



**HAL**  
open science

## Localisation sur carte 3D

Clément Fouque, Philippe Bonnifait

► **To cite this version:**

Clément Fouque, Philippe Bonnifait. Localisation sur carte 3D. CoGIST, 2009, France. pp.1. hal-00445300

**HAL Id: hal-00445300**

**<https://hal.science/hal-00445300>**

Submitted on 8 Jan 2010

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

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

---

# Localisation GPS sur carte navigable 3D

**Clément Fouque, Philippe Bonnifait**

*UMR CNRS 6599 Heudiasyc,  
Université de Technologie de Compiègne,  
Centre de Recherches de Royallieu BP 20529,  
60205 COMPIEGNE cedex.  
clement.fouque@hds.utc.fr; philippe.bonnifait@hds.utc.fr*

---

*RÉSUMÉ. Nous proposons, dans ce papier, un algorithme de localisation sur une carte navigable 3D par couplage serré ne contenant pas d'étape de sélection de route explicite. En combinant une approche géométrique et topologique, un suivi de route multi-hypothèse est effectué au moyen d'un filtre particulière Rao-Blackellisé contraint utilisant les mesures brutes GNSS de pseudo-distances et Dopplers.*

*ABSTRACT. In this paper, we propose a tightly-coupled map-matching algorithm without explicit road selection stage. By combining a geometrical and a topological approach, multi-hypothesis road tracking is achieved using a constraint Rao-Blackwellised particle filter that tightly merges raw GNSS measurements –Pseudo-ranges and Dopplers– with a 3D navigable road-map.*

*MOTS-CLÉS : Localisation, map-matching, carte routière navigable 3D, couplage serré*

*KEYWORDS: Localization, map-matching, 3D navigable road maps, tightly coupled*

---

## 1. Introduction

La localisation d'un véhicule sur une carte navigable, communément appelé « Map Matching », est une étape cruciale dans de nombreuses applications liées aux transports terrestres. De fait, de nombreuses méthodes ont été proposées dans la littérature [QUD 07, WHI 00]. Ces méthodes fonctionnent principalement par couplage lâche, c'est-à-dire qu'une position GNSS est d'abord calculée puis mise en correspondance sur la carte. Récemment, des méthodes de map-matching par couplage serré ont été développées [SYE 04, FOU 08], principalement dans le but d'exploiter quelques mesures GNSS en cas de visibilité limitée.

Nous proposons dans ce papier une méthode de localisation map-matchée sur une carte navigable 3D ne contenant pas d'étape de sélection de route explicite. En combinant une approche géométrique et une approche topologique, un suivi de route multi-hypothèse est effectué au moyen d'un filtre particulaire Rao-Blackwellisé utilisant les mesures brutes d'un récepteur GPS –pseudo-distance et Dopplers– et la carte navigable dans un contexte de fusion serrée. L'état hybride du système est évalué de manière à fournir un ensemble d'hypothèses de localisation à l'utilisateur.

Le papier est organisé de la manière suivante. Dans un premier temps, le système hybride est explicité. Puis le filtre particulaire Rao-Blackwellisé est introduit. Finalement, l'efficacité de la méthode est présentée et analysée au moyen de quelques résultats expérimentaux.

## 2. Formulation du problème

### 2.1. Hypothèse de localisation

Lorsque l'on considère le réseau routier dans son ensemble, chaque route peut supporter une hypothèse de localisation. À proximité d'une intersection, le problème de localisation peut-être vu comme un problème de fusion multi-modale. On souhaite caractériser des hypothèses de localisation hybrides représentées par un identifiant (*id*) de la route  $\mathcal{I}$  et l'abscisse curviligne  $l$  du véhicule sur cette route. Ainsi, à chaque route est associée une unique hypothèse de localisation  $M_{\mathcal{I}}$  décrite par l'abscisse curviligne  $l$  du véhicule sur la route  $\mathcal{I}$ , et le score  $Pr_{\mathcal{I}}$  de l'hypothèse  $M_{\mathcal{I}}$  par rapport à l'ensemble des hypothèses de localisation :

$$M_{\mathcal{I}}(t) = \langle l_t, Pr_{\mathcal{I}}(t) \rangle \quad [1]$$

La probabilité  $Pr$  est une probabilité relative : elle ne garantit en rien l'intégrité de la solution fournie.

