

# Localisation d'un véhicule sur une carte routière précise

## Localization on a vehicle on a precise road map

**Frédéric Chausse, Jean Laneurit, Roland Chapuis**

LASMEA - UMR 6602 UBP/CNRS, Université Blaise Pascal, 24, av. des Landais 63177 Aubière Cedex France  
email : {laneurit,chapuis,chausse}@lasmea.univ-bpclermont.fr

Manuscrit reçu le 3 mai 2005

Résumé et mots clés

Cet article présente une approche de fusion multicapteurs permettant d'obtenir la localisation d'un véhicule avec une précision décimétrique. Les différentes sources d'informations utilisées proviennent d'un GPS autonome bas coût, d'une caméra, d'un odomètre et d'un capteur d'angle au volant. Les contributions importantes concernent (1) la formalisation et la résolution du problème de fusion par filtrage de Kalman, (2) la caractérisation expérimentale des erreurs sur les données GPS et consécutivement leur modélisation par un biais et un bruit blanc gaussien additif et l'estimation du biais, (3) le couplage d'une localisation locale par vision avec une carte précise pour fournir une autre source de donnée extéroceptive. L'article se termine par une importante validation expérimentale de la méthode proposée en situation réelle.



Localisation, fusion multisensorielle, filtrage de Kalman, GPS, vision artificielle.

Abstract and key words

This article deals with a multisensor based vehicle localization method. The final precision is lesser than one meter. A low cost GPS, a video gray level camera, an odometer and a steer angle sensor provide the data to be fused. The important contributions of the article concern (1) the data fusion by Kalman filtering, (2) the characterisation of GPS errors and their modelisation by a bias and a low level additive noise and consequently the estimation of the bias and (3) a vision/map coupling to transform local positioning given by a computer vision algorithm into a global reference thus creating another kind of exteroceptive data. The article ends presenting an important experimental validation that corresponds to the implementation of the method in a real driving situation.

Localization, multisensor data fusion, Kalman filtering, GPS, artificial vision.

# 1. Introduction

De nombreux projets nationaux ou européens tels PROMETHEUS<sup>1</sup>, ROADSENSE<sup>2</sup> ou encore plus récemment ARCOS<sup>3</sup>, PAROTO<sup>4</sup> témoignent d'activités de recherche importantes destinées au développement de systèmes d'aide à la conduite, principalement pour l'amélioration de la sécurité. Un des principaux thèmes étudié est la localisation du véhicule dans le réseau routier (système de navigation GPS + carte). Généralement couplés avec des systèmes d'aide à la conduite actifs par exemple régulateur de vitesse adaptatif (ACC), contrôle adaptatif des phares (ALC) ou passifs tel que l'assistance au changement de voie ou la prévention des collisions, les systèmes de localisation deviennent incontournables.

Ces systèmes doivent fournir une localisation à la fois précise et robuste. Il existe des récepteurs GPS de précision centimétrique (DGPS) mais ils possèdent quelques inconvénients. Leur mise en œuvre est difficile car ils nécessitent une base d'émission fixe en complément du récepteur embarqué. Leur coût est actuellement d'environ 20 kEuros ce qui est incompatible avec une commercialisation grand public. Enfin comme tous systèmes GPS, ils sont très sensibles aux occultations des satellites (immeubles, ponts dans le contexte urbain, contexte forestier... ) et peuvent avoir des temps de latence importants rendant temporairement la localisation impossible.

Pour pallier ces défauts, nous avons développé un système de localisation de précision décimétrique de faible coût, facilement embarquable et peu sensible aux pertes de données GPS. Cette méthode repose sur l'association originale :

- d'un algorithme d'analyse d'images qui calcule avec précision la pose (position latérale et orientation) du véhicule sur la chaussée,
- de données de localisation absolue fournies par un GPS bas coût (mais peu précis),
- d'un odomètre et d'un capteur d'angle au volant permettant de prédire l'évolution du véhicule,
- et d'une carte numérique précise du réseau routier.

Cet article décrit en détail la méthode proposée qui repose sur la fusion de l'ensemble des informations à l'aide d'un filtre de Kalman. L'étude bibliographique présentée en première partie fait apparaître l'utilisation fréquente du système GPS pour la localisation et souligne systématiquement que les données GPS sont biaisées et perturbées par un bruit non blanc. Ces caractéristiques bien connues des erreurs GPS sont communément négligées et le modèle d'erreur utilisé dans les processus d'estimation est celui d'un bruit blanc centré. Nous avons constaté

que cette solution dégrade considérablement la précision de la localisation. Cet article propose une contribution à la résolution de ce problème, qui consiste à estimer le biais dans le même processus que la localisation. Pour cela, la modélisation des erreurs GPS est nécessaire. Le modèle qui est proposé est issu de nombreuses expérimentations et constitue un aspect original de ce travail. L'ensemble est explicité dans la deuxième partie. La troisième partie décrit la prise en compte des informations issues de l'analyse d'image et précise l'utilisation de la carte numérique du réseau routier. Le couplage vision/carte qui y est présenté permet de convertir les informations déduites de l'analyse d'images (position latérale et orientation du véhicule sur la chaussée) en une position et une orientation du véhicule dans le référentiel du monde. Les paramètres de localisation ainsi obtenus par vision sont estimés de manière très précise ce qui permet au système d'atteindre la précision décimétrique attendue. L'estimation de la localisation nécessite une étape de prédiction dont la description est l'objet de la quatrième partie. La cinquième partie présente les résultats expérimentaux qui valident la méthode.

