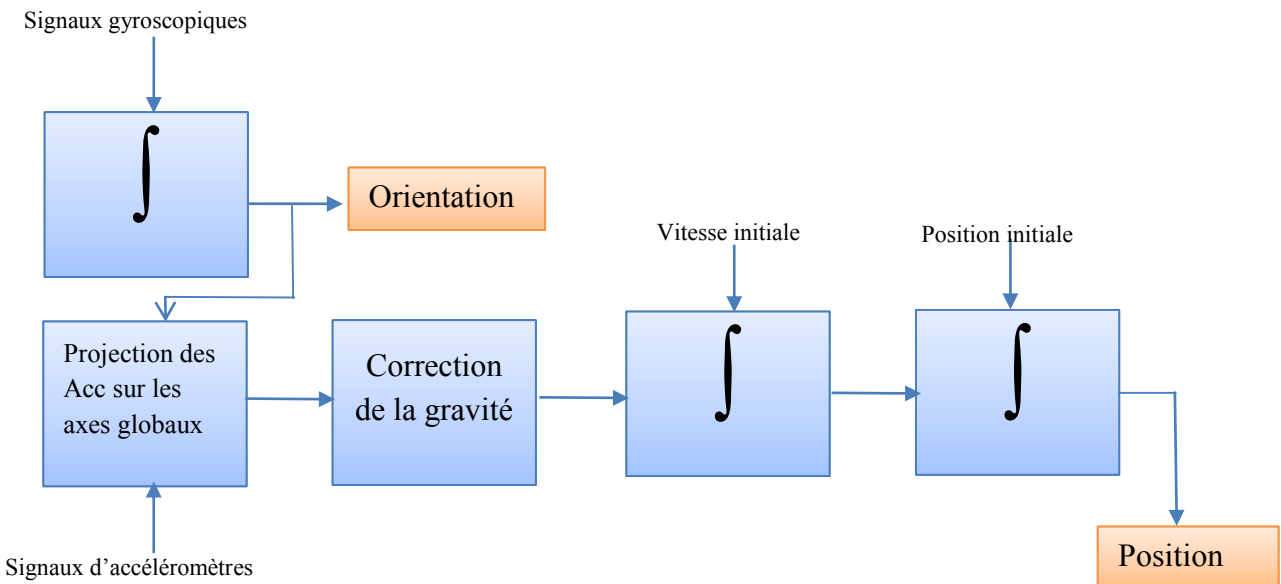


Figure 2.5 : Principe d'une centrale inertielle [50]

Le système inertielle présente plusieurs avantages à savoir qu'il n'est pas sujet à des perturbations extérieures, qu'il n'interfère pas avec des équipements radio-fréquence, il est indépendant et fournit des informations avec une cadence de l'ordre de 100Hz, il fournit des informations pouvant servir à une fusion de donnée; cependant son plus gros désavantage est qu'il dérive. La figure 2.5 présente le fonctionnement d'une centrale inertielle.

### 2.2.2.1 Erreurs du système Inertiel

#### 2.2.2.1.1 Le biais

Le biais est l'erreur la plus évidente. Il s'agit tout simplement d'une valeur additionnelle (moment du premier ordre non nul). Pour l'accéléromètre, un biais constant  $\varepsilon$  lorsqu'il est doublement

intégré conduit à une erreur dans le calcul de la position  $s(t)$  qui augmente d'une manière quadratique avec le temps.

$$s(t) = \varepsilon \frac{t^2}{2} \quad (2.3)$$

Où  $t$  est le temps d'intégration. Il est possible d'estimer le biais en mesurant une moyenne d'ensemble de la sortie de l'accéléromètre lorsque le système ne subit aucun mouvement. Pour le gyroscope, le biais qui cause une erreur angulaire croît linéairement avec le temps.

$$\theta(t) = \varepsilon \cdot t \quad (2.4)$$

Il est également possible de l'estimer comme dans le cas de l'accéléromètre et une fois trouvé, il est facile de le compenser par une simple soustraction.

Cette évolution du biais dans les deux cas, nommée dérive, est entre autres 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. Les variations possibles à chaque mise sous tension sont souvent données sous le nom de « stabilité de biais » dans les spécifications techniques d'une centrale inertielle.

#### 2.2.2.1.2 Bruit

Toutes les mesures seront certainement bruitées. Il s'agit du bruit dans les composants électroniques (thermomécanique), le bruit de quantification, etc. Il se modélise par une séquence aléatoire blanche de moyenne nulle non corrélée; dans ce cas chaque variable aléatoire est identiquement distribuée avec une variance  $\sigma^2$  [50].

Pour le gyroscope, l'effet de ce bruit se traduit par une marche aléatoire dont l'écart-type croît proportionnellement à la racine carrée du temps dans la valeur obtenue après intégration.

$$\sigma_\theta(t) = \sigma \cdot \sqrt{\Delta t} \cdot t \quad (2.5)$$

De la même manière, pour l'accéléromètre on remarque que le bruit blanc crée une marche aléatoire de second ordre de moyenne nulle et d'écart-type qui croît proportionnellement à  $t^{3/2}$  dans l'estimé de la position ; soit :

$$\sigma_s(t) \approx \sigma \cdot t^{3/2} \cdot \sqrt{\frac{\Delta t}{3}} \quad (2.6)$$

#### 2.2.2.1.3 Facteurs d'échelle (erreur de calibration)

Ils sont surtout dus aux erreurs de fabrication ou d'alignement, au vieillissement du capteur, aux non-linéarités et n'évoluent pas considérablement. En conséquence, il peut être calibré une fois pour toutes dans la plupart des cas.

Tableau 2.1 Résumé des erreurs des capteurs inertiels [50]

Type d'erreurs	Description	Résultats de l'intégration	
		Acc	Gyro
Biais	Biais constant $\varepsilon$	Une erreur de position qui croît quadratiquement $s(t) = \varepsilon \cdot \frac{t^2}{2}$	Une erreur angulaire en constante croissance $\theta(t) = \varepsilon \cdot t$
Bruit blanc	Variance $\sigma$	L'écart-type de l'erreur de position est $\sigma_s(t) \approx \sigma \cdot t^{3/2} \cdot \sqrt{\frac{\delta t}{3}}$ (marche aléatoire)	Un angle avec une marche aléatoire d'écart-type $\sigma_\theta(t) = \sigma \cdot \sqrt{\delta t} \cdot t$
Effet de la température	Biais résiduelle	Ce biais cause une erreur dans la position qui évolue de manière quadratique avec le temps	Ce biais est intégré dans le calcul de l'angle, ce qui provoque une erreur d'orientation qui croît linéairement avec le temps
Calibration	Erreurs déterministes telles que le facteur d'échelle, les non-linéarités...	Dérive de la position proportionnelle au carré de la durée de l'accélération	Dérive de l'orientation proportionnelle à la vitesse et la durée du mouvement

## 2.3 Les capteurs extéroceptifs

Pour assurer la sécurité de la navigation, d'autres capteurs mesurent les caractéristiques (très aléatoires) de l'environnement (proche) extérieur du véhicule : ce sont des capteurs de perception dits extéroceptifs. Il est à noter que le GPS est un capteur extéroceptif. La perception de l'environnement est une condition nécessaire à l'autonomie d'un véhicule.

### 2.3.1 Le radar

Le radar consiste en un émetteur d'ondes électromagnétiques hautes fréquence et d'un récepteur qui détecte l'écho renvoyé par une éventuelle cible (obstacle). La distance entre l'obstacle et le capteur

est évaluée à partir du temps de parcours de l'onde électromagnétique. La direction de la cible est déterminée par l'angle d'arrivée de l'onde écho; de plus si la cible est mobile sa vitesse relative est déterminée à partir du décalage de Doppler du signal réfléchi. Les radars fonctionnent autour de 24Ghz ou de 77Ghz dans le domaine automobile et utilisent deux méthodes pour estimer la distance entre un véhicule et une éventuelle cible (obstacle ou autre véhicule).

Si l'on considère la forme d'onde, les radars peuvent être de deux types : à ondes continues (CW pour Continuous Wave) ou à ondes pulsées (PR pour Pulsed Radars). L'équation de la puissance reçue du radar se résume à :

$$P_r = P_t \frac{G_t G_r \lambda^2 \sigma_0}{(4\pi)^3 R^4} \quad (2.7)$$

Où  $P_r$  = Puissance reçue

$P_t$  = Puissance transmise

$G_t$  = gain de l'antenne émettrice

$G_r$  = gain de l'antenne réceptrice

$\lambda$  = longueur d'onde du radar

$\sigma_0$  = section efficace ou surface équivalente radar (coefficient de réflexion de la cible)

$R$  = distance cible-radar.

Les radars se révèlent bien moins sensibles aux conditions environnementales extrêmes et ont l'avantage de fonctionner par tout temps, de nuit avec une longue portée. Cependant ils sont très sensibles aux réflexions parasites dues aux structures métalliques dans l'environnement Aussi, pour un unique faisceau de vue, du fait de l'ouverture d'antenne, l'ensemble des obstacles de la zone éclairée réfléchit des échos qui se combinent à la réception, ce qui empêche de distinguer leurs azimuts respectifs (imperfection du radar), et une autre source d'incertitude est liée à la détection : comment le radar peut différencier un objet d'un bruit? Le bruit étant ici une réflexion due au sol, à un écho réfléchi par un cours d'eau....



Figure 2.6 Radar prototype utilisé au GEGI de l'université de Sherbrooke



Les images sur la figure 2.7 illustrent les résultats obtenus lors d'une partie de mes travaux sur un radar (figure 2.6) conçu au MIT [6] et utilisé à des fins pédagogiques à l'université de Sherbrooke. Ce radar est capable de détecter la portée de cibles présentes dans son champ de vision, et de mesurer la vitesse de véhicules. Il utilise des boîtes de café en guise de guide d'onde. Sur la figure 2.7 en haut on remarque une trace bleue commençant à 140m à la 10<sup>ème</sup> s et qui tend à une couleur rouge jusqu'à une distance inférieure à 20m à la 28<sup>ème</sup> s. Il s'agit là d'une expérimentation effectuée sur les passages des autobus derrière la faculté de génie de l'Université de Sherbrooke. L'autobus est détecté à 140m et s'approche jusqu'à 30m du radar, s'arrête pour descendre des étudiants puis s'éloigne du radar. La deuxième trace en dessous représente un autre autobus qui se rapproche pendant le premier était à l'arrêt. Du fait de la dimension des autobus, le deuxième n'a été détecté qu'à 60m à la 28<sup>ème</sup> s et s'approche du radar puis s'en éloigne sans s'y arrêter. L'image de bas quant à elle illustre la mesure de vitesse grâce à l'effet doppler. Les trois traces représentent trois (3) profils de vitesse à des instants différents de trois véhicules qui passent devant le radar.

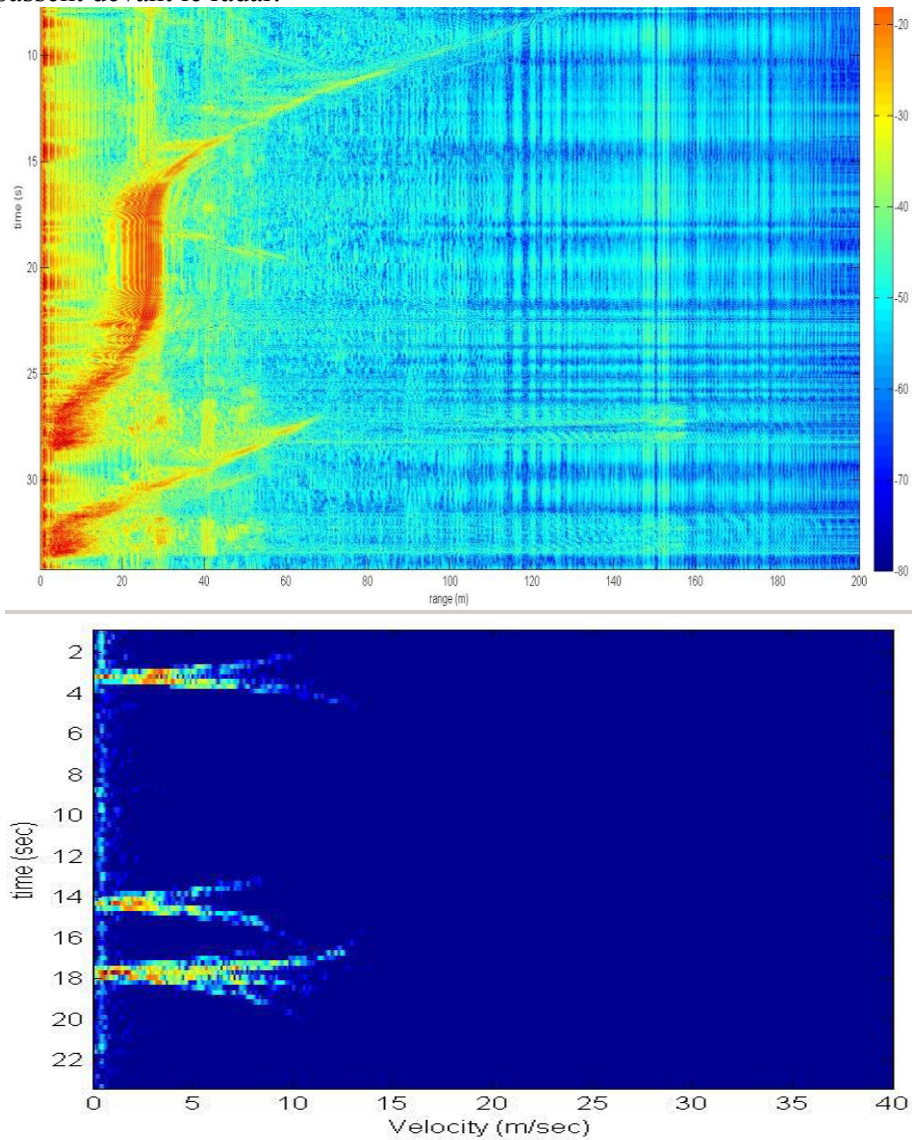


Figure 2.7 Résultats obtenus avec le radar

### 2.3.2 Le Lidar

C'est un capteur laser à balayage utilisé pour la détection d'obstacles. Un faisceau de lumière provenant généralement d'une diode laser est réfléchi par un miroir tournant. Tout objet ou surface non absorbants réfléchira une partie de cette lumière au Lidar qui mesurera le temps de propagation du signal pour calculer la distance sous plusieurs angles.

Avec une fréquence fixe  $f$  et lorsqu'un objet est situé à une distance  $d$  un décalage en phase

$$\Delta\varphi = 2\pi f \left( \frac{2d}{c} \right) \quad (2.8)$$

sera observé entre le signal émis et le signal reçu.  $c$  exprime la vitesse de la lumière. La distance entre l'objet et le Lidar s'exprime par:

$$d = \frac{\Delta\varphi \cdot c}{4\pi f} \quad (2.9)$$

Le Lidar fournit des mesures de distances très précises dans de bonnes conditions météorologiques, il peut détecter des obstacles à 200 m avec une précision de quelques centimètres.

Cependant, en présence de surfaces noires ou d'objets métalliques l'onde lumineuse est soit absorbée soit réfléchié dans une autre direction ce qui se traduit par une erreur dans le calcul de la distance (figure 2.8).

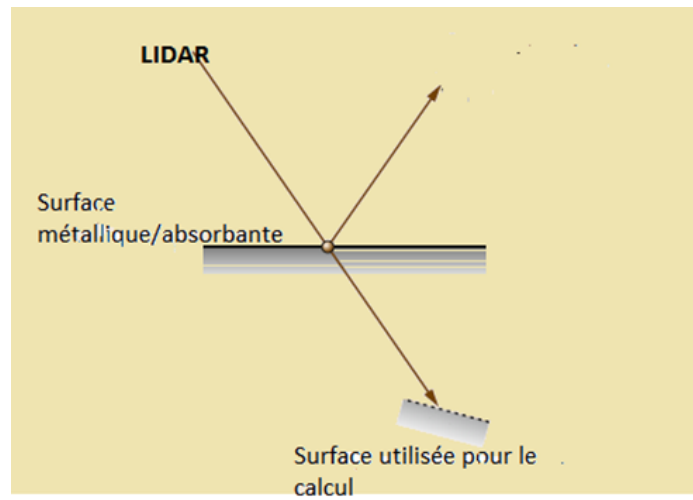


Figure 2.8 Erreur de calcul du LIDAR [42]

### 2.3.3 Les capteurs à ultrasons

Encore Appelés SONAR (Sound Navigation And Ranging), il s'agit d'un capteur qui utilise des ondes (impulsions) acoustiques et leurs échos afin de mesurer la distance d'un objet.

Connaissant la vitesse de propagation de l'onde acoustique dans un milieu donné, la mesure du temps de vol de l'onde permet d'obtenir la distance d'un objet par rapport au capteur. Les capteurs ultrasonores les plus couramment utilisés émettent une onde ultrasonore à 44 kHz et qui permettent de mesurer des distances comprises entre trente centimètres et trois mètres.

Les erreurs pouvant affectées les mesures d'un capteur à ultrasons sont liées :

- à la configuration du capteur : un faisceau large entraîne une mauvaise résolution directionnelle
- à l'environnement (réverbération) : la plupart des capteurs à ultrasons émettent chaque 50ms et calculent la distance avec le dernier écho avant la prochaine émission. En

présence de réverbération sonore (phénomène de résonance du son), le calcul de la distance peut être corrompu.

- à la disposition de l'obstacle : lorsque l'objet a une surface lisse et un angle d'incidence oblique, aucun écho n'est renvoyé, ce qui donne une mauvaise interprétation de l'environnement.
- l'inhomogénéité de la vitesse du son : des fluctuations thermiques peuvent causer des variations d'amplitude et de temps de parcours dans l'écho reçu; on peut également observer une gigue (écart indésirable de la périodicité) dans le calcul de la distance.

Tout comme les autres capteurs de perception, les ultrasons sont utilisés pour évaluer les caractéristiques de l'environnement proche du véhicule : la détection de collisions, et surtout à l'aide au parking.... Ils peuvent également être utilisés pour l'estimation de la position angulaire.

Il est à noter que d'autres capteurs de perception tels que les caméras infrarouges [7] sont également utilisés pour améliorer la perception.

## 2.4 Techniques de fusion de données

La fusion d'information est bien adaptée à la gestion des données dans un système multi sensoriel pour la navigation. En effet, elle permet de combiner les informations fournies par plusieurs capteurs pour obtenir un résultat plus précis et des traitements robustes. Elle peut être utilisée dans le cadre de l'estimation, de la détection ou la classification.

La raison de cette intégration (fusion) est d'exploiter les avantages de chacun des capteurs utilisés. En effet les mesures provenant des capteurs sont sujettes à :

- une panne du capteur causant une perte d'information
- une limitation de l'information obtenue sur un environnement (attributs locaux)
- un manque de précision suivant l'application
- une incertitude causée par le bruit présent dans l'environnement

En fusionnant les informations provenant des capteurs on s'attend à un ou plusieurs de ces avantages:

- une redondance de l'information ce qui rend le système robuste en cas de panne sur l'un des capteurs
- une couverture spatiale grâce à la complémentarité des mesures
- une couverture temporelle continue
- une réduction de l'incertitude grâce à une interprétation jointe des mesures.

En mettant en œuvre un système de fusion de données, certains aspects doivent être pris en compte tels que l'utilisation d'algorithmes d'estimation de prédiction optimaux, stables et précis. En effet de nombreuses techniques de fusion pour la localisation hybride existent dans la littérature. Une très bonne étude bibliographique en est présentée dans [34]. On peut regrouper les plus utilisées en trois catégories :

- La théorie la plus répandue utilise une représentation probabiliste des informations définie dans un cadre bayésien [18].

- La théorie des croyances introduite par [9] et [40] est une généralisation de la théorie bayésienne. Dans cette approche, l'information est modélisée sous la forme de masses et combinée par des opérateurs de fusion ensemblistes.
- La théorie des possibilités [11, 52], quant à elle, définit l'information par des ensembles flous [51] qui sont ensuite combinés par des opérateurs appelés normes.

Les deux dernières approches, concurrentes à la théorie bayésienne, semblent plus adaptées aux problèmes de classification qui nécessitent le plus souvent d'intégrer de l'information a priori, issue d'une expertise. Notamment, ces théories permettent de manipuler des degrés de confiance qu'un observateur attribue à la validité de certaines hypothèses [22].

Parmi les méthodes citées ci-dessus de fusion pour la localisation connues, les plus utilisées sont fondées sur une approche Bayésienne [34]. En effet, l'idée de base de l'approche bayésienne est d'avoir une information à priori sur la valeur du paramètre que l'on cherche à estimer et de prendre en compte les informations fournies par les observations. La connaissance à priori est modélisée par une distribution de probabilité (la loi a priori) qui permet de donner une idée de la valeur possible de ce paramètre. La loi à priori  $p(X)$  résume les informations disponibles sur l'objet avant d'obtenir la mesure. L'information disponible sur le paramètre à estimer, obtenue à partir des observations, est modélisée par une distribution  $p(X/Z)$  appelée la distribution à posteriori. La distribution des observations associée à un état donné  $p(Z/X)$  est appelée distribution de vraisemblance. La règle de Bayes permet d'évaluer la probabilité à posteriori connaissant les observations (mesures), à partir de la loi de vraisemblance et de la probabilité à priori [22]. L'axiome régissant la règle de Bayes est présenté comme suit :

$$p(X / Z) = \frac{p(Z / X)P(X)}{p(Z)} \quad (2.10)$$

Dans le cas où l'état présent dépend d'une ou plusieurs observations passées, la forme récursive de la règle de Bayes devient:

$$p(X / Z^k) = \frac{p(z^k / X)P(X / Z^{k-1})}{p(z / Z^{k-1})} \quad (2.11)$$

Dans le cas linéaire gaussien, le filtre de Kalman est un estimateur récursif qui fournit une estimation optimale du vecteur d'état, dans le sens où la trace de la matrice de covariance est minimale. Dans le cas non linéaire, les équations d'état et d'observation sont linéarisées autour de la dernière estimation, pour pouvoir appliquer le principe du filtre de Kalman linéaire. On parle alors du Filtre de Kalman Étendu (EKF). Enfin, dans le cas général les méthodes de Monte Carlo [10] ou du filtrage particulaire [16] permettent de traiter des problèmes d'estimation d'état dans le cas de fortes non linéarités (dans les modèles de véhicules routiers) et des cas de densités de probabilité non gaussiennes.

Il est assez fréquent de trouver dans la littérature une fusion GPS/INS utilisant un filtrage de Kalman et de valider avec un GPS/RTK. En effet, une précision d'estimation de position absolue de 3 à 4 mètres et une précision d'estimation d'angle de lacet de 3,5 degrés a été réalisée avec un sigma intervalle confiance en utilisant cette méthode [15]. En utilisant également une caméra pour suivre les caractéristiques du terrain tel que les courbes de l'horizon, et les faire correspondre sur une cartographie numérique d'élévation, une précision d'orientation a été réalisée [15]. Il est à noter que les performances de la fusion sont généralement comparées à celle d'un système haute précision et coûteux tel que le RTK/GPS. Toutefois la fusion des capteurs n'est pas à considérer comme une méthode universelle; elle produit de bons résultats lorsque les données sont de qualité raisonnable.

Une façon de réduire la dérive dans les capteurs inertielle est de les fusionner avec des mesures magnétométriques qui permettent une réduction de l'erreur de position de 150 mètres à 5 mètres obtenus après une minute [13].

Dans [36] le GPS a été fusionné avec un gyroscope, un odomètre et une carte numérique pour obtenir une meilleure estimation de la position absolue; cette solution a été mise en œuvre dans les voitures Audi, et Alfa Romeo. Mais les résultats montrent que la disponibilité du GPS est la principale limitation.

Une méthode proposée dans [4] appelée gyrométrie repose sur le constat expérimental qu'en présence de sources d'erreurs non-systématiques, les mesures de cap fournies par l'odométrie et la gyrométrie diffèrent considérablement alors qu'en absence de ces sources d'erreurs elles restent très similaires. Les auteurs proposent de déduire le cap du véhicule en utilisant seulement les informations odométrique sauf lorsqu'elles sont trop différentes des données gyrométriques. Ce système permet de minimiser les dérives dans l'estimation de la position du véhicule liées à l'utilisation de gyromètre de bas de gamme [29].

Certains travaux de recherche tels ceux présentés dans [7] utilisent des méthodes non-couplées de fusion des données de capteurs entre GPS et INS, mais indique qu'une méthode de couplage pourrait aboutir à une meilleure estimation de position. En effet, l'intégration des systèmes GPS et INS peut être réalisée à différents niveaux, allant de l'utilisation dissociée des deux systèmes sans réelle interaction entre eux jusqu'à une intégration profonde fusionnant ces systèmes à l'intérieur d'un même filtre adaptatif.

## **2.5 Les systèmes d'aides à la conduite.**

Connus sous l'acronyme ADAS pour Advanced Driver Assistance System, il s'agit de systèmes permettant d'améliorer la sécurité routière tout en pourvoyant confort au conducteur. Ils sont développés pour sécuriser le trafic routier en assistant le conducteur pour une meilleure interprétation de son environnement. Grace aux informations issues des différents capteurs sur le véhicule, les ADAS permettent :

- D'alermer le conducteur lors de l'apparition d'une situation dangereuse risquant d'aboutir à l'accident ;
- De libérer le conducteur d'un certain nombre de taches qui pourraient atténuer sa vigilance ;

- D'assister le conducteur dans sa perception de l'environnement (détecteur de dépassement, détecteur de risque de gel, etc.).

Un système ADAS intègre trois éléments primordiaux: la perception, la décision et l'action. Cela se traduit par un système ayant la faculté de :

- Percevoir et connaître l'environnement de conduite : cette connaissance comprend à la fois la détermination de la position précise du véhicule sur l'infrastructure routière et la perception de l'environnement de navigation et des objets fixes et mobiles qui l'entourent.
- Traiter les informations hétérogènes recueillies afin d'y extraire des paramètres aidant la prise décision : par exemple, pour un système estimant un risque de collision, la connaissance de l'environnement est utilisée pour calculer le risque de collision.
- Agir en fonction d'un critère (par exemple, pour diminuer le risque d'accident) : une fois le risque déterminé, une action est à prendre pour réduire au minimum ce risque ou pour limiter les dégâts qui en résultent si le choc est inévitable.

Quelques exemples de systèmes d'aide à la conduite:

- Direction assistée
- Changement de rapport automatique
- Le système de navigation (GPS)
- L'assistance au changement de voie
- Les systèmes d'évitement des collisions (Precrash system)
- Le régulateur intelligent de vitesse
- La vision nocturne
- Le contrôle adaptatif de lumière
- Système d'alerte de sortie de voie
- Détection de piétons
- Assistance au parking
- Reconnaissance des panneaux de signalisation
- Détection des angles morts
- Etc....

La figure 2.9 illustre différents ADAS pouvant être développés grâce au radar.

