

Méthode de Fusion des Données Multi-Capteurs Sûre et Intègre : Application à la géo-localisation Mono et Multi-véhicules

Cherif SMAILI¹, Maan EL BADAOUI, EL NAJJAR², François CHARPILLET¹

¹LORIA-INRIA Lorraine - MAIA Team Campus Scientifique BP 239 54506 Vandoeuvre-lés-Nancy, France

²LAGIS-CNRS UMR 8146 Polytech'Lille, Avenue Paul Langevin 59655 Villeneuve d'Ascq Cedex France
badaoui@loria.fr

Résumé – Ce papier présente une méthode de fusion de données multi-capteurs pour une navigation sûre. La méthode proposée utilise les réseaux Bayésiens (RB) pour la fusion des mesures fournies par des capteurs de localisation. Dans l'objectif de fournir des informations pour les modules de navigation et de contrôle, la méthode proposée a été conçue pour fournir des données sûres et intégrées. Dans cet article, nous proposons d'utiliser la gestion de la multi-hypothèse et la multi-modalité des observations comme des outils pour manipuler les ambiguïtés, les incohérences et les incertitudes introduites par les défaillances des capteurs. Les réseaux Bayésiens nous permettent de mettre en place ces outils. Des expérimentations sont présentées pour montrer l'efficacité de l'approche proposée en utilisant des données réelles d'un DGPS, codeurs incrémentaux (ABS) et d'une cartographie 2D.

Abstract – This paper presents a multi-sensor fusion method for a high performance navigation system. This method is designed to support real-time navigational features. At the heart of the proposed method is Bayesian Network which fuses data from several positioning sensors. The data fusion approach provides high quality, high integrity data to both the navigation systems and also for the control, and is consequently safety critical. Managing multi-hypotheses is a useful strategy to treat ambiguity situation induced by sensors uncertainty or failure. The multi-sensor fusion and multi-modal estimation are realized using Bayesian network (BN). The multi-modal estimation is a way which we propose in this paper to manage multi-hypothesis for the localisation task in order to take into account the event of a sensors or an information sources imprecision or failure. Experimental results, using data from Anti-lock Braking System (ABS) sensors, a Differential Global Positioning System (DGPS) receiver and an accurate digital roadmap, illustrate the performances of the proposed approach, especially in ambiguous situations.

1. Introduction

Depuis plusieurs années, le fort développement du transport intelligent pour le transport public ou de marchandises ainsi que l'évolution des systèmes de sécurité active dans les voitures imposent aux véhicules intelligents de remplir plusieurs tâches : la localisation du véhicule, la détection des obstacles, la planification de trajectoire, les systèmes d'alerte de franchissement de ligne.... Toutes ces tâches dépendent fortement des modules de fusion de données multi-capteurs embarquées dans les véhicules. Le module de fusion de données multi-capteurs doit réaliser une utilisation optimale des mesures capteurs. Surtout, quand il s'agit des informations critiques qui doivent être fournis pour des systèmes de navigation autonomes. De notre point de vue, ces modules doivent intégrer le concept de tolérance aux fautes, aux défaillances ou imprécisions des capteurs.

Dans ce papier, nous proposons une formulation du problème dans le cadre des réseaux Bayésiens (RB) pour tenir compte des imprécisions et gérer les ambiguïtés induites par ces défaillances capteurs. Une défaillance capteur peut varier d'une simple imprécision, en passant par la dérive de la mesure jusqu'à l'indisponibilité complète de la mesure.

Dans le cadre de ce travail, nous essayons de mettre à profit l'aspect multi-hypothèse et la multi-modalité des observations pour éviter certains problèmes causés par différents types de défaillance capteur.

Cet article est organisé de la façon suivante. Dans la section 2, nous proposons une vue sur les méthodes les plus utilisées pour réaliser la fusion de données multi-capteurs. Dans cette même section, nous décrivons la méthode proposée. Dans la section 3, les résultats avec des données réelles sont présentés. Nous terminons cet article par une conclusion.