## 2.2. Modélisation

L'état continu du véhicule est décrit par le vecteur :

$$x_t = [l, v, d, \dot{d}]^T \quad [2]$$

où  $l$  est l'abscisse curviligne du véhicule sur la poli-ligne 3D. A cause du couplage serré des mesures GPS et de la carte, l'état est augmenté de  $v$ , le module de la vitesse du véhicule.  $d$  est un biais dépendant des biais cartographiques et du biais d'horloge récepteur, et  $\dot{d}$  la dérive d'horloge récepteur.

Chaque hypothèse de localisation est contrainte sur la poli-ligne décrivant la route supportant l'hypothèse de localisation. Grâce à la contrainte cartographique, il est possible de représenter le système comme un système à *sauts de Markov* [NAH 08]. On a donc à chaque instant d'échantillonnage  $t$ , un problème d'observation d'état dont les paramètres dépendent de la route courante connue via son *id*  $\mathcal{I}$  :

$$\begin{cases} \mathcal{I}_t \sim P(\mathcal{I}_t | \mathcal{I}_{0:t-1}, x_{0:t-1}, y_{1:t-1}) \\ x_t = A \cdot x_{t-1} + \alpha_t \\ y_t = g(x_t, \mathcal{I}_t) + \beta_t \end{cases} \quad \text{avec } A = \begin{bmatrix} 1 & T_e & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T_e \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad [3]$$

Avec  $y_{1:t}$  l'ensemble des mesures GNSS depuis le premier échantillon et  $\alpha_t, \beta_t$  des bruits supposés blancs  $\sim \mathcal{N}(0, 1)$ . Il est à noter que l'hypothèse de localisation étant contrainte, on a un modèle d'évolution linéaire indépendant de la géométrie de la route. C'est une propriété dont nous chercherons à tirer profit dans la suite.

## 2.3. Modèles d'observation

En combinant l'état du véhicule avec les caractéristiques géométriques de la route, il est possible de reconstruire la position 3D –notée  $P_{x,\mathcal{I}}$ , ainsi que le vecteur vitesse –notée  $V_{x,\mathcal{I}}$ , du véhicule. Il est ainsi possible d'écrire les modèles d'observations intégrant la contrainte cartographique.

### 2.3.1. Pseudo-distances

Pour un satellite  $i$  en visibilité, sa position  $P_s^i$  à l'instant d'émission peut être calculée à partir des éphémérides transmises [DUQ 05]. On a donc, après correction des allongements atmosphériques, l'expression simplifiée de la mesure de pseudo-distance (PR) avec la contrainte cartographique (en négligeant les bruits) :

$$\rho_{x,\mathcal{I}}^i = \| P_{x,\mathcal{I}} - P_s^i \| + d \quad [4]$$

### 2.3.2. Dopplers

Comme pour la mesure de PR, les éphémérides d'un satellite  $i$  permettent de calculer sa vitesse  $V_s^i$  à chaque instant  $t$  [ZHA 06]. Nous pouvons donc écrire le modèle d'observation pour les Dopplers en intégrant la contrainte cartographique :

$$\dot{\rho}_{x,\mathcal{I}}^i = (V_{x,\mathcal{I}} - V_s^i) \cdot \frac{P_{x,\mathcal{I}} - P_s^i}{\|P_{x,\mathcal{I}} - P_s^i\|} + \dot{d} \quad [5]$$

## 3. Filtre particulaire Rao-Blackwellisé

On utilise ici un filtre particulaire Rao-blackwellisé tel que présenté dans [FRE 03] pour estimer simultanément l'état courant du véhicule, ainsi que les identifiants des routes candidates.

### 3.1. Principe de l'algorithme

Résoudre le système hybride décrit par l'Eq.[3] revient à estimer la densité de probabilité  $p(x_{0:t}, \mathcal{I}_{0:t} | y_{1:t})$  sachant l'ensemble des observations  $y_{1:t}$  et un état  $\langle x_0, \mathcal{I}_0 \rangle$  a priori. Cette densité peut se factoriser sous la forme :

$$p(x_{0:t}, \mathcal{I}_{0:t} | y_{1:t}) = p(x_{0:t} | y_{1:t}, \mathcal{I}_{0:t}) \cdot p(\mathcal{I}_{0:t} | y_{1:t}) \quad [6]$$

La densité de probabilité  $p(\mathcal{I}_{0:t} | y_{1:t})$  est discrete à l'inverse de  $p(x_{0:t} | y_{1:t}, \mathcal{I}_{0:t})$  qui peut être estimée de façon analytique si  $\mathcal{I}_t$  est connu.