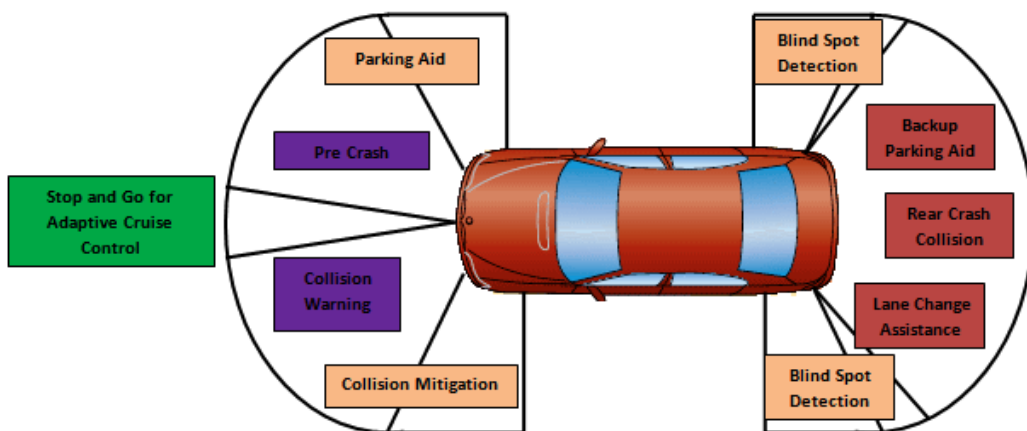


Figure 2.9 Applications développées grâce au radar [54]

De nouvelles applications sont en cours de développement telles que: le contrôle de l'état du conducteur (fatigue, inattention, distraction, influence d'une drogue ou d'alcool, glycémie...).

Un régulateur de vitesse intelligent sera exposé dans le chapitre 4. Communément appelé ACC pour Adaptive Cruise Control, le régulateur adapté de vitesse a pour but de contrôler la dynamique longitudinale du véhicule.

Dans la littérature, les contrôleurs vont des conventionnels PID [12, 37, 43], à ceux basés sur la logique floues [37] en passant par les modèles de contrôle prédictifs [28, 30, 41].

L'ACC est principalement commercialisé comme système de confort et non comme système de sécurité car sa capacité de freinage est généralement limitée à environ  $-3\text{m/s}^2$ . Les nouveaux ACCs mis sur le marché peuvent effectuer des freinages d'urgence.

# CHAPITRE 3 : Réalisation de la fusion multi-capteurs

Dans les sections précédentes, on a décrit les différents capteurs utiles pour un système de positionnement. 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 cette partie, on se focalisera 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, système de navigation inertielle (INS) auxquels sera rajoutée ensuite l'odométrie. Le filtre de Kalman (ou ses variantes) sera utilisé pour réaliser cette fusion. Un petit retour sur la dynamique des véhicules sera aussi exposé.

## 3.1 Dynamique du véhicule

Dans le plan de la route, le déplacement d'un véhicule est la combinaison de deux mouvements élémentaires du type angulaire et linéaire.

Pour le mouvement linéaire on définit :

- Un déplacement longitudinal du centre de gravité
- Un déplacement latéral
- Un déplacement vertical.

Et pour le mouvement angulaire:

- Un angle de cap (lacet)
- Un angle de roulis
- Un angle de tangage

On définit de ce fait six (6) degrés de liberté (possibilités de mouvement dans l'espace) pour un véhicule à 4 roues (figure 3.1).



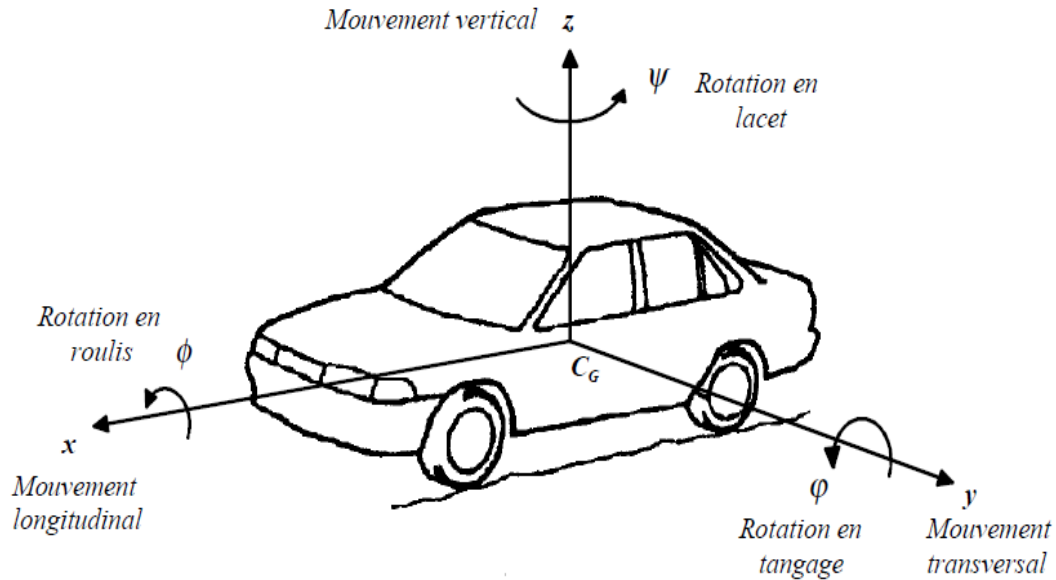


Figure 3.1 Les six degrés de liberté du mouvement d'un véhicule

Pour un véhicule en déplacement on peut définir 6 modes de fonctionnement:

- Accélération constante (CA: Constant Acceleration)
- Vitesse constante (CV: Constant Velocity)
- Arrêt (Stop)
- Marche arrière (BW: Backward)
- Tourner à gauche ou à droite (TL ou TR).

Ces différents modes peuvent être modélisés par une chaîne de Markov afin de représenter un parcours quelconque. Afin de simplifier l'étude de la dynamique d'un véhicule et de ce fait réduire le nombre de degrés de liberté du système, on simplifie le véhicule soit à un modèle bicyclette (2 roues) soit à un modèle tricycle (3 roues) de degré de liberté respectifs 2 et 3.

### 3.2 Le filtre de Kalman

Cette partie est inspirée de [49], [44], [32] et [31]. L'algorithme de fusion fréquemment utilisé est le filtre de Kalman, qui est une méthode de filtrage récursif qui a été développé par Rudolph Kalman publié en 1960 [23]. Il permet d'estimer les états passés, présents et futurs d'un système linéaire en utilisant des mesures de manière à minimiser l'erreur quadratique moyenne (LMSE) [49]. Plusieurs systèmes sont non-linéaires et pour ces cas, on utilise un filtre de Kalman étendu (EKF), ou le système est linéarisé.

Le terme état du véhicule fait référence aux propriétés du véhicule dans son environnement. Il s'agit entre autre de sa position, sa vitesse, son accélération, son orientation... Ainsi, estimer l'état

d'un véhicule c'est estimer ces grandeurs via des capteurs. Dans ce qui suit l'état du véhicule sera noté  $X$ .

Le filtre de Kalman suppose que l'évolution de l'état du système est linéaire (discret ou continue) ayant  $n$  variables d'état (vecteur d'état) qui ne sont pas observables. Ce modèle est décrit par l'équation suivante.

$$X_k = AX_{k-1} + Bu_{k-1} + w_{k-1} \quad (3.1)$$

Où :

La matrice  $A$  (de dimension  $n$ ) relie l'état de l'instant  $k - 1$  à  $k$  et peut être constante ou variable dans le temps. La matrice  $A$  est souvent appelée matrice de transition d'état.

La matrice  $B$  (de dimension  $n \times l$ ) relie les signaux de contrôle  $u$  (Signaux de commande qui affecte la dynamique du véhicule) aux états entre les instants  $k - 1$  et  $k$  et qui peut être également constante ou variable.

Le vecteur  $u$  (de dimension  $l$ ) représente les signaux de commande et est optionnel.

Le vecteur  $w$  (de dimension  $n$ ) est un vecteur aléatoire à  $n$  variables aléatoires qui représente le bruit du processus qui est supposé être blanc et normalement distribué,  $w \sim N(0, Q)$ , avec  $Q$  la covariance du bruit de processus, aussi une matrice pouvant être constante ou variable.

De plus le filtre de Kalman suppose que les mesures provenant des capteurs sont liées au vecteur d'état du système par l'équation linéaire suivante.

$$z_k = HX_k + v_k \quad (3.2)$$

Où:

La matrice  $H$  (de dimension  $m \times n$ ) relie l'état  $X$  à l'instant  $k$  aux mesures  $z$  à l'instant  $k$ . Cette matrice appelé matrice de transition des états aux mesures est constante ou variable dans le temps.

Le vecteur  $v$  (de dimension  $m$ ) est une variable aléatoire qui représente le bruit de mesure du système est également blanc et normalement distribué,  $v \sim N(0, R)$ , avec  $R$  la covariance du bruit de mesure, aussi une matrice pouvant être constante ou variable.

Le filtre de Kalman calcule d'abord une prédiction du vecteur d'état ( $\hat{X}_{k-}$ ) à l'aide du modèle du système et de l'estimé du vecteur d'état à l'instant précédent. puis un estimé à posteriori ( $\hat{X}_k$ ) suivant les mesures  $z_k$  à l'instant  $k$ . En appliquant le théorème de Bayes étant donné les mesures  $z$ , on obtient :

$$p(X_k | z_k) \sim N(E[X_k], E[(X_k - \hat{X}_k)(X_k - \hat{X}_k)']) = N(\hat{X}_k, P_k) \quad (3.3)$$

Où :

$E[X]$  est le premier moment ou encore la moyenne du vecteur d'état à l'instant  $k$

$E[(X_k - \hat{X}_k)(X_k - \hat{X}_k)']$  est le moment de second ordre ou encore la covariance de l'erreur de l'estimation  $e_k = X_k - \hat{X}_k$ .

Pour calculer la prédiction du vecteur d'état, les mesures provenant des capteurs ainsi que la prédiction fournie par le modèle sont utilisés pour effectuer l'estimation à l'instant  $k$ . est utilisée d'où la relation :

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k-} + K_k(z_k - H\hat{X}_{k-}) \quad (3.4)$$

Notez que le filtre de Kalman suppose que le système est markovien.

Où :

Le terme  $(z_k - H\hat{X}_{k-})$  est appelé résidu et reflète la différence entre la prédiction et les mesures.

La matrice  $K_k$  (de dimension  $n \times m$ ) est appelée gain de Kalman et agit comme une pondération du résidu. Le gain de Kalman est calculé à chaque instant  $k$  en utilisant la matrice de covariance de l'erreur de l'estimé à priori  $P_{k-}$

La matrice de covariance de l'erreur de la prédiction du vecteur d'état est définie par :

$$P_{k-} = E[(e_{k-})(e_{k-})'] = E[(X_k - \hat{X}_k)(X_k - \hat{X}_k)'] \quad (3.5)$$

Étant donné que l'erreur de l'estimé à postériori est supposée diminuer et dépend de la matrice de covariance de l'erreur de l'estimé à priori  $P_{k-}$ , le gain de Kalman  $K_k$  devrait être choisi en conséquence. Le gain de Kalman s'exprime :

$$K_k = P_{k-}H'(HP_{k-}H' + R)^{-1} \quad (3.6)$$

Lorsque l'erreur de mesure  $R$  diminue, le gain de Kalman augmente, et ainsi le filtre de Kalman 'croira' plus les mesures. De la même manière si l'erreur de la prédiction décroît, le gain de Kalman décroît également et le filtre se basera plus sur la prédiction (les prédictions).

L'implémentation discrète d'un filtre de Kalman standard est illustrée sur la figure 3.2.

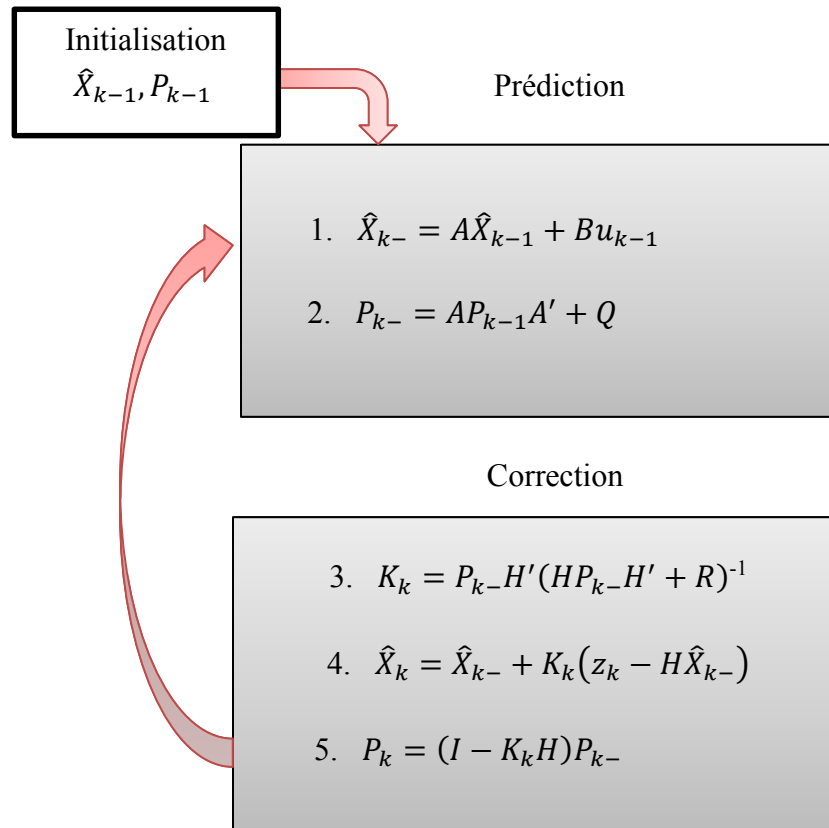


Figure 3.2 Operations du filtre de Kalman linéaire

Les estimés initiaux de  $X_{k-1}$  et  $P_{k-1}$  doivent être définis avant de commencer la procédure itérative. Il est à noter que les matrices de covariances du processus et des mesures  $Q$  et  $R$  sont mutuellement indépendants.

### 3.3 Le filtre de Kalman Étendu

Appelé communément EKF pour Extended Kalman Filter, il s'agit d'une version du filtre de Kalman qui prend en compte les non-linéarités d'un système. Dans ce mémoire on utilisera cette version du filtre. L'EKF utilise un développement de Taylor d'ordre 1 des fonctions d'évolution, de mesure et ainsi que la commande du système. L'EKF est devenu une approche standard pour un certain nombre d'applications d'estimation non linéaire. On a les équations suivantes pour l'EKF :

$$X_k = f_{k-1}X_{k-1} + w_{k-1} \quad (3.7)$$

$$z_k = h_kX_k + v_k \quad (3.8)$$

Tout comme dans le cas du filtre de Kalman linéaire,  $v_k$  et  $w_{k-1}$  sont des bruits gaussiens de moyenne nulle avec des matrices de covariances respectives  $Q$  et  $R$  qui sont mutuellement indépendant. Mais  $f_{k-1}$  et  $h_k$  sont des fonctions non-linéaires qui seront approximées avec un

développement de second ordre de Taylor. La figure 3.3 résume les étapes de l'implémentation de l'EKF.

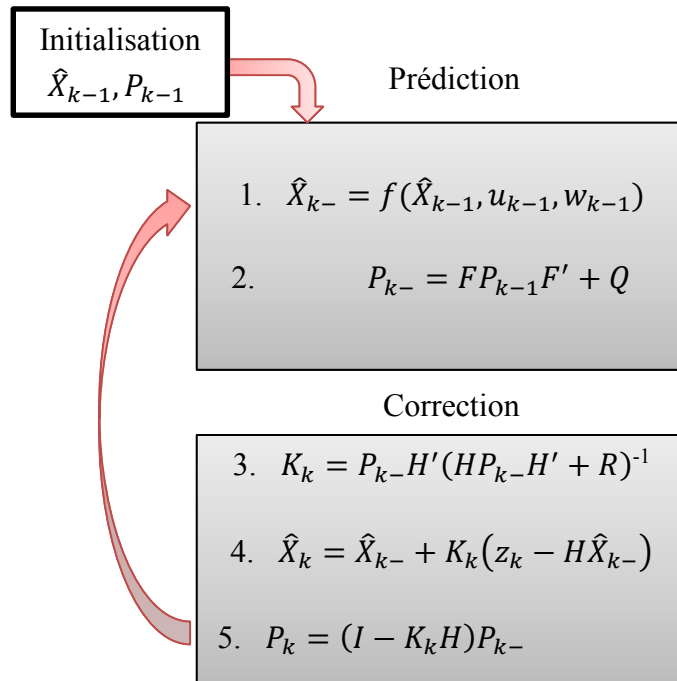


Figure 3.3 Opérations de l'EKF

Où : F et H représentent respectivement les linéarisations de  $f_{k-1}$  et  $h_k$  autour de  $X_{k-1}$  et  $X_k$  respectivement. (I représente la matrice identité)

### 3.4 Méthode de fusion proposée

D'après ce qui précède, et grâce aux capteurs disponibles dans le simulateur(Pro SiVIC), on a mis au point un modèle de fusion de données basé sur un filtre de Kalman étendu et des mesures provenant du GPS et des odomètres placés sur les roues arrières afin d'améliorer l'estimation de la position d'un véhicule.

Le vecteur d'état sera constitué de cinq éléments à savoir : la position suivant les axes , y , les vitesses suivant ces mêmes axes et l'orientation du véhicule.

$$X = [x \ y \ v_x \ v_y \ \theta]'$$
 (3.9)

Les signaux d'entrés à savoir le vecteur  $u$  est composé des informations provenant de la centrale inertielle; il s'agit des signaux d'accélérations suivant les axes  $x, y$  et les rotations angulaires suivant l'axe  $z$  afin d'observer l'orientation du véhicule.

$$u = [a_x \ a_y \ \omega]'$$
 (3.10)

### 3.4.1 Équations de prédiction

Ces équations (3.11-3.15) décrivent la cinématique du véhicule. Elles nous donnent l'évolution du véhicule d'un instant  $k - 1$  à un instant  $k$ . Dans ce mémoire on choisira un mouvement rectiligne uniformément varié qui suppose l'accélération constante. La position et la vitesse sont obtenues à partir de l'accélération et l'orientation grâce à la vitesse angulaire.

$$f1: x_k = x_{k-1} + V \cos(\theta) \Delta t \quad (3.11)$$

$$f2: y_k = y_{k-1} + V \sin(\theta) \Delta t \quad (3.12)$$

$$f3: vx_k = vx_{k-1} + ax_{k-1} \Delta t \quad (3.13)$$

$$f4: vy_k = vy_{k-1} + ay_{k-1} \Delta t \quad (3.14)$$

$$f5: \theta_k = \theta_{k-1} + \omega_{k-1} \Delta t \quad (3.15)$$

Avec  $\Delta t$  la période d'échantillonnage et  $V = \sqrt{vx^2 + vy^2}$  représente la vitesse du véhicule. Les non-linéarités présentes dans les équations 3.11 et 3.12 sont la raison du choix de l'EKF. On doit alors linéariser les fonctions contenues dans les équations 3.11-3.15 (en calculant les jacobiniennes) afin de trouver la matrice  $F$  qui sera utilisée dans l'équation 2 de la figure 3.3.

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & F(1,3) & F(1,4) & F(1,5) \\ 0 & 1 & F(2,3) & F(2,4) & F(2,5) \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

Les détails de ces fonctions sont donnés en annexe.

### 3.4.2 Équations de mesures

Avant de définir ces équations il faudrait définir les capteurs qui seront utilisés. Nous disposons de capteurs GPS fournissant une information de position, une centrale inertielle (INS) qui délivre les signaux d'accélération et de rotations et un odomètre qui fournit la vitesse du véhicule. On mettra en œuvre les fusions INS/GPS et INS/GPS/Odo. On définira alors 2 vecteurs de mesures, chacune correspondant à une expérimentation.

- Pour la fusion INS/GPS le vecteur de mesures  $Z_1$  est constitué des positions GPS mesurées

$$Z_1 = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = H_1 X \quad (3.17)$$

$$\text{Avec } H_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

- Pour la fusion INS/GPS/Odo le vecteur de mesures  $Z_2$  est constitué en plus des positions GPS mesurées de la vitesse odométrique.

$$Z_2 = \begin{bmatrix} x \\ y \\ V \end{bmatrix} = H_2 X \quad (3.18)$$

$$\text{Avec } H_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\dot{x}}{V} & \frac{\dot{y}}{V} & 0 \end{bmatrix} \text{ où } V = \sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}$$

### 3.4.3 Prétraitement des données.

Étant donné que les signaux d'entrées proviennent de l'INS et donc dans le repère du véhicule, il faudrait alors ramener ces signaux dans le repère de navigation (Figure 3.4).

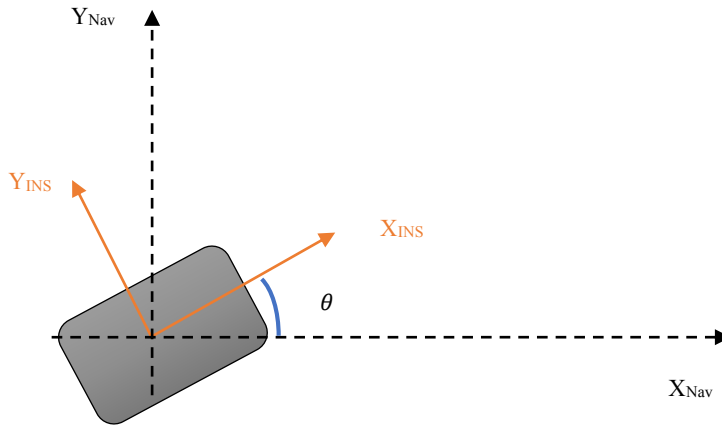


Figure 3.4 Changement de repère

Sur la figure 3.4 la couleur orange représente le repère inertiel (body frame) et la noire le repère de navigation. On trouve alors les accélérations fournies par la centrale inertielle par simple projection dans le repère de navigation :

$$ax_{Nav} = ax_{INS} \cos(\theta) - ay_{INS} \sin(\theta) \quad (3.20)$$

$$ay_{Nav} = ax_{INS} \sin(\theta) + ay_{INS} \cos(\theta) \quad (3.21)$$

La matrice d'erreur sur les mesures  $R$  est obtenue en calculant l'écart type sur plusieurs données enregistrées.

Quant à la matrice  $Q$ , ses valeurs dépendent en majorité sur l'incertitude liée aux signaux d'entrées sur le modèle et aux approximations /simplifications liées au modèle du véhicule utilisé.

L'état initial du vecteur d'état sera fourni par les premières mesures des capteurs, cependant d'autres valeurs seront choisies dans certaines expérimentations afin d'évaluer les performances du système lorsque les conditions initiales sont précises ou pas. La matrice  $P$  initiale sera dès lors variable suivant les expériences.

Il est nécessaire de préciser que les informations issues de la centrale inertielle et celle des odomètres seront enregistrées dix (10) fois plus vite que celle du GPS. En d'autres termes, pour une information GPS, on a 10 informations de positionnement relatif.

### 3.5 Simulation

Du fait que le modèle présenté plus haut ne sera pas réalisé dans un véhicule réel, les performances du système ont été évaluées via plusieurs simulations. Le logiciel Matlab a été utilisé pour la mise en œuvre du filtre de Kalman. La figure 3.5 résume les étapes de la fusion. Les performances du système sont en grande partie fournies par la matrice de covariance de l'erreur du système  $P$ . Pour ce qui est de la position, on peut extraire certains éléments de la matrice  $P$  et on obtient la matrice  $C$  suivante :

$$C = \begin{bmatrix} Var(x) & cov(x,y) \\ cov(y,x) & Var(y) \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

Où les éléments de la diagonale correspondent à la variance des positions suivant les axes  $x, y$ . Les autres éléments représentent les covariances. Grâce à cette matrice, on trace également l'ellipse permettant de voir la distribution de l'incertitude suivant les 2 axes. Cette ellipse est tracée avec un intervalle de confiance de 99% soit 3-sigma. On peut aussi extraire et tracer l'erreur de tous les autres éléments du vecteur d'état.



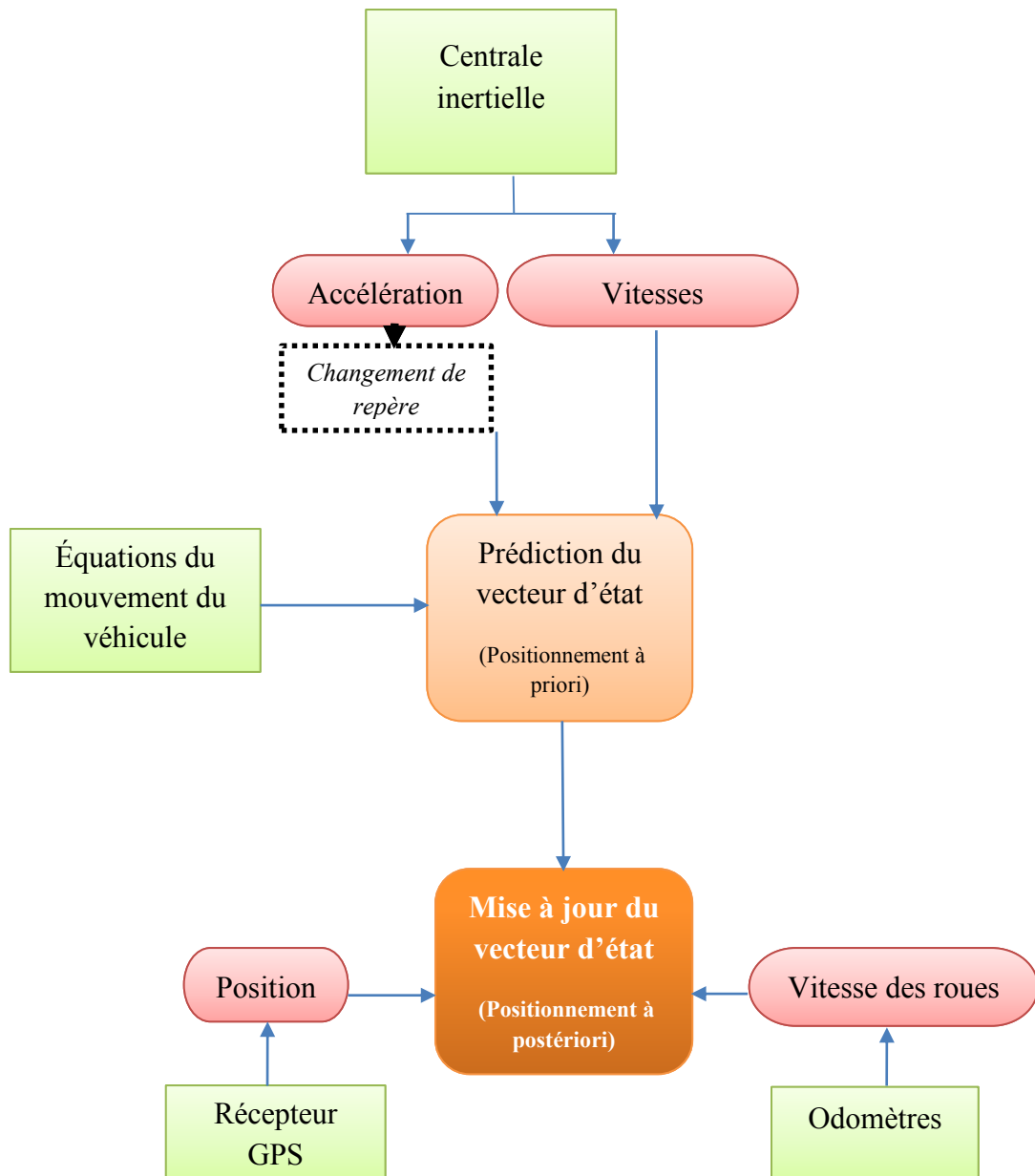


Figure 3.5 Résumé des informations et capteurs utilisés pour la fusion

# CHAPITRE 4 : Simulateur, et résultats des simulations

Les différents scénarios mis en place sont effectués grâce au simulateur Pro-SiVIC. Ce logiciel qui est un produit de la firme Civitec, permet la modélisation et la simulation des capteurs et de leurs environnements. On testera principalement la reconstruction de deux (2) trajectoires et le régulateur de vitesse qui sera présenté plus loin sera testé sur une portion de ligne droite de l'un des parcours. Grâce aux techniques présentées dans le chapitre précédent, on tracera les résultats obtenus suivi de leurs interprétations.

