
Modélisation des erreurs de pseudodistances pour l'amélioration de la localisation

Nicolas Viandier^{*,**} — Donnay-Fleury Nahimana^{*,**} — Juliette Ma-rais^{*,**} — Emmanuel Duflos^{*,***,****}

* Univ. Lille Nord de France, F-59000 Lille, France

** INRETS,LEOST, F-59666 Villeneuve d'Ascq Cedex

*** Ecole Centrale Lille, LAGIS UMR CNRS 8146, F-59651 Villeneuve d'Ascq Cedex

**** INRIA Futurs, Equipe SequeL, F-59650 Villeneuve d'Ascq

nicolas.viandier@inrets.fr

RÉSUMÉ. Les techniques classiques de filtrage permettant de calculer une position GNSS font l'hypothèse que les bruits du système sont des bruits blancs Gaussiens centrés. Cette hypothèse est vraie en environnement dégagé. En environnement contraint, par contre, la réflexion des signaux entraîne des erreurs importantes sur les pseudodistances et rendent les bruits d'observations non Gaussiens. L'hypothèse faite par les méthodes classiques n'est donc plus vérifiée, et entraîne des erreurs de positionnement supplémentaires. Pour améliorer la précision de localisation GNSS en milieu contraint, nous étudions l'emploi de méthodes de filtrage plus adaptées. Ces méthodes visent à améliorer l'estimation conjointe du vecteur d'état et de l'erreur de mesure. Nous utilisons un modèle à saut de Markov (JMS : Jump Markov System). Il permet, pour chaque signal reçu, d'utiliser le modèle d'erreurs de pseudodistances le plus réaliste selon l'état de réception.

ABSTRACT. Classical filtering methods used for GNSS positioning assume that the system noises are zero mean white Gaussian noise. This assumption is true in clear environment. However, in constrained environment, signal reflections add important error on pseudoranges and observation noises become non-Gaussian. The assumption makes by classical methods is not checked anymore, and imply additional positioning error. To enhance GNSS accuracy in urban environment, we study the use of adapted filtering methods. These methods aim at improving the joint estimation of the state vector and the observation error. We use a Jump Markov System (JMS). It allows, for each received signal, to use the more realistic pseudorange error model according to the reception state.

MOTS-CLÉS : Localisation, GNSS, modélisation de densité, filtrage optimal, état de réception.

KEYWORDS: Localization, GNSS, density model, Optimal Filtering, reception state.

1. Introduction

Les systèmes de navigation par satellites ont largement pénétré les ITS (Intelligent Transport System) et en particulier le GPS (Global Positioning System). Ainsi des services d'information voyageurs, de suivi de véhicules ou encore de gestion de flotte sont aujourd'hui opérationnels. Ces services ne requièrent pas de besoins très importants en disponibilité, précision et intégrité. Le potentiel de ces services parallèlement à l'arrivée prochaine de nouveaux systèmes (Galileo, Beidou ou la remise en état de Glonass) encourage la communauté scientifique à développer de nouveaux services avec des contraintes plus fortes. Ces systèmes à la fois concurrents au GPS et complémentaires permettront, d'augmenter la disponibilité, mais aussi d'améliorer la sécurité et la fiabilité de l'offre grâce à l'information sur l'intégrité des signaux dans le cas de Galileo. Les performances GNSS sont définies par les paramètres du système (position des satellites, type de signaux) mais dépendent également fortement de l'environnement de propagation des signaux. Les caractéristiques de propagation dans l'atmosphère sont assez bien connues. Par contre, il est plus difficile de prévoir et d'analyser l'impact de l'environnement proche de l'antenne (végétations, constructions, ...).

Cet impact est observable dans les méthodes de filtrage statistiques classiques utilisées pour le positionnement GNSS (Global Navigation Satellite System), qui font l'hypothèse que les bruits d'observation ont une distribution Gaussienne centrée. Cette hypothèse est vraie lorsque le signal est reçu en visibilité directe, mais pas en environnement urbain, où les signaux sont fréquemment réfléchis par les obstacles.