On utilise un jeu de  $N$  particules pour réaliser le map-matching, et déterminer l'estimée a posteriori de  $p(\mathcal{I}_{0:t} | y_{1:t})$ . Soit un jeu de  $N$  particules :

$$\chi(t) = \{\mathcal{I}_t^n, \omega_t^n\}_{n=1:N} \quad [7]$$

Où  $\mathcal{I}^n$  est l'id de la route parcourue par la  $n$ -ième particule, et  $\omega^n$  son poids. L'estimée a posteriori du map-matching est alors décrite par :

$$\hat{p}(\mathcal{I}_{0:t} | y_{1:t}) = \sum_{n=1}^N \omega_t^n \cdot \delta_{\mathcal{I}_t^n}(\mathcal{I}_t) \quad [8]$$

L'estimée a posteriori  $\hat{p}(x_{0:t} | y_{1:t})$  de l'état du véhicule est donnée par :

$$\hat{p}(x_{0:t} | y_{1:t}) = \sum_{n=1}^N \omega_t^n \cdot p(x_{0:t} | y_{1:t}, \mathcal{I}_t^n) \quad [9]$$

Supposons que ces densités soient des Gaussiennes [RIS 04]. Alors, pour chaque particule, il est possible d'estimer la densité de probabilité  $p(x_{0:t}|y_{1:t}, \mathcal{I}_t^n)$  au moyen d'un filtre de Kalman étendu. À chaque instant  $t$ , l'estimation pour une particule se fait comme suit. L'*id* de la route support et de la particule sont prédits. On évalue ensuite le poids de la particule avant de recalculer l'état de la particule grâce aux mesures brutes GPS. Le rééchantillonnage du jeu de particules est effectué selon une stratégie adaptative appelée *KLD-Sampling* [FOX 01] : le nombre de particules utilisées varie suivant le nombre d'hypothèses de localisation.

On exprime les hypothèses de localisation  $M_{\mathcal{I}}$  à partir du sous-ensemble de particules  $\chi_{\mathcal{I}}$  parcourant la route  $\mathcal{I}$ . Ainsi, pour une route  $a$  de la carte, on a :

$$\begin{aligned} \chi_a(t) &= \{\mathcal{I}_t^n, \omega_t^n | \mathcal{I}_t^n = a\}_{n=1:N} \\ &= \{a, \omega_{a,t}^n\}_{n=1:N_a} \end{aligned} \quad [10]$$

### 3.2. Evolution et mise à jour des particules

À chaque instant d'échantillonnage  $t$ , l'état continu des particules  $x_t$  est prédit grâce à une étape –linéaire ici– d'un filtre de Kalman. Après prédiction, l'*id* de la route supportant la particule est prédit. Si la particule atteint l'extrémité de la route, la topologie du réseau est utilisée pour affecter la particule à une nouvelle route au moyen d'un tirage aléatoire sur l'ensemble des routes accessibles. Cette approche topologique permet de suivre les routes en initialisant différentes hypothèses lorsque le véhicule approche d'une intersection.

La vraisemblance d'une particule est calculée à partir des observations brutes du GPS. Soit  $\hat{y}_t^n$  l'ensemble des mesures prédites pour une particule à l'instant  $t$  (cf. section 2.3), et  $y_t$  les observations, on obtient la vraisemblance comme :

$$p(\hat{y}_t^n | y_t) = \eta \exp \left[ -\frac{1}{2} (\hat{y}_t^n - y_t)^T \cdot Q_y^n \cdot (\hat{y}_t^n - y_t) \right] \quad [11]$$

Avec  $Q_y^n$  la matrice de covariance de l'innovation tirée du filtre de Kalman associée à la particule. En combinant la vraisemblance d'une particule avec le poids à l'instant  $t - 1$ , on obtient le poids à l'instant  $t$  :

$$\omega_t^n \sim p(\hat{y}_t^n | y_t) \omega_{t-1}^n \quad [12]$$

La vraisemblance d'une particule dépend donc à la fois de sa position et de sa vitesse (norme et orientation dans l'espace). Les mesures de PR permettent d'affaiblir les particules éloignées de la position du récepteur, alors que les mesures de Doppler permettent de tenir compte de l'orientation et du module de la vitesse d'une particule par rapport au vecteur vitesse du mobile à localiser.