## 4.1 Pro-SiVIC

Cette partie est en majorité tirée du guide de l'utilisateur du logiciel. Plus de détails peuvent être trouvés sur le site web du simulateur. La plateforme Pro SiVIC permet de simuler un environnement routier dans lequel évoluent des véhicules instrumentés. Les données produites par les capteurs virtuels embarqués sur les véhicules ou attachés à l'infrastructure peuvent être enregistrées sur disque ou envoyées en temps réel à un autre logiciel tels que <sup>RT</sup> Maps.

La plateforme <sup>RT</sup> Maps est très utilisée dans le domaine de la recherche sur les transports et leur sécurité afin de prototyper des systèmes d'aide à la conduite. Dans le cas où les données produites par Pro SiVIC sont transmises à <sup>RT</sup> Maps, elles peuvent venir alimenter directement un système d'aide à la conduite exactement comme le feraient des données réelles, les consignes éventuellement produites par le système pouvant être réinjectées dans le simulateur. Pro SiVIC intervient donc dans la validation de systèmes d'aide à la conduite pour des situations dangereuses ou pouvant difficilement être reproduites en réel. Du fait qu'on n'avait pas accès à cette tierce partie, on va se contenter d'enregistrer les données sur le disque. Toutefois il est à noter que des travaux sont en cours de réalisation afin que d'autres plateformes temps-réel soient jumelées avec Pro-SiVIC. La figure 4.1 montrent l'interface de Pro SiVIC. Il est facile de charger un véhicule et d'y mettre les capteurs. Pour générer les trajectoires, on utilise une application appelée Path edit (Figure 4.2). Une autre application (Projet SiVIC) développée par un nos stagiaires (Caiset Pierre-Etienne) permet assez facilement de créer un scénario pour Pro SiVIC. Nous utiliserons cette application pour définir l'environnement, le véhicule et les capteurs.

Pro-SiVIC nous renvoie hormis les informations des capteurs, un tableau de 39 éléments qui reflètent l'état réel du véhicule : il s'agit de l'observer. Ce dernier fournit alors la position, la vitesse, l'accélération, les couples appliqués aux roues du véhicule, les forces appliquées aux pneumatiques, le rayon des roues.... Il s'agit du capteur de référence du véhicule.



Figure 4.1 scénarios Pro-SiVIC  
(Source civitec.com)

**Outil permettant l'édition de scénarios en vue d'un re-jeu dans SiVIC:**

1. pouvoir imposer une trajectoire particulière aux véhicules
2. pouvoir placer des obstacles dans la scène

**Outils trajectoire**  
permettent de charger, de sauver, d'éditer et de gérer de multiples trajectoires

**Plan de travail**  
présente le circuit en vue de dessus avec la possibilité de se déplacer et de zoomer, permet de sélectionner des portions de trajectoire à éditer et de placer les obstacles

**Outils obstacles**  
permettent de charger et de sauver la disposition des obstacles dans un format interne ou de l'exporter sous forme de portion de fichier de configuration pour le simulateur, proposent une collection d'obstacles à insérer

Figure 4.2 Interface de Path Edit  
(Source guide utilisateur Pro-SiVIC)

## 4.2 Réalisation des simulations

Dans les différents scénarios qui seront étudiés, il y aura un seul véhicule doté d'une centrale inertielle, de deux odomètres placés sur les roues arrière et bien entendu un capteur de référence « observer ». Nous utiliserons dans un premier temps la piste HorseRing qui est constituée de deux arcs de cercles et 2 lignes droites puis la piste Satory qui a une morphologie un peu plus complexe (Figure 4.3). Ces deux pistes sont sans obstacles et les conditions météorologiques sont adéquates.

Le but de ces simulations est d'estimer la position du véhicule par une technique de fusion de données basé sur le filtre de Kalman Étendu (EKF) grâce aux capteurs embarqués afin de reconstruire la trajectoire du véhicule. La fréquence d'acquisition est fixée à 100Hz pour la centrale inertielle et l'odomètre et le GPS est à 10Hz. Ces valeurs peuvent être modifiées dans le simulateur. La vitesse n'étant pas un facteur dans cette partie, elle est ajustée à 10m/s soit 36km/h.

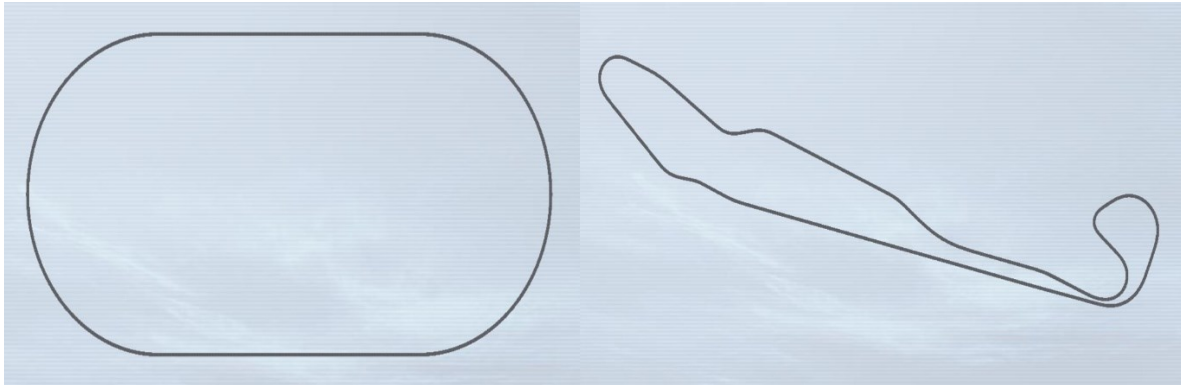


Figure 4.3 Pistes utilisées pour simulations. À gauche HorseRing et à droite piste Satory

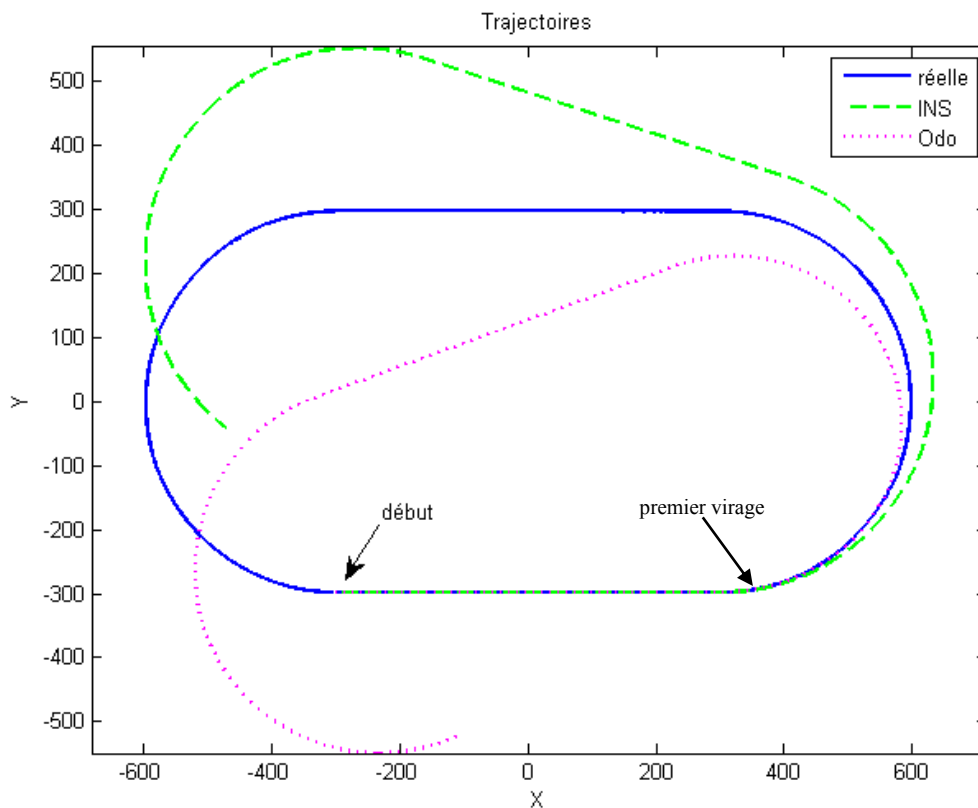


Figure 4.4 Reconstruction à partir des capteurs proprioceptifs de la piste HorseRing

### 4.2.1 Reconstruction de la trajectoire avec les capteurs embarqués

Ce scénario assez simple illustre une piste sans dénivelé et dont les virages sont simples. La figure 4.4 montre les différentes reconstructions à partir des capteurs proprioceptifs. Comme on le voit, au début il n'y a pas de différence entre les capteurs et la trajectoire réelle. Cependant au niveau du premier virage, on observe une dérive des capteurs qui se propage sur le reste du parcours. On remarque que l'inertiel est le premier à diverger puis l'odomètre suit. Ceci est dû au fait que la position de l'inertiel est obtenue après une double intégration des accélérations.

À la fin du parcours, on observe une déviation de 306.4259 m pour l'inertiel et de 295.2666m pour l'odomètre. Dans ce cas précis on remarque que les deux capteurs donnent des résultats presque identiques du point de vue de la déviation; cependant les deux divergent totalement de la trajectoire réelle. Sur la piste Satory on obtient le résultat suivant (Figure 4.5) :

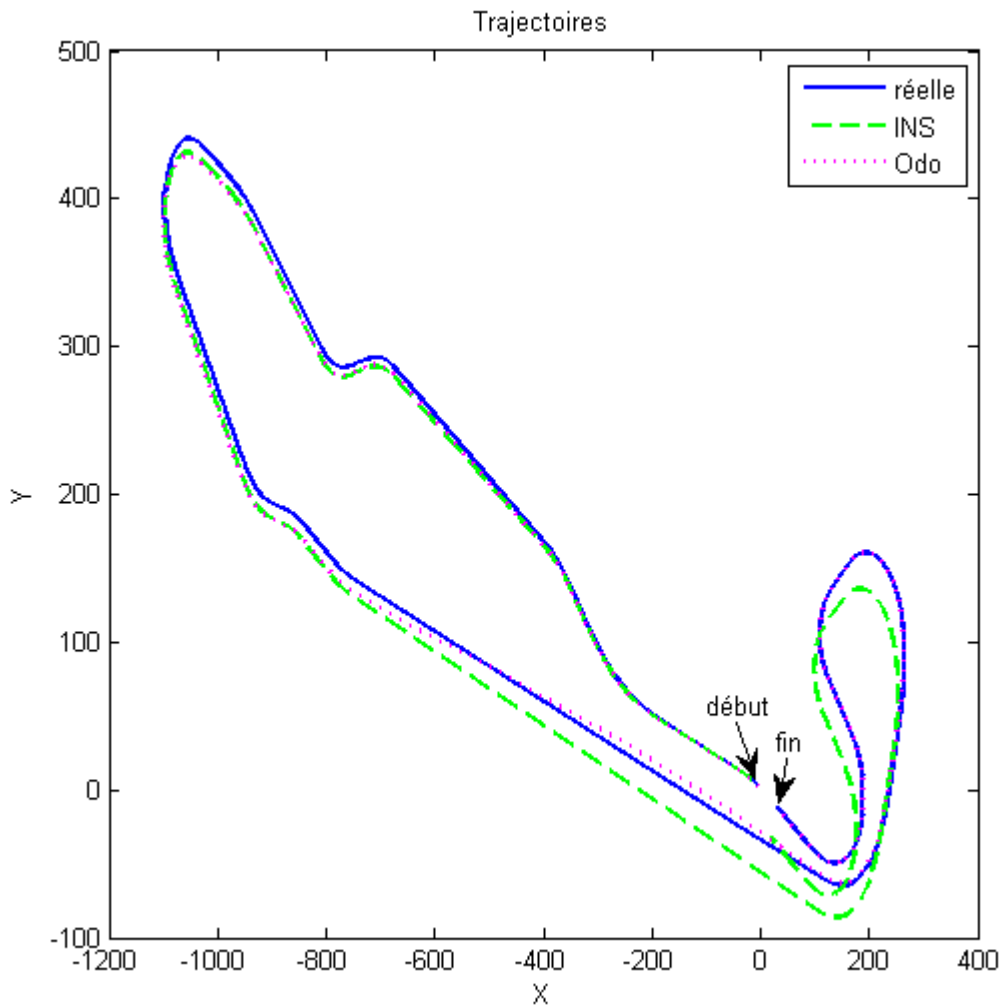


Figure 4.5 Reconstruction à partir des capteurs proprioceptifs de la piste Satory

Les résultats ci-dessus paraissent plus cohérents que ceux de la piste HorseRing car la piste Satory est plus réaliste et correspond à une piste réelle qui a été modélisé sous Pro-SiVIC. On remarque quand même une dérive de la centrale inertielle tandis que l'odomètre montre des résultats acceptables. Les déviations en fin de parcours sont de 22.961 m pour l'inertiel et de 1.8030m pour l'odomètre. Pour la suite on utilisera la piste Satory pour reconstruire les trajectoires.

#### 4.2.2 Reconstruction avec la fusion des capteurs

Avant de développer cette partie, on va d'abord tracer les données GPS en bruitant les données de position « observer » (équation 4.1). On assumera que les incertitudes des données GPS suivent une loi normale de moyenne nulle et un écart type  $\sigma = 5$ . On remarque une dispersion des points autour de la trajectoire réelle. Cependant on note qu'il n'y a pas de dérive comme dans le cas des capteurs proprioceptifs.

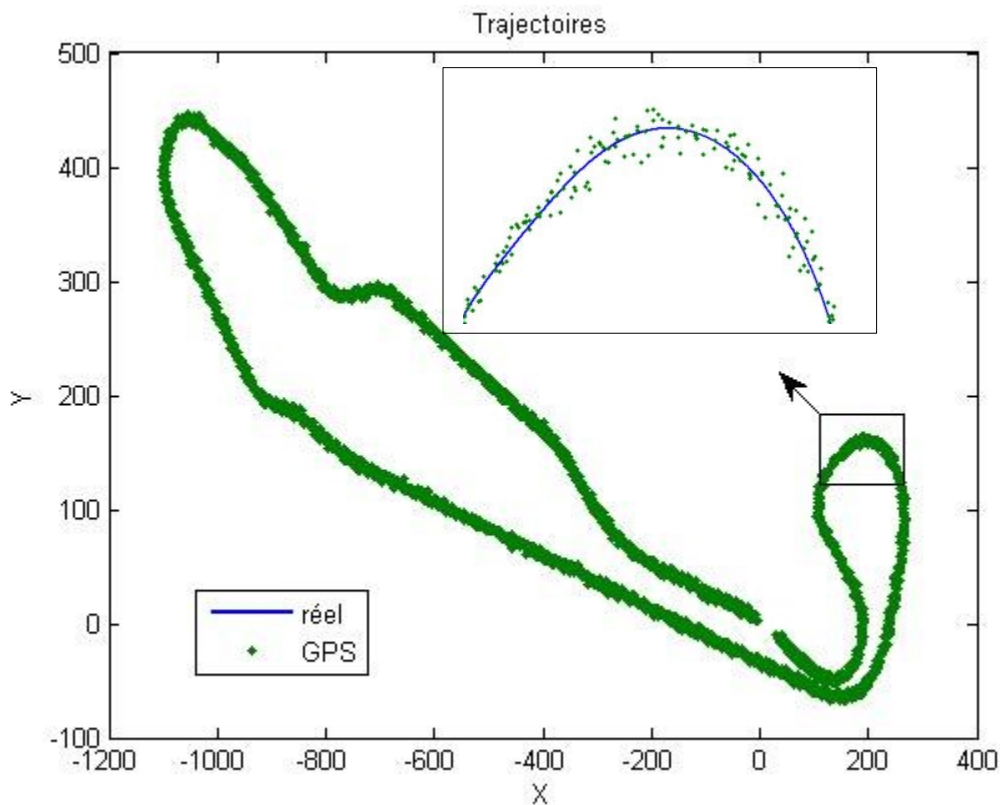


Figure 4.6 Données GPS ( $\sigma=5$ ) sur la piste Satory

#### 4.2.3 GPS/INS

Pour la fusion à l'aide du filtre EKF avec GPS/INS, il s'agit de prédire la position avec le capteur inertielle et de faire les corrections sur cette prédiction avec les mesures GPS afin d'obtenir l'estimé final sur la position. Les paramètres du filtre sont définis ci-après :

- La matrice de covariance des mesures  $R = \begin{bmatrix} 25 & 0 \\ 0 & 25 \end{bmatrix}$  signifie que les positions GPS dont on a défini l'écart-type à 5m auront une variance de  $25m^2$
- La matrice de covariance du bruit du processus  $Q = \begin{bmatrix} 0.0092 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0108 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0065 \end{bmatrix}$  est en relation avec les entrées du modèle à savoir les accélérations linéaires fournies par les accéléromètres de l'INS suivant les 2 axes et la vitesse angulaire fournie par le gyromètre de l'INS. Les valeurs sont obtenues en calculant la variance des mesures de la centrale inertielle.
- L'initialisation du vecteur d'état est effectuée par les premières mesures des capteurs.
- La matrice de covariance du système est initialisée à une valeur très faible (cela suppose une bonne initialisation) mais pas égale à zéro afin d'assurer le bon fonctionnement du filtre. En effet, cette matrice d'erreur qui est supposée tendre vers 0 grâce à la structure récurrente du filtre doit être symétrique et définie positive (valeurs propres positives).

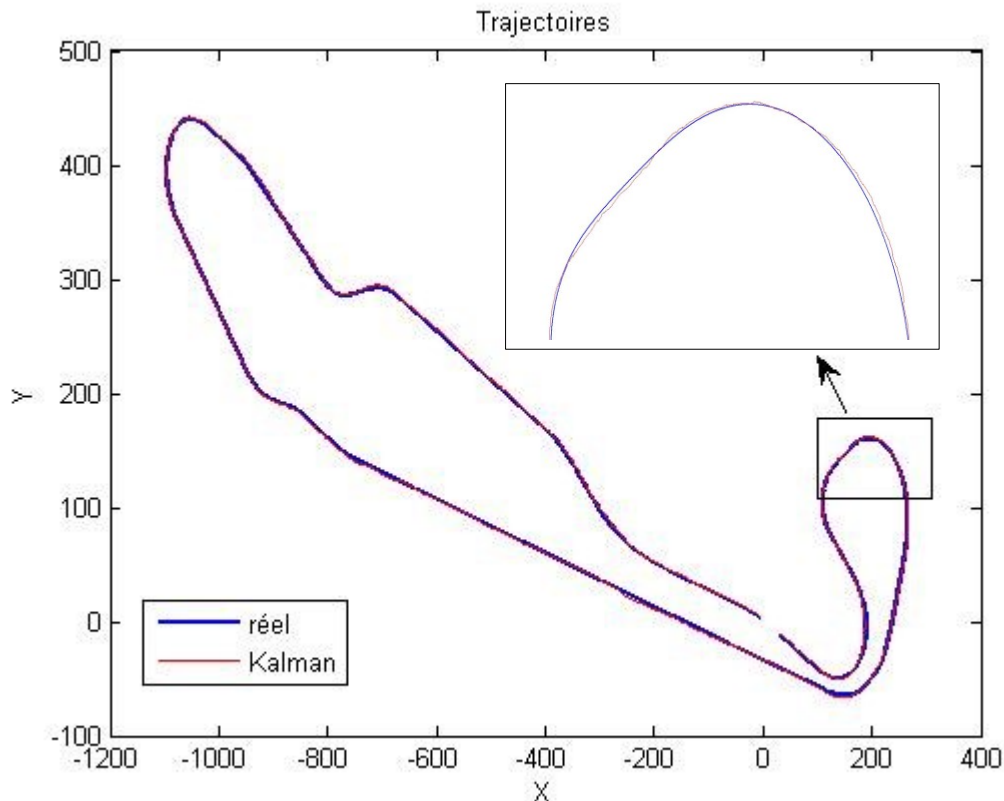


Figure 4.7 Trajectoire reconstruite avec le filtre de Kalman

Sur la figure ci-dessus, on remarque aisément que le filtre de Kalman donne une meilleure estimation de la trajectoire. Sur la figure 4.8 on représente l'incertitude du point estimé par une ellipse. Cette ellipse nous informe sur les possibles positions du point estimé. L'ellipse noire représente l'incertitude du point estimée (étoile rouge) et la verte représente celle du GPS (cercle vert).

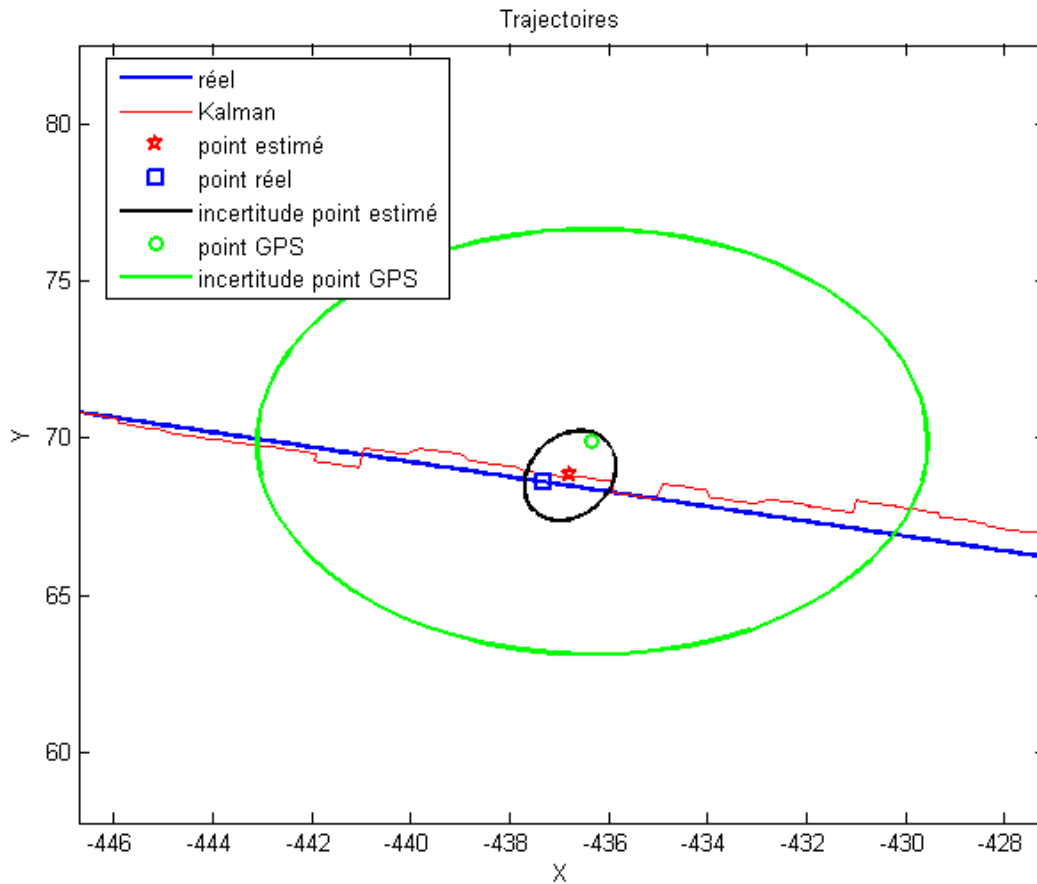


Figure 4.8 Erreur d'estimation

#### 4.2.4 GPS/INS/Odomètre

Dans cette partie on combine les 3 capteurs embarqués. L'avantage d'utiliser l'odomètre c'est l'obtention de la précision sur la vitesse. Ainsi donc, les mesures seront constituées des positions GPS et de la vitesse du véhicule.

Le résultat de la fusion est présenté à la figure 4.9. Tout comme dans le cas précédent, on remarque que la fusion produit un meilleur estimé par rapport aux capteurs utilisés séparément. Les erreurs d'estimations représentées par les ellipses sont représentées sur la figure 4.10.