Pour améliorer la précision de la position en milieu urbain, nous développons donc des méthodes adaptant le modèle d'erreur à l'état de réception du signal. Ces méthodes visent à améliorer l'estimation conjointe du vecteur d'état (position, vitesse) et de l'erreur de mesure. Nous utilisons un modèle à saut de Markov (JMS : Jump Markov System). Il permet, pour chaque signal reçu, d'associer le modèle d'erreurs de pseudodistances le plus réaliste selon l'état de réception identifié.

Dans cet article, nous exposerons dans une première partie les lacunes des systèmes GNSS appliqués en environnement transport urbain. Puis, nous présenterons la méthode de positionnement employée et les résultats obtenus sur des données expérimentales acquises le long d'un trajet de bus.

2. Dégradation du positionnement GNSS en environnement transport

Dans ce chapitre nous exposerons, les difficultés rencontrées par les applications urbaines ou ferroviaires du GNSS. Les systèmes GNSS n'ont au départ pas été développés pour ces environnements contraints. Après avoir exposé nos hypothèses de travail, nous développerons la méthode choisie pour y remédier.

2.1. Imprécision liée à la réflexion des signaux

En environnement contraint, les signaux peuvent subir de nombreuses perturbations et en particulier des réflexions, diffractions, diffusions ou obstructions du signal par des obstacles proches de l'antenne. La propagation des signaux GNSS peut être appréhendée comme celle des faisceaux lumineux en optique. On distingue, plusieurs états de réception représentés figure 1. Sur cette figure, le signal (a) représente une réception directe ou LOS (Line Of Sight). Le signal (b) est bloqué par un obstacle. Le signal (c) est reçu en multitrajet, c'est-à-dire que le récepteur reçoit un même signal en trajet direct et après une réflexion. on appellera le signal (d) "trajet alterné" ou NLOS (Non LOS) car le signal direct n'est pas disponible. Dans notre étude, nous considé-

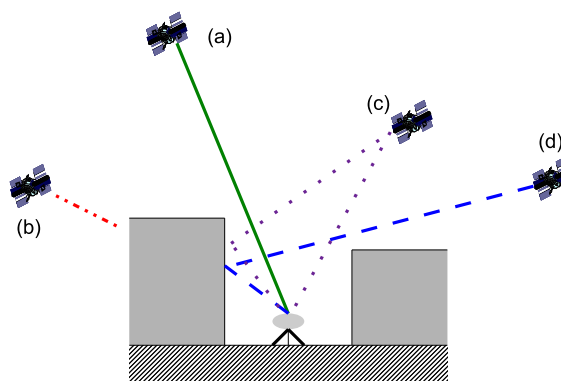


Figure 1. Différents états de réception pour les signaux GNSS

rons que le cas générant le plus d'erreur de positionnement est le cas du trajet alterné. En effet, dans le cas du multitrajet les récepteurs peuvent effectuer des traitements au niveau des corrélateurs pour estimer le temps de propagation correctement [TOW00]. Dans le cas du trajet alterné, comme le pic de corrélation sera tout simplement décalé et que le trajet direct n'existe pas, les corrélateurs ne pourront compenser le retard induit et les pseudodistances seront toujours erronées.

2.2. Définition de l'observation

L'observable GNSS utilisé dans l'estimation de la position est la pseudodistance. Cette mesure dépend des positions de l'antenne et du récepteur mais également de différents facteurs d'erreur. La définition de la pseudodistance traduit ainsi l'impact des réflexions des signaux.

Lorsque le récepteur mesure le temps de propagation et en déduit la valeur de pseudodistance, il ne fournit pas une pseudodistance utilisable mais une pseudodistance que nous qualifierons de "brute". Cette pseudodistance est entachée d'erreurs.