## 1.1 Les méthodes de localisation

De nombreuses méthodes de localisation d'un véhicule ou d'un robot dans son environnement ont été développées et sont souvent classées en trois catégories : localisation relative, localisation absolue et localisation hybride.

### 1.1.1 Localisation relative

La localisation relative dite localisation à l'estime, permet de déterminer la position et l'orientation d'un véhicule en tenant compte de ses déplacements successifs depuis une configuration de départ connue. Les capteurs utilisés pour mettre en œuvre cette technique sont des capteurs proprioceptifs qui permettent la mesure de grandeurs cinématiques ou dynamiques propres au comportement interne du véhicule, en général : distance parcourue, vitesse de déplacement, accélération ou encore angles de giration et de pose [9].

Ces systèmes estiment la position du véhicule de manière rapide et fréquente. Leur principal inconvénient est la dérive de l'estimation de la position dans le temps. Des dispositifs à faible dérive sont utilisés dans les domaines militaire et spatial. Ils sont d'un coût très élevé. Les solutions à moindre coût envisageables en robotique mobile ou pour l'aide à la conduite présentent une dérive importante qui ne permet pas de les utiliser seuls.

### 1.1.2 Localisation absolue

La localisation absolue est une technique qui permet de déterminer la position du véhicule ou du robot dans son milieu d'évolution (environnement extérieur ou intérieur). Ces méthodes de

1. PROgram for European Traffic with Highest Efficiency and Un precedently Safety

2. ROad Awareness for Driving via Strategy that Evaluates Numerous SystEms

3. Action de Recherche pour un COnduite Sécurisée

4. Projet Anti-collision Radar et Optronique pour l'auTOMobile

Tableau 1. Comparatif localisation relative - localisation absolue.

Localisation relative	Localisation absolue
(-) Accumulation d'erreurs avec la distance	(+) Erreurs indépendantes de la distance
(-) Repère attaché à la position initiale du véhicule	(+) Repère rattaché à l'environnement
(+) Autonomie vis-à-vis de l'environnement	(-) Aménagement parfois nécessaire
(+) Fonctionnement à fréquence élevée	(-) Fonctionnement à fréquence très faible
	(-) Perte d'informations possible

localisation sont basées sur l'utilisation de capteurs extéroceptifs. On peut dénombrer deux sortes de stratégie utilisables pour ces approches : la première est l'utilisation des points de repères naturels [21], la deuxième est l'utilisation de points de repères artificiels [20] [2] (par exemple GPS ou Balises).

Dans ces deux cas, une connaissance *a priori* de l'environnement est requise et nécessite donc une carte [18] (quelquefois, une adaptation de l'environnement est nécessaire selon les besoins). Cette technique de localisation ne connaît pas de dérive dans le temps comme la localisation relative. Son principal inconvénient est la perte de visibilité des points de repère dans l'environnement pouvant entraîner l'impossibilité du système à fournir une position viable.

### 1.1.3 Localisation hybride

Les techniques de localisation évoquée ci-dessus mettent toutes en jeu différents types de capteurs. Ces derniers ne peuvent fournir que des mesures imparfaites, c'est-à-dire incomplètes, incertaines et entachées d'erreurs.

Un comparatif (tableau 1) des avantages et inconvénients des techniques de la localisation absolue et relative, fait apparaître leur complémentarité.

De nombreux systèmes de localisation combinent ces deux techniques [2], [4], afin de pallier leurs défauts et de cumuler leurs avantages. Il s'agit alors de fusion de données ou de fusion multicapteur. Trois approches sont en général utilisées pour réaliser la fusion : les approches statistiques, probabilistes et ensemblistes.

## 1.2 Les différentes approches de fusions

### 1.2.1 Approche statistique : le filtre de Kalman

C'est l'outil le plus classique rencontré en robotique mobile [11,10,16]. En supposant que les bruits qui perturbent les mesures et le modèle d'évolution du système sont blancs, centrés, indépendants entre eux et en connaissant au préalable l'état initial du système et sa covariance, le filtrage de Kalman [9]

fournit pour les systèmes dynamiques linéaires une estimation  $\hat{\mathbf{X}}$  du vecteur d'état  $\mathbf{X}$ , au sens où la trace de la matrice de covariance  $\mathbf{P} = E((\hat{\mathbf{X}} - \mathbf{X})(\hat{\mathbf{X}} - \mathbf{X})')$  est minimisée ( $E$  représentant l'espérance mathématique). À chaque instant  $t_k$  une estimation  $\hat{\mathbf{X}}_{k|k}$  est mise à jour en tenant compte de toutes les données sensorielles disponibles, ainsi que la matrice de covariance de l'erreur d'estimation notée  $\mathbf{P}_{k|k}$ .

Dans le cas non linéaire, les équations sont linéarisées autour de la dernière estimation avant d'appliquer le filtrage de Kalman. C'est le filtrage de Kalman étendu (FKE) [5], qui nécessite deux étapes :

- une phase de prédiction : en fonction de l'estimation précédente de l'état et des mesures des capteurs proprioceptifs, la fonction d'évolution permet de calculer l'estimation courante de l'état, ainsi que sa matrice de covariance ; c'est le principe de la navigation à l'estime.
- une phase de recalage : lorsqu'une mesure venant d'un capteur extéroceptif est disponible, le recalage corrige l'état prédit par la navigation à l'estime par un terme proportionnel à la différence entre la mesure donnée par le capteur extéroceptif et sa prédiction grâce à l'équation d'observation.

Le bon fonctionnement de l'estimateur est en général conditionné par la justesse de l'estimation de la pose initiale du mobile mais aussi la certitude des données et la connaissance de leur statistique.

