

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
جامعة عمار تليجي بالأغواط
UNIVERSITÉ AMMAR TELIDJI LAGHOUAT



كلية العلوم والهندسة
FACULTÉ DES SCIENCES ET SCIENCES DE L'INGÉNIEUR
DÉPARTEMENT DE GÉNIE INFORMATIQUE

MÉMOIRE DE MASTER

DOMAINE : MATHÉMATIQUES ET INFORMATIQUE (MI)

FILIÈRE : INFORMATIQUE

OPTION. : RÉSEAUX, SYSTÈMES ET APPLICATIONS RÉPARTIS (ReSar)

Présenté par :

Saadaoui Mériem

Thème :

**Correction des erreurs GPS dans les réseaux
VANets par fusion de données**

Soutenu publiquement devant le jury composé de :

M.B. YAGOUBI	Maître de Conférences (A)	U. Laghouat (Président)
M. DJOUDI	Maître-assistant (A)	U. Laghouat (Examineur)
T.CHELLAMA	Maître-assistant (A)	U. Laghouat (Examineur)
N.LAGRAA	Maître de Conférences(B)	U. Laghouat (Rapporteur)
S.BENKOUIDER	Maître Maître-assistant (B)	U. Laghouat (Rapporteur)

ANNÉE UNIVERSITAIRE 2010/2011

Remerciement

Je tiens à remercier mon Dieu, le tout puissant.

Tout d'abord et du fond du cœur, mes vifs remerciements à ma Co-Rapporteur Melle sarah BENKOUIDER pour m'avoir encadré durant ces mois.

Je souhaite témoigner ma reconnaissance à Dr. Nasreddine LAGRAA pour leurs compétences, leurs conseils avisés, leur disponibilité malgré des emplois du temps très chargés ainsi pour leur expression «ELWAKET ».

Je tiens à exprimer mes profonds remerciements à Dr. Mohamed YAGOUBI, pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury.

Ainsi que les membres du jury pour avoir accepté de juger mon travail.

Je remercie chaleureusement tous mes proches, notamment ma famille qui m'a toujours soutenu et encouragé.

Résumé

Dans les réseaux VANETs, la plupart des protocoles, des algorithmes et des applications nécessitent la connaissance de la position des nœuds. Avec le système de positionnement global (GPS), nous avons la possibilité de se localiser n'importe où dans les environnements ouvert (sans obstacles). Le signal peut être déformé ou perdu dans des environnements urbains, forêts, ou bien des tunnels.

La création d'un nouvel système de localisation où le GPS et INS sont combinés dans un seul peut être plus robuste et précise que le GPS seul. Dans ce mémoire, nous discutons la fusion de données GPS/INS en utilisant le filtre de Kalman et ses dérivés afin d'augmenter la précision de positionnement dans les réseaux VANets.

Mots clés :

VANet, Fusion de données, système de navigation inertielle (INS), système de navigation global (GPS), filtre de Kalman, Filtre de Kalman étendu, filtre de Kalman inodore.

Abstract

In VANets networks, knowledge of the position of nodes is an assumption made by most protocols, algorithms, and applications. With the Global Position System (GPS) we have the ability to determine the absolute position anywhere in open environments with no obstructions on the globe. The problem is that the GPS system doesn't work well forever; this occurs frequently in urban environments, forests and tunnels. The creation of a new paradigm for localization in which the GPS and INS techniques are combined into a single solution that is more robust and precise than the GPS alone. In this thesis, we discuss the GPS/INS data fusion algorithms using Kalman filter and its extensions in order to increase the positioning accuracy in VANets networks.

Keywords :

VANet, Data fusion, inertial navigation system (INS), global navigation system (GPS), Kalman filter, extended Kalman filter, Unscented Kalman filter.

Table des matières

1	La localisation dans les Réseaux VANets	6
1.1	Introduction	6
1.2	Réseaux Ad hoc de Véhicule	6
1.2.1	Définition	6
1.2.2	Les caractéristiques uniques de VANet[19]	7
1.2.3	Les différentes architectures des VANets[20]	7
1.2.4	Environnements routiers	8
1.2.5	Applications possibles de VANets [19]	8
1.2.6	Les difficultés de la recherche dans VANets[19]	9
1.3	Les systèmes globaux de navigation par satellite (GNSS)	10
1.3.1	Le système de positionnement global GPS	10
1.3.2	Les erreurs du GPS	14
1.3.3	GLONASS (Global'naya Navigatsionnaya Sputnikovaya Sistema)	15
1.3.4	GALILEO	16
1.3.5	Compass (Beidou-2)	16
1.3.6	IRNSS (Indian Regional Navigational Satellite System)	17
1.4	Autre techniques de localisation	17
1.4.1	Dead Reckoning	17
1.4.2	Map Matching	17
1.4.3	Traitement d'image/vidéo	18
1.4.4	Localisation cellulaire	18
1.4.5	Système de Navigation Inertielle INS	18
1.5	Conclusion	19
2	Applications de filtre de Kalman	20
2.1	Introduction	20
2.2	Quelques travaux de littérature	20
2.2.1	Le filtrage de Kalman	20

2.2.2	La conception d'un système de localisation de véhicules routiers, fondé sur une fusion de données multi-capteurs et multi-modèles	21
2.2.3	Système embarqué temps réel de localisation et de modélisation 3D par fusion multi-capteur	21
2.2.4	Améliorer la précision de la localisation des véhicules VANET "Utilisation du récepteur GPS dans les environnements multi trajets"	22
2.2.5	Fusion multi-capteurs pour l'aide à la navigation routière	24
2.2.6	Contrôle automatique de position d'un véhicule par DGPS-INS	24
2.2.7	Localisation par fusion des données des capteurs des véhicules et DGPS par le filtre de Kalman	25
2.3	Conclusion	27
3	Filtre de Kalman et ses dérivées	28
3.1	Introduction	28
3.2	Techniques de fusion (Filtrage statistique)	29
3.2.1	Filtre de Kalman classique	30
3.2.2	Le filtre de Kalman étendu	32
3.2.3	Filtre de Kalman inodore (UKF)	34
3.3	Conclusion	37
4	Simulation et Résultats	38
4.1	Introduction	38
4.2	Les données de simulation	38
4.3	Implémentation	39
4.3.1	Implémentation de Kalman Filtre classique (linéaire)	39
4.3.2	Implémentation de Filtre de Kalman étendu EKF (non-linéaire)	42
4.3.3	Implémentation de filtre de Kalman inodore (non-linéaire)	43
4.4	Conclusion	46

Introduction générale

Les communications inter-véhiculaires devient ces dernières années l'un des domaines de recherche les plus attractifs dans le monde des réseaux sans fils. Dans ce contexte, plusieurs applications ont été développées, comme les applications de sécurité qui aideront à diminuer le nombre d'accidents sur les routes, les applications de gestion du trafic en temps réel qui peuvent informer d'une manière plus intelligente les conducteurs sur l'état du trafic routier, ainsi que les applications commerciales dans le voisinage du conducteur. Pour supporter efficacement ces applications, plusieurs protocoles et technologies sur ce domaine ont vu le jour.

La localisation dans les réseaux VANets constitue l'un des thèmes de recherches les plus importants qui consistent à déterminer la position des véhicules. En effet, un certain nombre de techniques de localisation sont développées et adaptées afin de les utilisés dans VANets tel que Map Matching, Dead Reckoning, Localisation Cellulaire, INS et la localisation par satellites.

Parmi ces différentes méthodes, la localisation par satellites a été plus particulièrement l'objet d'un grand nombre de travaux parce qu'elle possède beaucoup d'avantages et offre une précision inégale par rapport aux autres techniques. Néanmoins, il se heurte à des problèmes liés à la propagation dans l'atmosphère, à l'instabilité des horloges utilisées, aux obstacles dans le milieu de réception ou encore au bruit électronique du récepteur. Ces erreurs conduisent parfois à des erreurs de précision pouvant atteindre des dizaines de mètres.

Afin d'améliorer les performances du positionnement par GPS, plusieurs techniques ont été proposées qui sont basées sur un système d'hybridation en fusionnant les données fournit par le GPS et les données de système de navigation inertielle qui à l'aide de la connaissance des données de position précédente du véhicule permettra de déterminer la position actuelle du véhicule.

La fusion de données a pour but de combiner des informations en vue de pallier les défauts des deux systèmes, de cumuler leurs avantages et d'atteindre un haut niveau de précision. Filtre de Kalman est souvent utilisés pour réaliser cette fusion. Dans ce mémoire, plusieurs types de filtres de Kalman ont été utilisés pour intégrer le système GPS avec le système INS dans le but d'augmenter l'exactitude de l'estimation de la position des nœuds véhicules dans les réseaux VANets.

Ce mémoire est organisé en quatre chapitres. Nous présentons dans le premier chapitre des généralités sur les réseaux VANets, quelques système de positionnement satellitaires ainsi que d'autres techniques de localisation. Le deuxième chapitre décrit le principe de base de filtre de Kalman et ses dérivés. Le troisième chapitre est une synthèse des travaux effectués qui ont pour but d'améliorer la précision de la localisation. Le quatrième chapitre contient l'implémentation et les résultats qui démontrent les performances des algorithmes présentés dans le chapitre2. Enfin, nous terminerons ce mémoire par une conclusion et quelques perspectives.

Chapitre 1

La localisation dans les Réseaux VANets

1.1 Introduction

Avec le développement rapide des technologies de communications sans fil, et les systèmes de localisation, un nouveau type de réseau, basé sur les communications inter véhicules est apparu ces dernières années. Ce type d'architecture est formé des véhicules seulement ou dans certain cas, avec l'appui des infrastructures.

Ce chapitre a pour objectif de décrire quelques approches de localisation de véhicules routiers ; nous commençons le chapitre par des fondements de base sur les réseaux VANets, leurs caractéristiques, architectures et quelques applications des réseaux VANets ainsi quelques difficultés de recherche dans VANets. Puis, dans la deuxième partie, nous présentons quelques techniques de localisation.

1.2 Réseaux Ad hoc de Véhicule

1.2.1 Définition

Les VANets sont un exemple particulier des MANet où chaque nœud du réseau est un véhicule équipé d'une ou plusieurs interfaces radio sans fil. Ces nœuds communiquent entre eux grâce à ces interfaces. Ces réseaux ont la particularité d'avoir une topologie très dynamique en raison de la forte mobilité des véhicules.

La recherche sur les réseaux de véhicules a commencé au Japon au début des années 80 (Association of Electronic Technology for Automobile Traffic and Driving). La figure (1.1) montre un exemple de réseau VANet[20].

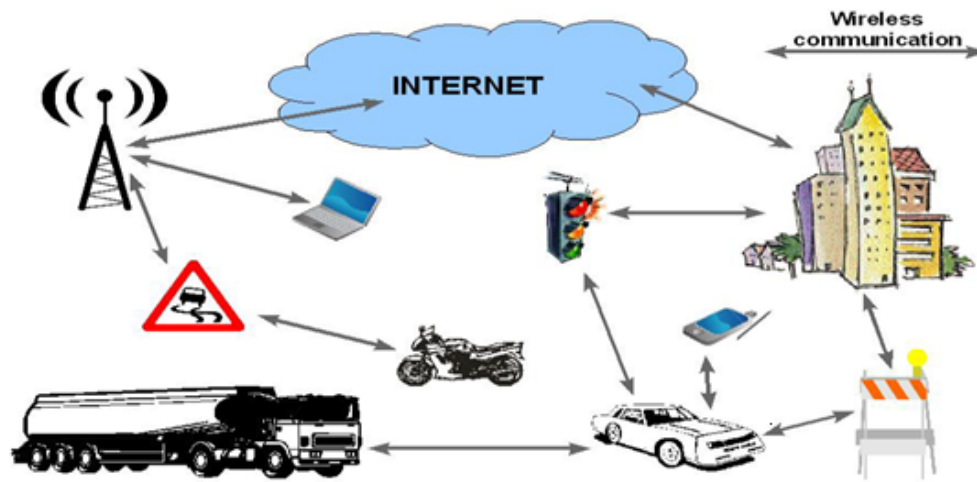


FIGURE 1.1 – exemple de réseaux VANet

1.2.2 Les caractéristiques uniques de VANet[19]

1. *Topologie de réseau prédictible* : Le mouvement de chaque véhicule est limité aux voies et aux rues de la ville. Avec la connaissance de la géométrie de la route, le modèle de la mobilité des véhicules peut être prévu (dans un certain intervalle de temps).
2. *Disponibilité des informations de localisation* : les systèmes de navigation par satellite sont devenus plus répandus dans nos jours. Il est prévu que dans le futur les voitures seront équipées d'un récepteur GPS, qui leur permettra de se localiser eux mêmes (avec une erreur de quelques mètres).
3. *Pas de contraintes strictes de consommation d'énergie* : la minimisation de la consommation d'énergie a été l'un des problèmes dans les MANets. La capacité d'énergie d'un véhicule est relativement grande par rapport à celle des réseaux MANet.