2. Méthodes Bayésiennes utilisées pour la fusion de données multi-capteurs pour la localisation

Pour la fusion de données multi-capteurs l'outil le plus communément utilisé est le filtre de Kalman (FK). Ce filtre a la particularité d'utiliser les distributions des probabilités conditionnelles linéairement gaussiennes. Cependant, ce filtre ne nous permet pas d'utiliser le concept de multi-hypothèse au niveau de l'estimation ou multi-modales au niveau de l'observation, ce qui représente un inconvénient de taille. Pour palier cet inconvénient, le filtre Particulaire (FP) a été montré comme un outil suffisamment efficace pour résoudre ce problème avec des particules [4]. Un (FP)

a la particularité de bien gérer les concepts citées ci-dessus mais la gestion du nombre de particules est très contraignante (demande une minutieuse attention sur le choix du nombre de particules utilisés) est sous réserve sur la portabilité en temps réel [3] [4].

Bien que l'inférence exacte n'est pas toujours possible dans le cas d'un système non linéaire et/ou non gaussien [9], cependant, dans le cas général où les modèles sont non linéaire, nous pouvons utiliser des techniques de linéarisation autour de l'estimée courante et d'appliquer par conséquent les techniques du filtre linéaire. Ce qui est connu sous le nom d'un filtre de Kalman Étendu (EKF). Dans cet article, nous proposons d'utiliser la même technique de linéarisation pour pouvoir utiliser un (RB) afin d'utiliser ces avantages pour la fusion de données multi-capteurs [5] [6].

L'application que nous proposons afin de tester les performances de l'approche développée est la localisation Mono et/ou Multi véhicule. Il s'agit d'une question difficile dès lors que l'on cherche à se localiser de manière précise et sans interruption de service. En effet, le positionnement GPS est souvent entaché d'erreurs soit parce que des satellites sont masqués, ce qui est fréquent dans les centres-villes, soit parce que de nombreuses réflexions perturbent l'estimation de la position (effets de multi-trajets des ondes des signaux GPS).

La précision peut être améliorée si on utilise des informations cartographiques qui permettent en particulier de contraindre les positions possibles aux seuls segments correspondant à des voies de circulation autorisées. Cependant, les coordonnées des segments de route sur une carte numérique sont également entachées d'erreurs. Pour pallier ces difficultés, d'autres sources d'informations peuvent être utilisées pour affiner la localisation. On peut, par exemple, utiliser des capteurs gyroscopiques qui donneront une information sur le cap du véhicule ou encore un télémètre laser qui donnera une information de distance par rapport à un amer dont on connaît la géo-position (par exemple un autre véhicule, un bâtiment,...).

Le problème de la localisation devient encore plus compliqué quand il s'agit d'une localisation multi-véhicule pour une navigation autonome des véhicules suiveurs [2] [10]. Pour un train de véhicule dont seul le premier est piloté par un opérateur humain et les véhicules suiveurs sont en mode autopilotage, une géo-localisation précise d'ordre centimétrique de chaque véhicule est plus que nécessaire pour les modules de contrôle pour le suivi de trajectoire du véhicule leader.

La question qui se pose donc est comment fusionner toutes ces sources d'informations de nature variée qu'elles soient symbolique comme les informations cartographiques ou numériques comme les informations délivrées par des capteurs (GPS, Télémètre, Gyroscope, odomètre,...) pour obtenir la position précise, sûre et intègre d'un véhicule isolé ou d'un convoi de véhicule tout en tenant en compte des imprécisions de ces sources

d'informations (cartographie), des dérives des capteurs (odomètre, gyroscope), de l'absence complète des mesures (GPS) ?

2.1 Réseau Bayésien pour la localisation d'un véhicule

Le problème de la fusion multi-capteurs pour la localisation relève d'une question d'estimation des variables cachées (la position et le cap du véhicule) d'un système dynamique (le véhicule, un train de véhicules) étant donné un historique d'observation (les données capteur). La difficulté tient à ce que le système dynamique que constitue un véhicule n'est pas suffisamment bien connu pour être modélisé dans toutes les conditions d'utilisation du véhicule. Par ailleurs, les variables mesurées pour les raisons énoncées ci-dessus ne sont pas précises. Elles peuvent même être manquantes ou non cohérentes temporellement. C'est pourquoi, nous avons choisi dans ce travail de recherche, une approche fondée sur la modélisation probabiliste pour sa robustesse à l'incertitude tant des modèles que des données mesurées.