### 1.2.2 Approche probabiliste : les filtres à particules

Le principe des filtres à particules [7][15][1] consiste à approximer la fonction densité de probabilité (FDP) de la pose du mobile  $\mathbf{X} = (x, y, \gamma)^t$  à partir d'un jeu d'échantillons ou de particules  $(\mathbf{X}_l, \pi_l)$  avec  $l = 1, \dots, N$  et  $\pi_l$  est le poids de chaque particule. De manière schématique le filtrage particulaire peut se décomposer en trois étapes :

- Ré-échantillonnage : à partir de la FDP  $p(\mathbf{X}_{i-1}|z_{i-1})$  où  $z_{i-1}$  désigne l'ensemble des mesures  $z_k, k = 0, \dots, i - 1$  réalisées jusqu'à l'instant  $t_{i-1}$ , un jeu de  $N$  particules est tiré aléatoirement. Chacune est affectée du poids  $\pi_l = \frac{1}{N}$ .
- Prédiction : la nouvelle pose  $\mathbf{X}_{l|i-1}$  de chaque échantillon est prédite à partir de la pose précédente et de l'entrée. Toutes les particules gardent le même poids.

- Recalage : les mesures des capteurs extéroceptifs  $z_j$  sont prises en compte en pondérant chaque échantillon par  $\mathbf{P}(z_j | \underline{X}_{j|j-1})$ , c'est-à-dire la probabilité d'observer  $z_j$  en étant en  $\underline{X}_{j|j-1}$ . Une fois le jeu d'échantillon recalé, une nouvelle FDP approchée  $\mathbf{p}(\underline{X}_j | z_j)$  est calculée.

Contrairement à l'approche statistique, l'approche probabiliste ne requiert aucune connaissance *a priori* de la position de départ du véhicule puisqu'il suffit de considérer à l'initialisation que la densité de probabilité de l'ensemble des particules est uniformément répartie sur l'ensemble des positions possibles. Par ailleurs, les filtres particulaires ont l'avantage de pouvoir représenter des distributions de probabilité quelconques (notamment multimodales) qui apparaissent dans le cas de données incertaines pouvant donner lieu à plusieurs hypothèses.

Cette méthode est donc très intéressante pour des approches mettant en œuvre des systèmes fortement non linéaires. Son principal inconvénient est un coût calculatoire dépendant du choix du nombre de particules nécessaire à la localisation.

### 1.2.3 Approche ensembliste à erreur bornée

Cette approche géométrique [17][8] est particulièrement intéressante dans la mesure où aucune hypothèse ne repose sur la distribution du bruit de mesure affectant les observations : seules les bornes inférieures et supérieures des erreurs doivent être connues. Notamment, aucune hypothèse n'est faite sur l'indépendance des bruits ou encore sur leur caractère centré. En général les valeurs des bornes sont fournies par les constructeurs des capteurs qui donnent un intervalle admissible autour de la valeur mesurée contenant la valeur « vraie ». Ainsi, pour une configuration donnée du mobile, connaissant les mesures extéroceptives et l'amplitude du bruit affectant chacune d'elles, celles-ci définissent un système d'inéquations auquel doit satisfaire l'état.

Le résultat est un polyèdre dans l'espace d'état. Celui-ci est déterminé par l'intersection du polyèdre courant avec la bande définie par l'inéquation correspondant à la mesure courante. Le polyèdre final étant de forme complexe (le nombre des facettes est *a priori* non borné), les algorithmes qui utilisent cette approche définissent des formes simples incluant l'ensemble des valeurs admissibles : il s'agit en généralement d'un domaine ellipsoïdal (défini par son centre et une matrice définie positive). Plusieurs critères peuvent être utilisés pour déterminer les ellipsoïdes, la minimisation du déterminant de la matrice associée à une ellipsoïde [12] (homogénéité du volume) ou encore la minimisation de la trace de la matrice (correspondant à la somme des carrés des demi-longueurs des axes de l'ellipsoïde). Le principal défaut de cette technique est la perte de garantie de trouver la solution recherchée lorsque les mesures du système sont décrites par des équations non linéaires par rapport à l'état.

### 1.3 Approche proposée: localisation par fusion d'information GPS, vision et capteurs proprioceptifs utilisant un filtre de Kalman

L'objectif est d'estimer la pose d'un véhicule dans un repère bidimensionnel du monde (hypothèse d'un monde plan) de manière précise tout en utilisant des capteurs bas coûts. Cette pose est représentée par le vecteur d'état  $\underline{X}_a = (x, y, \gamma)^t$  et par sa matrice de covariances  $\mathbf{Q}_a$  décrivant l'incertitude sur la position du véhicule avec :

- $x$  l'abscisse de la position dans le repère du monde
  - $y$  l'ordonnée de la position dans le repère du monde
  - $\gamma$  l'orientation du véhicule dans le monde
- et

$$\mathbf{Q}_a = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy} & \sigma_{x\gamma} \\ \sigma_{yx} & \sigma_y^2 & \sigma_{y\gamma} \\ \sigma_{\gamma x} & \sigma_{\gamma y} & \sigma_\gamma^2 \end{pmatrix} \quad (1)$$

Le déplacement et le cap suffisent classiquement à prédire l'évolution du véhicule. Pour la mise en œuvre de la méthode proposée, le véhicule expérimental VELAC<sup>5</sup> (figure 2) a été équipé d'un odomètre et d'un capteur d'angle au volant.