1.2.3 Les différentes architectures des VANets[20]

Il existe trois catégories d'architectures différentes pour les réseaux de véhicules.

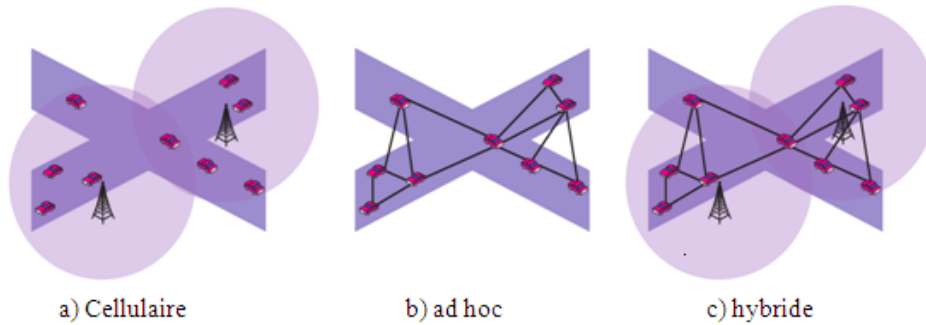


FIGURE 1.2 – Architectures des VANets

Les réseaux de véhicules avec infrastructure (cellulaires figure 1.2.a) peuvent utiliser des points d'accès fixes; l'installation de points d'accès le long d'une route permet la connectivité des véhicules, mais elle est parfois non faisable pour des raisons de coûts. L'utilisation d'un réseau ad hoc (figure 1.2.b) avec des communications inter véhiculaires est alors nécessaire. Une autre architecture hybride (figure 1.3.c) combinant à la fois points d'accès et réseau ad hoc peut être utilisée.

1.2.4 Environnements routiers

Les réseaux VANets peuvent exister dans trois types d'environnement : autoroutier, urbain et rural. Le contexte urbain a une densité de véhicules importante. la présence de nombreux bâtiments ou d'arbres perturbent la transmission radio[20].

Dans un contexte rural, le réseau routier est peu dense, et n'a pas de caractéristique géométrique particulière. Les obstacles sont moins présents qu'en environnement urbain[20].

Le contexte autoroutier est particulier. Le réseau autoroutier est par nature adapté à la circulation de véhicules à grande vitesse. Les véhicules se déplacent à grande vitesse dans deux directions opposées[20].

1.2.5 Applications possibles de VANets [19]

1. *Sécurité routière* : les applications de sécurité ont pour objectifs de réduire de manière significative le nombre d'accidents. Par exemple, TrafficView (moyen de consultation de la circulation avant l'arrivée de voiture, il nous informe sur ce qui se passe sur les routes à l'heure actuelle) et StreetSmart

(système de stationnement) informe les conducteurs des véhicules au moyen de communications des conditions de circulation dans leur proximité et plus loin sur la route. Platooning est un autre moyen d'améliorer la sécurité routière (permet à un ou plusieurs véhicules de suivre un véhicule leader pour former un système semblable au train.

2. *Applications de confort* : l'essentiel des applications de confort est d'offrir la commodité et le confort aux conducteurs. Par exemple, fournit une plateforme pour le transfert des fichiers peer-to-peer et les jeux sur la route. Un système de navigation en temps réel de stationnement est proposé pour informer les conducteurs de tout espace de stationnement disponible.
3. *La surveillance et la gestion du voies* : suivre et gérer le trafic sont des mécanismes essentiels pour maximiser la capacité de la route et éviter la congestion.

1.2.6 Les difficultés de la recherche dans VANets[19]

1. *Déconnexion rapide* : La topologie (la forte mobilité des véhicules) de VANets change rapidement de temps à autre . Contrairement aux nœuds MANet, les véhicules en général ont des vitesses beaucoup plus élevées, en particulier sur les autoroutes (plus de 100km / h),ce qui cause des déconnexions fréquentes entre une source et une destination.
2. *La densité des nœuds dans les VANets* peut varier de très petite (par exemple, dans les zones rurales) à très grande (par exemple, environnement urbain).
3. *Hétérogénéité de dissémination des données* : VANets devraient supporter une variété d'applications de celles de la sécurité routière à celles du confort. Les applications de sécurité routière nécessitent une haute fiabilité ; Mais, les protocoles d'accès au canal et des stratégies d'allocation des ressources du réseau exigent une communication efficace, ordonnée et équitable entre tous les véhicules sur la route.

Plusieurs techniques de localisation ont été proposées et adaptées pour déterminer l'emplacement des véhicules dans les réseaux VANets, à savoir : Map Matching, Dead Reckoning, Localisation Cellulaire, INS (Inertiel Navigation System) et la localisation par satellites. Dans ce qui suit, nous décrivons les concepts de fonctionnement de certaines méthodes de localisation y compris le positionnement par satellite GPS.

1.3 Les systèmes globaux de navigation par satellite (GNSS)

Les systèmes de positionnement global ont pour finalité de transmettre à des individus les informations nécessaires à la détermination de leurs positions. Il est utilisé dans de nombreux domaines (transport, sécurité, surveillance, industrie, etc). GNSS (Global Navigation Satellite System) est un système de satellite qui est utilisé pour fournir la localisation géographique au récepteur d'un utilisateur n'importe où dans le monde[26].

Actuellement, il n'ya que deux systèmes de navigation par satellites opérationnels qui ont une couverture mondiale : le système de navigation globale GPS et un système russe équivalent GLONASS. Le système européen Galileo qui est encore en phase de validation en orbite sera le troisième. Les 4 premiers satellites de la constellation seront testés dès cette années et le système sera opérationnel en 2014[27].

1.3.1 Le système de positionnement global GPS

Le système NAVSTAR (NAVigation System by Timing And Ranging), plus connu sous le nom de GPS (Global Positioning System) est un système de positionnement par satellites développé et géré par le département de la défense (USDoD) des Etats-Unis[13].

Le GPS se compose d'une constellation de satellites de radionavigation, d'un segment de contrôle au sol qui gère le fonctionnement des satellites et des utilisateurs avec récepteurs spécialisés qui utilisent les données des satellites pour répondre à une vaste gamme de besoins de positionnement[21].

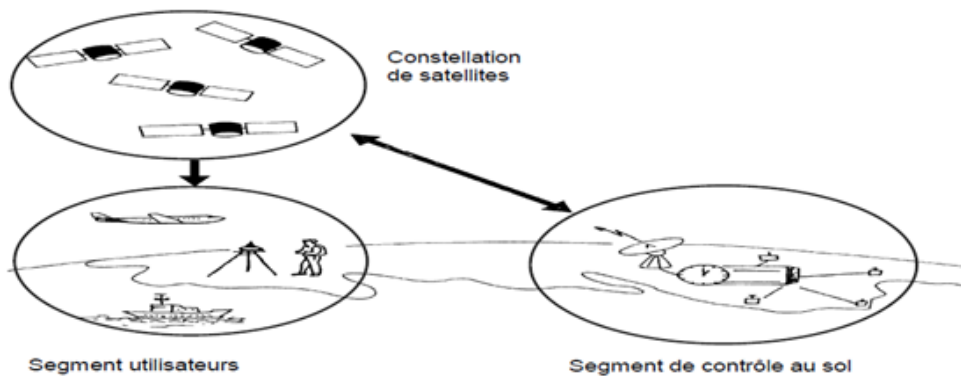


FIGURE 1.3 – Les segments du GPS.

Le segment spatial (La constellation de satellites)

Ce segment comporte 24 satellites répartis sur six orbites planes quasi-circulaires à raison de quatre satellites par orbite. Ces orbites ont toutes une inclinaison de 55° par rapport au plan de l'équateur. L'altitude est d'environ 20200 km et la période est égale à 11 heures et 58 minutes.

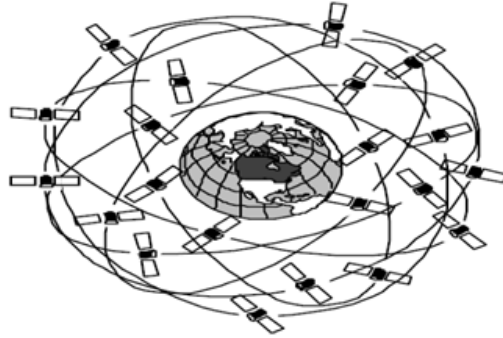


FIGURE 1.4 – Le segment spatial

Le segment de contrôle

Ce segment est composé d'un centre de calcul (MCS : Master Control Station) situé dans une base américaine ; de trois émetteurs et de cinq stations de contrôle réparties à travers le monde. Les stations de contrôle suivent tous les satellites, en enregistrant leurs données de navigation.

Si un satellite ne fonctionne pas correctement, le segment de contrôle au sol peut le déclarer hors état de marche et adopter les mesures nécessaires pour corriger le problème. Dans un tel cas, le satellite ne doit pas servir au positionnement avant d'être à nouveau déclaré fonctionnel.

Le segment utilisateur

Ce segment est composé des récepteurs pouvant recevoir les signaux des satellites du système. Ces récepteurs fournissent la position, la vitesse et le temps précis à l'utilisateur à tout instant et à tout endroit du globe terrestre[13].

Calcul de distance (principe de positionnement)

Deux principales approches de positionnement existent, positionnement autonome et positionnement relatif. En positionnement autonome, les coordonnées d'un récepteur en un point inconnu sont établies relativement au cadre de référence

des satellites d'après les positions connues des satellites GPS suivis. Dans le positionnement relatif, les coordonnées d'un récepteur en un point inconnu sont établies relativement à celles d'un récepteur en un point connu[21].

Le positionnement autonome

Le principe de positionnement autonome est simple, chaque satellite envoie un signal vers le récepteur qui peut déterminer le temps de traversée de ce signal une fois reçu. Par conséquence, il peut déduire la distance le séparant de satellite grâce à l'équation :

$$\text{Distance} = \text{vitesse} * \text{temps}$$

Cette mesure peut être déformée à cause des différentes erreurs (propagation dans l'atmosphère, synchronisation entre les horloges récepteur émetteur,..). Par exemple une erreur de 1/1000 de seconde représente une erreur de distance de 300 km. Pour cela, cette mesure de distance est appelée pseudo distance[3]. soit Δt_n le temps de propagation d'onde pour parcourir le chemin satellite-récepteur :

$$\Delta t_n = t_r - t_{s_n}$$

1. t_r : L'heure d'arrivée au récepteur ;
2. t_{s_n} : L'heure de départ du satellite n ;

Donc, la relation qui lie la pseudo-distance P_r et le temps de propagation Δt_n est donnée par :

$$P_r = c * \Delta t_n$$

Où $c = 3 * 10^8 m/s$ est la vitesse de propagation des ondes.

D'autre part, D_{s_n} est la distance réelle qui sépare le satellite $s_n(x_{s_n}, y_{s_n}, z_{s_n})$ du récepteur (x_r, y_r, z_r) (figure 1.5), qui peut être calculée par :

$$D_{s_n} = \sqrt{(x_r - x_{s_n})^2 + (y_r - y_{s_n})^2 + (z_r - z_{s_n})^2}$$

Les positions des satellites $s_n(x_{s_n}, y_{s_n}, z_{s_n})$ étant connues et les pseudo-distances P_r sont mesurées(figure 1.5). Les coordonnées des récepteurs (x_r, y_r, z_r) sont alors obtenues à partir du système d'équations :

$$c * \Delta t_n = \sqrt{(x_r - x_{s_n})^2 + (y_r - y_{s_n})^2 + (z_r - z_{s_n})^2}, n = 1, 2, 3, 4.$$

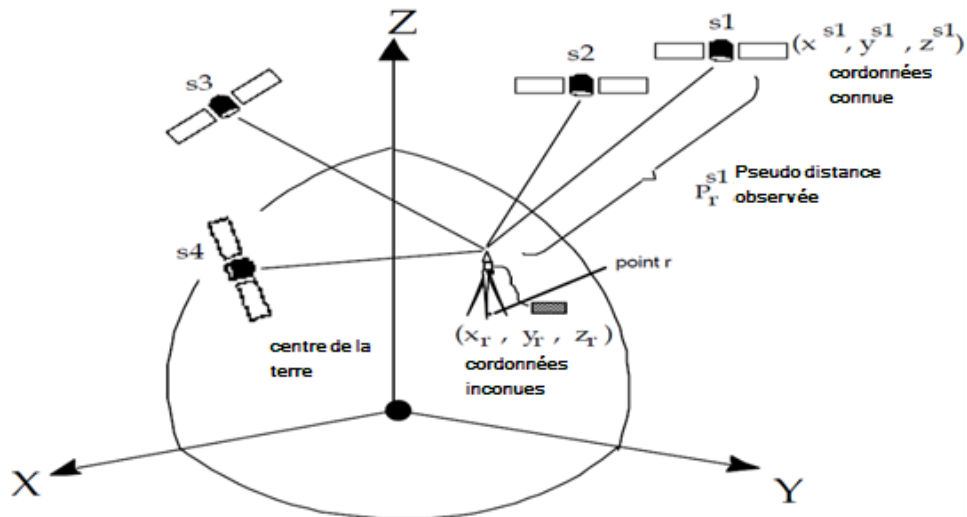


FIGURE 1.5 – Positionnement autonome

Le fait que les récepteurs ne soient pas parfaitement synchronisés aux satellites explique la nécessité d'une quatrième équation pour résoudre le système d'équations à 4 inconnues : 3 coordonnées du récepteur et le temps GPS[13].