Parmi les approches probabilistes, les (RB) parfois appelés aussi modèles graphiques sont classiquement définis comme étant un mariage entre la théorie des probabilités et la théorie des graphes. Les probabilités permettent à ces modèles de prendre en compte l'aspect incertain présent dans les applications réelles. La partie graphique offre un outil intuitif et attractif dans de nombreux domaines d'applications où les utilisateurs ont besoin de "comprendre" le modèle qu'ils utilisent [7] [8] [9].

D'un point de vu formel, un (RB) est défini par un ensemble de variables aléatoires (discrètes et/ou continues), par une structure exprimée sous la forme d'un graphe dirigé acyclique qui indique les relations de dépendance entre ces variables et par un ensemble de probabilités conditionnelles locales qui lie la valeur d'un nœud à celle de ses parents. La figure 1 donne un exemple de réseau Bayésien à trois variables discrètes et binaires.

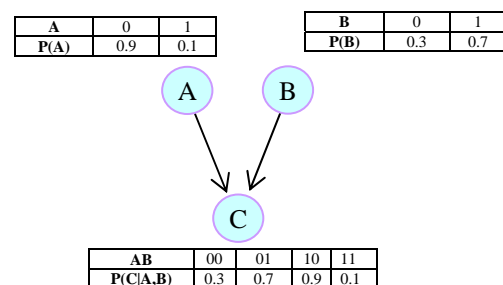


Figure 1 Exemple d'un réseau Bayésien à trois variables discrètes et binaires

Le modèle d'évolution du véhicule est un système non linéaire qui décrit le modèle d'évolution cinématique d'un

point $M(x, y, \theta)$ qui modélise le milieu de l'essieu arrière d'un véhicule [1] [3] (voir la figure 2).

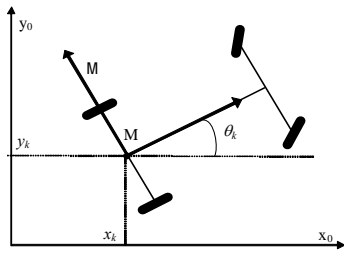


Figure 2 Modèle d'évolution d'un véhicule

Ce modèle peut être représenté par l'équation (1) :

$$X_k = \begin{cases} x_{k+1} = x_k + d_s \cdot \cos(\theta_k + \frac{\omega_\theta}{2}) \\ y_{k+1} = y_k + d_s \cdot \sin(\theta_k + \frac{\omega_\theta}{2}) \\ \theta_{k+1} = \theta_k + \omega_\theta \end{cases} \quad (1)$$

Les équations d'observations du GPS et de la cartographie sont respectivement données par les équations suivantes :

$$Y_{GPS} = \begin{bmatrix} x_{gps} \\ y_{gps} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \\ \theta \end{pmatrix} + \beta_{gps} \quad (2)$$

$$Y_{carto}^{segi} = \begin{bmatrix} x_{carto} \\ y_{carto} \\ cap_{carto} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \\ \theta \end{pmatrix} + \beta_{carto} \quad (3)$$

Ces équations sont linéaires. Ainsi, nous proposons d'utiliser la technique de linéarisation tangente autour de l'estimée courante et d'appliquer par conséquent les techniques du filtre linéaire [9]. Dans ce travail, nous proposons d'utiliser le (RB) donné par la figure 3.

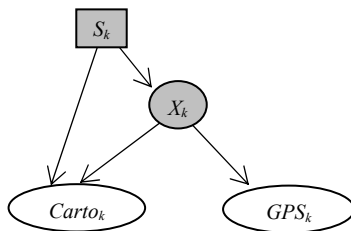


Figure 3 Réseau Bayésien proposé pour la fusion de données multi-capteurs

La variable discrète S_k représente les segments sur lesquels le véhicule est susceptible d'y être : seg_1, \dots, seg_n . Cette variable est initialisée a priori à chaque étape en utilisant les critères suivants. Le segment dont le point GPS est le plus proche et dont le cap est plus proche du cap du véhicule est affecté d'une probabilité supérieure aux autres segments candidats.