La solution proposée est une approche hybride qui associe à ces informations proprioceptives, un GPS autonome bas coût à précision décimétrique et, ce qui constitue son originalité, une caméra numérique et une carte précise de l'environnement. L'image fournie par la caméra est traitée par un algorithme de détection et de suivi des bords de voie qui calcule la pose du véhicule sur la chaussée (position latérale et cap exprimés dans un repère local lié à la voie). Cette pose locale est transposée dans le repère global en utilisant la carte. La non linéarité des équations de prédiction et de mesure (en particulier pour l'observation « vision ») a conduit à l'utilisation d'un filtre de Kalman étendu pour la fusion de l'ensemble de ces informations. La figure 1 présente un synoptique d'ensemble de cette approche.

Elle est composée de trois étapes :

1. prédiction de la pose du véhicule en fonction de sa dernière pose estimée, grâce à l'exploitation des données des capteurs proprioceptifs ainsi qu'un modèle d'évolution du véhicule,
2. mise à jour de l'état par les données GPS (converties dans le système de référence utilisé). La connaissance d'une équation d'observation est nécessaire pour réaliser la fusion avec le filtre de Kalman,
3. mise à jour de l'état par les données vision. Une mise en correspondance avec la carte numérique permet de représenter les données dans le référentiel utilisé et d'en déduire une nouvelle équation d'observation pour réaliser la fusion.

5. Véhicule Expérimental du LASMEA pour l'Aide à la Conduite

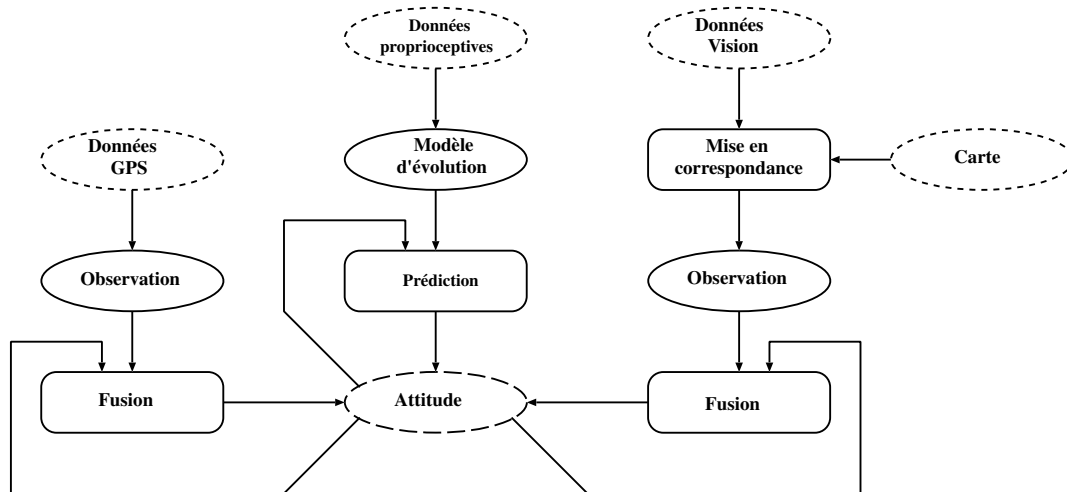


Figure 1. Synoptique de la solution de localisation proposée.

Il faut noter que les données de chacun des capteurs ne sont pas traitées de manière synchrone et donc les différentes étapes sont susceptibles d'être réalisées à n'importe quel instant dans le temps et non pas dans l'ordre décrit ci-dessus.

Dans la suite de cet article sont détaillées les trois étapes nécessaires à la localisation ainsi que les résultats obtenus avec cette approche dans un environnement urbain.

## 2. Mise à jour de l'état par données GPS

### 2.1 Le système GPS

#### 2.1.1 Description du système GPS

Le GPS [3] est un système de localisation par satellite. Basé sur une constellation de 24 satellites actifs en orbite autour de la terre à une altitude de 20200 km, il permet la détermination de la position en trois dimensions ainsi que la correction de l'horloge du récepteur.

Les satellites sont répartis sur six orbites de façon à ce qu'à tout instant de la journée au moins quatre satellites soient toujours visibles pour toute position sur la planète. Chacun de ces satellites transmet un signal contenant sa position et son temps. La détermination de la position et la correction de l'horloge se fait à partir du calcul des pseudo-distances séparant le récepteur GPS et les différents satellites visibles. La pseudo-distance représente un équivalent distance mesuré par le temps de vol de l'information entre chacun des satellites et le récepteur GPS.

Selon la précision, deux types de services fournis par le système GPS existent : le SPS (Standard Positioning service) disponible à tout utilisateur et le PPS (Precision Positioning Service) réservé au gouvernement américain et aux utilisateurs militaires.

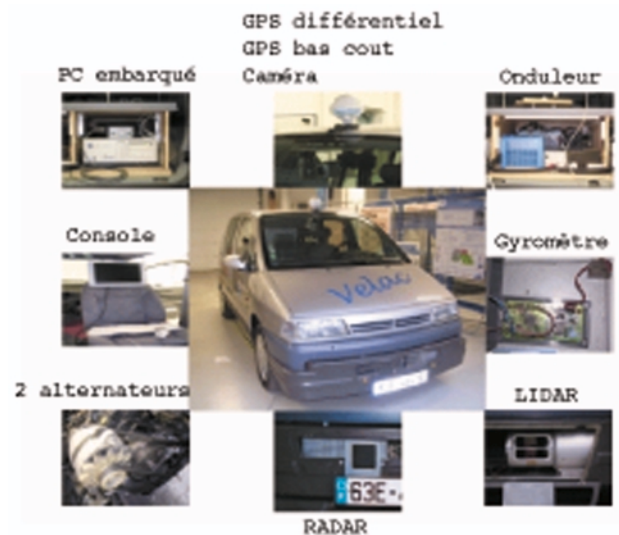


Figure 2. VÉLAC : Véhicule Expérimental du LASMEA pour l'Aide à la Conduite

#### 2.1.2 Sources d'erreurs

En général trois sources d'erreurs [6] sur le calcul de la pseudo-distance se distinguent :

- Les erreurs dues aux satellites :
  - les erreurs d'horloge,
  - les erreurs d'éphémérides du satellite.
- Les erreurs dues à la transmission :
  - les retards troposphériques et ionosphériques,
  - les réflexions du signal GPS sur des surfaces environnantes aux récepteurs GPS (notion de multi-trajets du signal),
  - les occultations des satellites.
- Les erreurs dues au récepteur liées aux composants électroniques internes de celui-ci (retard, bruit).