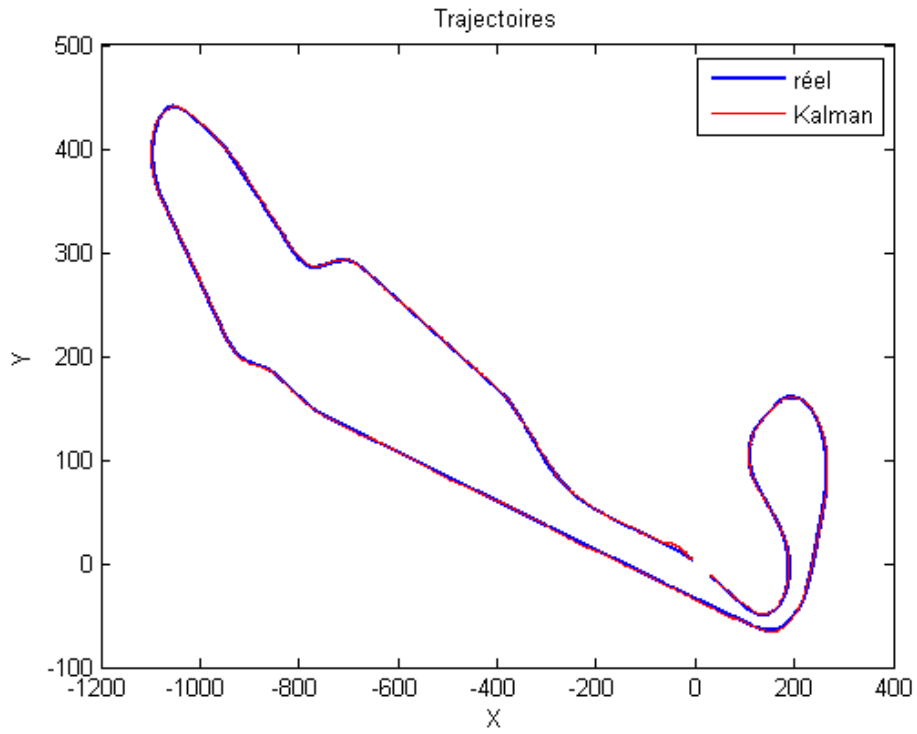


Figure 4.9 Trajectoire obtenue avec la fusion GPS/INS/Odomètre

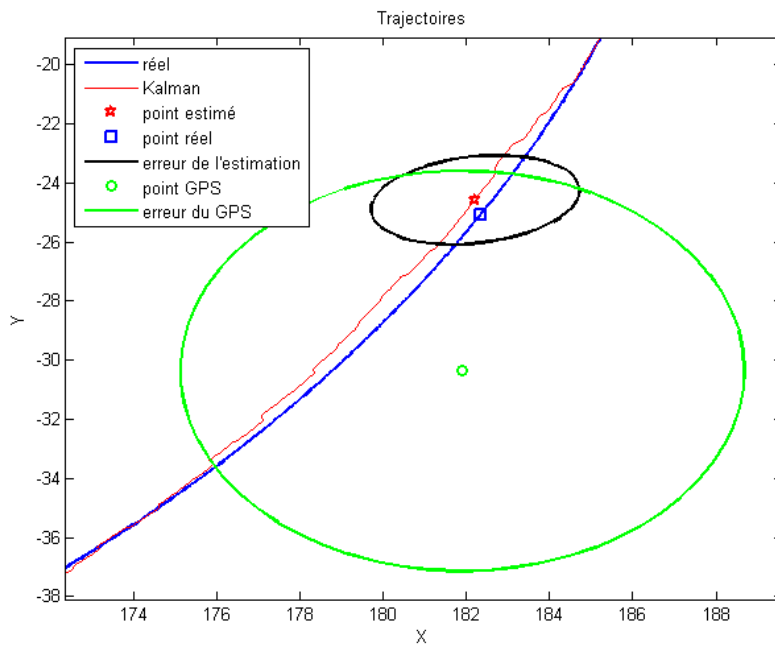


Figure 4.10 Ellipse représentant les erreurs d'estimation

L'information d'orientation du véhicule est une grandeur dont la précision est importante. Bien qu'en entrée de la prédiction on utilise la vitesse angulaire provenant de la centrale inertielle, grâce au filtre de Kalman on obtient une erreur moyenne de 0.0028 rad soit environ 0.17°.

### 4.3 Performances du système

Les sections précédentes démontrent clairement l'amélioration du système de positionnement par la fusion des capteurs. La réduction de l'incertitude est visible sur les graphiques représentant les ellipses. Pour donner un meilleur aperçu des performances du système, on peut tracer les erreurs sur les deux axes (figures 4.10 et 4.11). Sur la première figure correspondant au système à 2 capteurs (GPS\INS), l'erreur en X oscille autour de 0.5m tandis que l'erreur sur l'axe Y se situe autour de 0.4m. La figure 4.11 présente de meilleurs résultats pour la fusion GPS\INS\Odo.

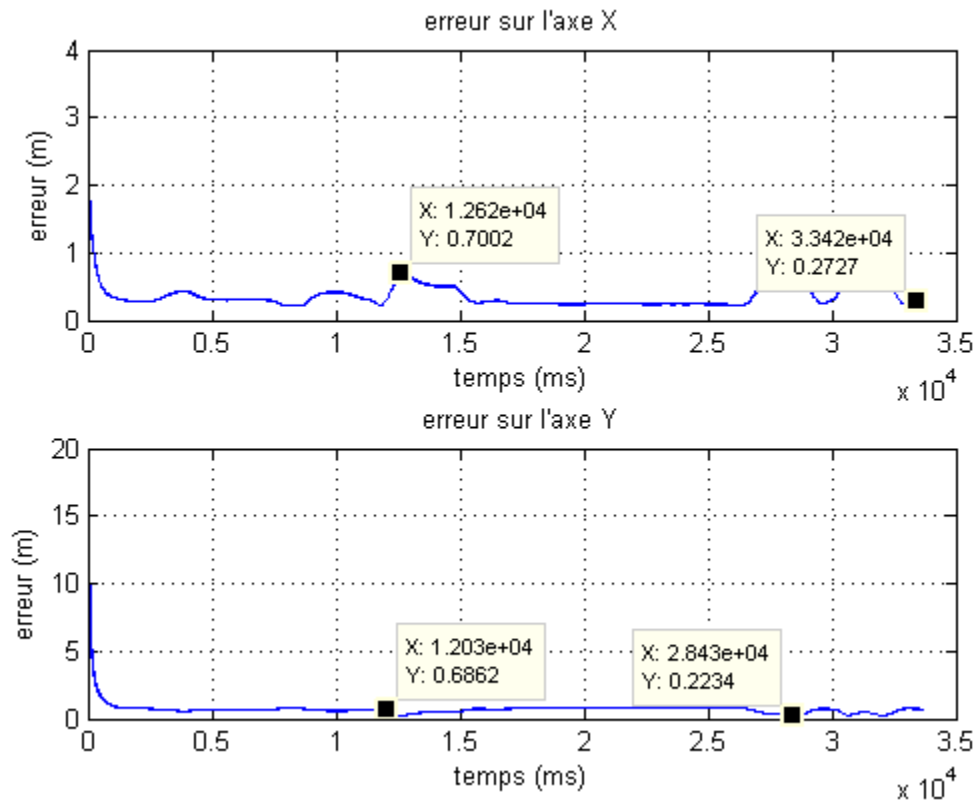


Figure 4.11  $\sigma_{xx}^2$  (en haut) et  $\sigma_{yy}^2$  (en bas) pour la fusion GPS\INS

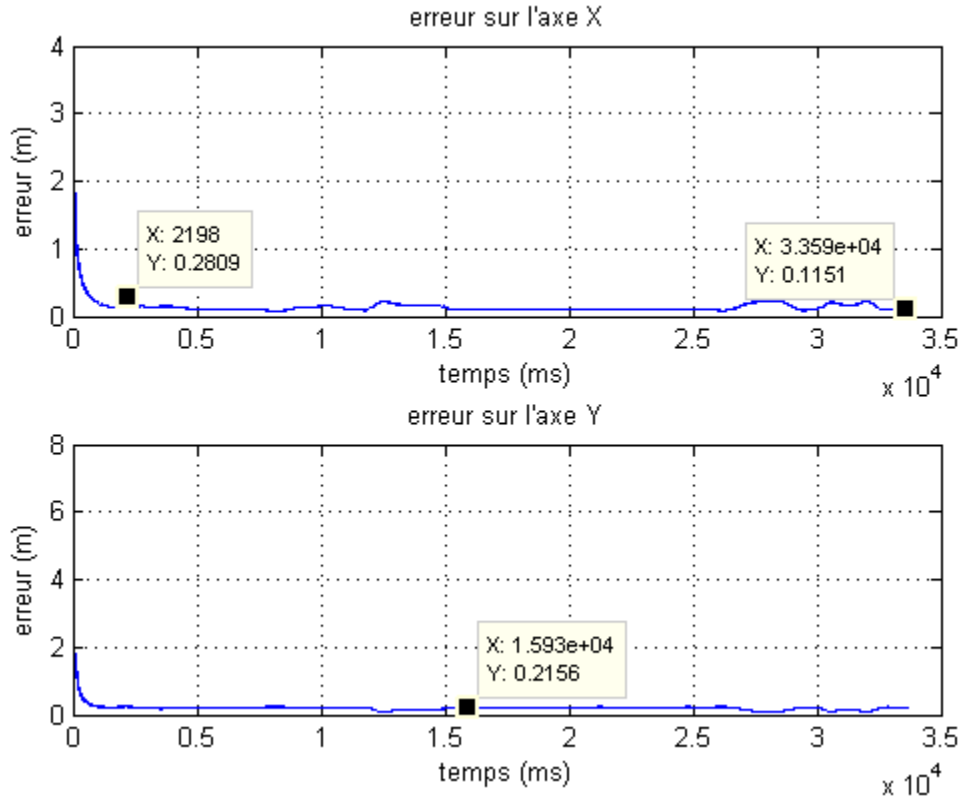


Figure 4.12  $\sigma_{xx}^2$  (en haut) et  $\sigma_{yy}^2$  (en bas) pour la fusion GPS\INS\Odo

Pour évaluer les performances entre les 2 techniques de fusion on calculera l'erreur moyenne sur la position (MPE). Cette grandeur exprime l'erreur sur l'estimation totale du parcours. On évaluera aussi sa variance afin de voir sa disparité. Le tableau suivant présente le MPE (Mean Position Error).

Tableau 4.1 L'erreur moyenne de position et sa variance

	GPS\INS	GPS\INS\Odo
MPE	0.9272	0.7808
Variance	0.2939	0.2758

On remarque que le système avec les 3 capteurs donne un meilleur résultat (erreur de 80cm sur la position). Cependant ces valeurs peuvent ne pas être assez suffisantes dans des applications qui utiliseront ce système de positionnement comme information de base. Nous acceptons ces résultats car l'objectif est de réduire l'incertitude du GPS.

# CHAPITRE 5 : Exemple de système d'aide à la conduite : l'ACC

Durant ces deux dernières décennies, plusieurs études ont été menées sur les véhicules intelligents afin de résoudre des problèmes tels que la réduction de la charge du conducteur [33], la prévention des accidents [17], la diminution des congestions sur les routes [26], la consommation de carburant [39],... Cependant les recherches sur la sécurité ont eu plus d'ampleur en mettant l'accent sur les limites de la perception de l'environnement par les conducteurs et leurs réaction quant à l'apparition d'évènements soudains. Le contrôle de la distance inter-véhiculaire lors d'un déplacement sur autoroute afin d'éviter une collision en est un cas précis. Les systèmes de régulateurs de vitesse communément appelés Cruise Control (CC), ont été développés afin de soulager le conducteur lors de longs déplacements. Le Cruise Control régule uniquement la vitesse et devient obsolète dans une situation où d'autres véhicules sont présents devant le véhicule hôte ou dans une situation de congestion [33]. Le régulateur de vitesse intelligent ACC (Adaptive Cruise Control) quant à lui a été développé pour palier à ces situations. Il s'agit alors d'un système qui contrôle aussi bien la vitesse relative et la distance relative entre véhicules. Afin de clarifier la lecture, on appellera véhicule test ou véhicule hôte le véhicule équipé d'un système ACC. Le véhicule qui le précède (celui en avant du véhicule test) est la cible ou encore obstacle.

## 5.1 Description du système

L'ACC est une amélioration du conventionnel régulateur de vitesse (Cruise Control). Le Cruise Control (CC) est un système qui maintient une vitesse prédéfinie par le conducteur. Contrairement à l'ACC, le Cruise control n'utilise pas de capteur de perception et ne prend pas de décision. Comme énoncé dans la revue de littérature, plusieurs systèmes de contrôle sont mis en œuvre pour l'ACC (PID, logique floue, MPC). D'autres techniques telles que les régulateurs linéaires quadratiques (LQR) [21], et les modes de contrôle glissant sont également utilisées.

L'ACC fonctionne sous 2 modes d'opérations dépendamment du trafic : le mode de régulation de vitesse (CC) et le mode régulateur de distance. Sans obstacle, le système fonctionne en maintenant la vitesse spécifiée par le conducteur et lorsqu'il se rapproche des autres véhicules, il commute en régulateur de distance afin de garder une distance de sécurité (désirée par le conducteur).

Avec l'avènement des communications inter véhiculaires, les véhicules peuvent échanger des leurs vitesses, accélérations, positions... Ces informations peuvent être utilisées par des systèmes tels que l'ACC. On parle dès lors de CACC pour Cooperative ACC.

Dans ce qui suit, on mettra en œuvre un ACC basé sur les techniques classiques et on évaluera ses performances sous différentes conditions. Toutefois, on présentera brièvement le CC avant de s'attaquer à l'ACC plus en détail.

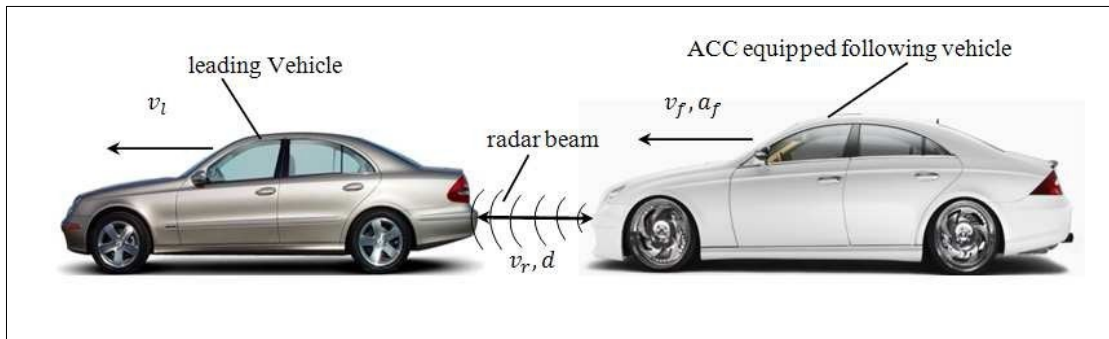


Figure 5.1 Exemple de scénario d'utilisation d'un régulateur de vitesse intelligent et les informations qui y sont utilisées [41]

( $d$  représente la distance entre les véhicules,  $v_r$  la vitesse relative,  $v_f, a_f$  sont respectivement la vitesse et l'accélération du véhicule hôte et  $v_l$  est la vitesse du véhicule cible)

On distingue principalement 2 types d'ACC tous basé sur le contrôle longitudinal du véhicule. Pour des vitesses inférieures ou égales à 40km/h, on parle de Stop & Go. Il s'agit d'un régulateur de vitesse conçu pour des basses vitesses, utile en cas de congestion tandis que l'autre est plus adapté à de plus grandes vitesses. Cependant il existe des systèmes appelés « Full-range ACC » qui fonctionnent dans toutes les plages de vitesse. Dans ce projet on traitera le cas des vitesses supérieures à 50km/h.

## 5.2 Le régulateur de vitesse conventionnel

Le régulateur de vitesse a pour but de maintenir une vitesse prédéfinie par le conducteur en accélérant jusqu'à la vitesse désirée dans un court laps de temps et sans dépassement. En outre, il doit maintenir la vitesse avec peu de déviation, lorsque la voiture roule sur une pente qu'elle soit descendante ou montante. On peut résumer le schéma fonctionnel de tout système de contrôle sur la figure 5.2.

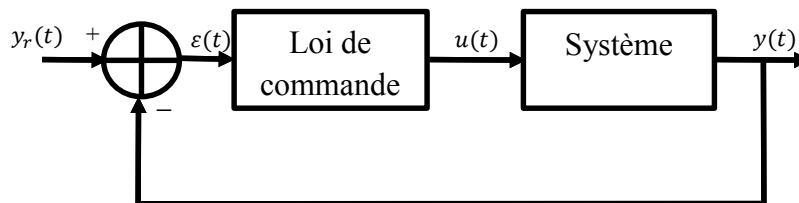


Figure 5.2 Schéma fonctionnel d'un système de contrôle

Où :

$y_r(t)$  représente le signal de référence ou de consigne

$\varepsilon(t)$  représente l'erreur ou signal de l'écart

$u(t)$  représente le signal de commande

$y(t)$  représente le signal de sortie mesuré

Dans le cas du Cruise Control le schéma se résume à :

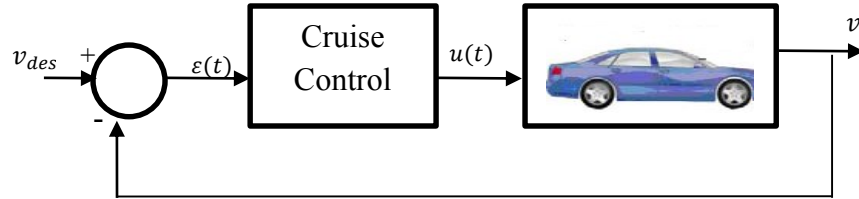


Figure 5.3 Diagramme d'un système Cruise Control

Où :

$v_{des}$  est la vitesse désirée (entrée par le conducteur)

$v$  est la vitesse en sortie mesurée par les capteurs du véhicule.

Avant de détailler le bloc Cruise Control, on va modéliser le véhicule. Afin de simplifier cette étape (puisque ce n'est pas le but du chapitre, cependant plus de détails sur la modélisation d'un véhicule est disponible dans la documentation de Matlab et [19]), on négligera l'inertie des roues du véhicule et on assumera que les forces de frottements sont dues au mouvement du véhicule sur la route.



Figure 5.4 Modèle simplifié du véhicule

On assimilera le véhicule au modèle défini par l'équation 5.1 où  $m$  représente la masse du véhicule,  $v$  sa vitesse,  $b$  la friction et  $u$  la force de traction. En utilisant la deuxième loi du mouvement de Newton et la transformée de Laplace, on obtient :

$$P(s) = \frac{1}{m.s+b} \quad (5.1)$$

Ainsi donc, grâce à un simple contrôleur proportionnel et intégrateur (PI), on peut réguler la vitesse du véhicule grâce à l'erreur entre la vitesse désirée et celle mesurée. Le signal de commande qui est en fait une accélération est égale à :

$$u(t) = k_p(v_{des} - v) + k_I \int_0^t (v_{des} - v) dt \quad (5.2)$$

Un contrôleur PI de premier ordre s'exprime par :

$$C(s) = k_p + \frac{k_I}{s} \quad (5.3)$$

Et la fonction de transfert en boucle fermée du Cruise Control avec un contrôleur PI est :

$$\frac{V(s)}{V_{des}(s)} = \frac{(k_p \cdot s + k_i)}{m \cdot s^2 + (b + k_p) \cdot s + k_i} \quad (5.4)$$

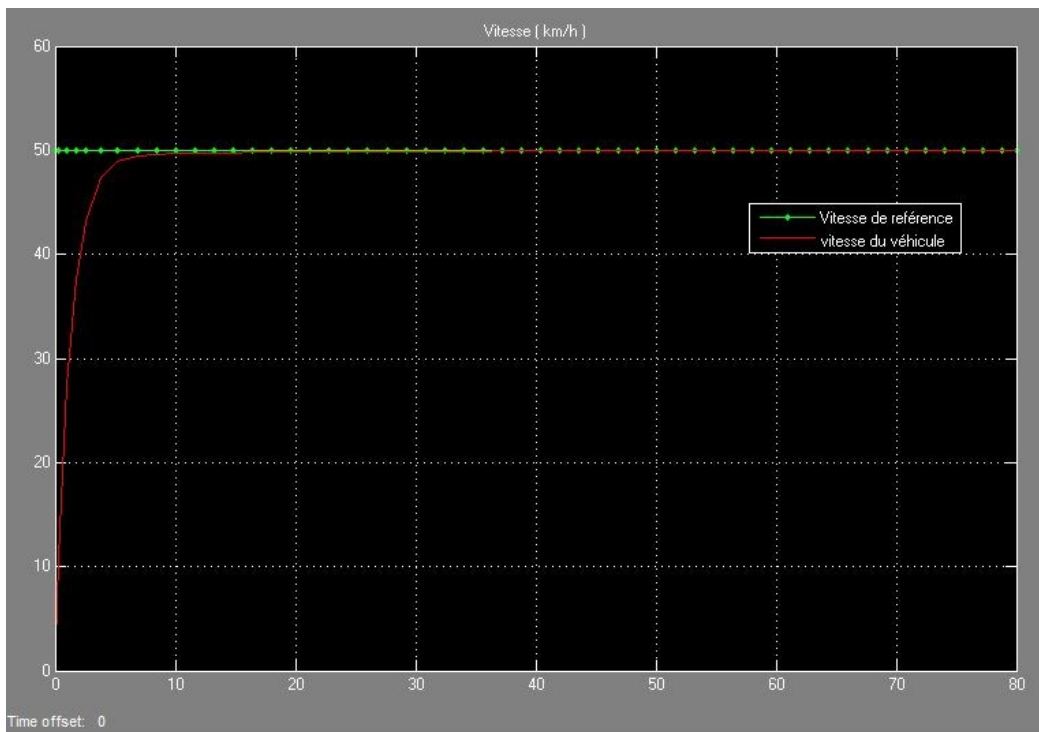
Avec :

$K_p$  le gain du contrôleur proportionnel

$K_i$  le gain de l'intégrateur

Pour obtenir un système adéquat, il doit répondre à des spécifications telles qu'une erreur en régime permanent très petite voire nulle. En d'autres termes, la vitesse actuelle du véhicule et celle désirée doivent converger. Aussi, une absence de dépassement et un temps de montée assez rapide seraient désirables. Il est important de souligner le fait que d'autres types de contrôleurs peuvent être utilisés pour réguler la vitesse du véhicule par exemple un contrôleur basé sur la logique floue.

Pour un véhicule de masse  $m = 1000 \text{ kg}$  et un coefficient de friction  $b = 50$ , les valeurs de  $k_p = 800$  et  $k_i = 40$  permettent d'obtenir la réponse désirée Figure 5.5. Le schéma Simulink est présenté en annexe 3.



Il est à noter que ce système ne prend pas aucune décision et que la responsabilité incombe au conducteur lorsqu'il se rapproche d'un autre véhicule ou lors de l'apparition d'un obstacle.

### 5.3 L'Adaptive Cruise Control

Il s'agit d'une extension du système présenté dans le paragraphe précédent. Mais contrairement au Cruise Control, la présence ou non d'un autre véhicule aura une influence sur la vitesse du véhicule test (Figure 5.6). Ce système apporte confort et commodité aux passagers du véhicule en plus de diminuer les risques de collision.

L'ACC contrôle la position et la vitesse du véhicule hôte, l'objectif étant de minimiser voire annuler l'erreur sur la vitesse et la position. Le signal de référence correspond à la vitesse et/ou position du véhicule précédent et dans le cas échéant à celui prédéfini par le conducteur.

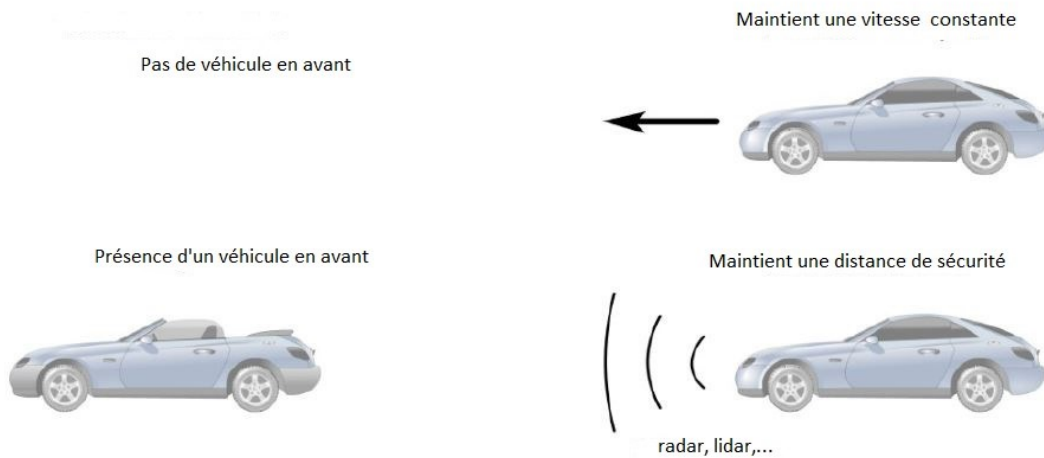


Figure 5.6 Adaptive Cruise control [27]

Dans le cas où la vitesse du véhicule précédent est supérieure à la vitesse prédéfinie par le conducteur, alors la vitesse de référence est celle fixée. La position désirée quant à elle dépend de la distance inter véhiculaire qui sera spécifiée par le conducteur. Lorsqu'il n'y a pas de véhicule en avant, il n'y a pas de contrôle de la distance.

La dynamique inter-véhiculaire est définie par le vecteur d'état suivant :

$$X_{iv} = \begin{bmatrix} x_r \\ v_r \\ v \end{bmatrix} \quad (5.5)$$

Où :  $x_r$  est la distance relative entre les deux véhicules;  $v_r$  la vitesse relative; et  $v$  la vitesse du véhicule hôte.

Le choix de ce vecteur d'état est justifié par le fait que toutes ces grandeurs sont mesurables. En effet  $x_r$  est mesurée par le radar ou le lidar,  $v_r$  est sa dérivée et  $v$  est fournie par l'odomètre. Les informations minimales nécessaires sont visibles sur la figure 5.1. Le conducteur devra introduire la distance de sécurité qu'il voudrait laisser entre son véhicule et celui qui le précède. Cette distance désirée appelée Time Headway est basée sur une valeur en secondes. En effet le time headway



exprime la durée qui s'écoulera avant que l'avant du véhicule hôte heurte l'arrière du véhicule qui le précède à une vitesse constante. La distance qui sera prédéfinie par le conducteur s'exprime par :

$$d_{des} = d_0 + t_{hw} * v \quad (5.6)$$

Où :  $d_{des}$  représente la distance inter véhiculaire désirée

$t_{hw}$  est le Time Headway

$v$  est la vitesse du véhicule

$d_0$  une distance de sécurité (marge).

Le conducteur a le choix entre plusieurs valeurs de time headway, généralement entre 1 sec et 2.5 secs [38]. Il a été constaté que l'utilisation d'un time headway variable au lieu d'une constante résulte en des erreurs de moins grande ampleur dans la stabilité d'une chaîne de véhicule (convoi par exemple) [25]. Une petite valeur  $d_0$  est ajoutée comme distance de sécurité. Le tableau 5.1 résume l'évolution de la distance pour différentes valeurs du time headway.

Tableau 5.1 Évolution de la distance de sécurité pour différentes valeurs du time headway

Time headway (en seconde)	1.5	1.6	1.8	2
Distance de sécurité (en mètres)	46	49	55	60

Dans le tableau 5.1, la vitesse du véhicule est fixée à 100km/h et on choisit  $d_0 = 5m$ ). Certaines contraintes générales doivent être imposées afin d'assurer le bon fonctionnement du système (tableau 5.2).

Tableau 5.2 Quelques contraintes générales [27]

$v \geq 0m/s$	$v \leq v_{max}$	$d \geq d_{min}$	$a \geq a_{min}$	$a \leq a_{max}$
---------------	------------------	------------------	------------------	------------------

La première contrainte,  $v \geq 0m/s$  s'assure que le véhicule ne reculera pas. Sans cette contrainte, lorsque la vitesse désirée est proche de zéro, alors que la vitesse du véhicule est bien plus supérieure, le contrôleur pourrait obtenir cette vitesse désirée avec des risques de dépassement ce qui signifie en théorie avoir des vitesses inférieure à zéro. La deuxième contrainte limite la vitesse du véhicule au maximum autorisé sur la route. La contrainte  $d \geq d_{min}$  prévient le risque de collision. Les contraintes sur l'accélération sont ajoutées pour améliorer le confort et éviter que le système envoie une commande qui excéderait les limites physiques des acteurs du véhicule [27].