Ces erreurs sont dues pour la plupart à des phénomènes de propagation du signal qui allongent son parcours. Le modèle d'observation s'exprime ainsi :

$$p_{t,m}^s = d + c.(\delta t_{rec,t} - \delta t_{sv,t}) + I_t^s + T_t^s + m_t^s + w_t \quad [1]$$

Où $p_{t,m}^s$ est la pseudo-distance brute, d la distance géométrique, c la vitesse de l'onde, $\delta t_{rec,t}$ le décalage d'horloge récepteur, $\delta t_{sv,t}$ le décalage d'horloge satellite, I_t^s le retard ionosphérique, T_t^s le retard troposphérique, m_t^s le retard relatif aux trajets alternés et w_t le bruit de mesure. Les retards ionosphériques et troposphériques ainsi que les décalages d'horloges satellite peuvent être calculés à partir de modèles. Alors [1] s'écrit :

$$p_{t,m}^s = d + c.\delta t_{rec,t} + m_t^s + w_t \quad [2]$$

Dans l'équation [2], les bruits d'observations ne sont plus composés que de m_t^s et w_t . Lorsque le signal est reçu en LOS, m_t^s est nul. w_t , le bruit récepteur, étant un bruit blanc Gaussien, l'erreur de pseudodistance suit bien un modèle Gaussien. Par contre, lorsque le signal est reçu en NLOS, m_t^s devient non nul. Ce qui ajoute un biais sur l'erreur de pseudodistance et par conséquent cette erreur ne suit plus un modèle Gaussien centré.

2.3. Définition du système et problèmes liés à l'emploi des méthodes classiques

Les méthodes statistiques classiques de positionnement utilisent la représentation d'état pour définir le système. Le système est ainsi défini par deux équations (évolution et observation), comme suit :

$$\begin{cases} X_t = f(X_{t-1} + v_{t-1}) \\ Z_t = h(X_t + w_t) \end{cases} \quad [3]$$

Où X_t est le vecteur d'état à l'instant t , $f(\cdot)$ est la fonction d'évolution décrivant la dynamique du système, v_t est le bruit d'état, Z_t est le vecteur d'observation, $h(\cdot)$ est la fonction d'observation exprimant la mesure en fonction de l'état et w_t est le bruit d'observation. Le vecteur d'état est constitué des éléments dynamiques du système (position, vitesse, biais, dérive du biais, ...). L'équation de mesure définit le vecteur d'observation, constitué des observables GNSS utiles pour exprimer l'état, c'est-à-dire, les pseudodistances.

Avec les méthodes d'estimation de la position classiques comme l'EKF, les bruits du système v_t et w_t sont supposés être des bruits blancs Gaussiens centrés. Dans [VIA09], nous avons montré, en employant les tests d'adéquations statistiques de Kolmogorov-Smirnov et du χ^2 , que l'hypothèse que les distributions d'erreurs de pseudodistances suivent un modèle Gaussien pouvait être validée en environnement dégagé (donc en l'absence de réflexion). Ce qui n'est plus le cas en environnements plus contraints. En présence de réflexions des signaux, une position obtenue par une méthode classique devient moins précise, car l'hypothèse de bruit Gaussien n'est plus

vérifiée. De plus, les modèles multiples (changement de dynamique d'un véhicule, perturbations des mesures,...) sont une autre limitation des filtres de type Kalman [Gir05]. Pour des applications transport, l'environnement de propagation du signal et la dynamique du véhicule sont sans cesse en évolution. C'est pourquoi, il est nécessaire d'utiliser des techniques plus adaptées. Nous avons développé donc de nouvelles méthodes basées sur le filtrage statistique afin de calculer une position plus précise en adaptant le modèle d'observation.