## 2.2 Modèles des erreurs GPS

### 2.2.1 Identification des erreurs

Pour identifier le comportement dans le temps des erreurs GPS, des données GPS ont été acquises pendant 5 heures tout en gardant le récepteur en position statique. Celui-ci a été positionné aux abords de bâtiments, de manière à recréer les situations d'occultation de satellites et de multi-trajets du signal GPS. Dans la figure 3, les graphiques *a* et *b* représente la distribution des erreurs respectivement sur les coordonnées *x* et *y* donnés par le GPS et les graphiques *c* et *d* le résultat de la fonction d'autocorrélation des erreurs.

Pour une convergence optimale du filtre de Kalman, trois hypothèses sont nécessaires : le bruit perturbant les mesures doit être gaussien, centré et blanc. D'après les graphiques *a* et *b* le bruit peut être considéré comme gaussien centré mais les résultats des fonctions d'autocorrélation montrent que les erreurs ne sont

absolument pas blanches. Donc les coordonnées GPS ne peuvent alimenter directement le filtre de Kalman. Une modélisation des erreurs est nécessaire.

### 2.2.2 Modélisation

Deux points sont importants pour modéliser les erreurs GPS : les erreurs varient par paliers dans le temps et pourront être considérées comme blanches et centrées autour d'un palier donné. En revanche lorsque le nombre de satellites visibles change les erreurs peuvent fluctuer de manière très nette tout en restant en général dans l'intervalle de confiance donné par le constructeur.

Le modèle des erreurs (figure 4) peut être décrit de la manière suivante: toute position donnée par le GPS est égale à la position réelle  $\underline{X}_a$  (qu'il s'agit d'estimer, voir § 1.3) à laquelle s'ajoutent un biais sur les deux axes  $\underline{b} = (b_x, b_y)'$  et un bruit blanc  $\underline{v}_g = (v_{g_x}, v_{g_y})'$  de faible amplitude.