### 5.3.1 Mise en œuvre du contrôleur

Comme mentionné dans l'introduction, il existe plusieurs techniques pour réguler la vitesse et la distance inter-véhiculaire. Dans ce qui suit, on présentera un contrôleur basé sur les techniques classiques (PID) comme dans le cas du régulateur de vitesse. Sachant que  $x_r$  est la distance réelle (mesurée) entre les véhicules et  $d_{des}$  la distance désirée (tenant compte du time headway et de la vitesse du véhicule), l'erreur à compenser est :

$$e = d_{des} - x_r \quad (5.7)$$

L'erreur en vitesse est la différence de vitesse entre les 2 véhicules :

$$v_r = v_2 - v_1 \quad (5.8)$$

D'une manière générale la sortie dépend des valeurs des équations 5.7-5.8. Le tableau 5.3 présente la sortie en fonction des erreurs.

Tableau 5.3 Résumé de la commande suivant les erreurs

$e$ (m)	$v_r$ (m/s ou km/h)	Sortie (commande)
-	+	$\forall \vec{a}$
-	-	$\vec{a} \leq 0$
+	+	$\vec{a} (\ \vec{a}\  > 0)$
+	-	$\vec{a} (\ \vec{a}\  \gg 0)$

Lorsque l'erreur en position est négative, la distance désirée est alors obtenue avec une marge et quand la vitesse relative est positive cela dénote que le véhicule cible (précédent) a une vitesse supérieure à celle prédéfinie par le véhicule hôte. Dans ce cas, aucune action n'est entreprise par le système car la distance de sécurité est respectée et le véhicule en avant s'éloignera de plus en plus. Dans le second cas, la distance désirée est obtenue mais le véhicule hôte est plus rapide que la cible, donc une régulation de la vitesse s'impose par une décélération. Le troisième cas dénote une distance désirée non satisfaite mais la vitesse de la cible est supérieure à celle du véhicule hôte; le système devra décélérer légèrement ( $\|\vec{a}\| > 0$ ) afin de garder la distance de sécurité désirée. Le dernier cas présente une situation où la distance n'est pas satisfaite et le véhicule hôte roule plus vite que celui qui le précède; une décélération assez forte doit être appliquée par le système afin de réguler la vitesse.

Il est nécessaire de minimiser l'incertitude sur le vecteur d'état de la dynamique inter-véhiculaire. Pour cela on utilisera un filtre de Kalman pour l'estimation de ces paramètres. Les équations de prédiction (du modèle dynamique du système ACC) se présentent comme suit :

$$\begin{cases} x_{rk} = x_{rk-1} + \Delta t \cdot v_{rk-1} - \frac{1}{2} \Delta t^2 a_r \\ v_{rk} = v_{rk-1} - \Delta t \cdot a_r \\ v_{1k} = v_{1k-1} + \Delta t \cdot a_1 \end{cases} \quad (5.9)$$

Où  $a_r$  représente l'accélération relative soit  $a_r = a_2 - a_1$ . Cependant dans ce travail on supposera un cas nominal où le véhicule cible roule à une vitesse constante ce qui implique une accélération nulle. Dans ce cas,  $a_r = -a_1$  et on peut réécrire le système d'équation 5.9 sous la forme :

$$\begin{bmatrix} x_r \\ v_r \\ v_1 \end{bmatrix}_k = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r \\ v_r \\ v_1 \end{bmatrix}_{k-1} + \begin{bmatrix} -\frac{1}{2} \Delta t^2 \\ -\Delta t \\ \Delta t \end{bmatrix} a_1 \quad (5.10)$$

Étant donné que les éléments du vecteur d'état sont mesurables, la sortie (équations de mesure) s'écrit :

$$y_r = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r \\ v_r \\ v_1 \end{bmatrix} \quad (5.11)$$

Où  $x_r$  est obtenue par le lidar ou le radar

$v_r$  est la dérivée de  $x_r$  ( $v_r = \frac{dx_r}{dt}$ )

$v_1$  mesurée par l'odomètre du véhicule

Notre contrôleur est basé sur ceux développés dans la littérature. Dans [2] [5] [8], l'action proportionnelle est utilisée sur les erreurs de position vitesse et accélération. Étant donné que dans notre cas on n'utilise pas l'erreur sur l'accélération, on exprime l'équation de commande par :

$$u(t) = k_1(d_{des} - x_r) + k_2(v_2 - v_1) \quad (5.12)$$

$$u(t) = k_1 e + k_2 v_r \quad (5.13)$$

Où  $k_1$  et  $k_2$  sont des constantes. Ceci peut être vu comme un contrôleur PID sur la vitesse car la vitesse est l'intégrale de l'accélération et la dérivée de la position.

Les conditions pour les transitions entre l'ACC et le CC sont définies dans le tableau 5.4.

Tableau 5.4 Règles de transition entre le Cruise Control et l'ACC [40]

	$v_1 < v_{des}$	$v_1 \geq v_{des}$
$d < d_{des}$	ACC	CC
$d \geq d_{des}$	CC	CC

Le schéma simplifié du contrôleur est présenté comme suit :

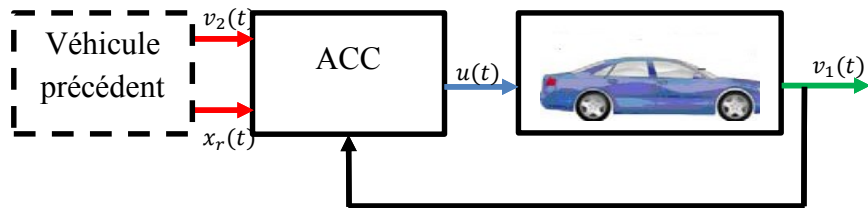


Figure 5.7 Système ACC avec les principaux signaux

Les flèches rouges représentent les signaux d'entrées provenant du véhicule précédent. La bleue et la verte respectivement le signal de commande envoyé au véhicule et le signal de sortie (vitesse) qui est réinjecté dans le bloc ACC

Dans le bloc ACC se déroule toutes les opérations précédemment décrites pour aboutir au signal de commande  $u(t)$ .

#### 5.4 Résultats des simulations et évaluation des performances

En plus des capteurs proprioceptifs et de référence, le véhicule test est doté d'un lidar. Sous Pro-SiVIC, deux types de lidar ont été modélisés. Un lidar par lancer de rayon qui utilise beaucoup de ressources pour les calculs et un lidar à balayage de profondeur moins gourmand et de ce fait plus rapide [14]. Nous utiliserons le deuxième type pour la simulation. Les paramètres utilisés sont résumés dans le tableau 5.5. Ces valeurs peuvent être facilement modifiées pour d'autres cas de tests. En réalité les lidars ont des portées entre 100 et 250 mètres.

Tableau 5.5 Paramètres du lidar utilisé

Portée (m)	Ouverture angulaire horizontale (degré)	Ouverture angulaire verticale (degré)	Position
50	30	1	Sur le pare-chocs avant

Les simulations ont été effectuées sous Simulink et les résultats sont présentés suivant trois (scénarios) définies. Pour les deux (2) premiers scénarios on utilisera des données parfaites (sans bruits) et pour le dernier scénario on prendra les données provenant de Pro SiVIC. Il est à noter que plusieurs types de scénarios peuvent être mis en œuvre pour tester l'efficacité du système.

Les performances d'un régulateur de vitesse intelligent, peuvent se quantifier suivant plusieurs critères :

- Le confort
- La consommation de carburant,
- Les dépassements des vitesses lors de la régulation

- La stabilité lorsqu'il s'agit d'un convoi,
- Le temps de réponse du système,
- .....

Dans ce projet on se focalise essentiellement sur la sécurité des occupants du véhicule. Il se pourrait que certaines réponses soient assez brusques et de ce fait un compromis devra être fait entre confort et sécurité.

Scénario 1 : Véhicule test roulant à 70km/h et détecte un véhicule roulant moins vite.

Dans ce premier scénario, le véhicule test devra maintenir sa vitesse de croisière spécifiée et tant que la distance de sécurité est respectée, c'est-à-dire l'erreur (en position) négative, et dans le cas échéant il doit adopter la vitesse de la cible. Aussi pour la simulation on utilisera un générateur de signal pour modéliser la distance lidar.

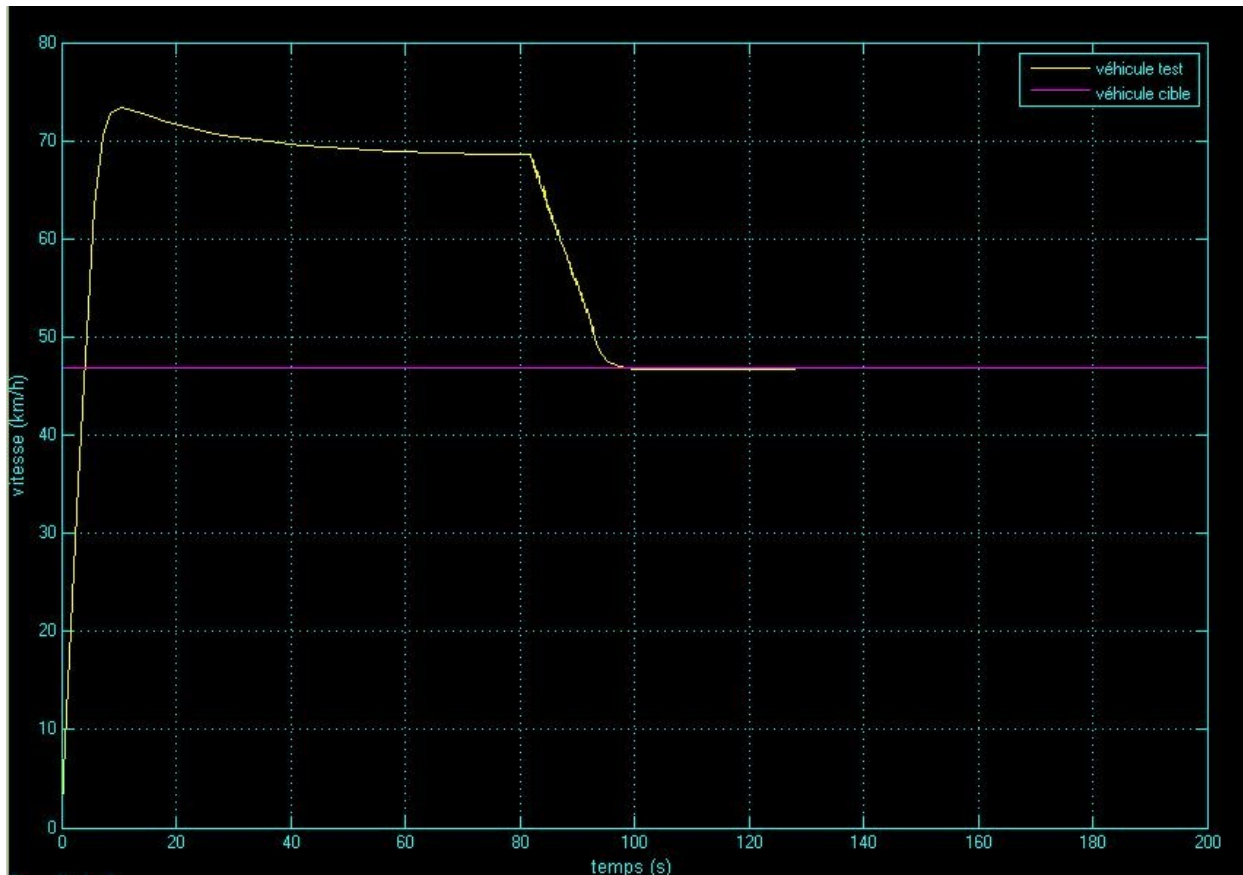


Figure 5.8 Réponse du système pour le scénario 1

À la figure 5.8 le véhicule test roule environ à 70km/h ( $\pm 1$  km/h) et après 1minute et 20 seconde, le lidar détecte un véhicule qui roule plus lentement. Comme on s'y attendait, le véhicule répond en adaptant la vitesse du véhicule cible soit 48 km/h. À 70km/h la distance de sécurité exigée est d'environ 34 m avec un time headway (délai temporel) de 1.6 secondes, le changement de vitesse s'effectue lorsque cette distance n'est plus respectée. Pour des valeurs de time headway de 1.4 et 1.8 secondes les distances de sécurité sont respectivement de 30m et de 42m. Dans ces cas le

système tardera avant de réagir (30m) ou réagira un peu plus tôt (42m). Pour une meilleure fluidité de la circulation routière, une petite valeur de headway sera idéale mais un compromis sur la sécurité devra être fait. Par la suite nous garderons une valeur de 1.6sec.

La figure 5.9 présente le résultat dans un cas où une décélération brusque survient au niveau du véhicule cible. Le système devra répondre assez rapidement afin de garder la distance de sécurité qui aurait aussi diminué.

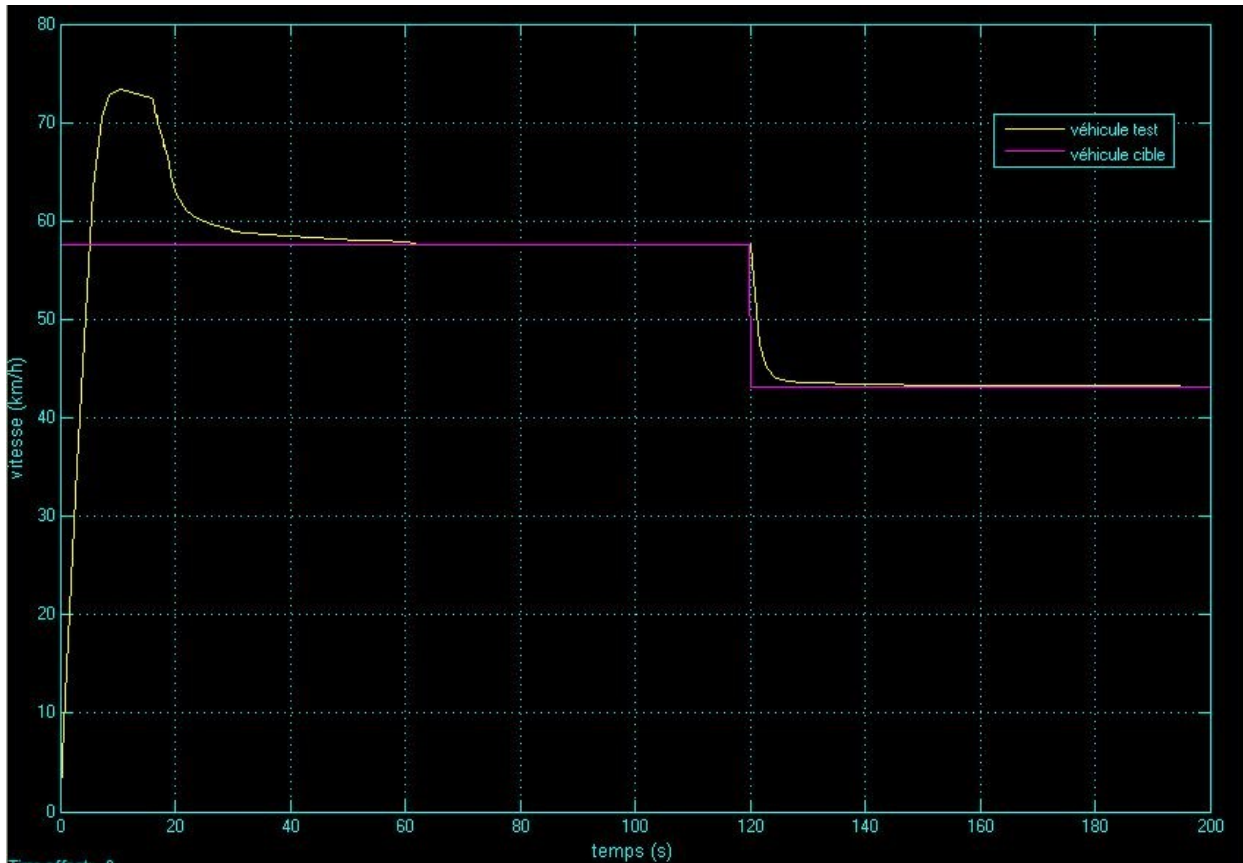


Figure 5.9 Réponse du système à une décélération brusque

Pendant les 2 premières minutes, le système suit la vitesse du véhicule cible (58km/h) et lorsque survient un freinage brusque, la vitesse du véhicule hôte s'adapte. Le dépassement observé dans les 20 premières secondes est dû au fait que le véhicule hôte essayait d'atteindre sa vitesse prédéfinie (70km/h) lorsque qu'il détecte une cible et de ce fait adapte sa vitesse.

Scénario 2 : Véhicule test roulant à 70km/h et détecte un véhicule roulant plus vite

Dans cette partie, on traite le cas où un la cible apparaît soudainement devant le véhicule test lors d'un changement de voie par exemple ou dans le cas où elle s'éloigne. La cible est supposée rouler plus vite que l'hôte après la détection.

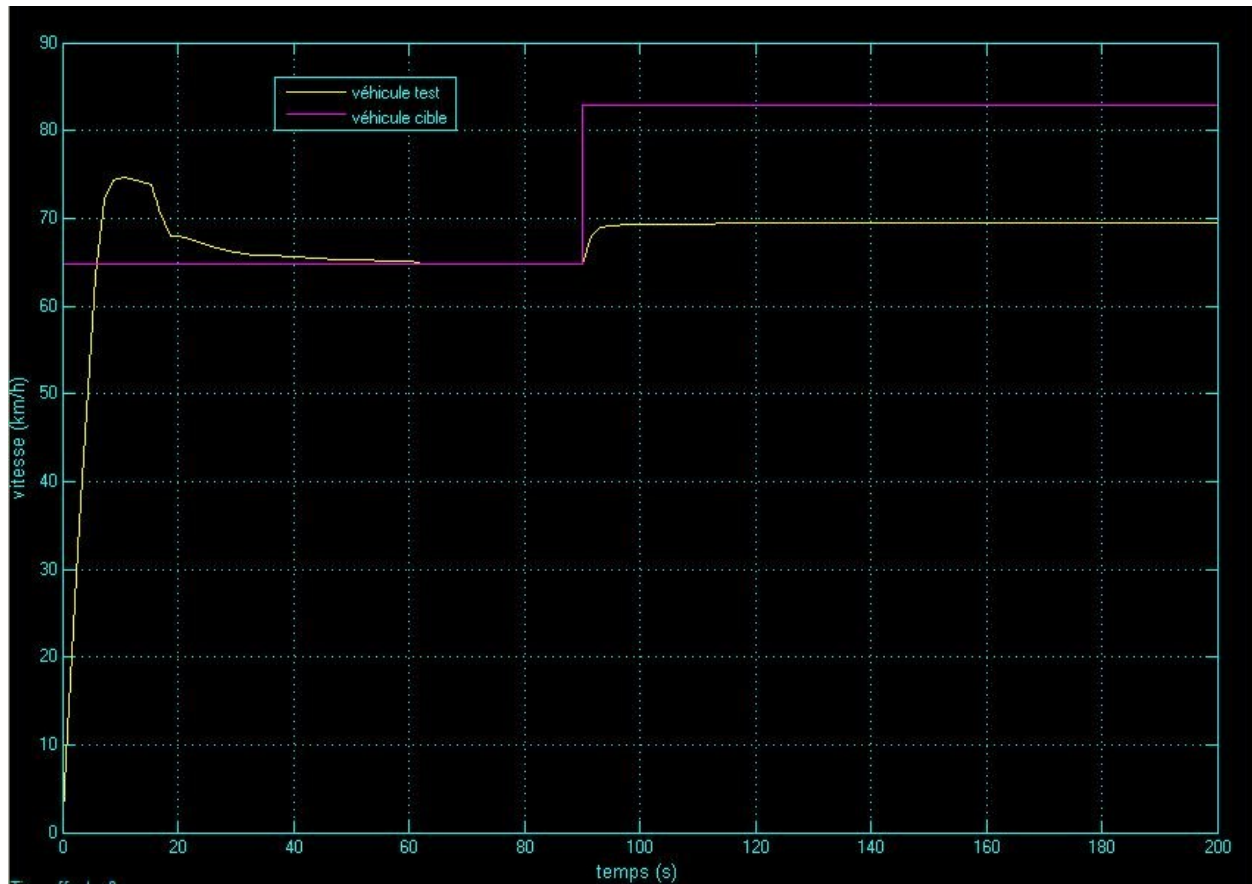


Figure 5.10 Réponse du système pour le scénario 2

Après détection à la 20<sup>e</sup> seconde, le véhicule test conserve la distance de sécurité en diminuant sa vitesse jusqu'à celle de la cible. Cette dernière accélère ensuite jusqu'à une vitesse supérieure à celle prédéfinie par le véhicule cible et de ce fait s'en éloigne. La réponse du système est telle celle qu'on observe sur la figure 5.10 : le véhicule hôte reprend sa vitesse de croisière (spécifiée par le conducteur). Le même comportement s'observe sur la figure 5.11 où le véhicule cible, bien que légèrement détecté (à la 62<sup>e</sup> seconde exactement), est plus rapide que le véhicule hôte qui maintient sa vitesse telle que prédéfinie.

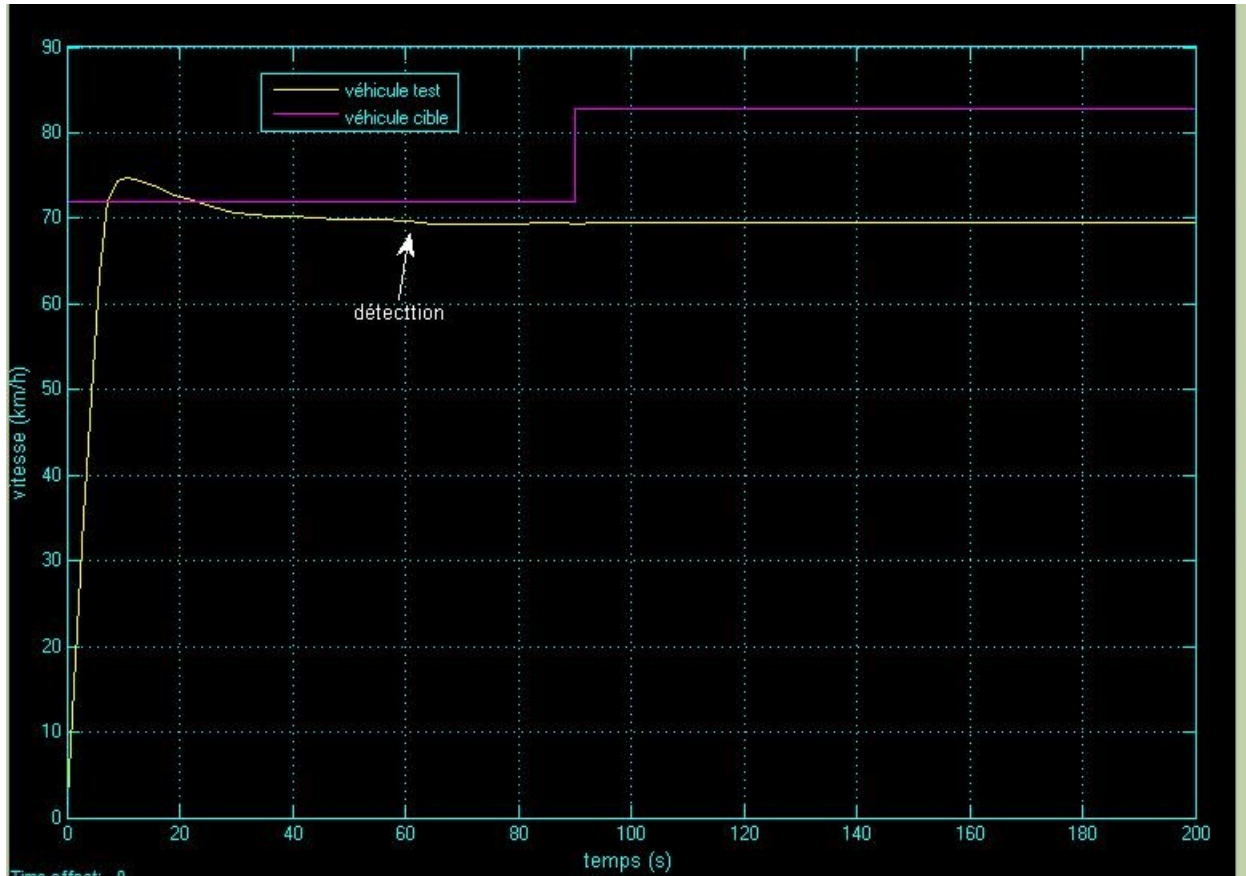


Figure 5.11 Réponse du système à une cible plus rapide

### Scénario 3 : utilisation des informations d'une simulation sur Pro SIVIC

Dans ce scénario on utilise les données provenant de Pro SiVIC. On pourra assimiler ce cas comme «réaliste» par rapport aux précédents. Les vitesses et les données lidar seront un peu plus (adaptées) afin de mieux quantifier les performances du système mis en œuvre. Aussi, le scénario englobera les précédents.

Sur la figure 5.12 on remarque sur la partie du haut l'évolution des vitesses des deux véhicules. L'autre partie représente l'évolution de l'erreur de distance. Cette erreur, lorsqu'elle est négative, cela signifie que la distance de sécurité est respectée. Aussitôt qu'elle devient positive le système devra réguler la vitesse du véhicule test afin de conserver cette distance de sécurité. Comme on le voit sur la figure 5.12 lors du passage brusque du négatif au positif, on remarque que la vitesse s'adapte.

Au début de la simulation, le véhicule cible roule aux environs de 54 km/h tandis que le véhicule test a une vitesse de 72 km/h. Vers le milieu de la simulation les deux véhicules tendent à avoir une même vitesse et on remarque une erreur aux alentours de 30m puis le véhicule cible accélère pour une vitesse de 80km/h et plus; le véhicule hôte maintient alors sa vitesse prédéfinie de 72 km/h et l'erreur tend à diminuer.