Positionnement relatif

La position d'un point est établie par rapport à celle d'un autre point connu. Puisque la plupart des erreurs dans les observations GPS sont communes aux points connus et inconnus, alors ces erreurs peuvent être annulées durant le traitement des données.

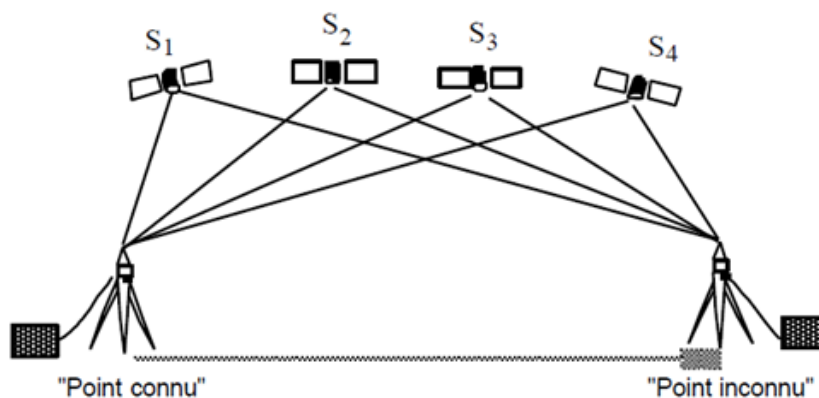


FIGURE 1.6 – Positionnement relatif

la position réelle du récepteur de contrôle $(x_{r_k}, y_{r_k}, z_{r_k})$ est comparée avec la position calculée en positionnement autonome (x_r, y_r, z_r) . Les erreurs de position peuvent être obtenues en calculant les différences :

$$((x_{r_k} - x_r), (y_{r_k} - y_r), (z_{r_k} - z_r))$$

La station de contrôle les utilise comme corrections différentielles aux positions déterminées par le récepteur mobile.

1.3.2 Les erreurs du GPS

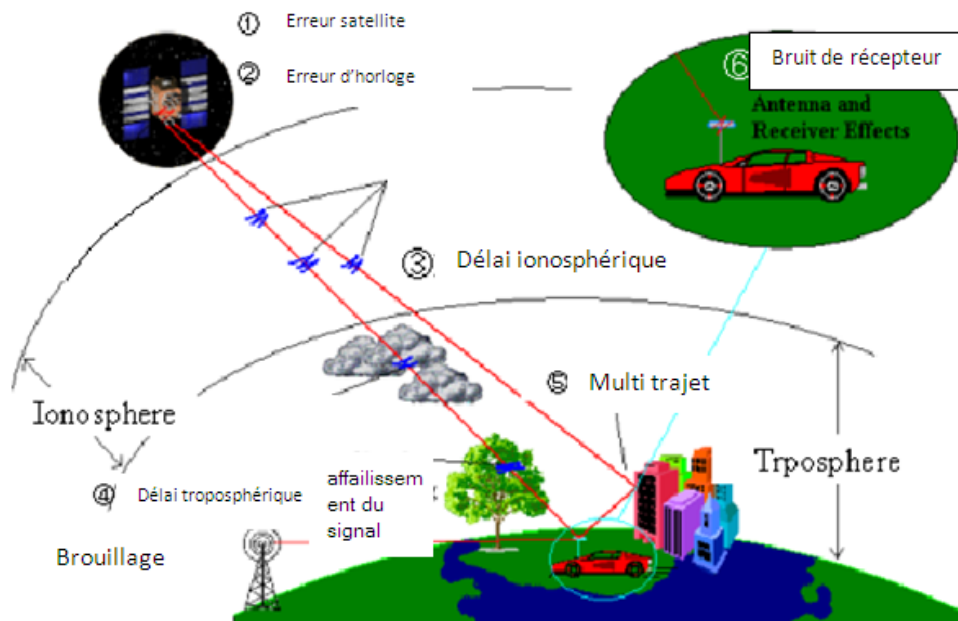


FIGURE 1.7 – Les erreurs de GPS

1. *Erreur dues à l'atmosphère :*

Le signal satellite ralentit pendant qu'il traverse l'atmosphère :

- (a) Erreur de propagation dans la troposphère : La vitesse de l'onde dans la troposphère dépend de l'indice de l'air qui dépend lui-même des conditions météorologiques.
- (b) Erreur de propagation dans l'ionosphère : La vitesse de propagation dans l'ionosphère dépend de la densité électronique, à l'instant de la propagation et le long du trajet.

2. *Erreurs dues aux satellites :* Elles peuvent être divisées en deux types :

- (a) Le premier concerne la position du satellite qui est donnée par les orbites prédites. Leurs positions sont calculées en temps réel à l'aide du message du satellite.
- (b) L'autre type d'erreurs concernant les satellites est la correction d'horloge satellite. Cette correction est incluse dans tous les messages diffusés par les satellites.

3. Erreurs dues à la station :

- (a) L'erreur d'horloge de récepteur : L'erreur d'horloge d'un récepteur est toujours une inconnue.
- (b) trajets multiples : Ce phénomène est constaté lorsque le signal issu du satellite arrive au récepteur après avoir suivi un autre chemin que le chemin direct en particulier après réflexion sur un obstacle proche.

Le tableau suivant donne les plages des erreurs causées par chaque type de positionnement :

Source d'erreur	Positionnement absolu (mètres)	Positionnement relatif (mètres)
Ionosphère	15-20	2-3
Troposphère	3-4	1
Horloge satellites	3	0
Multi trajet	2	2
Bruit de récepteur	2	2

TABLE 1.1 – sources d'erreur en GPS et DGPS

1.3.3 GLONASS (Global'naya Navigatsionnaya Sputnikovaya Sistema)

Le système russe GLONASS repose sur une constellation de satellites actifs qui transmettent en continu dans deux bandes de fréquence des signaux codés qui peuvent être reçus par les utilisateurs où qu'ils se trouvent à la surface du globe et leur permettent de déterminer leurs positions et leurs vitesses par télémétrie. Le système est basé sur le même principe de fonctionnement que le GPS avec trois segments : un segment spatial, un segment de contrôle et un segment utilisateur.

Le segment spatial GLONASS

La constellation GLONASS est composée de 24 satellites répartis sur trois plans orbitaux parcourue en 11 heures, 15 minutes et 44 secondes. Chaque plan est incliné de $64,8^\circ$ par rapport à l'équateur à 19100 km d'altitude.

Le segment de contrôle

Ce segment est composé d'un centre de commande et de surveillance et de stations réparties sur le territoire russe. Ce segment a pour rôle d'assurer le fonctionnement de la constellation des satellites du système.

Le segment utilisateur

L'équipement utilisateur se compose de récepteurs et des transformateurs des signaux de navigation GLONASS, et permet à l'utilisateur de calculer les coordonnées, la vitesse et le temps [13].

1.3.4 GALILEO

L'augmentation des applications de la navigation par satellites, le manque de garantie de la disponibilité du service des systèmes GPS et GLONASS gérés par les armées américaines et russes, ainsi que le souci d'indépendance technologique et stratégique vis à vis des États-Unis et de la Russie ont poussé l'Union Européenne à créer son propre système de navigation par satellites (GALILEO). Ce système a été conçu par la Commission Européenne et l'Agence Spatiale Européenne (ESA) [13]. Le système Galileo est composé de quatre segments indépendants :

Le segment spatial[24]

Le segment spatial est constitué de 30 satellites placés sur trois orbites circulaires à une altitude de 23616 Km. Chaque orbite abrite un satellite de secours qui permet la continuité du service lors d'une panne d'un satellite.

Le segment sol de contrôle

Ce segment surveille et contrôle les satellites, il est composé de deux centres localisés en Europe et de cinq autres stations qui ont la charge de maintenir les liaisons de télécommande avec les satellites.

Le segment sol de mission

Ce segment est chargé de créer les messages de navigation diffusés par le satellite.

Le segment de test des utilisateurs

Cette partie est constituée par les récepteurs qui peuvent être recevoir les signaux provenant des satellites.

1.3.5 Compass (Beidou-2)

Les deux premiers satellites expérimentaux du système de navigation régionale par satellite chinois, ont été lancés en 2000 sur des orbites géostationnaires. En mai

2003, avec le lancement du troisième satellite de navigation, la Chine a réalisé le premier système de navigation satellite Beidou-2. Le système par satellite Beidou-2 fonctionne actuellement comme un système de positionnement régional pour, les télécommunications, le transport, la météorologie, alerte incendie, prévision des catastrophes et de la sécurité publique. Le segment spatial de Beidou-2 sera formé de 5 satellites géostationnaires et de 30 satellites en orbites moyennes (MEO) pour couvrir toute la surface terrestre.

1.3.6 IRNSS (Indian Regional Navigational Satellite System)

L'Inde a lancé un programme spatial IRNSS (Indian Regional Navigational Satellite System) dès 1962 mais ce dernier n'a véritablement pris son essor que depuis la création, en 1969, de l'Agence spatiale indienne (ISRO). Il permet une précision de 20 mètres sur l'Inde et jusqu'à 1500 à 2000 km au voisinage. Depuis cette année ce système sera opérationnel (en 2011 - 2012)[28].

1.4 Autre techniques de localisation

1.4.1 Dead Reckoning

La position actuelle d'un véhicule peut être calculée en fonction de sa dernière position connue et en utilisant des informations de mouvement comme la direction, la vitesse, l'accélération, la distance, le temps, etc.

La dernière position connue, peut être obtenue, par exemple, en utilisant des récepteurs GPS de localisation ou par une référence connue sur une carte numérique. En pratique, le Dead Reckoning ne peut être utilisé que pour de courtes périodes d'indisponibilité de GPS ; il est considéré seulement comme un système de secours pour une période de panne de GPS, (par exemple un véhicule entre dans un tunnel et perd sa connexion GPS par exemple)[6].

1.4.2 Map Matching

Map Matching peut être utilisée pour rapprocher les données inexactes de localisation avec les données d'une carte. Elle peut être utilisée pour améliorer la performance des systèmes de positionnement tels que le GPS. Supposons qu'il y a une personne ou un véhicule se déplaçant le long d'une rue, dans un intervalle (discret) de temps, on peut facilement estimer la trajectoire de cette personne.

Cette trajectoire est donc comparée aux données d'une carte numérique pour trouver la géométrie du chemin qui correspond à la trajectoire sur la carte[6].

1.4.3 Traitement d'image/vidéo

Dans certains cas, des caméras sont déjà disponibles dans les systèmes de sécurité misent en place dans les parkings et les tunnels. En général, ces techniques de traitement sont utilisées pour estimer et prévoir l'emplacement d'un véhicule. Les informations de l'image et la vidéo sont des sources réelles à partir desquelles on peut localiser un véhicule. Elles estiment avec précision les paramètres géométriques d'un véhicule dans un système de référence local[6].

1.4.4 Localisation cellulaire

Cette technique prend l'avantage de l'existence d'une infrastructure cellulaire dans la plupart des environnements urbains pour estimer la position d'un objet. Cette technologie peut être utilisée pour localiser des téléphones mobiles, poursuivre des animaux domestiques, et dans la localisation des véhicules...etc. Plusieurs stations de base peuvent communiquer avec un objet mobile à tout moment. La position désirée est calculée par l'une des méthodes suivantes :

1. Il est possible d'évaluer la distance en se basant sur le temps qu'il prend un signal émis par l'expéditeur pour parvenir à la station de base (le temps d'arrivée ToA) ;
2. Il est aussi possible de positionner un objet (téléphone mobile, véhicule) dans une zone géographique, on évalue la distance séparant un objet et les stations de base en mesurant la puissance du signal reçu RSSI (Received Signal Strength Indicator). ensuite déduire la position par une méthode dite multi-latération[6].

1.4.5 Système de Navigation Inertielle INS

Un système de navigation inertielle INS est une plate-forme contenant des accéléromètres, gyroscopes, ou d'autres dispositifs de détection de mouvement. L'INS nécessite de connaître position initiale. Il calcule la nouvelle position en intégrant les informations reçues par les capteurs de mouvement utilisées (accéléromètres, gyroscopes) et la dernière position connue (initiale). Les capteurs inertiels sont employés dans une grande étendue d'applications dans les domaines aériens, l'aérospatial, la navigation maritime, ainsi qu'en robotique mobile[9].

L'avantage de ce système est qu'il ne nécessite pas de références externes pour déterminer la nouvelle position une fois qu'elle a été initialisée. Une des limites majeures, est l'imprécision de la position à cause des erreurs des capteurs (les gyroscopes et accéléromètres) et les erreurs dans le modèle du champ de gravité que l'INS met en œuvre ; un autre inconvénient, la localisation n'est pas absolue c-à-d qu'il a besoin des informations initiales.