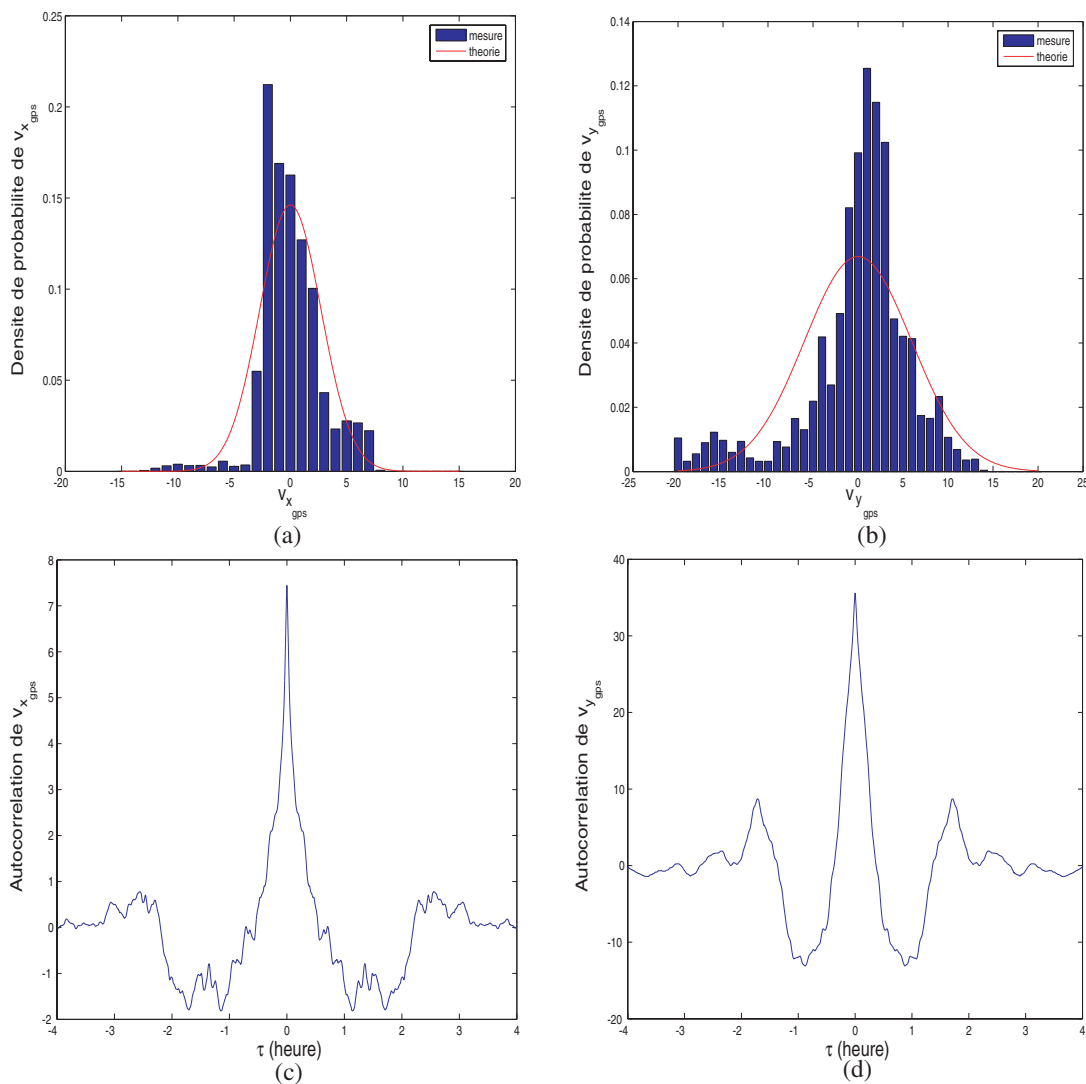


Figure 3. Caractéristiques des erreurs GPS: densités de probabilité de  $v_{x_{gps}}$  et de  $v_{y_{gps}}$  sur les graphiques (a) et (b), fonctions d'autocorrélation de  $v_{x_{gps}}$  et de  $v_{y_{gps}}$  sur les graphiques (c) et (d)

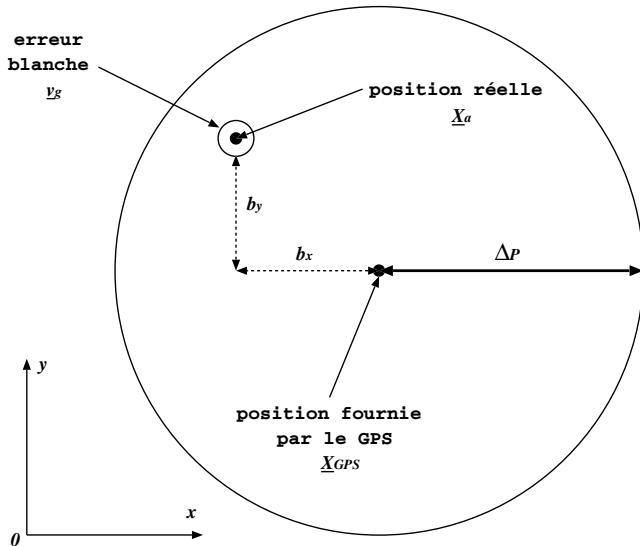


Figure 4. Modélisation des erreurs GPS.

Le biais  $\underline{b}$  est supposé constant entre deux informations GPS et peut subir des variations inférieures à  $\Delta_P$  (voir figure 4).  $\Delta_P$  s'exprime comme le produit de l'erreur de distance équivalente et du facteur représentatif de la qualité de la géométrie satellites-utilisateurs :

$$\Delta_P = HDOP \times UERE \quad (2)$$

avec :

- HDOP (Horizontal Dilution of Precision): précision sur le positionnement des satellites par rapports au récepteur. Ce paramètre n'est pas directement disponible. Il est remplacé dans les expérimentations par le paramètre GDOP (Geometric Dilution of Precision) dont la valeur est réactualisée par le système GPS. Elle est disponible en sortie au même titre que les coordonnées de positionnement.
- UERE (User Equivalent Ranging Error): précision de la mesure de la distance entre l'utilisateur et chaque satellite. Sa valeur est fournie par le fabricant du système. Elle est de l'ordre de 10 m.

En prenant en compte la relation du modèle d'erreur GPS, le modèle d'observation pour la mise à jour de l'état par des informations GPS est de la forme :

$$\underline{X}_{gps} = \underline{X}_a + \underline{b} + \underline{v}_g \text{ avec } \underline{b} = (b_x, b_y)^t \text{ et } \underline{v}_g = (v_{gx}, v_{gy})^t$$

avec  $\underline{X}_{gps} = (x_{gps}, y_{gps})^t$  les coordonnées du véhicule fournies par le GPS,  $\underline{v}_g$  et  $\underline{b}$  correspondant au paramètres du modèle d'erreur sur les données GPS.

Ce modèle montre donc une erreur  $\underline{v}_g$  blanche qui pourra être traitée par le filtre de Kalman. Le vecteur de biais  $\underline{b}$  est quant à lui intégré dans le vecteur d'état afin d'être estimé comme les composantes  $x$ ,  $y$ ,  $\gamma$ . Ce biais est supposé constant d'une itération à l'autre afin d'assurer la convergence mais ce modèle

d'évolution constant sera remis en cause à chaque variation détectée du biais (§ 4.2.2).

## 2.3 Nouveau vecteur d'état

En intégrant les paramètres du biais, un nouveau vecteur d'état noté  $\underline{X}$  est créé :

$$\underline{X} = (x, y, \gamma, b_x, b_y)^t \quad (3)$$

avec :

- $x$  et  $y$  les coordonnées de la position du véhicule dans le monde,
  - $\gamma$  orientation du véhicule autour de l'axe  $z$ ,
  - $b_x$  et  $b_y$  les biais sur les axes  $x$  et  $y$  liés aux mesures du GPS.
- La nouvelle matrice de covariance  $\mathbf{Q}$  associée à ce vecteur d'état s'écrit :

$$\mathbf{Q} = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy} & \sigma_x \gamma & \sigma_{xb_x} & \sigma_{xb_y} \\ \sigma_{yx} & \sigma_y^2 & \sigma_y \gamma & \sigma_{yb_x} & \sigma_{yb_y} \\ \sigma_{\gamma x} & \sigma_{\gamma y} & \sigma_\gamma^2 & \sigma_{\gamma b_x} & \sigma_{\gamma b_y} \\ \sigma_{b_x x} & \sigma_{b_x y} & \sigma_{b_x \gamma} & \sigma_{b_x}^2 & \sigma_{b_x b_y} \\ \sigma_{b_y x} & \sigma_{b_y y} & \sigma_{b_y \gamma} & \sigma_{b_y b_x} & \sigma_{b_y}^2 \end{pmatrix} \quad (4)$$

avec  $\mathbf{Q}_a$  la matrice de covariance associée à la pose du véhicule définie dans le chapitre 1.3 et  $\mathbf{Q}_b$  la matrice de covariance associée au biais.