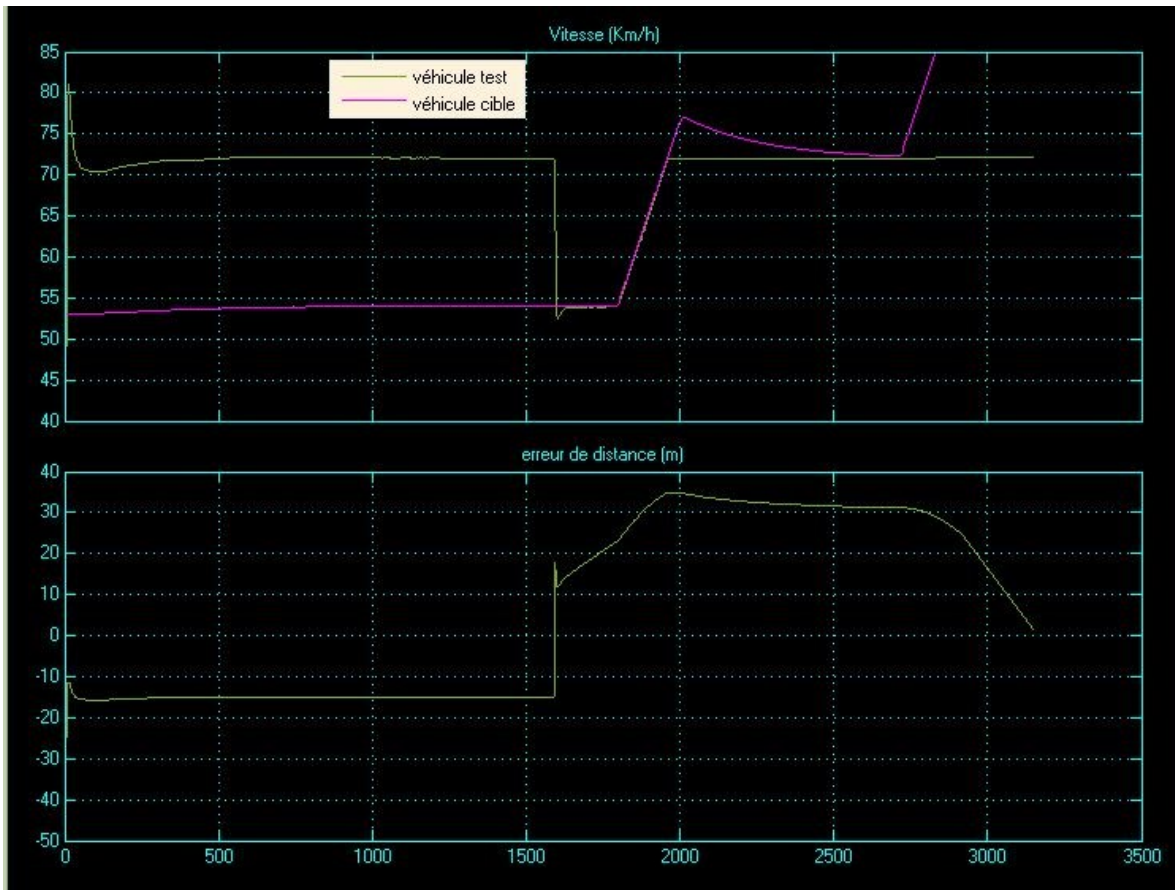


Figure 5.12a Réponse du système au scénario 3 et erreur en distance

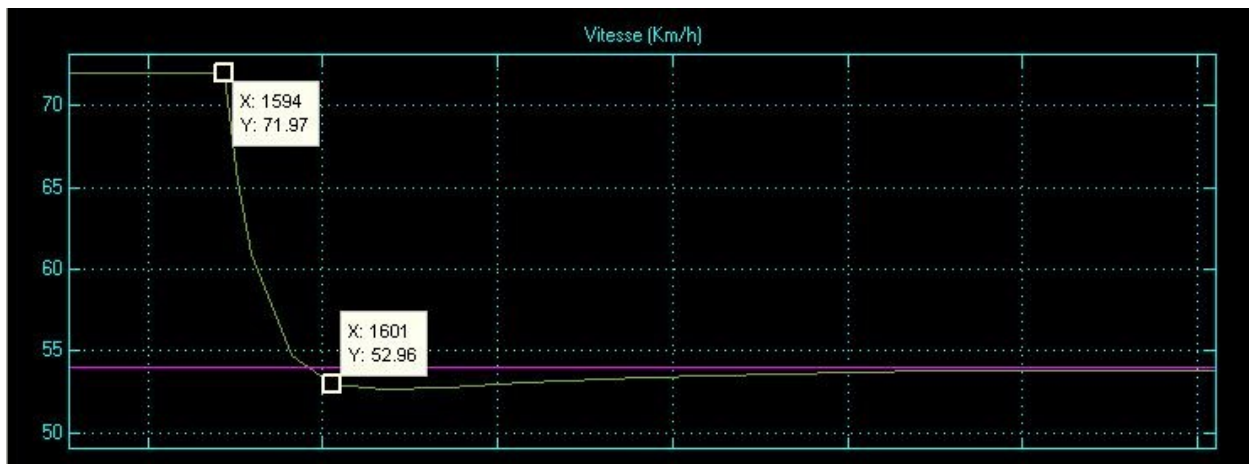


Figure 5.132b Réponse du système au scénario 3

La figure 5.12b montre avec plus de détail le temps de changement de vitesse du véhicule test qui est de l'ordre de 7s ce qui est relativement réaliste pour le changement brusque observé.

Il est à noter que cette erreur en distance n'est pas celle observée en temps réel. Elle représente l'erreur pour une distance lidar fixe qui ne change pas lorsque le système répond (figure 5.13).

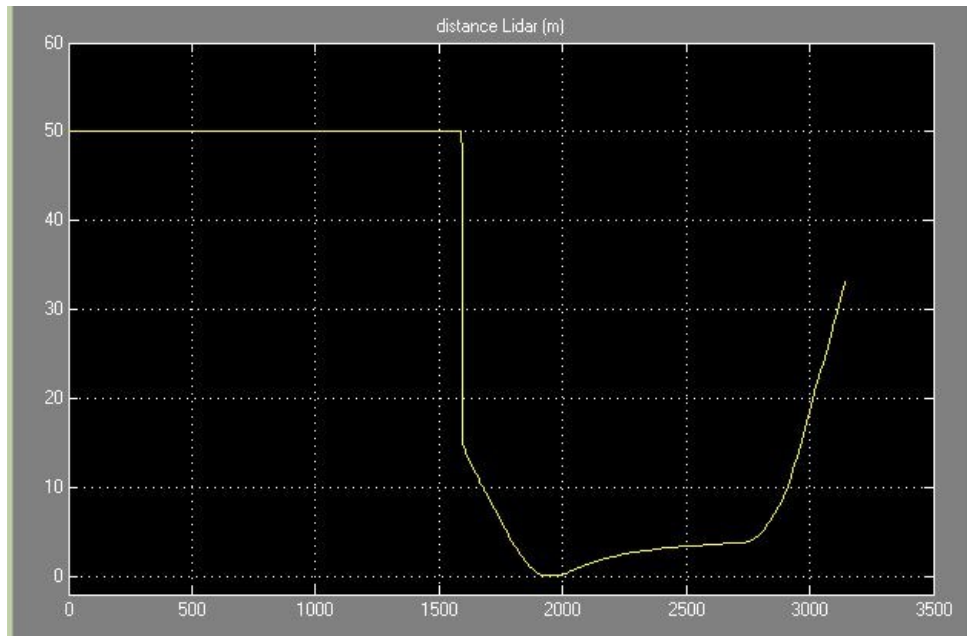


Figure 5.143 Évolution de la distance lidar lors de la simulation

Le maintien d'une vitesse relative ( $v_2 - v_1$ ) supérieure ou égale à zéro est un objectif de l'ACC. En effet lorsque le véhicule en avant roule plus vite que le véhicule hôte cet objectif est atteint par la même occasion la distance entre les véhicule croît. Lorsque les deux véhicules ont la même allure, alors la vitesse relative est nulle et une distance constante est maintenue entre les véhicules. Après simulation on obtient la vitesse relative représentée sur la figure 5.14. Après l'instant de détection, du fait de la décélération du véhicule test, la vitesse relative devient nulle; lorsque le véhicule cible accélère pour avoir la même vitesse du véhicule test, on remarque que la vitesse relative devient positive puis tend à s'annuler; finalement lorsque le véhicule cible accélère une seconde fois, la vitesse relative devient positive. Cela démontre la fonctionnalité nominale du système.

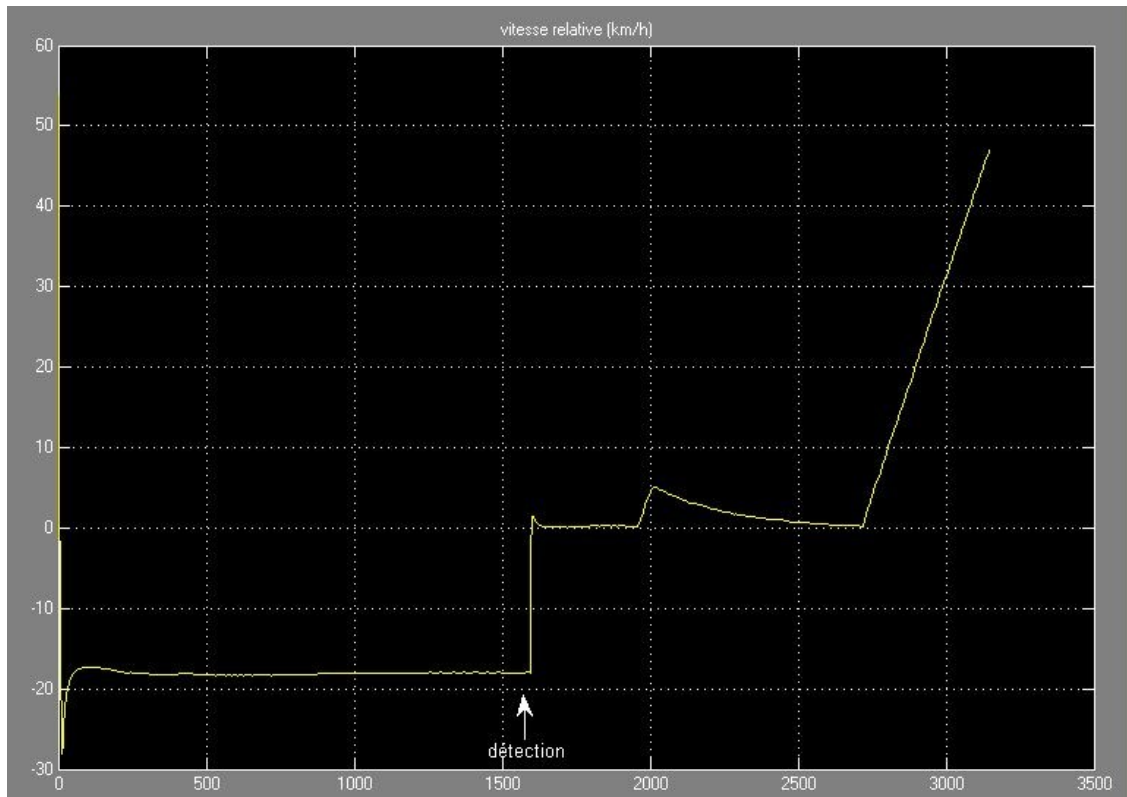


Figure 5.154 Vitesse relative entre les deux véhicules

## 5.5 L'ACC coopératif ou le Cooperative ACC (CACC)

Grace à l'émergence des communications inter-véhiculaire, les véhicules peuvent échanger plusieurs informations sur leurs états telles que leur position, leur vitesse, leur accélération, leurs futurs actions.... Ces informations peuvent être utilisées pour améliorer l'ACC. On parle alors de CACC pour Coopérative ACC. En échangeant l'information de position, il est possible d'obtenir la distance inter véhiculaire ce qui rend plus fiable l'information de distance même en cas de défaillance du capteur de perception. D'autre part nous avons supposé un cas nominal pour l'accélération du véhicule cible, mais grâce au CACC on peut y avoir accès et de ce fait rendre l'algorithme plus robuste. Des valeurs plus petites de distances de sécurité (time headway) peuvent être également utilisées. Un exemple d'application du CACC est son utilisation dans un convoi. Dans ce cas, l'état du véhicule précédent est utilisé mais aussi l'état du véhicule en tête du convoi. Il faut s'assurer alors d'une bonne synchronisation des données.

## CHAPITRE 6 : Conclusion et travaux futurs

Un système de navigation intégré est un système embarqué installé dans un véhicule, qui fournit des fonctionnalités utiles au conducteur, comme la planification de chemin, un système de guidage, une carte numérique et des points d'intérêt répertoriés. Le module de guidage utilise une planification pour indiquer au conducteur le chemin à emprunter. Pour éviter de fournir de fausses informations et de ce fait nuire à la sécurité routière, le système de navigation doit reposer sur un module de positionnement précis et continu du véhicule. La performance du module de positionnement provient d'un ensemble de capteurs hétérogènes dont les mesures sont fusionnées. Les capteurs couramment utilisés dans ces systèmes sont des odomètres différentiels, un système de positionnement (GPS) et une centrale inertielle. Pour améliorer les estimés de position, et en même temps maintenir un faible coût, il est important de combiner les informations provenant de ces différents capteurs à faible coût au lieu d'utiliser des récepteurs de haute précision mais coûteux.

L'objectif de ce projet de recherche était d'étudier les différents capteurs utilisés dans un système de positionnement afin de mettre en place un module de fusion qui permettra de réduire l'incertitude sur la localisation d'un véhicule. Deux approches ont été mises en œuvre : la fusion du GPS et de la centrale inertielle et celle du GPS de la centrale inertielle et des odomètres. Il en découle que ces deux méthodes améliorent grandement l'estimation de la position. En effet la reconstruction de trajectoire obtenue par la fusion est plus optimale que celle obtenue par les capteurs individuellement. Aussi une étude assez exhaustive a été faite sur les capteurs et leurs incertitudes. Après avoir présenté les différentes méthodes de fusion existantes, on a utilisé le filtre de Kalman étendu (EKF) qui découle d'une optimisation bayésienne (Minimisation de l'Erreur Quadratique Moyenne) pour faire la fusion. Le filtre de Kalman repose sur deux étapes : une étape de prédiction grâce aux proprioceptifs et une étape de mise à jour grâce aux mesures de position GPS et /ou de vitesse odométrique.

Dans le chapitre 5 un système d'aide à la conduite a été présenté. Il s'agit d'un régulateur de vitesse intelligent aussi appelé ACC pour Adaptive Cruise Control dont l'utilité sur une autoroute est indéniable. En effet, l'ACC maintient une distance de sécurité prédéfinie par le conducteur lorsqu'un véhicule (obstacle) se trouve en avant. En l'absence d'obstacle, le véhicule roule à la vitesse spécifiée par le conducteur. L'ACC est un système autonome c'est-à-dire qu'il ne dépend pas d'une communication sans fil ou d'une coopération entre véhicules sur l'autoroute. Les performances du régulateur obtenu dans ce projet sont orientées sur la sécurité des passages. Les transitions entre accélérations et freinage pourraient être brusques et pas assez confortable pour les occupants. D'autres métriques telles que le confort, la consommation en carburant, ou la rapidité de la réponse du système pourraient être utilisées

Cependant il est à noter qu'avec l'avènement des réseaux VANET (Vehicular Ad hoc Network), l'ACC fait place au CACC (Cooperative ACC). Les véhicules communiquent entre eux et de ce

fait échanger des informations telles que vitesses, positions, accélérations,...Le régulateur de vitesse devient plus robuste et fiable car une autre source d'information est disponible.

D'autres travaux ont été menés durant ce projet et ont abouti à deux publications présentées en annexe 4. Il s'agit d'augmenter la robustesse de la distance inter-véhiculaire grâce aux communications entre véhicules et d'une technique pour améliorer les systèmes anticollision.

Comme travaux futurs, il serait intéressant d'explorer les performances du système de positionnement lors de la perte de l'information GPS par exemple lors d'un passage dans un tunnel ou au milieu de grands immeubles où le signal pourrait être perdu temporairement. On pourrait aussi exploiter les communications inter-véhiculaires pour améliorer le système de localisation.

D'autre part la combinaison de l'ACC et d'un système anticollision basé sur la fusion des capteurs radar et vidéo serait envisageable afin d'améliorer la sécurité routière. La suite de ces travaux pourrait porter aussi sur la mise en œuvre d'un CACC et tester ces performances dans un convoi où une perturbation sur le véhicule en tête pourrait engendrer un carambolage.

## Liste des références

- [1] Abuhadrous, I. (2005). Système embarqué temps réel de localisation et de modélisation 3D par fusion multi-capteur. Thèse de doctorat.
- [2] Bageshwar, V. L., Garrard, W. L. et Rajamani, R. (2004). Model predictive control of transitional maneuvers for adaptive cruise control vehicles. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, volume 53, numéro 5, p. 1573-1585.
- [3] Bai-gen, C., Jian, W., Qin, Y. et Jiang, L. (2009). A GNSS based slide and slip detection method for train positioning. Dans *Information Processing, 2009. APCIP 2009. Asia-Pacific Conference on*, volume 1. IEEE, p. 450-453.
- [4] Borenstein, J. et Feng, L. (1996). Gyrodometry: A new method for combining data from gyros and odometry in mobile robots. Dans *Robotics and Automation, 1996. Proceedings., 1996 IEEE International Conference on*, volume 1. IEEE, p. 423-428.
- [5] Caravani, P., De Santis, E., Graziosi, F. et Panizzi, E. (2006). Communication control and driving assistance to a platoon of vehicles in heavy traffic and scarce visibility. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, volume 7, numéro 4, p. 448-460.
- [6] Charvat, G. L., Williams, J. H., Fenn, A. J., Kogon, S. et Herd, J. S. *RES.LL-003 Build a Small Radar System Capable of Sensing Range, Doppler, and Synthetic Aperture Radar Imaging, January IAP 2011. (Massachusetts Institute of Technology: MIT OpenCourseWare)*,
- [7] Chen, C., Ibañez-Guzmán, J. et Le-Marchand, O. (2008). Low-cost loosely-coupled GPS/odometer fusion: a pattern recognition aided approach. Dans *Information Fusion, 2008 11th International Conference on*. IEEE, p. 1-6.
- [8] Corona, D. et De Schutter, B. (2008). Adaptive cruise control for a SMART car: A comparison benchmark for MPC-PWA control methods. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, volume 16, numéro 2, p. 365-372.
- [9] Dempster, A. P. (1967). Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. *The annals of mathematical statistics*, p. 325-339.
- [10] Doucet, A., Godsill, S. et Andrieu, C. (2000). On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering. *Statistics and computing*, volume 10, numéro 3, p. 197-208.
- [11] Dubois, D., Prade, H., Farreny, H., Martin-Clouaire, R. et Testemale, C. (1988). *Théorie des possibilités: applications à la représentation des connaissances en informatique*. Masson Paris.

- [12] Girard, A. R., Spry, S. et Hedrick, J. K. (2005). Intelligent cruise control applications: Real-time embedded hybrid control software. *Robotics & Automation Magazine, IEEE*, volume 12, numéro 1, p. 22-28.
- [13] Grewal, M. S., Weill, L. R. et Andrews, A. P. (2007). *Global positioning systems, inertial navigation, and integration*. John Wiley & Sons,
- [14] Gruyer, D., Pechberti, S. et Glaser, S. (2013). Development of Full Speed Range ACC with SiVIC, a virtual platform for ADAS Prototyping, test and evaluation. Dans *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2013 IEEE*. IEEE, p. 100-105.
- [15] Gupta, V. (2009). *Vehicle localization using low-accuracy GPS, IMU*.
- [16] Gustafsson, F., Gunnarsson, F., Bergman, N., Forssell, U., Jansson, J., Karlsson, R. et Nordlund, P. (2002). Particle filters for positioning, navigation, and tracking. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, volume 50, numéro 2, p. 425-437.
- [17] Han, D., Yi, K. et Yi, S. (2006). Evaluation of integrated ACC (adaptive cruise control)/CA (collision avoidance) on a virtual test track. Dans *SICE-ICASE, 2006. International Joint Conference*. IEEE, p. 2127-2132.
- [18] Harris, C., Bailey, A. et Dodd, T. (1998). Multi-sensor data fusion in defence and aerospace. *Aeronautical Journal*, volume 102, numéro 1015, p. 229-244.
- [19] Jazar, R. N. (2008). *Vehicle Dynamics. Theory and Applications*. Riverdale, NY: Springer Science Business Media.
- [20] Jiang, L., Bai-gen, C., Jian, W. et Tao, T. (2009). Grey Theory Based Odometer Scale Factor Calibration Method for Integrated Navigation System. Dans *Intelligent Computation Technology and Automation, 2009. ICICTA'09. Second International Conference on*, volume 3. IEEE, p. 507-510.
- [21] Junaid, K. M., Shuning, W., Usman, K. et Naveed, R. (2005). LQR autonomous longitudinal cruise control with a minimum order state observer. Dans *Proc. Eighth IASTED Int. Conf., Cambridge, USA*, volume 31
- [22] Kacemi, J. (2006). Fusion d'Informations dans un Système de Positionnement Hybride GPS Multi-Porteuses/Estime. Dans . Université du Littoral Côte d'Opale,
- [23] Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Fluids Engineering*, volume 82, numéro 1, p. 35-45.
- [24] Kaplan, E. D. et Hegarty, C. J. (1996). *Understanding GPS, principles and applications*. Boston: Artech House.

- [25] Kato, S., Tsugawa, S., Tokuda, K., Matsui, T. et Fujii, H. (2002). Vehicle control algorithms for cooperative driving with automated vehicles and intervehicle communications. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, volume 3, numéro 3, p. 155-161.
- [26] Kesting, A., Treiber, M., Schönhof, M., Kranke, F. et Helbing, D. (2007). Jam-avoiding adaptive cruise control (ACC) and its impact on traffic dynamics. Dans *Traffic and Granular Flow'05*. Springer, p. 633-643.
- [27] Kreuzen, C. (2012). *Cooperative adaptive cruise control: using information from multiple predecessors in combination with MPC*. Thèse de doctorat
- [28] Kural, E. et Güvenç, B. (2010). Model predictive adaptive cruise control. Dans *Systems Man and Cybernetics (SMC), 2010 IEEE International Conference on*. IEEE, p. 1455-1461.
- [29] Laneurit, J. (2006). *Perception multisensorielle pour la localisation d'un robot mobile en environnement extérieur, application aux véhicules routiers*. Thèse de doctorat
- [30] Li, S., Li, K., Rajamani, R. et Wang, J. (2011). Model predictive multi-objective vehicular adaptive cruise control. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, volume 19, numéro 3, p. 556-566.
- [31] Magnusson, N. et Odenman, T. (2012). Improving absolute position estimates of an automotive vehicle using GPS in sensor fusion.
- [32] Mitchell, H. B. (2007). *Multi-sensor data fusion: an introduction*. Springer Science & Business Media.
- [33] Moon, S., Moon, I. et Yi, K. (2009). Design, tuning, and evaluation of a full-range adaptive cruise control system with collision avoidance. *Control Engineering Practice*, volume 17, numéro 4, p. 442-455.
- [34] Mourllion, B., Gruyer, D., Royere, C. et Théroutte, S. (2005). Multi-hypotheses tracking algorithm based on the belief theory. Dans *Information Fusion, 2005 8th International Conference on*, volume 2. IEEE, p. 8 pp.
- [35] Ndjeng, A. N. (2009). Localisation robuste multi-capteurs et multi-modèles. *Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication*, p. 222.
- [36] Obradovic, D., Lenz, H. et Schupfner, M. (2007). Fusion of sensor data in Siemens car navigation system. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, volume 56, numéro 1, p. 43-50.
- [37] Pananurak, W., Thanok, S. et Parnichkun, M. (2009). Adaptive cruise control for an intelligent vehicle. Dans *Robotics and Biomimetics, 2008. ROBIO 2008. IEEE International Conference on*. IEEE, p. 1794-1799.



- [38] Prestl, W., Sauer, T., Steinle, J. et Tschernoster, O. (2000). *The BMW active cruise control ACC*.
- [39] Sathiyar, S. P., Kumar, S. S. et Selvakumar, A. I. (2013). A comprehensive review on cruise control for intelligent vehicles. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE) Volume-2, Issue-5*.
- [40] Shafer, G. (1976). *A mathematical theory of evidence*. Princeton university press Princeton,
- [41] Shakouri, P., Ordys, A. et Askari, M. R. (2012). Adaptive cruise control with stop&go function using the state-dependent nonlinear model predictive control approach. *ISA transactions*, volume 51, numéro 5, p. 622-631.
- [42] Siciliano, B. et Khatib, O. (2008). *Springer handbook of robotics*. Springer Science & Business Media.
- [43] Sivaji, V. et Sailaja, M. Adaptive Cruise Control Systems for Vehicle Modeling Using Stop and Go Manoeuvres.
- [44] Skog, I. et Handel, P. (2009). In-car positioning and navigation technologies—A survey. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, volume 10, numéro 1, p. 4-21.
- [45] Skog, I. et Handel, P. (2009). In-car positioning and navigation technologies—A survey. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, volume 10, numéro 1, p. 4-21.
- [46] St-Pierre, M. (2004). Étude et amélioration d'un module de positionnement d'un système d'information intégrée pour la navigation routière. *Mémoire de Maîtrise, Université de Sherbrooke*.
- [47] Thurston, J. (2002). GALILEO, GLONASS And NAVSTAR A Report on GPS for GIS People. *GISCafe.com*.
- [48] Ushimi, N., Yamamoto, M. et Mohri, A. (2003). Two wheels caster type odometer for omnidirectional vehicles. Dans *Robotics and Automation, 2003. Proceedings. ICRA'03. IEEE International Conference on*, volume 1. IEEE, p. 497-502.
- [49] Welch, G. et Bishop, G. An Introduction to the Kalman Filter. 2006. *University of North Carolina: Chapel Hill, North Carolina, US*.
- [50] Woodman, O. J. (2007). An introduction to inertial navigation. *University of Cambridge, Computer Laboratory, Tech.Rep.UCAMCL-TR-696*, volume 14, p. 15.
- [51] Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and control*, volume 8, numéro 3, p. 338-353.
- [52] Zadeh, L. A. (1999). Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets and Systems*, volume 100, p. 9-34.