1.5 Conclusion

Les réseaux ad hoc ont permis de répondre à des problématiques des réseaux sans fil ; Le réseau de véhicules est une des applications des réseaux ad hoc qui permet aux véhicules de communiquer entre eux afin d'augmenter la sécurité et le confort des passagers. Par rapport à un réseau ad hoc classique, le VANET se différencie par une forte mobilité des nœuds rendant la topologie du réseau fortement dynamique. Dans ces réseaux, la plupart des protocoles, algorithmes et applications nécessite la connaissance de la position des nœuds en temps réel. Dans ce chapitre, des concepts généraux sur les réseaux VANET ont été décrits ; nous avons fait aussi un aperçu sur les techniques de localisations et les systèmes de positionnement global GNSS.

Il existe plusieurs méthodes de localisation, de complexité et d'efficacité différentes. Le GPS la source la plus ordinaire de localisation dans VANET repose sur la mesure du temps d'émission des signaux des satellites. La connaissance de la distance du récepteur à chacun de ces satellites permet d'en calculer la position. Mais, il peut devenir bruité à cause des erreurs de synchronisation, de propagation, bruit thermique de réception ou n'est pas disponible dans un certain nombre de situations. Pour minimiser l'effet de ces inconvénients, un système hybride est mis en œuvre combinant le système GPS et avec le système INS.

Différentes techniques de fusion de données permettent d'estimer la position d'une cible ou d'une information cinématique à partir de deux ou plusieurs mesures[22]. Parmi ces techniques, le filtre de Kalman, les méthodes de Monte Carlo séquentielles, chaîne de Markov ; Dans le chapitre suivant, Nous présenterons les algorithmes de fusion par le filtre de Kalman et ses dérivées.

Chapitre 2

Applications de filtre de Kalman

2.1 Introduction

Les applications du filtre de Kalman sont nombreuses dans les métiers de l'ingénieur. Il peut être utilisé par exemple dans le traitement d'image (compression, filtrage), l'économie, la navigation spatiale (poursuite d'une navette) ou pour l'amélioration de la localisation des objets mobiles (véhicules, robots... , etc.).

De nombreux travaux de recherche sont menés depuis quelques années dans le but de fournir une solution précise au problème de la localisation de véhicules routiers. Ces recherches en majorité utilisent la fusion des données de différents capteurs et le filtrage de Kalman. Dans ce chapitre, nous présentons quelques travaux qui utilisent la fusion des données des différents capteurs et le filtrage de Kalman. La majorité des travaux effectués dans ce domaine apportent des améliorations à la précision des mesures GPS.

2.2 Quelques travaux de littérature

2.2.1 Le filtrage de Kalman

Un travail très simple effectué dans [17] utilise un modèle de véhicule allant en ligne droite. Le vecteur d'état se compose de la position p du véhicule et la vitesse v . L'entrée est l'accélération du véhicule. La position est mesurée avec une erreur de 10 m. L'accélération est une constante ($1m/sec^2$). Le bruit d'accélération est de $0,2m/sec^2$. Les résultats obtenus ont une erreur de position estimée qui reste toujours dans environ deux mètres.

2.2.2 La conception d'un système de localisation de véhicules routiers, fondé sur une fusion de données multi-capteurs et multi-modèles

Généralement, les estimateurs ont la particularité d'utiliser un unique modèle d'évolution pour décrire la dynamique du système. Ce modèle peut être plus compliqué (afin de prendre en compte tous les types de comportements possibles du système réel).

Les approches multi-modèles offrent un nombre important d'avantages par rapport aux approches mono modèles. L'utilisation de modèles multiples permet d'adopter une vision modulaire d'un problème.

L'apport de cette approche est effectif dans des situations de conduites particulières telles que les fortes accélérations, des freinages brusques ou encore des virages à vitesse importante. Dans ce travail, une étude expérimentale comparative de six filtres utilisés en localisation de véhicules (EKF, UKF, et d'autres) est réalisée en se basant sur les critères : la précision, la consistance, la crédibilité et la robustesse.

Selon leurs expériences, le choix d'un filtre dépend de la situation (la présence et la qualité de données de correction, ou la présence de fortes non linéarités sur la trajectoire). Selon les mesures GPS, on trouve :

- En présence du signal GPS, ou si le signal GPS est de bonne qualité, L'utilisation d'un filtre parmi les filtres présentés n'améliore pas de façon significative la précision ;
- Si le signal GPS est de mauvaise qualité, l'UKF est l'un des filtres les plus adaptés ;
- En cas d'absence de signal GPS (masquage du GPS en milieu urbain ou dans un tunnel), les autres filtres fournissent une meilleure localisation par rapport aux filtres de Kalman[9].

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

Un système de localisation tridimensionnelle en temps réel basé sur la fusion de données de plusieurs capteurs installés dans des véhicules terrestres (GPS/INS et Odométrie/INS), permet de tirer profit des avantages de chaque capteur. L'INS est parfaitement autonome, contrairement au GPS. On arrive rapidement à l'idée de l'intégration des deux systèmes dans un seul. Pour résoudre le problème de

l'indisponibilité du service GPS, Ils ont proposé une intégration entre le système de navigation inertielle et l'odométrie.

Pour réaliser la fusion de données, Ils ont choisit d'utiliser deux types d'estimateur : le filtre de Kalman étendu et le filtre Kalman inodore. Cette fusion permet d'obtenir une précision relative centimétrique, et une précision absolue de l'ordre d'un mètre. Quantitativement, les tests ont permis de valider l'apport de ces travaux puisque le système a permis d'obtenir des résultats de positionnement plus précis qu'un GPS standard ou différentielle (DGPS) pris seuls.

Pour valider qualitativement les résultats de la localisation obtenus, trois applications permettent d'observer le bon fonctionnement de ce système :

- La numérisation 3D : "la numérisation et la modélisation tridimensionnelles d'environnements urbains et routiers". Cette application nécessite une précision élevée de la localisation ;
- la détection des bords de route et l'extraction de ses paramètres ;
- la localisation longitudinale et latérale sur une piste routière[3].

2.2.4 Améliorer la précision de la localisation des véhicules VANET "Utilisation du récepteur GPS dans les environnements multi trajets"

L'objectif de cette approche est d'améliorer la précision des techniques de localisation dans les VANets afin de l'utiliser comme un système robuste pendant les pannes de GPS. Pour atteindre cet objectif, les techniques suivantes ont été développés :

- L'intégration du GPS et INS ;
- Minimisation des erreurs de positionnement de filtre de Kalman en utilisant les informations extraites de la communication entre les véhicules.

Le véhicule cible dans le réseau VANet est marqué comme V_0 , et les autres nœuds sont notés par V_i où $i = 1, 2, 3, \dots, n$ (n représente le nombre de ses voisins immédiats)(figure 3.1). Chaque nœud peut communiquer directement avec d'autres nœuds dans un rayon R les nœuds mobiles ont des vitesses et des directions, notés S_t , et θ_t , la vitesse et la direction peuvent être au fil du temps.

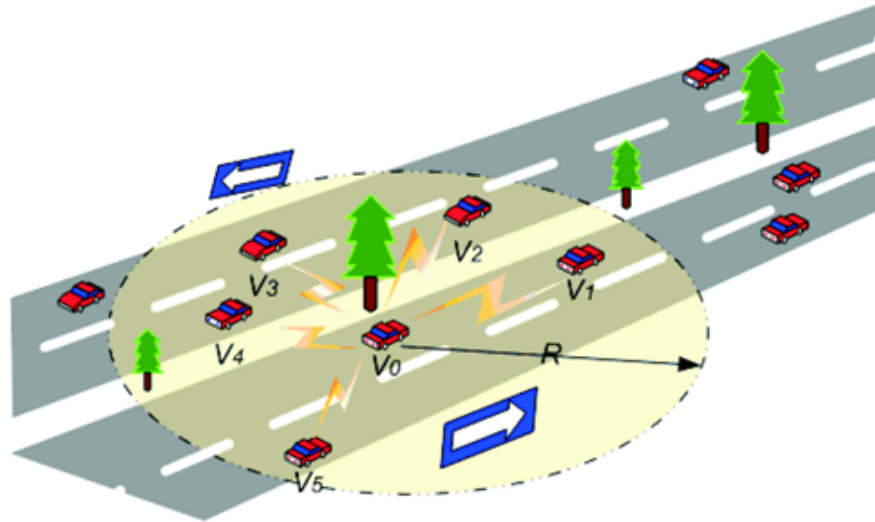


FIGURE 2.1 – Le réseau VANet

Chaque nœud du réseau veut estimer sa position par la technique du filtre de Kalman qui intègre le système de navigation inertielle et les mesures GPS. L'une des erreurs GPS est la déformation du signal causés par l'effet de trajets multiples, pour éviter cette erreur un classificateur a été ajouté afin de le détecter. Ce classificateur a été conçu en utilisant un réseau neuronal artificiel. Cette technique décide de prendre la sortie du filtre de Kalman et d'optimiser à l'aide des algorithmes proposés.

Lorsqu'un véhicule détecte que son estimation de localisation a été contaminée par l'effet de trajets multiples, il exécute les étapes suivantes :

- Déterminer la distance entre le véhicule cible et tous ses voisins (le véhicule cible obtient des emplacements de ses voisins, leurs incertitudes) ;
- Selon la mesure d'incertitude, le véhicule cible choisit les voisins avec les meilleures estimations d'emplacement et les utilise comme points de référence ;
- Ensuite, toutes les informations obtenues sont formulées dans un problème d'optimisation afin d'améliorer l'estimation de localisation du véhicule cible.

Certaines estimations ont montré un mauvais emplacement dans la simulation pour seulement quelques secondes. Pour cela des modifications à la technique proposées ont été élaborées de telle sorte que d'une situation précise peut être

estimée. Les simulations ont montré une grande amélioration dans l'estimation de l'emplacement après ces modifications[8].

2.2.5 Fusion multi-capteurs pour l'aide à la navigation routière

Une autre méthode d'aide à la navigation routière pour la localisation des véhicules en milieu urbain utilise un récepteur GPS, un capteur de vitesse (odomètre) et une carte routière numérique, a été proposée dans[15]. Cette approche repose sur un filtre non-linéaire fusionnant, les mesures GPS, l'odomètre et la base de données cartographiques en cas de masquages des satellites GPS. La dynamique 3-D du véhicule peut être décrite par : l'accélération, la vitesse et la position.

L'estimateur utilise la mesure GPS si elle est disponible, lorsque la mesure GPS n'est pas disponible, il utilise les mesures de l'odomètre. Un filtre de Kalman étendu fusionne les mesures GPS, odomètre et celles de la carte routière numérique. L'algorithme de fusion suivante est utilisée :

- La position prédite est calculée à partir de l'équation de dynamique ;
- La position estimée peut être calculée :
 - Quand la mesure GPS est disponible, elle devient l'estimation de la dynamique et du positionnement du véhicule à l'instant $t+1$ en utilisant uniquement les mesures GPS ;
 - Sinon, l'odomètre permet de corriger les paramètres 2-D (x et y du vecteur d'état) ; pour améliorer la localisation du véhicule, le filtre fusionne également la mesure de la base de données cartographiques du SIG.

L'avantage principal de cette méthode est la stabilité en l'absence de positionnement GPS.

2.2.6 Contrôle automatique de position d'un véhicule par DGPS-INS

(DGPS/INS Integrated Positioning for Control of Automated Vehicle)

Une autre méthode qui explore la faisabilité d'intégrer les mesures des capteurs DGPS, INS à l'aide d'un filtre de Kalman étendu pour produire des estimations des états du système. Dans cette méthode les capteurs utilisés sont : un récepteur DGPS, gyroscope et un accéléromètre.

Les mesures de DGPS sont la latitude, longitude, vitesse et angle de direction ; Après la transformation de coordonnées, celle-ci peuvent donner la position et la vitesse du plan tangentiel. L'observation de l'INS est l'angle d'orientation et l'accélération.

Deux essais différents sont effectués dans ce travail, :le test sur l'aire de dérapage (skid pad) avec une vitesse d'autoroute élevée, et le deuxième test est réalisé sur une route sinueuse (une série de virages). Les deux essais montrent l'amélioration et l'efficacité de cette approche, qui donnent des erreurs maximales environ 1.5 m pour la route skid Pad et 2 m pour une route sinueuse[16].

2.2.7 Localisation par fusion des données des capteurs des véhicules et DGPS par le filtre de Kalman

(Kalman Filter-Based Integration of DGPS and Vehicle Sensors for Localization)

Cette approche est aussi une méthode d'estimation de position des voitures basée sur l'intégration GPS/INS. Le GPS donne des mesures de position ; dans les meilleures conditions, l'erreur GPS est d'environ 30 m, mais lorsque le nombre de satellites visibles diminue (à cause de bâtiments ou d'arbres) les erreurs GPS augmente. L'objectif de cette méthode est de rendre la précision de mesure acceptable dans le cas de multitrajet.