## 2.4 Mise à jour de l'état

### 2.4.1 Modèle d'observation

L'équation d'observation liée au nouveau vecteur d'état intégrant le biais s'écrit :

$$\underline{X}_{gps} = \mathbf{H}_g \underline{X} + \underline{v}_g \quad (5)$$

avec :

$$\mathbf{H}_g = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (6)$$

La matrice de covariance associée à  $\underline{X}_{gps}$  est :

$$\mathbf{Q}_{gps} = \begin{pmatrix} \sigma_{v_{gx}}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{v_{gy}}^2 \end{pmatrix} \quad (7)$$

$\sigma_{v_{gx}}$  et  $\sigma_{v_{gy}}$  sont les écart-types des deux composantes du bruit blanc qui, en plus du biais, perturbent l'information GPS. Ces deux composantes de bruit sont supposées décorréliées et de l'ordre de 10 cm.

La valeur initiale de chaque composante du biais est supposée nulle et leur écart-type initial fixé à  $\Delta_P$  ( $\Delta_P = EURE \times GDOP$  voir figure 4), ce qui de fait les maximise.

2.4.2 Mise à jour

La mise à jour de l'état est réalisé par un filtre de Kalman :

$$\begin{cases} \underline{X}_{k+1} &= \underline{X}_k + \mathbf{K}_g (\underline{X}_{gps} - \mathbf{H}_g \underline{X}_k) \\ \mathbf{Q}_{k+1} &= \mathbf{Q}_k - \mathbf{K}_g \mathbf{H}_g \mathbf{Q}_k \end{cases} \quad (8)$$

avec le gain de Kalman :

$$\mathbf{K}_g = \mathbf{Q}_k \mathbf{H}_g^t [\mathbf{H}_g \mathbf{Q}_k \mathbf{H}_g^t + \mathbf{Q}_{gps}]^{-1} \quad (9)$$

Ce filtre permet de mettre à jour la pose du véhicule et de la corréler avec les paramètres du biais, afin de préparer leurs estimations lors de mise à jour de l'état par de nouvelles informations extéroceptives. Si aucune autre information n'est fournie par le système alors le biais ne peut être déterminé et la position estimée du véhicule est celle fournie par le GPS.

La valeur du biais du GPS dépend notamment des satellites visibles depuis le récepteur. Il ne peut être considéré comme constant que pendant des durées limitées. Il est donc nécessaire de pouvoir détecter une variation nette du biais c'est-à-dire plus importante que celle due au bruit sur l'estimation. La solution présentée au paragraphe 4.2.2 règle ce problème : si le biais a varié, sa moyenne et sa covariance sont réinitialisées.



### 3. Mise à jour de l'état par les données « vision »

Une mise à jour de l'état par un autre type d'information extéroceptive permet d'estimer le biais qui peut par conséquent être retranché pour conduire à une estimation non biaisée de la position du véhicule. Un algorithme de suivi de route par vision monoculaire, donnant des informations de position et d'orientation du véhicule sur la chaussée, est utilisé pour alimenter la mise à jour. Ici ces informations étant relatives à la position du véhicule sur la route, l'utilisation d'une carte numérique est nécessaire pour convertir ces informations dans le référentiel du monde avant la mise à jour.

#### 3.1 Carte numérique

##### 3.1.1 Origine de la carte et description des données cartographiées

La carte numérique utilisée correspond à une section à 2 × 2 voies avec des voies d'accès et de sorties et qui se termine par un giratoire. Les bords de voie sont matérialisés par des lignes blanches.

Elle est définie dans un repère absolu et est constituée d'un ensemble de coordonnées de points des bords mesurées par des géomètres avec des moyens traditionnels (c'est-à-dire essentiellement manuels).

Elle a été fournie par la DDE du Puy-de-Dôme.

##### 3.1.2 Modélisation de la carte

La modélisation de la carte est réalisée par un maillage de type rectangulaire (figure 5). Chaque rectangle constitue une facette et représente les marquages au sol délimitant les bords de voie de circulation («bandes blanches»). L'hypothèse est faite que chaque facette est plane. Enfin un repère qui a pour origine des points de la bande blanche de gauche de la voie de circulation est associé à chaque facette.

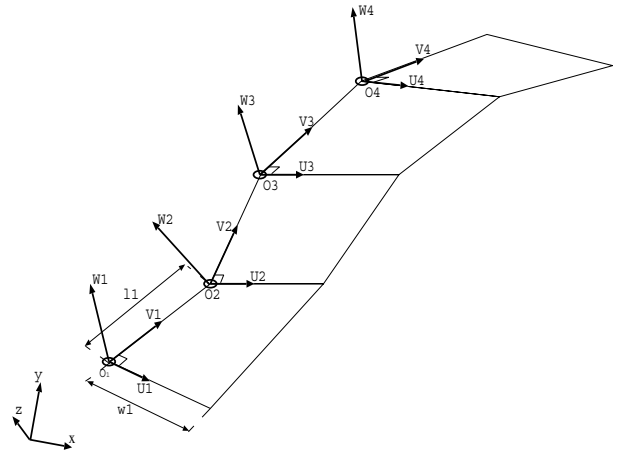


Figure 5. Modèle 3D de la route.