A la différence des autres approches de sélection du segment le plus probable qu'on trouve dans la littérature qui utilise les critères de proximité, cap véhicule, ..., nous favorisons le segment qui vérifie les critères cités ci-dessus, cependant, en aucun cas nous affectons à ce segment une probabilité égale à un. Cette stratégie renforce bien le concept d'incertitude que nous favorisons. La seconde variable utilisée dans le réseau de la figure 3 est de type continu. Cette variable est une variable cachée : $X_k=(x_k, y_k, \theta_k)$ qui représente la position et le cap du véhicule pour chaque segment candidat donné par la variable S_k .

Les avantages de l'utilisation d'un tel (RB) dans le cadre de l'application choisi sont :

- **Traitement des imprécisions et des défaillances:** comme les capteurs utilisés sont généralement affecté par une imprécision qui varie avec le temps et potentiellement défaillant, l'utilisation de la théorie probabiliste (Bayes) est justifiée pour modéliser les erreurs des capteurs.
- **Généralisation du filtrage de Kalman:** un filtre de Kalman n'est qu'un cas particulier d'un (RB) [9]. En plus, cet outil nous offre la possibilité de manipuler les variables discrètes et continues dans le même réseau ce qui ne permet pas de faire un filtre de Kalman classique.
- **Manipulation de la multi-hypothèse:** le (RB) permet de gérer l'ambiguïté (gérer plusieurs position à la fois) comme le fait le filtre particulière sans se soucier du nombre de particules à utilisés.
- **Fusion de données reconfigurable:** Les capteurs utilisés sont amenés à fournir des informations imparfaites (incertaines), le (RB) permet la fusion de plusieurs capteurs, et ainsi d'accéder à une information globale plus fiable et plus complète parce qu'il permet d'exploiter au mieux les avantages de chacune des sources d'information, tout en essayant de pallier leurs limitations individuelles. La complémentarité et la redondance des informations sont alors deux facteurs essentiels pour obtenir un tel effet.

Pour traiter le problème de localisation d'un véhicule en utilisant la cartographie (voir la figure 4), il faut sélectionner tous les segments de route autour d'une estimation donnée par le GPS ou par l'odométrie. Le but de cette étape est de sélectionner un ou plusieurs segments susceptibles que le véhicule roule dessus. Du fait que la géométrie des cartes est de plus en plus détaillée, le nombre de segments sélectionnés ne cesse d'augmenter.

A partir des segments sélectionnés, plusieurs auteurs choisissent un segment parmi l'ensemble en utilisant des méthodes basées par exemple sur la théorie de croyance ou la distance de Mahalanobis [3] [11] afin de réduire le nombre de segments. Ces méthodes permettent de trier les segments par ordre croissant en donnant aux segments des poids suivant la distance et le sens de chaque segment. Le

segment de poids maximal est sélectionné pour être utilisé comme observation.

Cependant avec cette méthode de sélection, on perd l'information car si un ou plusieurs segments ont un poids identique, on prend l'un de ces segments comme observation et on ignore les autres.

Pour éviter d'ignorer les autres segments susceptibles que le véhicule roule dessus, nous proposons un modèle de (RB) donné par la figure 3 qui peut traiter les segments sélectionnés et par conséquent, faire valoir le concept multi-hypothèse.

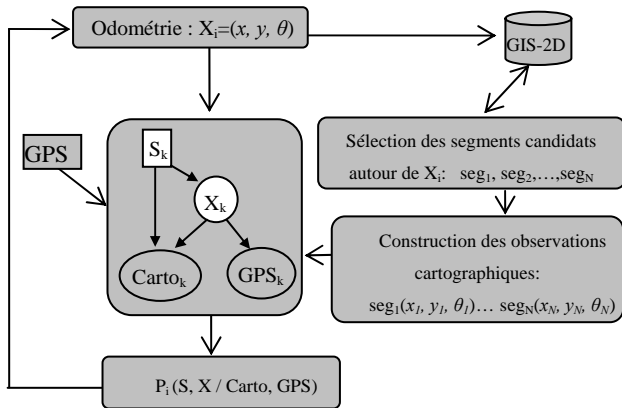


Figure 4 Synoptique de l'approche développée

2.2 Réseau Bayésien pour la localisation d'un train de véhicule

Le modèle de (RB) pour la localisation d'un convoi de véhicule est donné par la figure 5. Ce modèle pourrait être vu comme la généralisation du modèle de (RB) pour le mono-véhicule. Nous dupliquons la (RB) donné par la figure 3 autant de fois qu'on a de véhicule.