	Les capteurs utilisés	Environnement	Vecteur d'état	Filtre	Précision
[3]	GPS INS Odomètres	GPS disponible Non disponible	$(t, X, Y, Z, \phi, \theta, \varphi)$	EKF UKF	la précision relative est centimétrique, et la précision absolue de l'ordre d'un mètre
[8]	GPS INS	Multi trajet	$[x, y]$	Kalman classique	environnement ouverte : 2.33m, 19.43m milieu urbain : 18.48m, 20.01m
[15]	GPS, odomètre Une carte routière numérique	GPS disponible Non disponible	$X_t = (\gamma_t^x, v_t^x, x, \gamma_t^y, v_t^y, y, \gamma_t^z, v_t^z, z)^T$	Kalman étendu	Moyenne = 3.16 m Max = 7 m
[16]	Un récepteur DGPS gyroscope un accéléromètre (INS)	(skid pad) une route sinueuse		Kalman étendu	1.5 m pour la route skid pad et 2 m pour une route sinueuse
[14]	GPS INS	GPS disponible GPS Non disponible Signal GPS faible	$X = [x, \dot{x}, y, \dot{y}, \phi]^T$		$\pm 2m$
[9]		GPS disponible Non disponible Signal faible	multi-modèles	EKF, UKF, et d'autres	
[17]	GPS INS	Ligne droite	$X = [P, v]^T$	Kalman classique	Environnement 2 m

2.3 Conclusion

Ce chapitre a présenté les travaux réalisés dans ce domaine apportant des solutions à notre problématique. Différentes solutions ont été proposées dans la littérature telles que l'intégration de plus de deux capteurs ou l'utilisation de modèles multiples (afin de prendre en compte tous les types de comportements possibles du système réel), mais sont néanmoins limités dans certains cas. Ces travaux ont montré généralement que les filtres de Kalman peuvent être appliqués avec succès pour réaliser une localisation fiable du véhicule, même en l'absence du signal GPS.

Il serait donc intéressant d'évaluer ces performances, en comparant les extensions de Kalman présentées dans le chapitre précédent. Ce qui est l'objectif de chapitre 4.

Chapitre 3

Filtre de Kalman et ses dérivées

3.1 Introduction

La localisation par satellites GPS a l'avantage de ne pas diverger à long terme, de couvrir presque le monde entier. Mais, elle reste très dépendante de l'environnement du véhicule (présence ou non dans un milieu urbain, passage dans un tunnel, etc.); pour une meilleure localisation, il est nécessaire d'utiliser des récepteurs très coûteux.

D'autre part, la localisation à l'estime (INS) a l'avantage d'être rapide, peu coûteuse. En plus, les systèmes INS permettent d'obtenir la position, la vitesse, les angles et les accélérations. Le principal inconvénient de cette approche est la divergence de l'estimation de la position dans le temps.

De nombreux systèmes de localisation combinent ces deux techniques afin de pallier leurs défauts, de cumuler leurs avantages et pour arriver à un haut niveau de précision, de disponibilité et d'intégrité. Parmi eux on trouve la fusion de données. L'approche de la fusion de données présente le procédé permettant d'intégrer les données de sources multiples afin de produire les représentations les plus spécifiques et les plus pertinentes sur une entité, activité ou événement[22]. Trois approches sont en général utilisées pour réaliser la fusion : les approches statistiques (filtre de Kalman et ses dérivés), probabilistes (Monte Carlo, chaîne de Markov) et ensemblistes [1].

3.2 Techniques de fusion (Filtrage statistique)

Le principe du filtrage statistique consiste à estimer l'état x_k d'un système dynamique à partir d'observations entachées de bruits. Cela revient à estimer à l'instant k l'état x_k du système connaissant les états précédents et les observations Z_k jusqu'à l'instant k [13]. Les modèles du système d'état et d'observation sont définis par :

$$x_{k+1} = f(x_k, w_k) \tag{1}$$

$$Z_{k+1} = h(x_{k+1}, v_{k+1})$$

Où :

1. x_{k+1} est le vecteur du modèle de processus à estimer,
2. Z_{k+1} est le vecteur des observations à l'instant $k+1$,
3. w_k est le bruit du vecteur état,
4. v_k est le bruit des observations,
5. f et h sont les fonctions d'évolution d'état et des observations pouvant être variées en fonction de temps.

Le filtre de Kalman est une façon d'intégrer des mesures bruitées à l'intérieur d'un estimateur. Certaines mesures devraient être ignorées ou avoir un poids plus faible dans l'établissement de l'état du système[10].

Le filtre de Kalman permet d'estimer le vecteur d'état du système et le vecteur d'incertitude de l'estimation. Deux étapes principales d'estimation : l'estimation à priori (la prédiction) et l'estimation à posteriori (la correction). L'état du système et sa covariance sont estimés premièrement à partir des valeurs de l'étape précédente et ensuite ils sont corrigés par des mesures dans l'étape de correction. Les deux étapes tournent de façon récursive après une étape d'initialisation, ce qui est illustré dans la figure suivante (fig 2.1) :

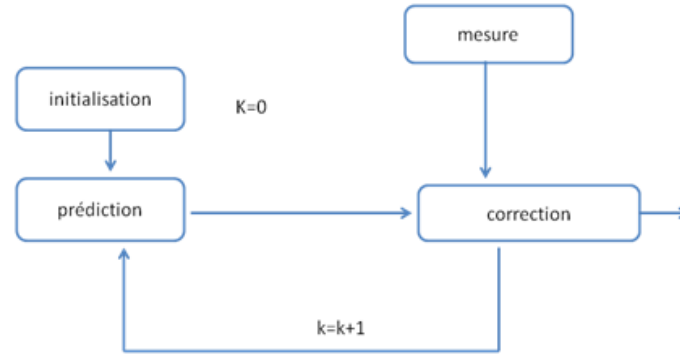


FIGURE 3.1 – Le filtre de Kalman

3.2.1 Filtre de Kalman classique

Le filtre de Kalman a été développé dans les années 1960 par R.E Kalman. Il est constitué d'un ensemble d'équations mathématiques qui permet une meilleure estimation de l'état d'un système malgré l'imprécision des mesures[4]. On peut exprimer les modèles d'état et d'observation du filtre comme suit :

$$x_{k+1} = M * x_k + B * u_k + w_k$$

$$Z_{k+1} = H * x_{k+1} + v_k$$

1. Où M est une matrice de transition permettant le passage de l'état x_k à l'état x_{k+1} .
2. u_k est un vecteur définissant les commandes.
3. B est une matrice liant les commandes à l'état x_{k+1} .
4. H est une matrice des observations liant l'état à l'observation.

Le filtre de Kalman est utilisé sous les hypothèses suivantes :

1. les matrices M , B et H sont supposées connues et constantes ;
2. les bruits d'état w_k et de mesure v_k sont des variables aléatoires dont les distributions gaussiennes sont connues à priori, indépendantes, blanches :

$$p(w) \propto N(0, Q) \quad Q = E[w_k w_k^T]$$

$$p(v) \propto N(0, R) \quad R = E[v_k v_k^T]$$

$$E(w_j, v_i) = 0, \forall i, j$$

Où R et Q sont les matrices de covariance de mesures et d'état respectivement. Cette indépendance des bruits permet de simplifier le formalisme des équations d'évolution et d'observation[3].

Initialisation du filtre

A l'instant $k = 0$:

- La première mesure sera la première valeur x_0
- La covariance de l'erreur vaut alors :

$$P_{0/0} = E((x_0 - x_{0/0}) * (x_0 - x_{0/0})^T)$$

Prédiction

Cette étape permet la prédiction de l'état et de sa covariance à l'instant $k + 1$ à partir de l'état à l'instant k et du modèle d'évolution du système. On obtient donc l'état $x_{k/k+1}$ avec sa matrice de covariances associée $P_{k/k+1}$.

Correction et mise à jour des mesures (Innovation)

Une fois la mesure Z_{k+1} disponible, l'état prédit peut alors être corrigé par le gain du filtre K_{k+1} . On déduit alors l'estimation de l'état a posteriori $x_{k+1/k+1}$ avec sa matrice de covariances associée $P_{k+1/k+1}$. Le résiduel (innovation) est l'écart entre la mesure prédite et la mesure réelle. Un résiduel de zéro, signifie que les deux mesures sont équivalentes. Le gain de Kalman est un facteur qui permet de donner plus ou moins de poids à la prédiction pour l'estimation de l'état. Il est égal à la covariance de prédiction d'état $P_{k+1/k+1} * H^T$ divisée par la covariance d'innovation $H * P_{k/k+1} H^T + R_{k+1}$.

Si notre mesure est plus précise que le système, alors $K \approx 1$. Dans ce cas, l'équation de correction est approximativement identique à :

$$x_{k+1/k+1} = x_{k/k+1} + (Z_{k+1} - Z_{k/k+1})$$

ce qui donnerait plus de poids à la mesure dans l'estimation de l'état. Si le système est plus précis que notre mesure ($P_{k/k+1}$ est petit), nous devrions alors rendre la correction due à la mesure très petite. Dans ce cas,

$$K_{k+1} = P_{k/k+1} / R_{k+1}$$

ici la correction sera très faible.

Implémentation(Algorithme 1)

1. Prédiction

- (a) Estimation à priori de l'état :

$$x_{k/k+1} = M * x_{k/k} + B * u_k$$

(b) Estimation à priori de la covariance des erreurs :

$$P_{k/k+1} = M * P_{k/k} * M^T + Q_k$$

2. Correction

(a) Calcule du gain :

$$K_k = P_{k/k+1} H^T * (H * P_{k/k+1} H^T + R_{k+1})^{-1}$$

(b) Estimation à posteriori des paramètres :

$$x_{k+1/k+1} = x_{k/k+1} + K_k * (Z_{k+1} - Z_{k/k+1})$$

(c) Estimation à posteriori de la covariance des erreurs :

$$P_{k+1/k+1} = P_{k/k+1} - K_k * H * P_{k/k+1}$$

Le filtre de Kalman est adapté seulement à un système linéaire (la fonction d'évolution f et la fonction de mesure h sont linéaires). Cependant, la plupart des systèmes réels ont une évolution non linéaire. Dès lors, dans le système d'équations (1) les fonctions f et/ou h sont non linéaires, Ces nonlinéarités rendent inapplicable le filtre de Kalman classique, il devient donc nécessaire de l'adapter. Une des approches les plus intuitives est d'utiliser le Filtrage de Kalman étendu.

3.2.2 Le filtre de Kalman étendu

Dans un filtre de Kalman classique, les matrices M , et H sont supposées connues, à l'opposé d'EKF Les fonctions f et/ou h sont non linéaires. Ces fonctions peuvent être appliquées aux équations de prédiction de l'état et de l'observation. Mais elles ne peuvent pas s'appliquer pour calculer les matrices de covariance. On utilise alors une linéarisation basée sur les matrices jacobéennes.

Matrice jacobéenne

La matrice jacobéenne est la matrice des dérivées partielles du premier ordre d'une fonction vectorielle en un point donné. Soit F une fonction vectorielle de R^n vers R^m qui est définie par :

$$F : \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \mapsto \begin{pmatrix} f_1(x_1 \dots x_n) \\ \vdots \\ f_m(x_1 \dots x_n) \end{pmatrix}$$

Les dérivées partielles de ces fonctions en un point peuvent être rangées dans une matrice de m lignes et n colonnes, appelée matrice jacobéenne de F :

$$= \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n} \end{pmatrix}$$

On a alors :

Matrice jacobéenne des dérivées partielles de f .

$$M_k = \frac{\partial f_k}{\partial x} | x_k$$

Matrice jacobéenne des dérivées partielles de h .

$$H_k = \frac{\partial h_k}{\partial x} | x_{k/k+1}$$

Implementation (Algorithme 2)

1. Prédiction

(a) Estimation à priori de l'état :

$$x_{k/k+1} = f(x_{k/k}, u_k, 0)$$

(b) Calcul de la matrice jacobéenne en x_k :

$$M_k = \frac{\partial f_k}{\partial x} | x_k$$

(c) Estimation à priori de la covariance des erreurs :

$$P_{k/k+1} = M_k * P_{k/k} * M_k^T + Q_k$$

2. Correction

(a) Calcul de la matrice jacobéenne en $x_{k/k+1}$:

$$H_k = \frac{\partial h_k}{\partial x} | x_{k/k+1}$$

(b) Calcul du gain :

$$K_k = P_{k/k+1} H_k^T * (H_k * P_{k/k+1} * H_k^T + R_k)^{-1}$$

(c) Estimation à posteriori d'état :

$$x_{k+1/k+1} = x_{k/k+1} + K_k * h(x_{k/k+1}, 0)$$

(d) Estimation à posteriori de la covariance des erreurs :

$$P_{k+1/k+1} = P_{k/k+1} - K_k * H_{k+1} * P_{k/k+1}$$

Les limites de cette approche

Les termes négligés dans la linéarisation (dérivées partielles du premier ordre) peuvent être relativement grands ce qui peut engendrer de grandes erreurs dans l'estimation de la moyenne et de la covariance à posteriori. Ceci peut mener à une performance sub-optimale et parfois à la divergence du filtre[3].