- [53] Zhu, L. et Wang, W. (2010). CDGPS-Based Calibration of Odometer's Scale Factor with Temperature for Vehicle Navigation System. Dans *Optoelectronics and Image Processing (ICOIP), 2010 International Conference on*, volume 1. IEEE, p. 317-320.
- [54] <http://www.edn.com/design/automotive/4368069/Automobile-sensors-may-usher-in-self-driving-cars>

# ANNEXES

## Annexe 1 : Linéarisation des fonctions

$$F(1,1) = \frac{\partial F_1}{\partial x} = 1$$

$$F(1,2) = \frac{\partial F_1}{\partial y} = 0$$

$$F(1,3) = \frac{\partial F_1}{\partial \dot{x}} = \frac{\dot{x}}{\sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}} \cos(\theta) \Delta t$$

$$F(1,4) = \frac{\partial F_1}{\partial \dot{y}} = \frac{\dot{y}}{\sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}} \cos(\theta) \Delta t$$

$$F(1,5) = \frac{\partial F_1}{\partial \theta} = -V \sin(\theta) \Delta t$$

$$F(2,1) = \frac{\partial F_2}{\partial x} = 0$$

$$F(2,2) = \frac{\partial F_2}{\partial y} = 1$$

$$F(2,3) = \frac{\partial F_2}{\partial \dot{x}} = \frac{\dot{x}}{\sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}} \sin(\theta) \Delta t$$

$$F(2,4) = \frac{\partial F_2}{\partial \dot{y}} = \frac{\dot{y}}{\sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}} \sin(\theta) \Delta t$$

$$F(2,5) = \frac{\partial F_2}{\partial \theta} = V \cos(\theta) \Delta t$$

$$F(3,1) = \frac{\partial F_3}{\partial x} = 0$$

$$F(5,3) = \frac{\partial F_5}{\partial x} = 0$$

$$F(5,5) = \frac{\partial F_5}{\partial \theta} = 1$$

$$F(3,2) = \frac{\partial F_3}{\partial y} = 0$$

$$F(3,3) = \frac{\partial F_3}{\partial \dot{x}} = 1$$

$$F(3,4) = \frac{\partial F_3}{\partial \dot{y}} = 0$$

$$F(3,5) = \frac{\partial F_3}{\partial \theta} = 0$$

$$F(4,1) = \frac{\partial F_4}{\partial x} = 0$$

$$F(4,2) = \frac{\partial F_4}{\partial y} = 0$$

$$F(4,3) = \frac{\partial F_4}{\partial \dot{x}} = 0$$

$$F(4,4) = \frac{\partial F_4}{\partial \dot{y}} = 1$$

$$F(4,5) = \frac{\partial F_4}{\partial \theta} = 0$$

$$F(5,1) = \frac{\partial F_5}{\partial x} = 0$$

$$F(5,2) = \frac{\partial F_5}{\partial y} = 0$$

$$F(5,4) = \frac{\partial F_5}{\partial \dot{y}} = 0$$

## Annexe 2 : Codes Matlab

```
#####
% Use this program to read the saved sensors' data files generated by Pro-Sivic in
MATLAB.
%
% Help:
% sen(i).d is the name of the sensor (object in SIVIC) (also the file and folder)
that you want to read. example: if the file name is OdoRL.cap write
% sen(1).d ='OdoRL';
% precission should be the same as what you put in Pro-SIVIC and must be
% equal for all the files if you want to read all the files at once.
%
% How to Run:
% Simply run the program and choose the folder that all the sensor's
% folders are in it and click ok.
%
% The imported data will be saved as a ".mat" file in data folder with the
% same names as the imported files.
%
#####
#####
% This program is wrote by Mohsen Rohani at June 2013.
% mohsen.rohani@usherbrooke.ca
#####
%%
clc
% clear all;
clear 'sen'

sen(1).d ='Voiture1Observer';
sen(2).d ='Voiture1CentraleInertielle';
sen(3).d ='Voiture1OdometrelRoueArriereGauche';
sen(4).d ='Voiture1Odometre2RoueArriereDroite';
sen(5).d ='Voiture2Observer';
sen(6).d ='Voiture1Telemetrel';

% sen(4).d ='ins';
% sen(5).d ='imu';
% sen(3).d ='Observerwhite';
precision = 2;

folder_name = uigetdir('C:\Users\amaa1902\Documents\abdoul');
path = [folder_name '\']
FlagS = 1;
for mn=1:size(sen,2)
%     precision = 2;
%     path2 = [path sen(mn).d '\ ' sen(mn).d '.cap']
path2 = [path sen(mn).d '.cap']
fid = fopen(path2, 'r');
if fid==-1
    FlagS=0;
    ErMsg = ['Can not read the file : ',path2];
    h = msgbox(ErMsg,'Error')
    continue;
end
ch='1';
while ch~='['
    ch = fread(fid, 1);
end
```

```

if size(ch)== [0 0]
    frewind(fid)
    tline = fgetl(fid);
end
dotc=0;
tline = fgetl(fid);
sscanf(tline, '%c',1)
for cnt=1:size(tline,2)
    ch = sscanf(tline(cnt:end), '%c',1)
    if ch=='.'
        dotc=dotc+1;
    end
end
dotc
format = sprintf('%d %f ');
for cnt=1:dotc
%     form2 = sprintf('%%.%dn',precision);
    form2 = '%n ';

    format = [format form2]

end
format = [format ' %*n']
frewind(fid)
ch='1';
while ch~='['
    ch = fread(fid, 1);
end
if size(ch)== [0 0]
    frewind(fid)
    tline = fgetl(fid);
end
dataread= textscan(fid, format)
save([path sen(mn).d '.mat'], 'dataread');
save(['radar\' sen(mn).d '.mat'], 'dataread');

clear 'dataread'
fclose(fid)
end
if FlagS==1
    Message = 'Files were readed successfully'
    h = msgbox(Message, 'Done')
else
    Message = 'There was at least one error in reading the files'
    h = msgbox(Message, 'Error')
end
end

```

Ces lignes de codes sont utilisées pour convertir les données produites par Pro-SiVIC dans un format adapté pour la lecture sous Matlab.

```

%%%%%%%%% Data Loading %%%%%%%%%%

load('Voiture1Observer.mat')
obs=datread;

load('Voiture1CentraleInertielle.mat')
ins=datread;

load('Voiture1Odometre2RoueArriereDroite')
od=datread;

load('Voiture1Odometre1RoueArriereGauche.mat')
og=datread;

load('Voiture2Observer.mat')
obs2=datread;

load('Voiture1Telemetre1.mat')
tel=datread;

clear datread;

%% setup %%
t=10e-4*obs{1}(:);
N=length(t);
dt=0.01;
%%%%%%%%% preprocessing du telemetre %%%%%%%%%%
d=zeros(31,length(t));
for k=3:33
    d(k,:)=double(tel{k}(1:length(t)));
end
e=d(3:33,:);
tet=-15:15;%angle d'ouverture du telemetre

% figure(1);plot(tet,e,'b');title('données Lidar');
% axis tight;xlabel('angle [degré]');ylabel('portée [m]')
Lid=mean(e(14:17,:));
%Lid=e(15,:);
%nn=find(Lid==30);
%Lid(1,nn)=200;

figure(1);
plot(t,Lid)
title('Mesures du Lidar')
xlabel('temps (s)')
ylabel('distance (m)')
xlim([0 60])

%%%%%%%%% vehicle2 information extraction %%%%%%%%%%
N2=length(obs2{1}(:));
gap=N-N2;
%position
x2=obs2{18}(:);
y2=obs2{19}(:);
%speed
vit2x=obs2{3}(:);
vit2x=[vit2x;(zeros(1,gap))'];
vit2y=obs2{4}(:);
vit2y=[vit2y;(zeros(1,gap))'];

```

```

V2=timeseries(vit2);
Lidar=timeseries(Lid);
%%%% Trajectories %%%%%%
%%% real %%%
x=obs{18}(:);
y=obs{19}(:);
figure(n);
plot(x,y, 'linewidth',2)
%axis([-350 350 -650 650])
%%% Inertial %%%
axins=ins{2}(:);
ayins=ins{3}(:);
wzins=ins{7}(:);
% initialisation
tetains(1)=obs{42}(1);
vx(1)=obs{3}(1);
vy(1)=obs{4}(1);
xins(1)=x(1);
yins(1)=y(1);

for i=2:N-1

    %conversion to navigation frame
    tetains(i)=tetains(i-1) + dt*wzins(i-1);

    teta2(i)=tetains(i-1)+(wzins(i-1)*dt)/2;

    ax(i-1)=axins(i-1)*cos(teta2(i-1))-ayins(i-1)*sin(teta2(i-1));
    ay(i-1)=axins(i-1)*sin(teta2(i-1))+ayins(i-1)*cos(teta2(i-1));

    %speed calculation

    vins=sqrt(vx(i-1).*vx(i-1)+vy(i-1).*vy(i-1));
    vx(i)=vins*cos(teta2(i-1)) + ax(i-1)*dt;
    vy(i)=vins*sin(teta2(i-1)) + ay(i-1)*dt;
    % vx(i)=vx(i-1) + ax(i-1)*dt;
    % vy(i)=vy(i-1) + ay(i-1)*dt;

    xins(i)=0.5*dt*dt*ax(i-1) + vx(i-1)*dt + xins(i-1);
    yins(i)=0.5*dt*dt*ay(i-1) + vy(i-1)*dt + yins(i-1);

end
hold on
plot(xins,yins,'g--','linewidth',1.5)
axis equal

%%% Odometer %%%
d=od{2}(:);
g=og{2}(:);
vodo=0.5*(od{3}(:) + og{3}(:));
tetaodo(1)=obs{42}(1);
xodo(1)=x(1);
yodo(1)=y(1);

```

```

for i=2:N

    dtetaodo(i) = (d(i)-d(i-1)-(g(i)-g(i-1)))/1.5;
    tetaodo(i)= tetaodo(i-1) + dtetaodo(i);
    xodo(i) = xodo(i-1) + vodo(i)*cos(tetaodo(i-1))*dt;
    yodo(i) = yodo(i-1) + vodo(i)*sin(tetaodo(i-1))*dt;
    vitodo=(d(i)-d(i-1)+(g(i)-g(i-1)))/0.01;
end

plot(xodo,yodo,'m','linewidth',1.5)
title('Trajectoires');
xlabel('X')
ylabel('Y')

%deviation_ins=sqrt((x(end)-xins(end))^2+(y(end)-yins(end))^2);
%deviation_odo=sqrt((x(end)-xodo(end))^2+(y(end)-yodo(end))^2);

% % odo + angle ins %%
% tetains(1)=0;
% teta2(1)=obs{42}(1);
% xoi(1)=x(1);
% yoi(1)=y(1);
%
% for i=2:N
%
%     tetains(i)=tetains(i-1) + dt*wzins(i-1);
%
%     teta2(i)=tetains(i-1)+(wzins(i-1)*dt)/2;
%
%     xoi(i)=xoi(i-1)+ vodo(i)*cos(teta2(i-1))*dt;
%     yoi(i)=yoi(i-1)+ vodo(i)*sin(teta2(i-1))*dt;
%
% end
%
% plot(yoi,xoi,'m--')

legend('réelle','INS','Odo')
hold off

xGPS=x+5*randn(size(x));
yGPS=y+5*randn(size(y));
%sous-echantillonnage du GPS (1 mesure sur 10 )
for i=1:N-2

    if mod(i,10)==0
        mesureX(i)=xGPS(i);
        mesureY(i)=yGPS(i);
    else
        mesureX(i)=nan;
        mesureY(i)=nan;
    end
end
mesures=[mesureX;mesureY]';
gap2=N-length(mesures);
figure
plot(x,y,'Linewidth',2)
hold on
plot(mesureX,mesureY,'g.')
title('Trajectoires')
xlabel('X')
ylabel('Y')

```



```

%-----
%%% Data fusion : INS+GPS

X=[x(1) vx(1) y(1) vy(1) tetaodo(1)]'; % initialisation
V(1)=sqrt(vx(1)^2+vy(1)^2);
A=zeros(5);
B=zeros(5,3);
B(1,1)= 5.0000e-05;B(2,2)=dt;B(3,1)= 5.0000e-05;B(4,2)=dt;B(5,3)=dt;
U=[ax ; ay; wzins(1:end-1)'];
% uncertainty matrix
P=3*eye(5);
variance_ax=var(ax);
variance_ay=var(ay);
variance_wzins=var(wzins);
Q=B*diag([variance_ax;variance_ay;variance_wzins])*B';
elips=32000;
Pxx=[];
Pyy=[];

for k=2:N-gap2

    X(1,k)=X(1,k-1) + V(k-1)*dt*cos(X(5,k-1)) + 0.5*dt*dt*ax(k-1);

    X(2,k)=X(2,k-1) + dt*ax(k-1);

    X(3,k)=X(3,k-1) + V(k-1)*dt*sin(X(5,k-1)) + 0.5*dt*dt*ay(k-1);

    X(4,k)=X(4,k-1) + dt*ay(k-1);

    X(5,k)=X(5,k-1) + dt*wzins(k-1);

    V(k)= sqrt(X(2,k)*X(2,k) + X(4,k)*X(4,k));

    A(1,1)=1;
    A(1,2)=(X(2,k)/(sqrt(X(2,k)*X(2,k)+X(4,k)*X(4,k))))*(dt*cos(X(5,k)));
    A(1,4)=(X(4,k)/(sqrt(X(2,k)*X(2,k)+X(4,k)*X(4,k))))*(dt*cos(X(5,k)));
    A(1,5)=-V(k)*dt*sin(X(5,k));

    A(2,2)=1;

    A(3,2)=(X(2,k)/(sqrt(X(2,k)*X(2,k)+X(4,k)*X(4,k))))*(dt*sin(X(5,k)));
    A(3,3)=1;
    A(3,4)=(X(4,k)/(sqrt(X(2,k)*X(2,k)+X(4,k)*X(4,k))))*(dt*sin(X(5,k)));
    A(3,5)=V(k)*dt*cos(X(5,k));

    A(4,4)=1;

    A(5,5)=1;

    P=A*P*A'+Q;

```

```

%measurements
if ~isnan(mesureX(k))

    H=zeros(3,5);
    R=[25 0 0;0 25 0; 0 0 0.25];
    H(1,1)=1;
    H(2,3)=1;
    H(3,2)=(X(2,k)/(sqrt(X(2,k)*X(2,k)+X(4,k)*X(4,k))));
    H(3,4)=(X(4,k)/(sqrt(X(2,k)*X(2,k)+X(4,k)*X(4,k))));
    Z(:,k)=[mesures(k,1);mesures(k,2);vodo(k)];

    % Kalman Gain
    K=P*H'*inv(H*P*H'+R);

    %computing the estimate
    X(:,k)=X(:,k)+K*(Z(:,k) -H*X(:,k-1));

    %computing the error covariance
    P=P-K*H*P;
end

if k==elips
    Pcov=P;
end
Pxx=[Pxx P(1,1)];
Pyy=[Pyy P(3,3)];
end
hold on
plot(X(1,:),X(3:,:), 'r')
legend('réel', 'Kalman')

%Tracé des ellipses %
% xx=X(1,elips);
% yy=X(3,elips);
% point=[xx yy];
% point_GPS=[xGPS(elips),yGPS(elips)];
% p=[Pcov(1,1) Pcov(1,3);Pcov(3,1),Pcov(3,3)];
% sortie=ellipsoid(point,p);
% R1=[5 0; 0 5];
% sortie_GPS=ellipsoid(point_GPS,R1);
%
plot(xx,yy,'rp',x(elips),y(elips),'bs',sortie(1,:),sortie(2:),'k','linewidth',1.5)
%
plot(xGPS(elips),yGPS(elips),'go',sortie_GPS(1,:),sortie_GPS(2:),'g','linewidth',1.5)

% Calcul des MPE
mse=mean(sqrt((x(1:N-gap2)-X(1,:)).^2 + (y(1:N-gap2)-X(3,:)).^2 ));

```

Ces lignes de codes tracent les trajectoires suivantes : réelle, INS, Odomètre, GPS, GPS/INS ainsi que les ellipses d'erreur. Le télémètre y est aussi représenté.

```

function ellipse=ellipsoid(x,S)
%-----
% calculation of the ellipse corresponding to a covariance matrix S and
% according to the gating probability Pg
%-----
% x: state [x y ]
% S: associated covariance
% Pg: gating probability
%-----
% ellipse: list of point describing the covariance ellipse
%-----
Pg=0.99;
seuil=chi2inv(Pg,2);
nc=length([0:0.1:2*pi]);
if Pg==1
    ellipse=zeros(2,nc);
else
    %%%%%%%%% Semi-axes %%%%%%%%%
    [U,D]=eig(seuil*S);
    [val,ord]=sort([D(1,1);D(2,2)]);
    a=(val(1))^(1/2);
    b=(val(2))^(1/2);

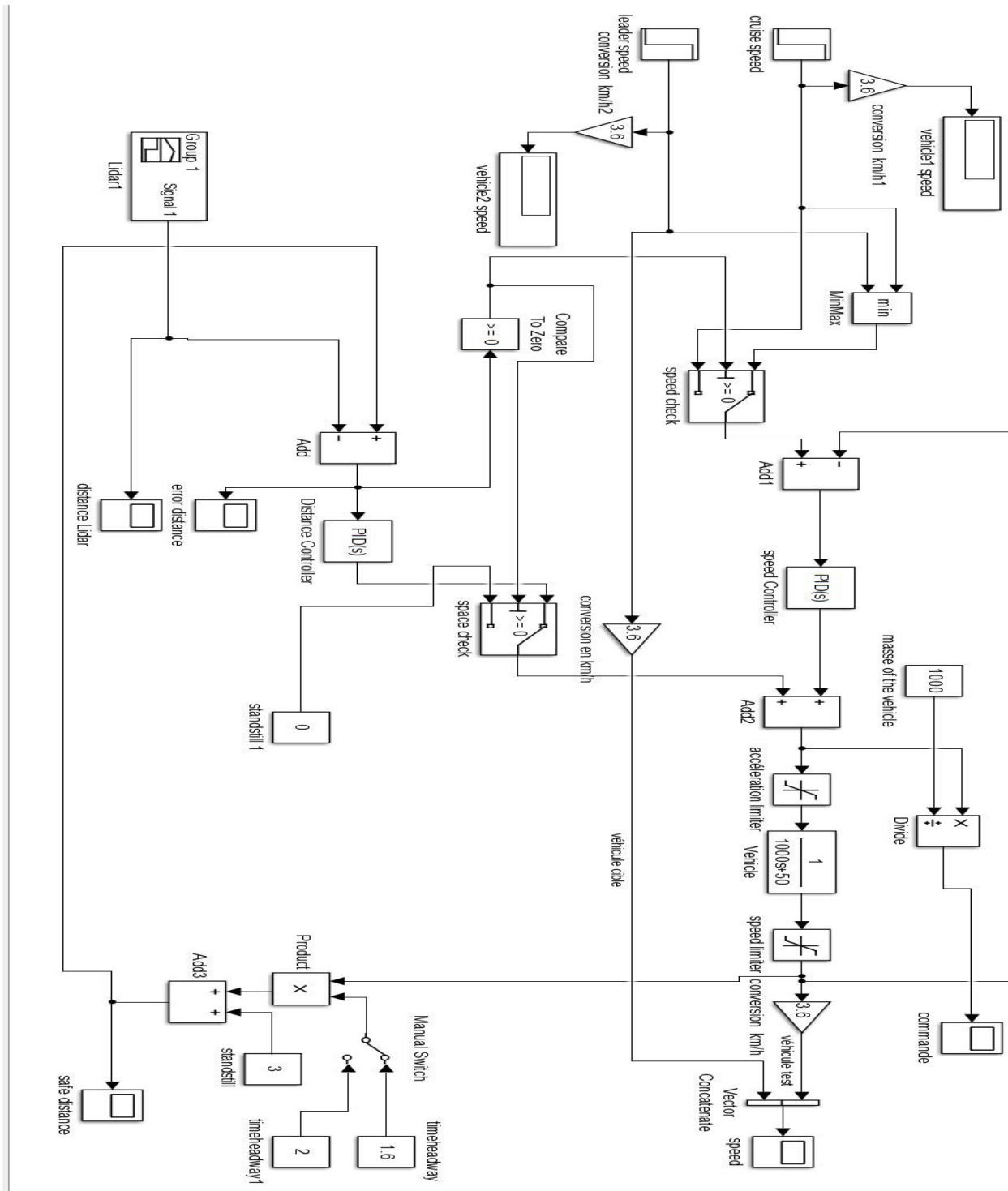
    %%%%%%%%% ellipse %%%%%%%%%

    ellipse=[U(:,ord(1)) U(:,ord(2))]*[a*cos([0:0.1:2*pi]);b*sin([0:0.1:2*pi])]+
    [repmat(x(1),1,nc);repmat(x(2),1,nc)];
    ellipse=[ellipse ellipse(:,1)];%to close the loop
end

```

La fonction ci-dessus est utilisée pour tracer les ellipses

Annexe 3 : Schéma Simulink de l'ACC mis en œuvre



# Short Paper: Inter-vehicular distance improvement using position information in a collaborative adaptive cruise control system

Amadou Maranga, A., Pous, N., Gingras, D.  
 Université de Sherbrooke  
 Sherbrooke, Canada  
 abdoulaye.amadou.maranga@usherbrooke.ca

Vigneron V.  
 Université d'Évry-Val d'Essonne  
 Évry, France

**Abstract**—Adaptive Cruise control (ACC) systems are nowadays used to increase safety in intelligent transportation systems. It exploits the advantages of various sensors for the acquisition and interpretation of the vehicles' environment. Sophisticated ACC functionalities, like collision avoidance on highways, require a high level of reliability and accuracy in the estimation of inter-vehicular distance. This distance can be measured by different type of sensors such as Lidar. In order to improve the reliability of the measured distance and adjust the speed of the ego vehicle, our strategy is to use all sources of information available in a collaborative approach, such as the transmitted speed and global positioning information from the front vehicle, and to validate the data given by these different information sources. To illustrate the potential of this approach, we present in this paper an example of a collaborative ACC developed on a French simulator Pro-SiVIC and discuss on its performance.

**Keywords**—cooperative adaptive cruise control; inter-vehicular communication; Mahalanobis distance; collision avoidance

## I. INTRODUCTION

In order to obtain more safety driving on highways, several applications are developed and led to the development of Advanced Driver-Assistance Systems (ADAS). Such systems aim at assisting drivers by either providing warning to reduce crashes or performing some of the control tasks to relieve a driver from repetitive and boring tasks [1]. Adaptive Cruise Control (ACC), is one of these applications. It includes nowadays several other features like collision warning, collision avoidance... but conventional cruise control, include only a control function designed to minimize a difference between actual vehicle speed and driver set speed. ACC is an automotive feature that allows a vehicle's cruise control system to adapt the vehicle's speed to the traffic environment [2]. The ACC system is also known as the intelligent cruise control system, autonomous intelligent cruise control system, or active cruise control system [3].

On highway's traffic or driving in free traffic, ACC system when active aim to decrease the speed of a source vehicle when a target is detected by using inter-vehicular distance. Ranging sensors, such as radars or Lidar, are generally used to measure the range and the rates of this range from the

preceding vehicle [1]. Radar and Lidar sensors are mostly use in ACC systems because of their accuracy. In [4] a hybrid adaptive control (HACC) on high-speed roads, designed as a combination of a radar-based ACC and visual perception was developed. A vehicle controller for stop-and-go (SG) ACC has been proposed [5] – [7]. A Comparison of Lidar-Based and Radar-Based Adaptive Cruise Control Systems is done in [8]. More recently, a radar-based, enhanced control algorithm for Adaptive Cruise Control is presented in [9].

In general, ACC systems switch off when the speed is less than 30 km/h, because most of these systems are developed for highway traffic in order to maintain a headway distance (the safe vehicle-to-vehicle distance to avoid collision). According to some government institutes, this distance is equal to the distance traveled in 2 seconds with current speed. But depending on the vehicle operating environment, a radar-based sensor may lose range in heavy rain fall or a laser-based sensor may decrease in range when operating in heavy fog. The reliability of the different information sources is in those cases questionable. To overcome this kind of scenario, we take advantage of inter-vehicular communication and other information sources such as GPS, odometers...to recalculate the state of the vehicle and the inter-vehicular distance in order to have two independent sources of information, and so increasing the reliability of the inter-vehicular distance. This paper will present the performance of this approach named as cooperative adaptive cruise control (CACC) by using a virtual platform to gather data (Pro-SiVIC). We will so present in a first part a brief description of CACC, before introduce the software used to realize the simulations, and the results obtained.

## II. METHODOLOGY

### A. ACC in a collaborative approach

Most vehicles are now equipped with multiple sensors such as GPS, odometers, inertial sensors which provide redundant information while in an ACC system only a range sensor is used to determine distance and velocity. In a conventional ACC algorithm [2] as we can see a vehicle detection, the distance estimating and the relative speed computing are all depending on the range sensor and its

reliability. So its noise sensitivity may decrease target vehicle sensing reliability. The ability of the ACC to follow a target vehicle in a stable, reliable manner may deteriorate if the target is not highly distinguishable. Thus using reliable information can significantly improve the robustness of our speed control system.

Dedicated Short Range Communication (DSRC) units allow communication between vehicles. This involves the fact that vehicles are moving in the same environment so they are near each other. Assuming that the communication is good, GPS information, speed, and other information can be exchanged between cars. By communicating control-relevant information, the vehicles equipped with the CACC system are able to react faster on fluctuations of their predecessors and therefore, maintain the desired inter-vehicle distance more accurately [9]. This approach would be even more useful in the case of a convoy vehicle so all the cars should be alerted when the lead vehicle accelerates or decelerates in order to prevent multiple crashes. The fundamental parts of ACC algorithm are the steps which provide respectively the distance between the vehicles and the relative speed of the target vehicle which depend on the range sensor. Depending on climatic conditions and imperfections of the sensor the data can be unreliable. The cooperative ACC corrects this situation by getting the relative information (position, speed...) of the target vehicle by using inter-vehicular communication.

In most of CACC controllers, such as shown in [10], wheel speed, gear position, and acceleration are mainly exchanged between cars, however for an ACC the distance information is crucial. In addition to the spacing between vehicles, the inter-vehicular distance provides information about the closeness to the safety distance. This shows the interest of having a reliable distance information. In [11], a Real Time Kinematic Differential GPS (RTK DGPS) device is used and the position is communicated to one another vehicle via a wireless local area network link. It is obvious that using RTK DGPS is quite expensive. So assuming that we have a communication between cars, we can improve inter-vehicular distance by using position information of the two vehicles. We obtain then inter-vehicular distance. If we consider a two-dimensional displacement (2D), the distance provided by GPS is expressed by:

$$d_{GPS} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (1)$$

Combining this distance and the distance provided by a range sensor, we can obtain a reliable information of inter-vehicular distance that we can use as input of our system. For this merging we proposed the use of Mahalanobis distance instead of a traditional fusion method such as Kalman filter.

### B. Proposed method

Fig. 2 illustrates our CACC computations. We use as inputs the communicated speed of the target (lead vehicle)  $v_T$ , the speed of the host vehicle (given by the odometer)  $v_s$  and the inter-vehicular distance  $D_T$ , which will be obtained by a fusion using Mahalanobis distance.

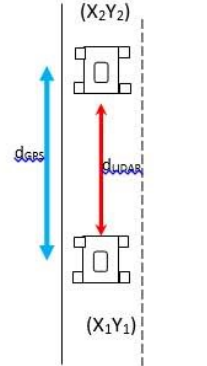


Fig. 1. Inter vehicular distance

Mahalanobis distance was introduced by P.C. Mahalanobis in 1936. It is based on correlations between variables by which different patterns can be identified and analyzed. It is a useful way of determining the similarity of an unknown sample set to a known one and more generally a standard metric to compare two distance-based statistical distributions [13]. It differs from Euclidean distance in that it takes into account the correlations of the data set. Mahalanobis distance determines the consistency of data flow provided by a sensor, for example: the distance is calculated between the received data and those predicted by a model. The Mahalanobis distance (MD) and a similarity measure will be used to evaluate the similarity/dissimilarity of the incoming data ( $d_{GPS}$ ) with the already computed values from Lidar. So for our two distance measurements assuming they are both Gaussian, the Mahalanobis distance for an observation  $d_{GPS}(i)$ , is defined by:

$$d(i) = \sqrt{(d_{GPS} - d_{Lidar})^T C^{-1} (d_{GPS} - d_{Lidar})} \quad (2)$$

Where  $C$  is the covariance of  $d_{Lidar}$ . For the following parts, we will use variance instead of covariance because our data are one-dimensional.