Nous supposons que le véhicule de tête (X_T) est équipé d'un système de localisation très précis représenté sur le graphe par la variable (GPS). Un gyroscope est utilisé par ce même véhicule afin de donner un cap plus précis. Ce capteur est représenté sur le graphe par la variable Gyro.

Dans le but de préserver une distance de sécurité entre les véhicules, un télémètre est utilisé sur chaque véhicule suiveur. Ce même télémètre sert à corriger les estimations données par les GPS. Ce capteur est représenté sur le graphe par la variable Télémètre.

Les nœuds U_{S1} et U_{S2} sont des simples commandes PID réaliser de façon à garder une distance constante entre les véhicules et de reproduire la trajectoire du véhicule de tête. Chaque véhicule suiveur reçoit la trajectoire de tête (X_T) représentée par les liens $X_T \rightarrow U_{S1}$ et $X_T \rightarrow U_{S2}$ tout en essayant de reproduire cette trajectoire. Les liens $X_T \rightarrow U_{S1}$ et $X_{S1} \rightarrow U_{S2}$ représentent la transmission de la vitesse (ou position) du véhicule prédécesseur afin que chaque véhicule puisse préserver une distance de sécurité avec le véhicule d'en face.

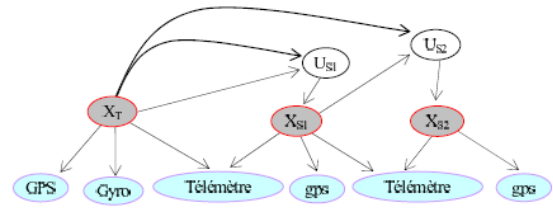


Figure 5 Réseau Bayésien proposé pour la modélisation d'un train de 3 véhicules

3. Résultats expérimentaux

Pour tester la validité de notre approche basée sur les (RB), nous avons utilisé des données réelles de deux essais effectués sur Compiègne (données mises à disposition par l'équipe véhicule intelligent de l'Heudiasyc) pour la localisation mono-véhicule et sur la place Stanislas à Nancy pour la localisation multi-véhicule.

Dans la première expérience (voir la figure 6), nous avons utilisé les données du GPS au début de l'essai mais pour la suite de l'essai nous avons simulé un masquage. En l'absence de l'information donnée par le GPS, l'algorithme de localisation devient un algorithme utilisant uniquement l'odométrie et la cartographie. Nous remarquons, que malgré l'absence des données du GPS, les estimées données par le réseau Bayésien sont plus proche des estimées du GPS sauf sur une petite zone (indiquée sur la figure 6) due à l'accumulation des erreurs sur l'odomètre. L'algorithme se rattrape directement après quelques itérations.

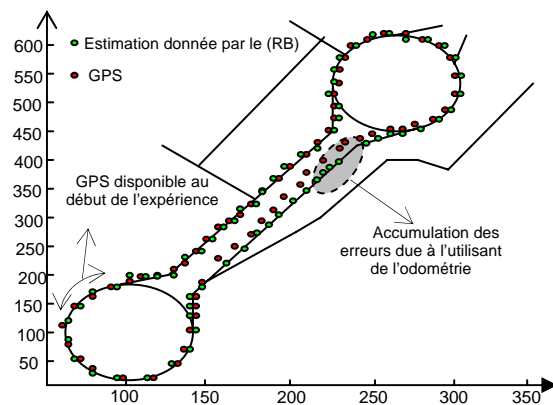


Figure 6 Utilisation des réseaux Bayésiens pour l'estimation des positions du véhicule. La zone entourée montre bien l'accumulation des erreurs due à l'utilisation de

Dans la deuxième expérience donnée par la figure 7, nous voulons montrer comment notre réseau Bayésien gère les situations d'ambiguïtés. Pour simuler le masquage des données du GPS dans un milieu urbain, nous supprimons les données du GPS et nous les remettons à nouveau. Dès

lors qu'on cesse d'utiliser les données du GPS, l'incertitude autour de l'estimée donnée par l'odométrie augmente et par conséquent le Système d'Information Géographique (SIG) sélectionne les segments dans un rayon plus grand. De ce fait, un ou plusieurs cas d'ambiguïtés apparaissent.