3. Emploi du Jump Markov System pour l'amélioration des performances

Le Jump Markov System permet d'adapter le modèle d'observation en fonction de l'état des capteurs donnant les mesures. Ces travaux ont été présentés dans [CAR07] par une application multicapteurs. La différence avec les travaux réalisés par Caron est que nous considérons ici chaque satellite comme étant un capteur à part entière. Selon l'état de fonctionnement du capteur (indisponible, nominal ou défaillant), nous adaptons le modèle d'observation. Dans les travaux présentés dans cet article, nous considérons l'environnement de propagation comme étant un environnement aléatoire et inconnu. En effet, certains obstacles tels que les piétons, les autres véhicules ou encore la végétation, ont un caractère aléatoire. Pour considérer que le véhicule change constamment d'environnement de propagation et ainsi que les états de réception des signaux et les propriétés des bruits d'observation varient également, nous appliquons le JMS dans une fenêtre temporelle glissante. En effet, pour ne considérer qu'un environnement de propagation très proche de l'antenne, le modèle d'observation n'est déduit qu'en fonction du passé récent. Le JMS que nous proposons s'articule selon les 3 étapes suivantes :

- L'état de réception est estimé à l'aide d'une chaîne de Markov à 3 états.
- Selon l'état de réception, la distribution des erreurs d'observation est modélisée par une Gaussienne dans le cas d'un état direct ou par un mélange de Gaussiennes dans le cas d'un trajet alterné.
- Enfin, la position est estimée par un filtre particulaire. Ce filtre présente l'avantage de calculer une position plus précise en fonction des informations a priori sur les erreurs d'observation.

3.1. Estimation de l'état de réception

L'estimation des états de réception est réalisée à partir d'une chaîne de Markov à 3 états comme représenté sur la figure 2. Les états de réception sont les états définis figure 1 :

- L'état bloqué (indisponible).
- L'état direct (nominal). Il inclut ainsi le cas des multitrajets.
- L'état alterné (défaillant), ou NLOS.

La chaîne de Markov se construit à partir d'une matrice de transition et d'un vecteur de probabilité initial [4].

$$p_t^s = p_{t-1}^s \cdot P^s \quad [4]$$

$$P = \begin{bmatrix} P_{00} & P_{01} & P_{02} \\ P_{10} & P_{11} & P_{12} \\ P_{20} & P_{21} & P_{22} \end{bmatrix} \quad [5]$$

Où pour chaque satellite s , p_t est le vecteur de probabilité des états de réception à l'instant t et P est la matrice de transition [5]. La matrice de transition traduit la probabilité de passer d'un état à un autre.

La chaîne de Markov nous permet d'estimer l'état de réception de chaque signal. Dans le cas où l'état de réception est alterné, la densité des erreurs de pseudodistances est estimée par une densité plus complexe.

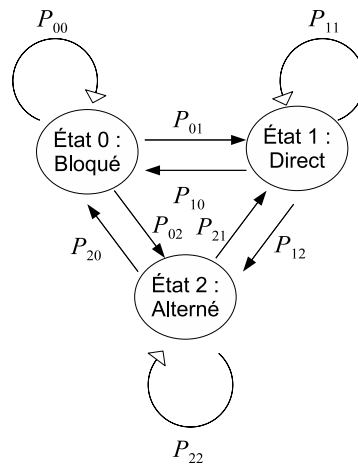


Figure 2. Diagramme d'une chaîne de Markov à 3 états de réception

3.2. Définition du bruit d'observation

Dans un premier temps, la densité choisie dans le cas alterné est un mélange fini de Gaussiennes. Le bruit d'observation suit alors le modèle donné par [6].

$$w_t \sim \sum_{k=1}^N \pi_k \cdot \mathcal{N}(\mu_k, \sigma_k^2) \quad [6]$$

Où N est le nombre de Gaussiennes composant le mélange. π_k , μ_k et σ_k sont respectivement le poids, la moyenne et l'écart type de la Gaussienne k . Les moyennes, les poids et les variances de chaque Gaussienne s'obtiennent à partir d'un algorithme d'Espérance-Maximisation (Expectation-Maximisation). Cet algorithme permet de trouver le maximum de vraisemblance des paramètres de modèles probabilistes [DEM77]. Cette définition du bruit d'observation permet de calculer une position plus précise à condition de choisir une méthode de filtrage adaptée à des bruits non Gaussiens centrés.