### 3.3. Estimation des état continus

$$\begin{aligned}
 \mu_{t|t-1}^n &= A \cdot \mu_{t-1|t-1}^n \\
 \Sigma_{t|t-1}^n &= A \cdot \Sigma_{t-1|t-1}^n \cdot A^T + Q_\alpha \\
 K_t^n &= \Sigma_{t|t-1}^n \cdot G_t^n \cdot \left( G_t^n \cdot \Sigma_{t|t-1}^n \cdot (G_t^n)^T + Q_\beta \right)^{-1} \\
 y_{t|t-1}^n &= g(\mu_{t|t-1}^n, \mathcal{I}_t^n) \\
 \mu_{t|t}^n &= \mu_{t|t-1}^n + K_t^n \cdot (y_t - y_{t|t-1}^n) \\
 \Sigma_{t|t}^n &= (I_4 - K_t^n G_t^n) \cdot \Sigma_{t|t-1}^n \cdot (I_4 - K_t^n G_t^n)^T + K_t^n \cdot Q_\beta \cdot (K_t^n)^T
 \end{aligned} \tag{13}$$

avec  $G_t^n$  la matrice jacobienne des modèles d'observations (cf. section 2.3);  $Q_\alpha$  le bruit de modèle et  $Q_\beta$  le bruit de mesure.

Tableau 1 – Estimation séquentielle de  $\mu_t^n$  et de  $\Sigma_t^n$

Pour chaque particule de  $\chi$  décrivant l'espace d'état discret, on estime la densité de probabilité  $p(x_{0:t}|y_{1:t}, \mathcal{I}_t^n)$  grâce à un filtre de Kalman. La moyenne  $\mu_t^n$  ainsi que la covariance  $\Sigma_t^n$  de l'état  $x_t$  sont donc estimées de manière séquentielle (cf. tableau 1). Le recalage de l'état des particules se fait au moyen des données brutes GPS et de la mesure de vitesse fournie par les odomètres du véhicule.

## 4. Résultats expérimentaux

On présente dans cette section des résultats expérimentaux obtenus à partir de données enregistrées à 10Hz au mois de mai 2007. La figure 1 montre le nombre d'hypothèses au cours de l'essai ainsi que le poids de l'hypothèse la plus probable. Un exemple de franchissement d'une intersection est également présenté –figure 2 et figure 3–.

La figure 1 nous montre que l'utilisation d'un filtre particulière Rao-Blackwellisé permet une convergence rapide des hypothèses de localisation. Les pistes les moins probables sont rapidement éliminées lors du franchissement des intersections et une hypothèse de localisation unique est caractérisée sur la plus grande partie de l'essai – $\sim 88\%$ –. Le temps moyen de convergence est de  $\sim 0,75s$ . Pour la figure 3, on considère le jeu de particule ainsi que les hypothèses de localisation correspondantes. On observe qu'une hypothèse a été créée par route existante et que l'hypothèse 1 est la plus probable – $Pr_1 \sim 0,53$ –, en accord avec l'estimation fournie par le récepteur GPS. Grâce à l'utilisation des mesures de Dopplers, les hypothèses 2 et 4 sont affaiblies en raison de leur mauvaise orientation comparée à l'orientation estimée par le récepteur. Ce resultat montre l'intérêt de la mesure de Doppler. En effet, elle permet

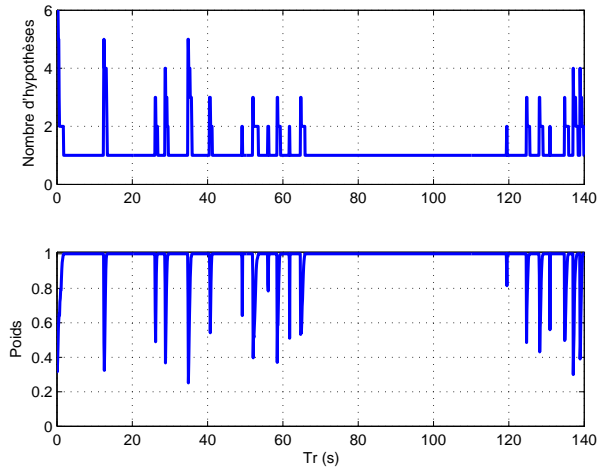


Figure 1 – Evolution du nombre d’hypothèses (haut) et du poids de l’hypothèse la plus probable (bas) au cours de l’essai.