Dans le cas de la figure 7, le premier cas d'ambiguïté est dû à une jonction de routes. Cette situation est fréquemment rencontrée à la sortie d'un carrefour. Le réseau Bayésien gère plusieurs segments à la fois sur plusieurs pas de temps jusqu'à la présence des données du GPS qui rendent l'incertitude autour de l'estimée minimale. Au masquage du GPS une seconde fois, le système est en présence de deux routes parallèles, ce qui est un cas typique d'ambiguïté. Le réseau Bayésien gère plusieurs segments sur plusieurs pas de temps jusqu'à la présence des données plus certaines du GPS qui rendent l'incertitude autour de l'estimée minimale. Notons que dans toutes nos expériences, on n'a pas tenu compte du sens de circulation.

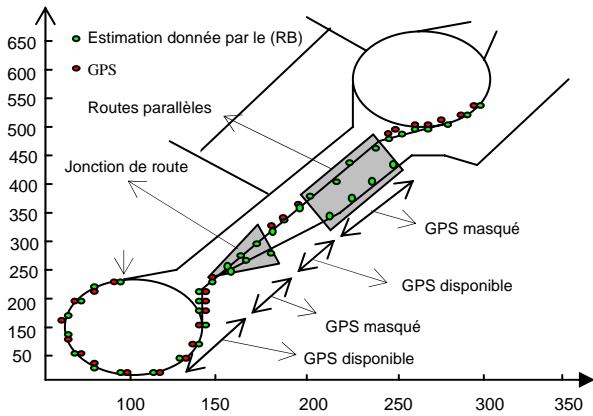


Figure 7 Résultats de la méthode développée avec un masquage du GPS sur des zones problématique

La deuxième partie d'expériences concerne la localisation d'un convoi de véhicule. Dans cette partie, nous utilisons les données réelles d'un essai effectué à la place Stanislas de Nancy. Cet essai a été réalisé avec le véhicule expérimental du LORIA de type CyCab. Ce véhicule est équipé d'un récepteur GPS centimétrique et d'un gyroscope. Les données GPS des véhicules suiveurs sont simulées par l'addition de bruit gaussien aux positions GPS. La trajectoire réelle du véhicule de tête est présentée en vert sur la figure 8. Cette trajectoire est une trajectoire réelle. Dans cette expérience, nous supposons que tous les véhicules suiveurs sont initialement sur la trajectoire de référence et ils n'ont pas nécessairement le même cap que le véhicule de tête. Les véhicules suiveurs disposent en temps réel par support réseau sans fil de la trajectoire du véhicule de tête et la vitesse (positions) du véhicule en face qui peut être obtenu également par un télémètre LASER positionné sur l'avant des véhicules suiveurs.

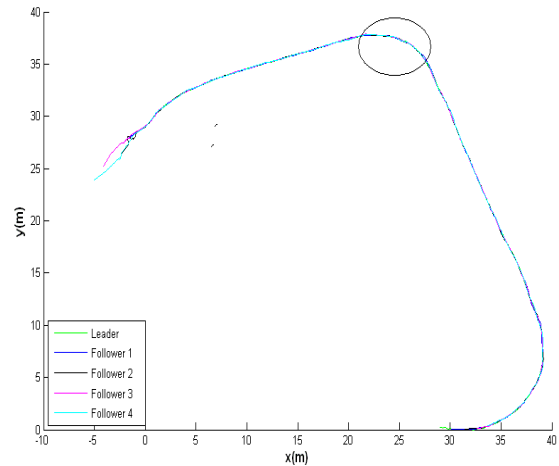


Figure 8 résultats de la méthode développée pour la localisation multi-véhicules

La figure 8 représente les positions temporelles du convoi données par le réseau Bayésien. Les véhicules suiveurs sont censés déterminer leurs positions en utilisant le GPS. Le télémètre sert dans ce cas à estimer la distance entre les véhicules et par conséquent corriger l'estimation de la position donnée par le GPS. On peut remarquer que les véhicules suiveurs reproduisent parfaitement la trajectoire du véhicule de tête. La figure 9 donne une précision sur la zone entourée de la figure 8.