3.3. Estimation de la position

Le filtre particulaire ne fait pas l'hypothèse de bruits blancs Gaussiens et il est donc dans notre cas une bonne alternative à l'EKF. Il permet de résoudre des problèmes ayant des bruits multimodaux et piqués. Le principe de ce filtre consiste à générer un grand nombre d'échantillons distribués par une distribution de probabilité. Plus le nombre d'échantillons générés est grand, plus le résultat est précis. En contrepartie, cette génération d'échantillons a un coût algorithmique plus important. Un poids est affecté à chacune de ces particules. Si la somme quadratique des poids est trop faible alors on effectue un rééchantillonnage qui consiste à réaffecter les poids forts et à exclure les particules de poids faible. Sinon les échantillons sont conservés tels quels. Ensuite, on réalise la somme pondérée des particules pour calculer l'estimé de l'état inconnu. Pour estimer une position plus précise à chaque instant, nous estimons tout d'abord l'état de réception de chaque signal reçu par une chaîne de Markov. Si l'état de réception est un état direct, nous considérons que le bruit d'observation est Gaussien, sinon nous définissons le bruit d'observation comme étant un mélange de Gaussiennes. Nous adaptons alors la variance de l'observation. Enfin nous estimons la position par un filtre particulaire. Dans la section suivante, nous allons montrer les performances obtenues grâce à ce filtre.

4. Résultats expérimentaux du JMS

Les données expérimentales utilisées comme entrées des algorithmes ont été acquises le long d'une ligne de bus de Rouen. Elles présentent l'avantage d'avoir été enregistrées dans divers environnements transports (dégagé, urbain, boisé, . . .) et avec des changements de dynamiques (le bus stationnant aux arrêts). La figure 3 compare les précisions du JMS avec des méthodes de positionnement plus classiques faisant l'hypothèse de bruits blancs Gaussiens centrés (EKF et PF générique). Sur cette figure, nous voyons que le JMS donne une erreur plus faible que les méthodes qui supposent le bruit d'observation Gaussien centré. De plus, l'erreur obtenue par le JMS est plus stable dans le temps, ce qui correspond en fait à une meilleure adaptation aux changements de dynamiques. Nous avons ensuite comparé ces 3 algorithmes à l'aide de l'erreur de position moyenne et du pourcentage de points dont l'erreur de position est inférieure à 5 et 3 mètres (tableau 1). Nous observons dans ce tableau, lorsque le JMS

est employé, une amélioration de l'erreur de position moyenne ainsi qu'une hausse de 5 et 10% du nombre de points ayant une précision d'au moins 5 et 3 mètres. L'amélioration de ce critère est importante puisque notre solution devient précise durant une durée plus longue qu'avec les autres méthodes.

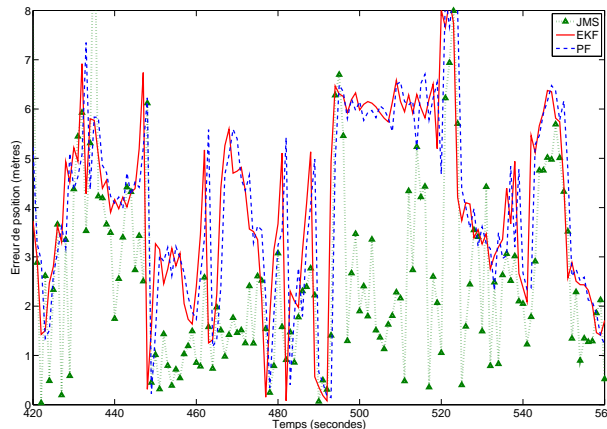


Figure 3. Comparaison de l'erreur de position entre JMS, EKF et PF

Nom de la méthode employée	Erreur moyenne de position (m)	Pourcentage de points dont l'erreur inférieure à 5m	Pourcentage de points dont l'erreur inférieure à 3m
EKF	6.9	65	43
FP générique	7.4	66	44
JMS	6.6	71	54