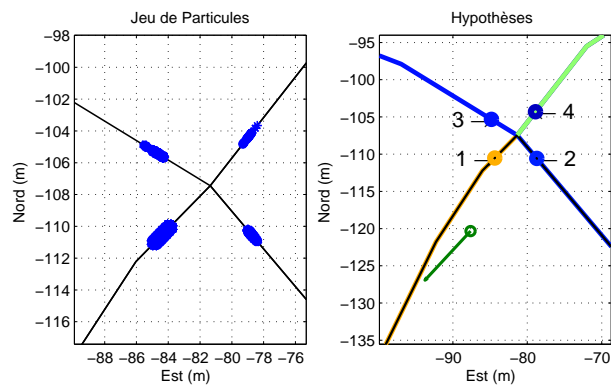


Figure 2 – Jeu de particules et hypothèses de localisation lors du franchissement d’une intersection.

de caractériser une hypothèse de localisation suivant la position et le vecteur vitesse du véhicule, et ce en observant la vraisemblance des mesures.

## 5. Conclusion

Dans cet article, une méthode de map-matching multi-hypothèse par couplage serré des mesures brutes GPS –PR et Dopplers– et d’une carte routière numérique a été présentée. Un filtre particulière Rao-Blackwellisé contraint a été étudié pour esti-



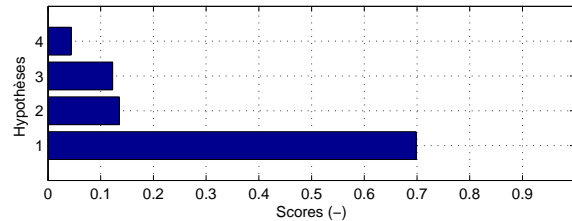


Figure 3 – Scores des hypothèses de localisation lors du franchissement d’une intersection (cf. figure 2).

mer l’état hybride du système. Il permet de réaliser un suivi des différentes hypothèses de localisation sur le réseau routier en éliminant l’étape de localisation du véhicule et celle de sélection de route explicite.

Nous avons montré que la méthode est en mesure de fournir une hypothèse de localisation unique, ou un ensemble d’hypothèse avec un indicateur de confiance des hypothèses. L’intérêt de la mesure de Dopplers a été mis en avant : Elle apporte une information sur l’orientation du véhicule. En l’état actuel de nos réflexions, nous ne disposons d’aucun indicateur permettant de qualifier l’intégrité des solutions fournies, ni de détecter une divergence du filtre. La prochaine étape de ces travaux consistera à définir une métrique permettant de qualifier les hypothèses et de détecter une divergence, en privilégiant le domaine des mesures. Il s’agira également de valider les hypothèses de map-matching fournies par le filtre.

## 6. Bibliographie

- [DUQ 05] DUQUENNE F., BOTTON S., PEYRET F., BÉTAILLE D., WILLIS P., *GPS : Localisation et navigation par satellites*, Hermès - Lavoisier, 2005.
- [FOU 08] FOUQUE C., BONNIFAIT P., « Road Navigation System Monitoring Using a Pseudorange Snapshot Test », *IFAC World Congress 2008*, vol. 17, COEX, Korea, South, 2008.
- [FOX 01] FOX D., « KLD-Sampling : Adaptive Particle Filters », *In Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 14, MIT Press, 2001, p. 713–720.
- [FRE 03] FREITAS N. D., DEARDEN R., HUTTER F., MORALES-MENENDEZ R., MUTCH J., POOLE D., « Diagnosis by a Waiter and a Mars Explorer », *Proceedings of the IEEE, special issue on Sequential State Estimation*, vol. 92, 2003, p. 455 – 468.
- [NAH 08] FLEURY NAHIMANA D., DUFLOS E., MARAIS J., « Reception State Estimation of GNSS satellites in urban environment using particle filtering », *FUSION 2008*, Cologne, July 2008, p. 1–5.
- [QUD 07] QUDDUS M., OCHIENG W., NOLAND R., « Current map-matching algorithms for transport applications : State-of-the art and future research directions », *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, vol. 15, n° 5, 2007, p. 312-328.

- [RIS 04] RISTIC B., ARULAMPALAM S., GORDON N., *Beyond the Kalman Filter. Particle Filters for Tracking Applications*, Artech House, 2004.
- [SYE 04] SYED S., « GPS-Based Map Matching in the Pseudorange Measurement Domain », *Proceedings of GNSS 2004*, Long Beach, CA, 21-24 September 2004, The Institute of Navigation, Fairfax, VA., Best Student Paper Award.
- [WHI 00] WHITE C., BERNSTEIN D., KORNHAUSER A., « Some map matching algorithms for personal navigation assistants », *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, vol. 8, n° 1-6, 2000, p. 91-108.
- [ZHA 06] ZHANG J., ZHANG K., GRENFELL R., DEAKIN R., « GPS satellite velocity and acceleration determination using the broadcast ephemeris », *Journal of Navigation*, vol. 59, n° 2, 2006, p. 293-305.