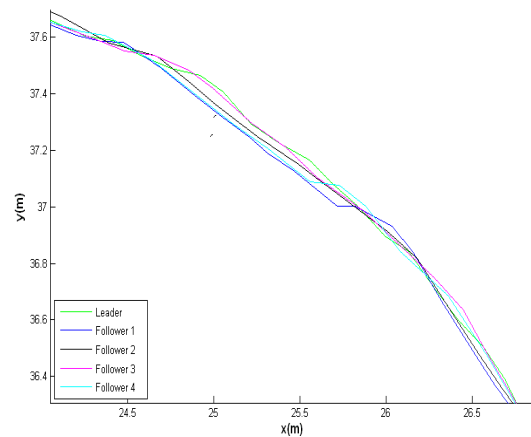


Figure 9 un agrandissement sur le premier virage pour montrer l'alignement entre les trajectoires des véhicules

4. Conclusion

Cet article a présenté une méthode de fusion multi-capteurs pour la localisation d'un véhicule. Une des contributions de ce travail est la formulation de la fusion multi-capteurs dans le cadre des réseaux Bayésiens. Nous avons proposé d'utiliser la gestion de la multi-hypothèse et

la multi-modalité des observations comme des outils pour manipuler les ambiguïtés, les incohérences et les incertitudes introduites par les défaillances des capteurs. L'approche proposée permet de reconfigurer automatiquement la fusion de données de façon à tenir en compte des défaillances des capteurs pour fournir des informations sûre et intègre.

L'approche développée est également une approche modulaire et ouverte :

- Modulaire dans le sens que l'extension de la méthode pour la localisation multi-véhicule est assez facile comme nous avons présenté
- Ouverte dans le sens qu'elle permet d'intégrer facilement d'autres capteurs. Cette caractéristique est très intéressante parce que l'ajout de nouveaux capteurs augmentera nécessairement la robustesse de la méthode de fusion de données.

La méthode présentée pour la fusion de données multi-capteurs pour la localisation d'un train de véhicules permet d'implémenter des lois de commande de proche-en-proche pour la commande d'un train de véhicule. Les données réelles ont été utilisées pour la localisation d'un véhicule sur une carte et pour la localisation de chaque véhicule du convoi.

Références

- [1] Abbott, E. & Powell, D. (1999). Land-Vehicle Navigation using GPS. Proceedings of IEEE, vol.87, N.1
- [2] Jonathan Bom (2005). Etude et mise en oeuvre d'un convoi de véhicules urbains avec accrochage immatériel. Thèse de l'université Blaise Pascal-Clermont II.
- [3] EL Najjar, M. E. & Bonnifait, P. (2003). A Road Matching Method for Precise Vehicle Localization using Relief Theory and Kalman Filtering. IEEE/EJS/ISR 11th Int. Conference on Advanced Robotics, pp.1677-1682
- [4] Gustafsson F. Gunnarsson F. Bergman N., Forssell U., Jansson J., Karlsson R., Nordlund P. (2002). "Particle Filters for Positioning, Navigation and Tracking". IEEE Transactions on Signal Processing.
- [5] Heckerman, D. (1995). A tutorial on learning with Bayesian networks. Technical Report MSR-TR-95-06, Microsoft Research, Advanced Technology Division
- [6] Judea, P. (1988). Probabilistic REASONING IN INTELLIGENT SYSTEMS: Networks of Plausible Inference, Publisher, ISBN, San Francisco
- [7] Jensen, F. V.; Lauritzen, S. L.; Steffen, & Olsen, K. G. (1990). Bayesian updating in recursive graphical models by local computations, Computational Statistics and Data Analysis Publisher, ISBN
- [8] Jensen, F. V. (2001). Bayesian networks and Decision Graphs, Statistics for Engineering and Information Science. Springer, Berlin, Heidelberg
- [9] Murphy, K. P. (2002). Dynamic Bayesian Networks: Representation, Inference and Learning. PhD thesis, UC Berkley, Computer Science Division
- [10] B. Thuilot; C. Cariou; P. Martinet and M. Berducat (2002). Automatic guidance of a farm tractor relying on a single CP-DGPS. In Autonomous Robots Vol 13, Number 1, pp.53-71 (19).
- [11] Zhao, Y. (1997). Vehicle Location Navigation Systems, Artech House Publishers