Then we compute the Pearson correlation coefficient  $r$  which is the best possible correlation between two sequences of numbers. It is defined by:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (3)$$

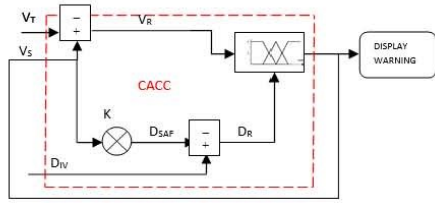


Fig. 2. CACC diagram

For two sequences  $X = \{x_i : i = 1, \dots, n\}$  and  $Y = \{y_i : i = 1, \dots, n\}$ . Depending on the correlation coefficient value, we can then use the Mahalanobis distance (MD) to show the similarity or dissimilarity of the two information sources. Two vectors with high similarity will be close (depending on distance) and vice versa.

This distance is then compared against a threshold value and generates a reliable estimated inter vehicular distance. We can either use Euclidian distance to compute the inter-vehicular distance but with the fact that the variance of Lidar may change with the climatic condition and the GPS covariance also depends on satellite constellation, the use of Mahalanobis distance will be more efficient.

Due to the fact that several vehicles send their GPS information, an issue will be to know which information will be fused with the inter-vehicular distance. To overcome this problem we estimate the position of around vehicles in order to know which one is in front of us. This estimation is done by using our current state (position and orientation) and the inter-vehicular distance ( $D_{IV}$ ).

$$\hat{P}_{lead} = f(\hat{P}_{ego}, D_{IV}, \theta_{ego}) \quad (4)$$

C. Simulator

We used Pro-SiVIC, a French simulator to test our approach. Pro-SiVIC platform has initially been developed to provide simulated sensors data as noised and imperfect as those provided by real embedded sensors in real conditions. Currently Pro-SiVIC is able to simulate vehicle dynamics and a large variety of sensors [12]. More details about this platform can be found in [12]. We create two scenarios (Fig.3) with Pro-SiVIC in order to gather information for our study. Each of them consist of 2 vehicles on a highway and each vehicle is equipped with sensors such as GPS, Odometers, and Lidar. The last one provides range from a lead vehicle up to 50m. One of the scenario take into account a heavy rainfall and fog in order to see the impact of the climatic condition on the Lidar.

Assuming a communication between vehicles when a target is detected, we did some measurements and plots some preliminary results for the inputs of our system.

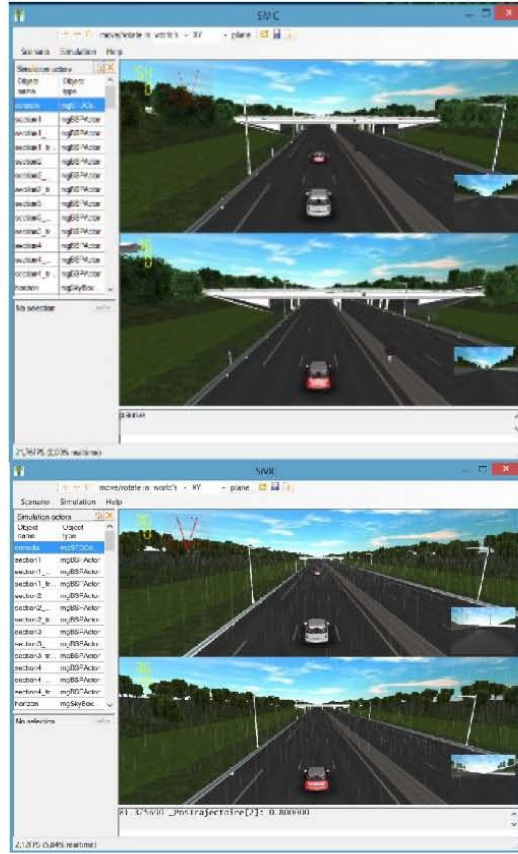
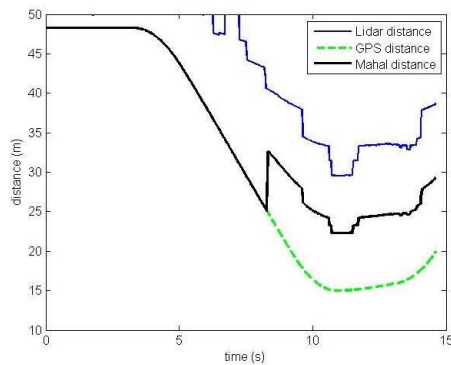


Fig. 3. Pro-SiVIC environment

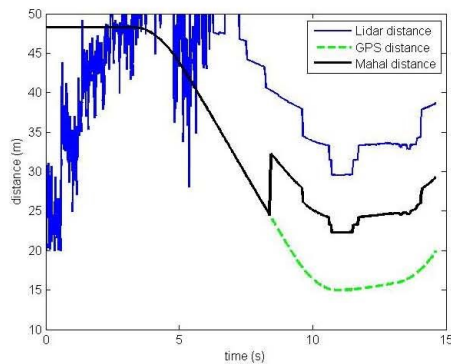
III. RESULTS

For a short time any vehicle is detected. Then after 6 sec, the lidar detects a vehicle. With inter-vehicular communication we can plot Lidar data and inter-vehicular distance provide by GPS information. Notice that this position information results from a data fusion (INS, odometer and GPS). The Mahalanobis distance is computed by taking as reference (model) the Lidar information. For the two scenarios we obtained the following figures.

According to Fig. 1  $\hat{d}_{GPS}$  should be greater than  $\hat{d}_{Lidar}$ . (depending on GPS receiver position in the car) but it is not the case as shown in Fig. 4 (a), this because the vehicle is assumed to be a material point while Lidar data take into account the size of the car. The black curve is a result of the merging. As we can observe it on the figure, it follows the shape of the Lidar.



(a)



(b)

Fig. 4. Distance profiles

With a fog or heavy rainfall, it is clear that we can't trust the Lidar information at all. The inter-vehicular distance obtained by using Mahalanobis information is much more indispensable in this case; we adjust our threshold in order to give more weight to  $d_{GPS}$  Fig. 4(b).

#### IV. CONCLUSION AND FUTURE WORK

The primary element of the CACC system, in addition to the underlying ACC system on which it is based, is the wireless system used for communication from the target vehicle to the subject vehicle. Exchanging position information and the speed, a vehicle will improve its sensing, so it can use reliable information to compute other information. In this paper we present a possible degradation of a range measurement due to climatic condition and how to

correct it using inter vehicular communication. By setting a threshold, it is simpler to detect when range sensor data and distance given by communication are closer from each other.

The next step of our work consist on how to reliably measure the communication distance in the case of a truck as lead vehicle and on a other hand an identification of vehicle in the case of intensive highway traffic where several speed and position information are exchanged.

#### ACKNOWLEDGMENT

This work is part of AUTO21 and CooPerCom, a 3-year international research project (Canada-France). The authors would like to thank the National Science and Engineering Research Council (NSERC) of Canada and the Agence nationale de la recherche (ANR) in France for supporting the project STP 397739-10.

#### REFERENCES

- [1] Desjardins, C., Chaib-draa, B., "Cooperative Adaptive Cruise Control: A Reinforcement Learning Approach", IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 12, No. 4, December 2011
- [2] ArvindRaj, R., Sandhiya, K., "Cruise Control Operation from Zero to Preset Speed-Simulation and Implementation", International Journal of Information and Education Technology, Vol. 1, No. 1, April 2011, ISSN: 2010-3689
- [3] Ioannou, P. and Chien, C. C., "Intelligent cruise control", 1993, IEEE Trans. Vehicular Technology 42, 4, 657-672.
- [4] U. Hofmann, A. Rieder, and E. Dickmanns, "Radar and vision data fusion for hybrid adaptive cruise control ON highways," Mach. Vis. Appl., vol. 14, no. 1, pp. 42-49, Apr. 2003
- [5] J. E. Naranjo, C. González, J. Reviejo, R. Garcia, and T. de Pedro, "Adaptive fuzzy control for intervehicle gap keeping," IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., vol. 4, no. 2, pp. 132-142, Sep. 2003.
- [6] J. E. Naranjo, C. González, T. de Pedro, R. Garcia, J. Alonso, M. A. Sotelo, and D. Fernandez, "Autopia architecture for automatic driving and maneuvering," in Proc. IEEE ITSC, Toronto, ON, Canada, Sep. 2006, pp. 1220-1225.
- [7] J. E. Naranjo, C. González, R. Garcia, and T. de Pedro, "ACC+stop&go maneuvers with throttle and brake fuzzy control," IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., vol. 7, no. 2, pp. 213-225, Jun. 2006.
- [8] Glenn R. Widmann, Michele K. Daniels, Lisa Hamilton, Lawrence Humm, Bryan Riley, Jan K. Schiffmann, David E. Schnelker and William H. Wishon, "Comparison of Lidar-Based and Radar-Based Adaptive Cruise Control Systems", SAE 2000 World Congress Detroit, Michigan March 6-9, 2000.
- [9] Lijster, G., Nijmeijer, H. & Ploeg, J. (2012). A radar-based, enhanced control algorithm for Adaptive Cruise Control. (Master Thesis, D&C, No. 2012.016). Eindhoven: University of Technology, 73 pp.
- [10] Christopher Nowakowski, Steven E. Shladover, Delphine Cody, and al., "Cooperative Adaptive Cruise Control: Testing Drivers' Choices of Following Distances", California PATH Research Report UCB-ITS-PRR-2010-39.
- [11] Naranjo, J.E.I; Gonzalez, C.I; Garcia, R.I; de Pedro, T.I, "Cooperative throttle and brake fuzzy control for ACC+Stop&Go maneuvers", IEEE Transactions on Vehicular Technology, v 56, n 4, 1623-30, July 2007.
- [12] Gruyer, D., Pechberti, S., Glaser, S., "Development of Full Speed Range ACC with SiVIC, virtual platform for ADAS Prototyping, Test and Evaluation", IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV) June 23-26 2013.
- [13] Jeff Jenness, "Mahalanobis manual "December 9, 2003.



# Collision Avoidance Improvement Using a Risky Area

Amadou Maranga, A.\*, Zhu, H.\*, Gingras, D.\*, Gruyer, D\*\*.

\*Université de Sherbrooke

\*\*LIVIC INRETS/LCPC

**Abstract**— the approach presented in this paper deals with the safety while driving. Keeping a headway distance between two vehicles is mandatory in order to avoid a collision. It is also important to take into account the length of the concerned vehicle mainly if a sudden break occurs. The idea of zone of collision is therefore useful. An estimate of vehicles location and their respective uncertainty is first computed then area of collision is performed using the length of the vehicles and the probability density function of their position. Other ADAS application such as ACC, collision avoidance, lane change assistance... can be improved. Thank to this concept a driver can react immediately once getting close to the estimated risky zone.

**Keywords**- collision avoidance, active safety system, probability density function, Kalman filter, stopping distance

## I. INTRODUCTION

Avoiding collision is a crucial issue in intelligent transportation systems. The task of a collision avoidance system is to track objects of potential collision risk and determine any action to avoid or mitigate a collision. On highway driving most of accidents happen because of speed or lack of driver's alertness. Collision avoidance systems also known as forward collision warning systems (CWS) or collision mitigating systems, provide a warning to the driver when there is an imminent collision or take action autonomously without any driver input (by braking or steering or both). The CWS can warn the driver of an imminent collision. Statistical accident data show that a considerable portion of accidents is caused by driver's delay in recognizing or judging the "dangerous" situation [1]. Adaptive cruise Control (ACC) or Cooperative ACC (CACC) allows driving with a pre-set speed according to a safe distance (inter vehicular distance). The global impact of ACC on safety of highways is studied by Touran et al. [3]. A simulation for finding the safety distance between two cars on different surfaces which can be used by Pre-crash Braking-control of ACC system is presented in [4]. These show how speed monitoring can address the problem of collision avoidance but most of the time the cars are considered as mass point. In mobile robotics Real-world uncertainties arise because the motion of the robot may deviate unpredictably from the assumed dynamics model and because sensors might provide imperfect information about the robot state due to noisy and incomplete measurements. Several active safety systems using

a vision system and/or a radar system have been developed. [7]–[11]. Collision-mitigation systems for the rear-end collision have been developed because of high occurrence and the simplicity of the crash mode [9]–[11]. Estimating the probability of collision of a motion plan before actual execution is a critical step in many motion planning algorithms that consider and compensate for the impact of uncertainty on task performance [5]. An estimation of collision probability in order to avoid potentially dangerous situation is discussed in [2]. The authors build an estimation of the collision probability from the environment perception with its probabilistic modelling. They also take into account the uncertain configurations and the volume of the vehicle and a fixed obstacle.

In this paper we estimate an area of collision which represents a risky zone where a rear-end crash may occur according to the length of each car. This zone supposed to be a "kill zone" has to be clearly notified to the driver so any potential accident may be avoided. This could be a complementary information for other ADAS (Advanced Driver Assistance System) application such as ACC. The area of collision is also helpful as a priori information when computing a stopping distance. The paper is organized as follow: section 1 presents the vehicles' state estimation, section 2 describes our method, and then we present some results.

## II. ESTIMATION PROCESS

### A. Host vehicle dynamics

The vehicle configuration is denoted as:

$$X = [x \ y \ \dot{x} \ \dot{y} \ \ddot{x} \ \ddot{y} \ \theta \ \dot{\theta}]^T \quad (1)$$

Where:  $(x \ y)$ ,  $(\dot{x} \ \dot{y})$ ,  $(\ddot{x} \ \ddot{y})$  and  $(\theta \ \dot{\theta})$  are respectively the position, speed, acceleration and heading of the vehicle. This representation grants us an overview of the vehicle dynamics. For example the presence of drift can be detected on lateral acceleration  $\ddot{x}$ . Several sensors are used to obtain the state of the vehicle. Proprioceptive sensors such as INS (Inertial Navigation System) and odometers provide acceleration, speed and traveled distance information, an exteroceptive sensors like GPS (Global positioning system)

gives the absolute position. The vehicle dynamics is supposed to be a bicycle model.

A recursive state estimator such as an extended Kalman filter (EKF) [6] is used to perform sensor fusion in order to get more reliability in the positioning. In fact, proprioceptive sensors provide a good estimate in the short term but quickly derive. In the other hand, GPS is subject to noise due to multipath, satellite constellation, ... The EKF is a technique for filtering a prediction in nonlinear Gaussian systems and implements a belief computation for continuous states. The operations are shown in figure 1 and we used the following equations for the predictions:

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + V_k \Delta_t \cos(\theta_k) \\ y_{k+1} = y_k + V_k \Delta_t \sin(\theta_k) \\ \theta_{k+1} = \theta_k + \Delta_t \dot{\theta}_k \\ \dot{x}_{k+1} = \dot{x}_k + \ddot{x} \Delta_t \\ \dot{y}_{k+1} = \dot{y}_k + \ddot{y} \Delta_t \end{cases} \quad (2)$$

With:  $V = \sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}$  and  $\Delta_t$  is the time step.  $\ddot{x}$ ,  $\ddot{y}$ ,  $\dot{\theta}$  are respectively lateral and longitudinal acceleration and angular velocity of the vehicle.

The measurement update is performed using GPS positions. For more accuracy on speed estimate, we also use odometer information as measurements.

Once we get a reliable and accurate estimate of the vehicle state  $\hat{X}$  and its associated uncertainty  $\Sigma$ , we represent the vehicle's pose (position and heading) by a probability density function (pdf) as:

$$p(X) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^3 \sqrt{|\Sigma|}} e^{-\frac{1}{2}(X-\hat{X})\Sigma^{-1}(X-\hat{X})} \quad (3)$$

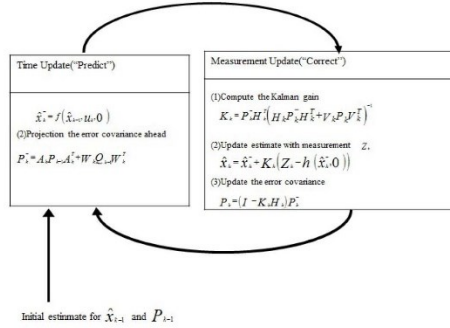


Fig.1 Extended Kalman filter equations.

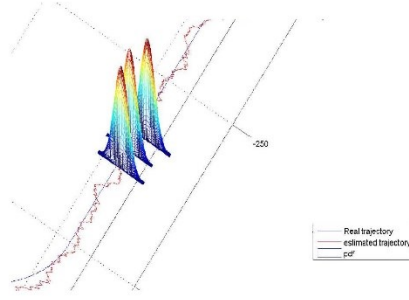


Fig. 2 Pdf's for a moving vehicle at 3 time instances.

This density over the variable  $X$  is characterized by two sets of parameters: the mean  $\hat{X}$  which represents the estimated state and the covariance  $\Sigma$  which is a quadratic matrix that is symmetric and positive-semi defined.

$$\Sigma = E \left( (X - \hat{X})(X - \hat{X})^T \right)$$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & \rho_{xy} \sigma_x \sigma_y & \rho_{x\theta} \sigma_x \sigma_\theta \\ \rho_{xy} \sigma_x \sigma_y & \sigma_y^2 & \rho_{y\theta} \sigma_y \sigma_\theta \\ \rho_{x\theta} \sigma_x \sigma_\theta & \rho_{y\theta} \sigma_y \sigma_\theta & \sigma_\theta^2 \end{pmatrix} \quad (4)$$

On figure 2 the pdf of the vehicle at 3 different instants is represented.

### B. Preceding vehicle estimation

The vehicle can be equipped with several perception sensors in order to sense its surrounding environment. In our case we choose a Lidar. If more than one sensor is used, we have to perform another sensor fusion in order to gather accurate estimation. When a vehicle (target) is detected by the Lidar, the host vehicle is able to predict and estimate its position. Based on inter-vehicular communication using a Dedicated Short Range Communication (DSRC), another information is also available; indeed the preceding vehicle can share its position information (GPS) so the following one can accurately estimate the position of the target in front.

$$\begin{cases} x_2(k) = x_1(k) + d * \cos(\varphi_k) \\ y_2(k) = y_1(k) + d * \sin(\varphi_k) \end{cases} \quad (5)$$

$\varphi$  is the bearing angle between the host and target and  $d$  is the inter-vehicular distance measured by the Lidar or computed with the exchange position information.

$$\varphi = \arctan \left( \frac{x_2 - x_1}{y_2 - y_1} \right) \quad (6)$$

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (7)$$

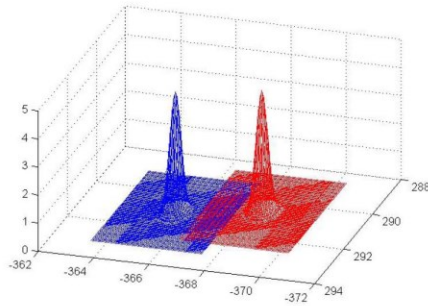


Fig.3 Pdf's of two vehicles on the point of collision

The State vector of the host vehicle is then augmented in order to include the position of vehicle 2. The length of the host vehicle can be obtained by the DSRC protocol which stands that the length of vehicle must be shared between cars. In this paper we assume a perfect communication between vehicles.

### III. PROPOSED METHOD

#### A. Instance of Collision

Given the fact that a vehicle pose is represent by a pdf, a collision occurs when we get an overlapping between the two distributions (figure 3). The overlap zone denotes a risk of collision and is illustrated by a probability of collision. In [2] this probability is estimated between a fixed obstacle and a moving vehicle and is computed as followed:

$$P_{coll}(v,o) = \iint_{\mathbb{R}^2} p_v(x,y,\theta) p_o(x,y,\theta) dx dy d\theta \quad (8)$$

On fig 4, closer the 2 Gaussian distributions are to each other, more chance a collision occurs. One question arises naturally here: how close should be the 2 Gaussian distributions that we can confirm there is a crash? It is obvious that there is already a collision if the 2 distributions are completely merged.

Based on this, we deal a case of two moving vehicles and we define a risky zone depending on vehicles size and their respective uncertainties.

#### B. Collision area estimation

The probability of collision between a truck and a bus should be evaluated with more details according to their relative stopping distance. Therefore, the probability of collision needs to be reinforced especially when the size of the vehicles is different. Forward Collision Warning and braking systems are used to sense when the vehicle ahead is slowing or stopped and alert the driver of the risk of a possible crash. These techniques are based on sensor perception and offer collision warning with brake support (figure 4 source: transport Canada).

The concept of collision zone allows us to take into account the size and uncertainties of both vehicles and to sketch a box

where the collision is almost unavoidable even if the collision probability is high but not yet equal to one. This process is useful for highway driving where speeds are above 70km/h

which result to a stopping distance more than 25meters for a dry asphalt.

Given  $p_1$  and  $p_2$  the pdf of the vehicles, the zone of imminent crash (ZOC) is a function of the semi-length of the two cars ( $\alpha, \beta$ ) and the inter-vehicular distance  $d$  :

$$ZOC = f(p_1, \alpha, p_2, \beta, d)$$

$$\begin{aligned} ZOC &\sim \mathcal{N}\left((x_1, y_1), (\sigma_{x1}, \sigma_{y1})\right) * \mathcal{N}\left((x_2, y_2), (\sigma_{x2}, \sigma_{y2})\right) \\ &\sim \mathcal{N}\left((x_1 + x_2, y_1 + y_2), (\sigma_{x1} + \sigma_{x2}, \sigma_{y1} + \sigma_{y2})\right) \end{aligned} \quad (9)$$

The experimental results was obtained by a simulation via a French Software Pro-SiVIC developed by LIVIC-IFSTAR. The SiVIC software offers a panel of sensors that we can use to model the dynamic of the vehicle and senses its surrounding environment.

For instance we use for this simulation an inertial navigation system, 2 odometers (differential odometry), a GPS receiver and Lidar.

An example of scenario on which the idea can be performed is shown on figure 5. The blue one is the ego vehicle and is able to estimate the red one (target) position. If the red one brakes suddenly or the blue one don't decelerate at the right moment it will collide.

The figures 6 and 7 illustrate the relative collision area between two vehicles with a varying inter-vehicle distance. In the first case the two vehicles are distant and it shown that the risky zone is far from the cars. On the other hand when the host vehicle is getting close to the target (e.g. excessive speed or front vehicle decelerating), the two vehicles get rapidly into the zone and rear end crash is likely to happen so a warning has to be triggered. On figure 7 it appears that the collision is almost unavoidable even if emergency brake is applied.

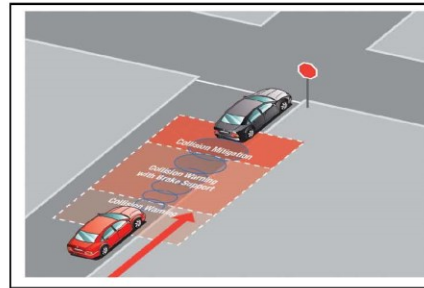


Fig.4 Forward Collision Warning and Braking scenario

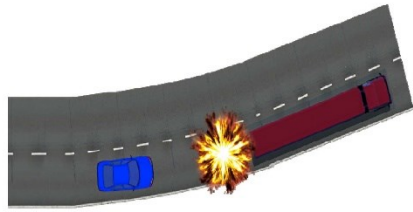


Fig. 5 Area of collision for vehicles with different size.

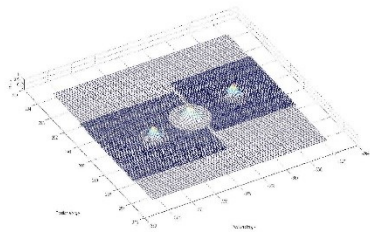


Fig. 6 Area of collision between 2 identical cars and a large intervehicle distance.

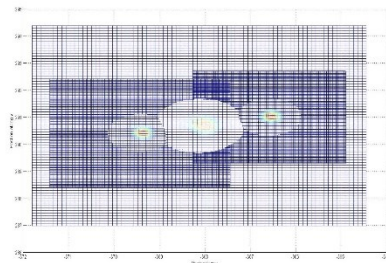


Fig. 7 Area of collision between 2 identical cars and a small intervehicle distance.

#### IV. CONCLUSION AND FUTURE WORK

The aim of this work is to ensure more safety on highway driving in order to prevent collision. The paper focuses on an area of crash (Kill Zone) to which the 2 cars should keep a certain distance. The zone takes into account the size of the vehicle. Despite the fact that the stopping distance is a useful information in ADAS, it didn't take into account the presence

of an obstacle. Therefore stopping distance should be more precise in the case of a highway driving. It is clear that the approach presented is more realistic than assuming a vehicle as a mass point especially if we deal with high level application such as ACC or CACC or other ADAS.

The next step of this work is to perform a Monte-Carlo simulation. Then we can define a speed profile for the host vehicle so that it will never get into the zone. For further an architecture can be built to fuse data from ACC, stopping distance and collision area in order to obtaining a robust and reliable headway distance and thereby ensure passengers safety.

#### ACKNOWLEDGMENT

This work is part of AUTO21 and CooPerCom, a 3-year international research project (Canada-France). The authors would like to thank the National Science and Engineering

Research Council (NSERC) of Canada and the Agence nationale de la recherche (ANR) in France for supporting the project STP 397739-10.

#### REFERENCES

- [1] G. A. Vahidi and A. Eskandarian, "Research Advances in Intelligent Collision Avoidance and Adaptive Cruise Control," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 4, no. 3, 2003.
- [2] A. Lambert, D. Gruyer and G. S. Pierre "A fast Monte Carlo algorithm for collision probability estimation", *Proc. 10th Int. Conf. Control, Autom. Robot. Vis.*, pp.406-411 2008.
- [3] A. Touran, M. Brackstone, and M. McDonald, "A collision model for safety evaluation of autonomous intelligent cruise control," *Accident Analysis and Prevention*, vol. 31, pp. 567-578, May 1999.
- [4] [Schreiber P., Moraveik O., Tanuska P., Vazan P., Vrabel R., Bartunek M., Husar P.," Safety Distance by Simulation and Collision Avoidance on a Road's Danger Zones," *International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction*, 2012.
- [5] Sachin P., Jur van den Berg, Ron A., " Estimating Probability of Collision for Safe Motion Planning under Gaussian Motion and Sensing Uncertainty," *IEEE International Conference on Robotics and Automation* RiverCentre, Saint Paul, Minnesota, USA May 14-18, 2012.
- [6] Welch G., Bishop G., "An Introduction to the Kalman Filter" UNC-Chapel Hill, TR 95-041, July 24, 2006.
- [7] S. Atev, H. Arumugam, O. Masoud, R. Janardan, and N. P. Papanikolopoulos, "A vision-based approach to collision prediction at traffic intersections," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 6, no. 4, pp. 416-423, Dec. 2005.
- [8] C. M. Farmer, *Crash Avoidance Potential of Five Vehicle Technologies*. Arlington, VA: IHHS, 2008.
- [9] D. L. Smith, W. G. Najm, and A. H. Lam, "Analysis of braking and steering performance in car-following scenarios," presented at the Soc. Automotive Eng. World Congr. Exhibition, Detroit, MI, 2003, Paper SAE 2003-01-0283.
- [10] S. K. Gehrig and F. J. Stein, "Collision avoidance for vehicle-following systems," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 8, no. 2, pp. 233-244, Jun. 2007.
- [11] C. Grover, I. Knight, F. Okoro, I. Simmons, G. Couper, P. Massie, and B. Smith, "Automated emergency brake systems: Technical requirements, costs and benefits," *TRL Ltd., Berkshire, U.K.*, 2008.