Tableau 1. Précision de la position GNSS obtenue selon différentes méthodes de filtrage

5. Conclusion

Dans cet article, nous avons tout d'abord montré le besoin d'améliorer les performances du positionnement GNSS pour des applications transports à caractères sécuritaires. Nous avons choisi de les améliorer en travaillant sur les techniques de filtrage utilisées pour le positionnement et notamment en prenant en compte des informations relatives à la propagation des signaux. Nous avons ensuite exposé la technique développée utilisant un Jump Markov System et adaptant le modèle d'observation pour estimer une position plus précise. Enfin, nous avons montré le gain en précision

qu'apporte notre méthode par rapport aux méthodes classiques sur un exemple concret d'application.

Afin d'affiner encore la précision, nous envisageons d'utiliser une modélisation des erreurs de pseudodistances plus fine et plus complexe. Nous étudions notamment les Processus de Dirichlet à Mélange [CAR 06]. Cette méthode nous permettra d'estimer de manière séquentielle la modélisation des bruits d'observation. Nous considérerons dans ce cas, qu'à un instant donné, le modèle du bruit d'observation correspond à une Gaussienne précise, comprise dans une loi plus complexe composé d'une infinité de Gaussiennes. Ensuite, il sera intéressant d'étudier également le bruit d'évolution et de vérifier dans quelle mesure une meilleure modélisation du bruit d'état impacterait sur la précision. Enfin, nos algorithmes seront implémentés en temps réel pour une démonstration embarquée.

6. Bibliographie

- [CAR 07] CARON F., DAVY M., DUFLOS E., VANHEEGHE, P., *Particle Filtering for Multisensor Data Fusion With Switching Observation Models : Application to Land Vehicle Positioning*, *IEEE Journal Signal Processing*, vol. 55, n° 6, 2007, p. 2703-2719.
- [DEM 77] DEMPSTER, A. P., LAIRD N. M., RUBIN, D. B., *Maximum Likelihood from Incomplete Data with the EM Algorithm (with discussion)*, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 1977.
- [GIR 05] GIREMUS, A., « Apports des techniques de filtrage non linéaire pour la navigation avec les systèmes de navigation inertiels et le GPS », Thèse de doctorat, Toulouse, 2005.
- [NAH 09] NAHIMANA D. F., « 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, École Centrale de Lille, 2009.
- [TOW 00] TOWNSEND B., WIEBE J., JAKAB A., CLAYTON M., MURFIN T., « Analysis of the Multipath Meter Performance in Environments With Multiple Interferers », *Proc. ION GPS 2000*, Salt Lake City, 20-22 September, 2000.
- [VIA 08] VIANDIER, N., NAHIMANA D. F., MARAIS J., DUFLOS E., « GNSS performance enhancement in urban environment based on pseudorange error model », *Proc. IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium*, Monterey, 5-8 mai, 2008, p. 377-382.
- [VIA 09] VIANDIER, N., « Méthodes de validation des modèles d'erreurs de pseudodistances en fonction de l'environnement de propagation », *Actes Journée des Doctorants SPI INRETS*, Villeneuve d'Ascq, Journée des doctorants, Avril, 2009.
- [WIE 05] WIESER, A., GAGGL, M., HARTINGER, H., « Improved Positioning Accuracy with High-Sensitivity GNSS Receivers and SNR Aided Integrity Monitoring of Pseudo-Range Observations », *Proc. of ION GNSS 18th International Technical Meeting of the Satellite Division*, Long Beach, 2005.
- [YOU 08] YOUNGSUN, Y., HO YUN, D. K., KEE, C., *A Gaussian Sum Filter Approach for DGNSS Integrity Monitoring*, *THE JOURNAL OF NAVIGATION*, vol. 61, 2008, p. 687-703.