La condition de dérivabilité des fonctions non linéaires du système peut ne pas être satisfaite qui rend, le calcul des matrices Jacobéennes impossible.

Pour améliorer les performances de EKF, Simon Julier a proposé un nouvel algorithme appelé le filtre de Kalman inodore ou Unscented filtre de Kalman pour traiter les systèmes non linéaires et qui résoud la plupart des problèmes d'EKF. On décrit ci-dessous le principe de cet algorithme.

3.2.3 Filtre de Kalman inodore (UKF)

Le filtre de Kalman inodore (UKF : Unscented Kalman Filter) utilise une technique d'échantillonnage déterministe pour sélectionner de manière déterministe un minimum d'échantillons (appelé des points sigma) autour de la moyenne(figure 2.2). Ces points sigma sont alors traités par les fonctions non linéaires. Ensuite, une moyenne X et la covariance de l'estimation P_k sont calculées. Le résultat est un filtre qui estime plus correctement la moyenne et la covariance[13].

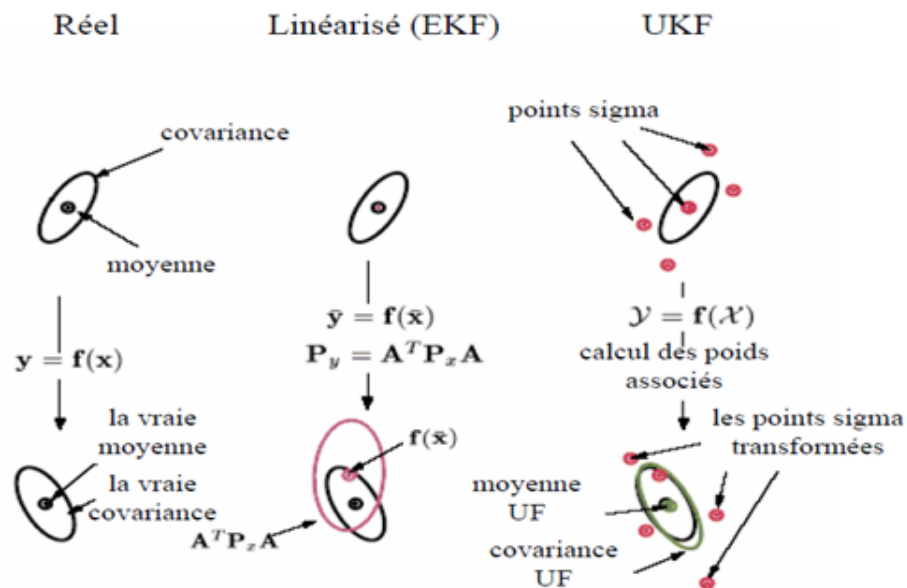


FIGURE 3.2 – La propagation de moyenne et de covariance

Pour développer cette technique, on définit d'abord la notation suivante :

1. X_{k-1} : Le vecteur d'état à l'étape $k-1$, un ensemble de points appelés points sigma sont calculés et stockés dans les colonnes de la matrice de points sigma ; La matrice de points sigma : matrice de taille $L * (2L + 1)$.
2. L : est la dimension du vecteur d'état.
3. Les points sigma sont calculés en utilisant les étape suivantes :

$$(\chi_{k-1})_0 = x_{k-1} \quad i = 0$$

$$(\chi_{k-1})_i = x_{k-1} + (\sqrt{(L + \lambda) * P_{k-1}})_i, \quad i = 1$$

$$(\chi_{k-1})_i = x_{k-1} - (\sqrt{(L + \lambda) * P_{k-1}})_i, \quad i = L + 1 \dots 2 * L$$

Où :

- P est la matrice de covariance.
 - $(\sqrt{(L + \lambda) * P_{k-1}})_i$: la i^{me} colonne de la racine carrée de la matrice $(L + \lambda) * P_{k-1}$. Lorsque $(L + \lambda) * P_{k-1}$ est symétrique et définie positive cela nous permet de trouver la racine carrée en utilisant une décomposition de Cholesky.
 - $\lambda = \alpha^2 * (L + \kappa) - L$.
4. α : est un paramètre qui détermine la diffusion du point de sigma autour de x_k (scaling factor) et habituellement réglé à $10^{-4} \leq \alpha \leq 1$.
 5. κ : est un paramètre secondaire (Habituellement κ est réglé à zéro pour l'estimation d'état).
 6. f : l'équation différentielle définie en équation (1)
 7. W : est l'ensemble des poids associés au point x_k , défini par :

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

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

8. Q : la matrice de covariance d'erreur du processus, Les poids sont définis par :

$$W_0^{(c)} = \lambda / (L + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta)$$

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

Où $W^{(m)}$ est utilisée pour la pondération de la moyenne des points sigma et $W^{(c)}$ utilisé pour la pondération de la covariance des points sigma.

Implémentation (algorithme 3)

$$\forall k \in [1, \infty[$$

1. Calcul des points sigmas :

$$(\chi_{k-1})_0 = x_{k-1}, i = 0$$

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

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

2. Prédiction :

(a) Transformation des points sigma avec f :

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

(b) Estimation à priori de l'état :

$$x_{k-1/k} = \sum W_i^{(m)} * (\chi_k)_i$$

(c) Estimation à priori de la covariance des erreurs :

$$P_{k-1/k} = \sum W_i^{(c)} * [(\chi_k)_i - x_{k-1/k}][(\chi_k)_i - x_{k-1/k}]^T + Q$$

(d) Transformation des points sigma par la fonction de mesure h :

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

(e) Estimation à priori de mesure :

$$z_{k-1/k} = \sum W_i^{(m)} * (Z_k)_i$$

3. Correction :

(a) Calcul de la covariance de l'innovation

$$P_{zz} = \sum W_i^{(c)} * [(Z_k)_i - z_{k-1/k}][(Z_k)_i - z_{k-1/k}]^T + R$$

$$P_{xz} = \sum W_i^{(c)} * [(\chi_k)_i - x_{k-1/k}][(Z_k)_i - z_{k-1/k}]^T$$

(b) Calcul du gain :

$$K = P_{xz} * P_{zz}^{-1}$$

(c) Estimation à posteriori d'état :

$$x_k = x_{k-1/k} + K_k * (z_k - z_{k-1/k})$$

(d) Estimation à posteriori de la covariance :

$$P_k = P_{k-1/k} - K_k P_{zz} K_k^T$$

3.3 Conclusion

Dans ce chapitre, la technique d'estimation par le filtre de Kalman a été présentée. Cette technique permet d'estimer l'état actuel d'un système en fonction de son état précédent, des commandes et des mesures bruitées. Elle garantit aussi que l'erreur sur l'estimation est en moyenne nulle et il minimise l'incertitude sur cette erreur. Le chapitre suivant présente quelques travaux de littérature menés, dans le contexte de problématiques similaires : la fusion de données de plusieurs capteurs en utilisant le filtre de Kalman et ses dérivés.

Chapitre 4

Simulation et Résultats

4.1 Introduction

La simulation est très proche du cadre expérimental et offre l'avantage de pouvoir aisément essayer l'influence des différents paramètres. Ce chapitre présente la mise en œuvre des algorithmes et des travaux théoriques explorés dans le chapitre 2; les performances des algorithmes sont simulés en utilisant MATLAB.

Le principal objectif de nos simulations est de montrer l'efficacité de la fusion de données GPS/INS qui augmente la précision de localisation d'un véhicule équipé de récepteur GPS et des capteurs INS.

4.2 Les données de simulation

Pour chaque véhicule qui commence à se déplacer d'un lieu connu X_k au temps t_k , il est possible d'estimer sa situation après une période de temps Δt comme suit :

$$X_{k+1} = X_k + \Delta t * \dot{X}_k$$

Où $\dot{X}_k = \begin{pmatrix} v_k * \cos\theta_k \\ v_k * \sin\theta_k \end{pmatrix}$ où v_k et θ_k représentent la vitesse et l'orientation à l'instant k respectivement; ils sont fournis par INS. En plus, chaque véhicule a une mesure d'emplacement obtenue par son récepteur GPS, représentée par :

$$Z_{GPS,k} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}_{GPS,k}$$

Les données du GPS et INS sont ensuite fusionnées à l'aide de la dynamique du véhicule donnée par :

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + v_k * \cos\theta_k * \Delta t \\ y_{k+1} = y_k + v_k * \sin\theta_k * \Delta t \end{cases}$$

Où $X_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix}$ est le vecteur d'état représentant la position du véhicule à l'instant k . Δt est l'intervalle d'échantillonnage.

Selon l'équation (1), les erreurs dans les mesures INS, la vitesse du véhicule et la direction affectent l'état du système. Selon plusieurs articles, l'erreur d'état w_k a été fixée à $0,5m$ [8]. La matrice de covariance du processus est donnée par :

$$Q_k = w_k^2 * \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Les erreurs dans le récepteur GPS v_k sont fixées entre 10 et 15 m [8]. La matrice de covariance du bruit de mesure :

$$R_k = v_k^2 * \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

4.3 Implémentation

4.3.1 Implémentation de Kalman Filtre classique (linéaire)

Nous avons appliqué l'algorithme 1 du chapitre 2 sur les données de simulation. Cet algorithme ne peut pas être appliqué que si les fonctions f et h dans (1) sont linéaires. La simulation a été réalisée dans ce cas avec un vecteur d'état

$$X_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix}$$

Et un vecteur de commande

$$u_k = \begin{bmatrix} v_k \\ \theta_k \end{bmatrix}$$

Comme nous avons vu dans le chapitre 2, on peut fusionner les modèles d'état et d'observation du filtre linéaire comme suit :

$$x_{k+1} = M * x_k + B * u_k + w_k$$

$$Z_{k+1} = H * x_{k+1} + v_k$$

Où les matrices M , B et H sont des matrices $2*2$ de transition qui lient l'étape actuelle à l'étape suivante :

$$M = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad B = \begin{pmatrix} \Delta t & 0 \\ 0 & \Delta t \end{pmatrix} \quad H = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Il est supposé qu'à chaque seconde, le filtre de Kalman peut obtenir une mesure du système INS et une mesure de GPS. Nous disposons d'une trajectoire de référence générée par un processus aléatoire. Les mesures INS sont aussi générées à partir d'un processus aléatoire, de telle sorte que la vitesse maximale soit 5 m/s (180km/h), ces mesures sont augmentées par un bruit gaussien.

Les figures (4.1) et (4.2) montrent clairement qu'il y a une amélioration de la localisation dans les deux axes (x, y) en utilisant filtre de Kalman.

D'après ces figures, l'erreur de mesure moyenne est d'environ 18 mètres, avec des erreurs max pouvant atteindre jusqu'à 30 mètres. Cependant l'erreur de position estimée est dans l'intervalle [4 - 5] mètres, avec quelques pics de 7 mètres.

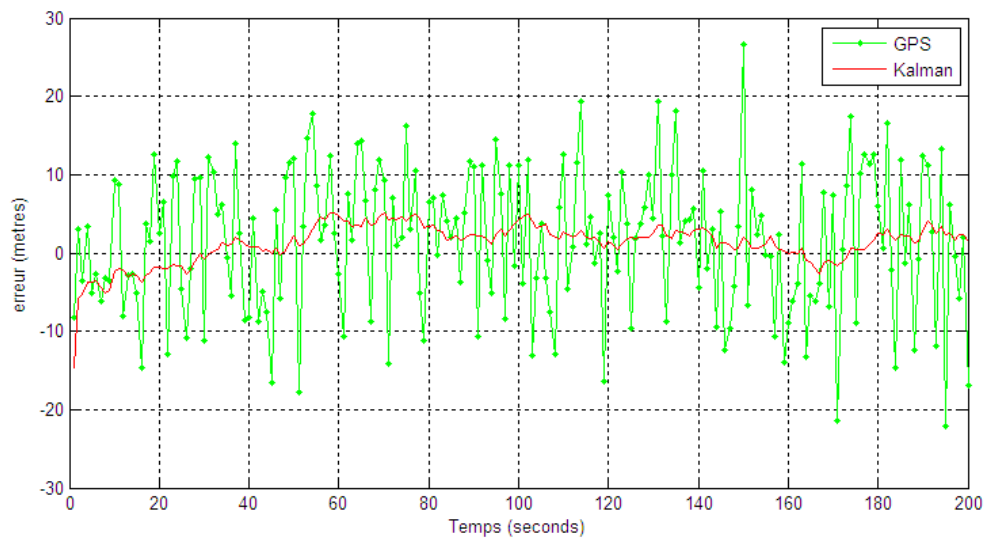


FIGURE 4.1 – Erreur de position sur x par le filtre KF

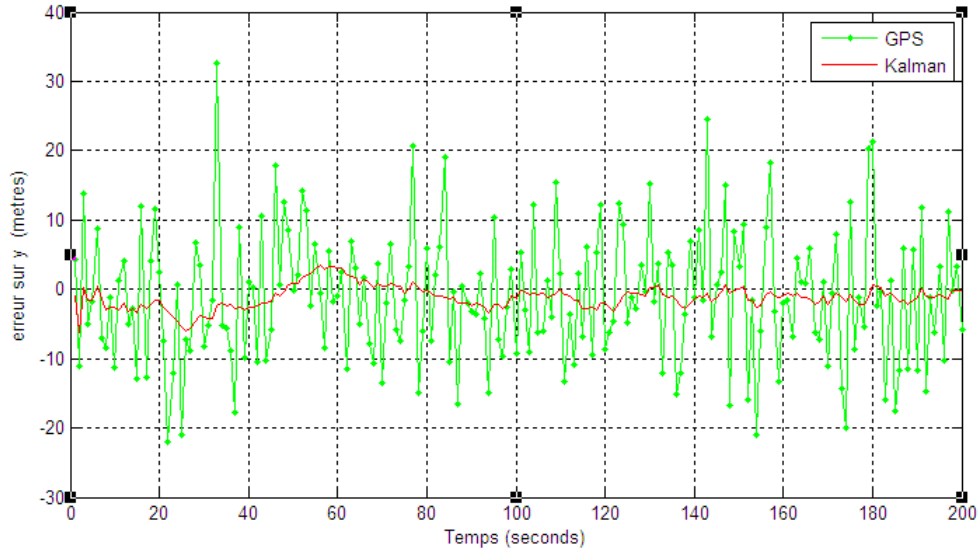


FIGURE 4.2 – Erreur de position sur y par le filtre KF

Le filtre de Kalman tel que présenté permet l'estimation dans le cas où l'état est défini par une équation linéaire. Pour pouvoir appliquer le filtre de Kalman classique, on a simplifié le vecteur d'état en supposant constant l'angle d'orientation. Mais, dans la réalité, on peut l'intégrer dans le vecteur d'état. Donc, l'hypothèse de la linéarité ne sera pas satisfaite, ce qui nécessite l'application des algorithmes 2 et 3 du chapitre 2.

Dans ce cas, le vecteur d'état alors devient :

$$X_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix}$$

Le vecteur d'observation est :

$$Z_{GPS,k} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ 0 \end{pmatrix}_{GPS,k}$$

Le système (1) peut être exprimé comme suit :

$$\begin{cases} X_{k+1} = f(X_k, u_k, w_k) \\ Z_k = H * X_k + v_k \end{cases}$$

où la fonction non linéaire f est définie par :

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ \theta_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k + v_k * \cos\theta_k * \Delta t \\ y_k + v_k * \sin\theta_k * \Delta t \\ \theta_k \end{bmatrix}$$

4.3.2 Implémentation de Filtre de Kalman étendu EKF (non-linéaire)

Dans notre cas, la matrice jacobéenne des dérivées partielles de f est définie par :

$$M_k = \frac{\partial f}{\partial x} |_{x_{k-1}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial(x_k+v*\cos(\theta_k))}{\partial x} & \frac{\partial(x_k+v*\cos(\theta_k))}{\partial y} & \frac{\partial(x_k+v*\cos(\theta_k))}{\partial \theta} \\ \frac{\partial(y_k+v*\sin(\theta_k))}{\partial x} & \frac{\partial(y_k+v*\sin(\theta_k))}{\partial y} & \frac{\partial(y_k+v*\sin(\theta_k))}{\partial \theta} \\ \frac{\partial \theta_k}{\partial x} & \frac{\partial \theta_k}{\partial y} & \frac{\partial \theta_k}{\partial \theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -v * \cos \theta_k \\ 0 & 1 & v * \sin \theta_k \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

La fonction non linéaire h est définie par :

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \end{bmatrix} = H * \begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \end{bmatrix}$$

Où H est la matrice identité $2 * 2$

la matrice jacobéenne des dérivées partielles de h est défini par :

$$H_k = \frac{\partial h}{\partial x} |_{x_{k/k-1}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_k}{\partial x} & \frac{\partial x_k}{\partial y} & 0 \\ \frac{\partial y_k}{\partial x} & \frac{\partial y_k}{\partial y} & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Nous avons appliqué l'algorithme 2 en utilisant les même données de simulation. Les résultats obtenues sont présentés dans les figures (4.3) et (4.4). On peut ainsi remarquer que l'erreur de la position estimée par l'algorithme EKF ne dépasse pas $10m$.

Les valeurs de la courbe (EKF) sont en général 2 ou 3 fois inférieures de celles de l'autre courbe (mesure GPS). On peut dire alors que la mesure fournie par le filtre de Kalman étendu est plus précise que la mesure GPS seul. Cela montre l'efficacité de cet algorithme dans le cas où la dynamique du système est non linéaire.

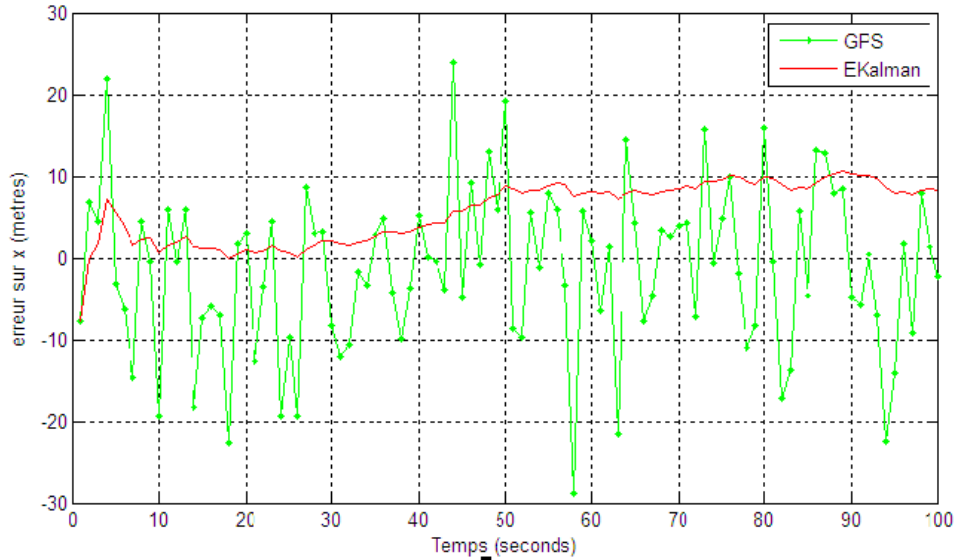


FIGURE 4.3 – Erreur de position par EKF sur x

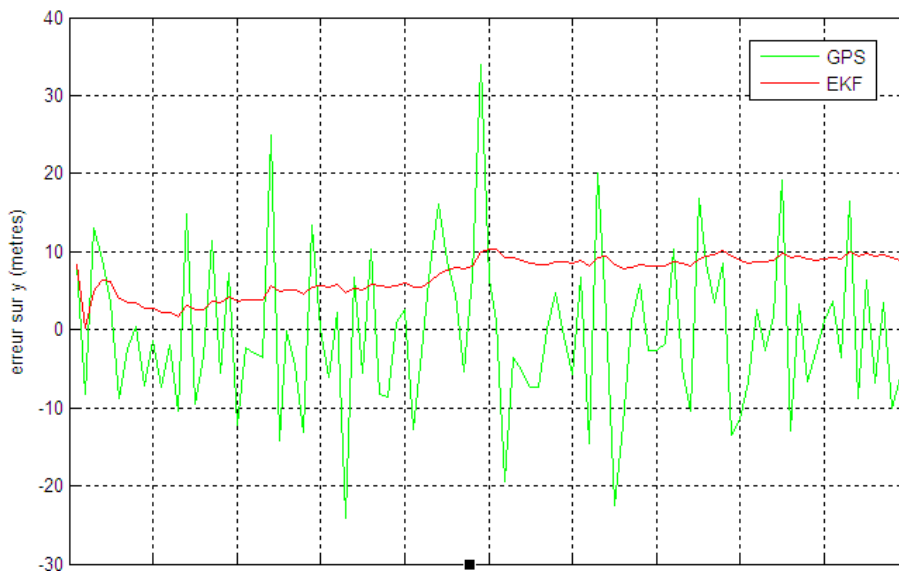


FIGURE 4.4 – Erreur de position par EKF sur y

4.3.3 Implémentation de filtre de Kalman inodore (non-linéaire)

En prenant les paramètres de cet algorithme comme suit :

- $\alpha : 10^3$;
- $\beta : 2$;
- $\kappa : -1$;

De même, les figures (4.5) et (4.6) donnent une comparaison de l'erreur de mesure GPS seul et de l'erreur de la position estimée par l'algorithme UKF sur l'axe d'abs-

cisse et l'axe de coordonnées respectivement. Elles montrent aussi que l'utilisation de l'UKF conduit à une bonne précision d'estimation de position.

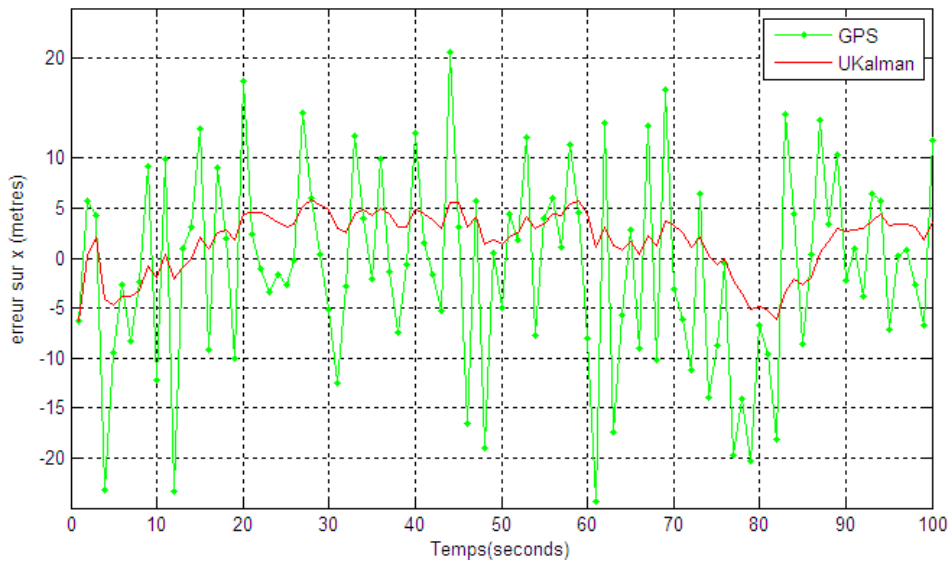


FIGURE 4.5 – Erreur de position sur x par le filtre UKF

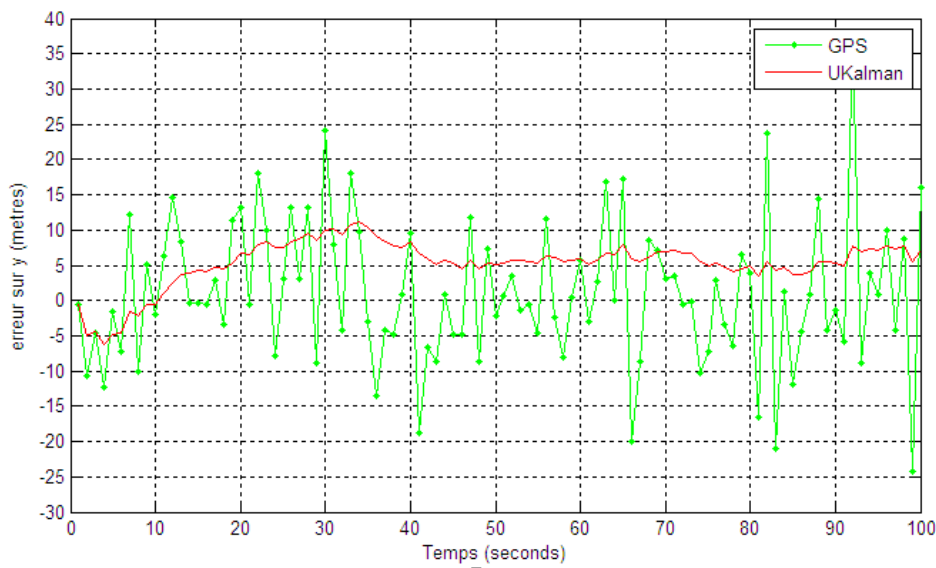


FIGURE 4.6 – Erreur de position sur y par le filtre UKF

Pour l'ensemble des filtres implantés, l'erreur de positionnement sur chaque axe généralement $\leq |10m|$. Tandis que les mesures GPS est $\leq |35m|$. Cette amélioration peut être interprétée par l'effet de gain de Kalman, qui est une pondération de plus au moins de mesures effectuées à chaque instant.

Donc, plusieurs solutions sont possibles pour corriger le problème de l'exactitude des positions fournies par GPS. Nous avons fait une comparaison en termes de

précision des positions estimées ; cette comparaison est illustrée dans les figures suivantes :

Dans le cas où la dynamique du système est linéaire

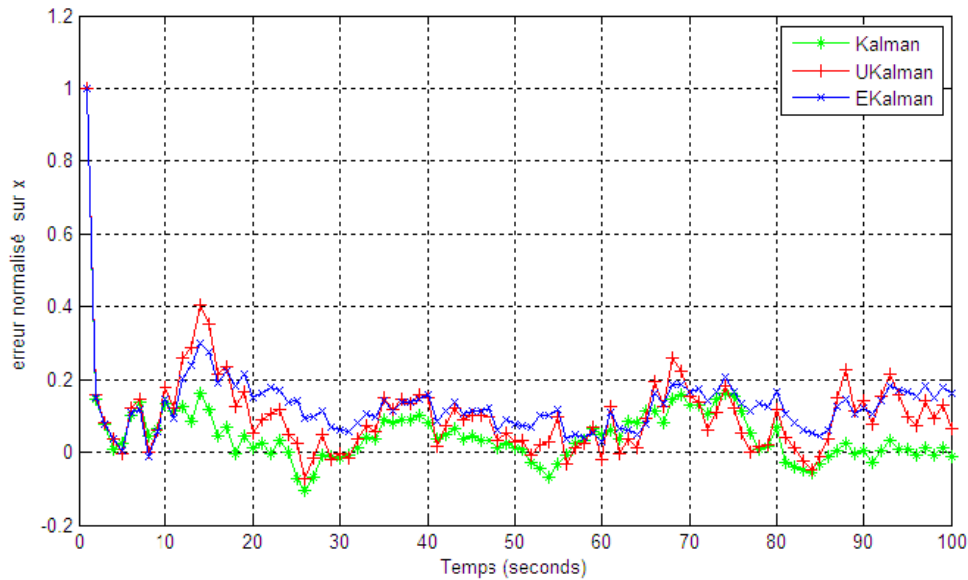


FIGURE 4.7 – Comparaison des filtres KF, EKF, UKF dans le cas linéaire

D'après la figure (4.7), l'erreur de positionnement est presque la même pour les trois filtres. Cela a cause de l'utilisation de d'un système linéaire ; et on sait que lorsque le système est linéaire le filtre de Kalman est optimal.

Dans le cas où la dynamique du système est non-linéaire

Dans ce cas la comparaison est faite entre les deux filtres non linéaires ; contrairement aux résultats des travaux de littératures qui ont montré la supériorité du UKF à cause de l'utilisation de la transformation inodore et les points sigmas, on a obtenu une erreur négligeable entre les deux (de l'ordre des centimètres) en plus le filtre EKF donne des résultats meilleurs que le filtre UKF.

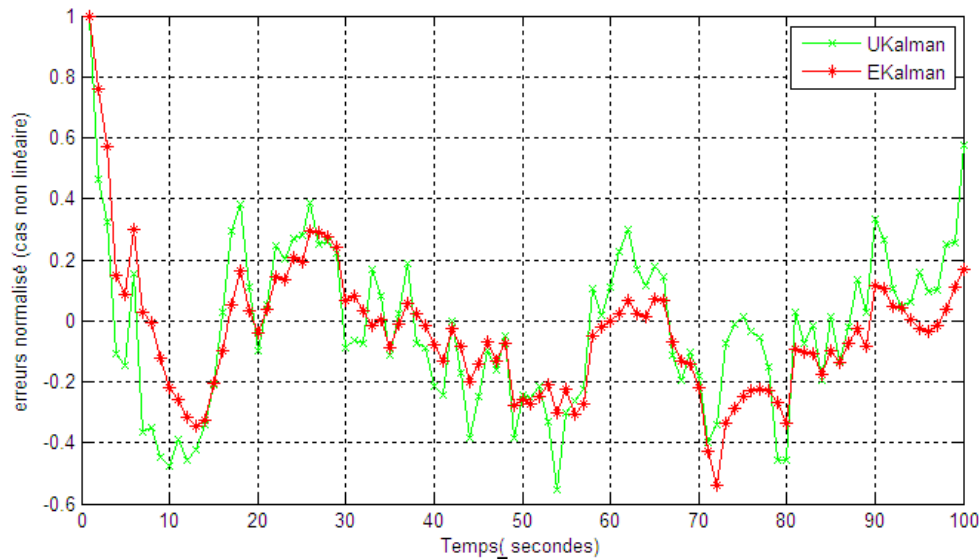


FIGURE 4.8 – comparaison des filtres EKF et UKF non-linéaire

Dans la figure 4.8 les résultats peuvent être interprétés par l'effet de l'utilisation d'une approximation basée sur la linéarisation de Taylor dans EKF et une approximation basée sur les points sigmas dans UKF. La dynamique du système dans ce cas n'est pas fortement non linéaire, alors la variation des matrices jacobéennes d'un instant à un autre n'est pas importante (la matrice M est presque constante).

4.4 Conclusion

Le filtre de Kalman et ses dérivées ont montré qu'ils permettent d'estimer avec une bonne précision la position d'un véhicule.

Les simulations ont montré aussi que le filtre de Kalman classique est optimal dans le cas où la dynamique du système est linéaire et que la différence entre les trois est négligeable, donc l'utilisation de l'un ou l'autre n'affecte pas beaucoup la précision des résultats.

Dans le cas où la dynamique du système est non-linéaire, on ne peut pas appliquer le filtre de Kalman classique. Les résultats de la simulation obtenus par l'application des filtres non linéaires n'ont pas confirmé la supériorité du filtre UKF sur EKF. Cela est due à l'approximation précise du EKF, mais la différence est d'ordre d'un mètre ou moins .

Conclusion générale

L'utilisation d'un système de positionnement par satellites GPS est en plein développement ; ils sont largement utilisés pour la localisation dans les réseaux VANet. Malheureusement, dans certains cas tel que la présence des obstacles (bâtiments, arbres), ce système offre une mauvaise précision avec une erreur de dizaines de mètres.

Le travail présenté dans ce mémoire concerne l'étude et la mise en œuvre d'un système de navigation qui s'appuie sur la fusion des données fournies par le système GPS et le système INS en utilisant le filtrage statistique. Ce filtre représente un système de fusion GPS/INS qui permet d'améliorer les performances de la navigation en termes de précision, de continuité et de disponibilité. Le filtre de poursuite de la position du véhicule est réalisé à l'aide du filtres de Kalman dont on fusionne les vecteurs d'état et des observations.

Les équations du filtre de Kalman sont elles-mêmes très simples et ne doit pas être adaptées ou ajustées pour être utilisée sur un problème particulier. C'est la raison pour laquelle, il a été utilisé par plusieurs applications. La difficulté se localise dans la modélisation du vecteur d'état et dans la dynamique du système à étudier et comment déterminer une estimation approximative du bruit associé. La dynamique du mouvement du véhicule est souvent non linéaire, les filtres de Kalman étendu (EKF), inodore (UKF) (et autres) peuvent alors être utilisés.

Le filtre de Kalman constitue un cas particulier d'estimateur pour des systèmes linéaires ; afin de pouvoir l'utiliser, on simplifier le vecteur d'état de telle sorte que le système soit linéaire. Les résultats de simulation montrent clairement l'efficacité de cet outil. Une comparaison des dérivées de filtre de Kalman (EKF, UKF) a été faite dans le cas où la dynamique du système est non linéaire. Cette comparaison valide l'efficacité de filtre de Kalman ainsi elle montre, en terme de précision, que dans notre cas la performance de filtre de Kalman etendu (EKF) est meilleurs que celle de filtre de Kalman inodore (UKF).

Comme perspectives à notre travail, on peut citer :

- La correction des positions des véhicules de VANets dans la présence du problème de multitrajet.
- La correction des positions des véhicules de VANets en utilisant les chaînes de Markov, les méthodes de Monte Carlo séquentielle ou d'autres dérivés de filtre de Kalman.
- La prise en considération des termes négligés tel que la vitesse angulaire et les dimensions des véhicules.
- L'étude de l'influence de la vitesse et l'accélération sur l'erreur du GPS et le filtre de Kalman

Bibliographie

- [1] F.Chause, J.Laneurit, R.Chapuis, " Localisation d'un véhicule sur une carte routière précise", I-Revues > Traitement du signal,>2006-Volume 23> TS-Numéro 2-2006.

- [2] C.Capelle, "Localisation de véhicules et détection d'obstacles, Apport d'un modèle virtuel 3D urbain", thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, décembre 2008.

- [3] I.Abouhadrous, "Système embarqué temps réel de localisation et de modélisation 3D par fusion multi-capteur", thèse de doctorat, Ecole des Mines de Paris, 2005.

- [4] C.Enzo, C.Kellya, D.hibaut, " Etude de cas : Filtre de Kalman", 2010, disponible dans www.rfc1149.net/rose2010/wp/03/Kalman_article.pdf

- [5] P.Kemppi, "Next generation satellite navigation systems", Julkaisija. Utgivare. Publisher, 2007.

- [6] A.Boukerche, H. A.B.F.Oliveira, E.F.Nakamura, A.A.F.Loureiro, " Vehicular Ad Hoc Networks : A New Challenge for Localization-Based Systems", in journal of Computer Communications, 2008

- [7] M.Flament, " Apport du Filtrage Particulaire au Recalage Altimétrique dans un Contexte de Navigation Hybridée", Thèse de doctorat, Université Paris-sud 11, 2010.

- [8] N.Drawil, "Improving the VANET Vehicles' Localization Accuracy Using GPS Receiver in Multipath Environments", MAster's thesis, University of Waterloo, 2007.
- [9]] A. N. Ndjeng, "Localisation robuste multi-capteurs et multi-modèles", Thèse de doctorat, Université d'Evry Val d'Essonne, 2009.
- [10] M.Breton, "Suivi temporel d'objets en 2D et 3D : "revue de littérature sur le filtre de Kalman et autres méthodes par propagation de densité de probabilité conditionnelle.", Rapport pour le cours Présenté à Denis Laurendeau, Université Laval, 2004.
- [11] J.Kacemi, "Fusion d'Informations dans un Système de Positionnement Hybride GPS Multi-Porteuses/Estime", Thèse de doctorat, Université du Littoral Cote d'Opale, 2006.
- [12] S.Plancke, "Estimation Temps Réel des Etats Dynamiques d'un Véhicule Automobile", Thèse de doctorat, Université paris-sud 11, 2009.
- [13] D.F.Nahimana, "Impact des multitrajets sur les performances des systèmes de navigation par satellite : Contribution à l'amélioration de la précision de localisation par modélisation bayésienne", Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Lille, 2010.
- [14] S.Rezaei, R.Sengupta, "Kalman Filter-Based Integration of DGPS and Vehicle Sensors for Localization", IEEE Transactions on Control Systems Technology, Vol. 15, no. 6, November 2007.
- [15] A. Lahrech, C. Boucher, J.-B. Choquel et J.-C. Noyer, "Fusion multi-capteurs pour l'aide à la navigation routière", Laboratoire d'Analyse des Systèmes du Littoral, France.
- [16] K.A. Redmill, T.Kitajima, U.Ozguner, "DGPS/INS Integrated Positioning for Control of Automated Vehicle", in proceeding of Intelligent Transportation Systems IEEE - Oakland (CA), USA - August 25-29,2001.

- [17] D.Simon, "Kalman filtering", June 2001. calypso.inesc-id.pt/FCUL/psm/docs/kalman-dan-simon.pdf
- [18] R.Meraihi, S.M.Senouci, "Communications véhicule à véhicule :applications et perspectives ".
- [19] H.T.Cheng, H.Shan, W.Zhuang, "Infotainment and road safety service support in vehicular networking : From a communication perspective", Wireless Communications, Department of Electrical and Computer Engineering, Canada, 2010.
- [20] F.KAISSER " Communications dans les réseaux fortement dynamiques ", Thèse de doctorat, Ecole Doctorale Sciences et Technologies de l'Information des Télécommunications et des Systèmes d'Orsay, 2010.
- [21] Guide pour le positionnement GPS, Publié avec l'autorisation de Ressources naturelles Canada, 1994.
- [22] J.Kacemi, S.Reboul, M.Benjelloun, "'Fusion d'Informations Dans Un Système De Navigation Hybride GPS-Multiporteuses/Estime"' , Laboratoire d'Analyse des Systèmes du Littoral, Université du Littoral Cote d'Opale.
- [23] C.Keramasi, T.Porteboeuf, F.Thorey " Les filtres de Kalman ", mars 2011.
- [24] R.LOUKIL " Conception et réalisation d'un système de détection et d'ajustement de la puissance des signaux de la chaine RF d'un simulateur GPS/Galileo " Rapport de Projet de fin d'études, Ecole Supérieur des Communications de Tunis, 2007.

WEBOGRAPHIE :

- [25] <http://www.scribd.com/doc/51667236/25/Unscented-Transformation>
- [26] searchnetworking.techtarget.com/definition/GNSS

[27] <http://europa.eu/rapid/pressReleasesAction.do?reference=IP>

[28] [http://fr.wikipedia.org/wiki/Système de positionnement par satellites](http://fr.wikipedia.org/wiki/Syst%C3%A8me_de_positionnement_par_satellites)