Pour chaque facette  $i$  cinq informations sont disponibles :

- un identifiant (ici un numéro)
- sa position dans le monde représentée par le vecteur  $\underline{Q}_i$
- son orientation représentée par la matrice  $\mathbf{R}_i$
- sa longueur  $l_i$
- sa largeur  $w_i$

Le vecteur  $\underline{Q}_i$  et la matrice  $\mathbf{R}_i$  sont définis par :

$$\underline{Q}_i = \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix} \quad \mathbf{R}_i = \begin{pmatrix} U_{ix} & V_{ix} & W_{ix} \\ U_{iy} & V_{iy} & W_{iy} \\ U_{iz} & V_{iz} & W_{iz} \end{pmatrix} \quad (10)$$

La matrice  $\mathbf{R}_i$  est une matrice de rotation qui oriente un repère orthonormé supportant la facette  $i$  de manière à ce que l'axe  $\underline{V}_i$  du repère soit toujours dans le sens de circulation de la route.

##### 3.1.3 Organisation de la carte

Lorsque la carte est très grande, la gestion des facettes devient coûteuse en temps de calcul. Pour diminuer cette complexité, la carte est fractionnée en secteurs à l'intérieur desquels se trouve un nombre restreint de facettes. Ainsi chaque secteur est indexé de la même manière qu'un tableau bidimensionnel à l'intérieur duquel chacune des facettes est numérotée de 1 à  $nf$ ,  $nf$  étant le nombre total de facettes dans chacun des secteurs.

La taille de chaque secteur est fixée par le paramètre  $UERE$  (cf. § 2.2.2) du GPS ce qui fixe de fait le nombre de secteurs pour une carte donnée. Le paramètre  $GDOP$  est utilisé pour



sélectionner dans la carte les secteurs dans lesquels le véhicule est susceptible de se trouver. La recherche n'est faite que dans ces secteurs là.

La figure 13 représente un exemple d'organisation d'une carte, correspondant à une 2 x 2 voies du centre de Clermont-Ferrand.

### 3.2 Algorithme de suivi de route

#### 3.2.1 Description de l'algorithme

Un algorithme original de suivi de route, développé par R. Aufrère au LASMEA [13, 14] (voir figure 7), est utilisé pour la détection des bords de voie.

Les primitives détectées dans l'image sont des segments de droite. Le processus utilise ensuite les points extrémités de ces segments et en particulier leurs abscisses  $u_{gi}$ ,  $u_{di}$  (figure 6).

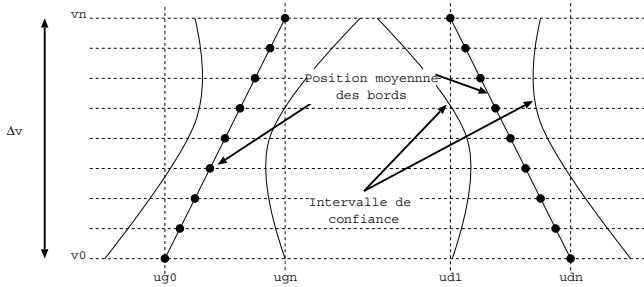


Figure 6. Description des primitives image utilisées.

Le modèle image de la route est représenté par le vecteur  $\underline{X}_d$  tel que :

$$\underline{X}_d = (u_{g1}, \dots, u_{gn}, u_{d1}, \dots, u_{dn})^T \quad (11)$$

Le modèle 3D de l'ensemble route/véhicule est constitué de paramètres regroupés dans un vecteur noté  $\underline{X}_l$  tel que :

$$\underline{X}_l = (L_0, C_0, X_0, \Psi_0, \alpha_0)^T \quad (12)$$

avec :

- $L_0$  : la largeur de la voie de circulation,
- $C_0$  : la courbure latérale de la route,
- $X_0$  : la position latérale du véhicule sur la chaussée par rapport au bord gauche de la voie,
- $\Psi_0$  : l'angle de cap du véhicule,
- $\alpha_0$  : l'angle d'inclinaison de la caméra.

Il faut noter que ces informations sont calculées dans un référentiel tangentiel à la route (voir figure 8).

À chacun de ces vecteurs est associée sa matrice de covariance notée  $C_{Xd}$  et  $C_{Xl}$ .

$\underline{X}_d$  et  $\underline{X}_l$  sont liés par des équations classiques de projection perspective qui, en tenant compte de l'approximation aux petits angles se ramènent à :

$$u_{gi} = E_u \left( \frac{v_i - E_v \alpha}{E_v Z_0} \left( X_0 + \frac{L_0}{2} \right) - \frac{E_v Z_0}{2(v_i - E_v \alpha)} C_0 - \Psi_0 \right) \quad (13)$$

$$u_{di} = E_u \left( \frac{v_i - E_v \alpha}{E_v Z_0} \left( X_0 - \frac{L_0}{2} \right) - \frac{E_v Z_0}{2(v_i - E_v \alpha)} C_0 - \Psi_0 \right) \quad (14)$$

où  $E_u = \frac{f}{d_u}$ ,  $E_v = \frac{f}{d_v}$ .  $f$  est la distance focale de la caméra,  $d_u$  et  $d_v$  sont les distances inter pixel horizontale et verticale du capteur photosensible. La valeur de ces paramètres est obtenue par un étalonnage préalable de la caméra.  $Z_0$  est la hauteur au sol de la caméra qui est supposée connue.

Pendant l'apprentissage, première étape de l'algorithme de détection des bords de voies, une valeur initiale est calculée pour  $\underline{X}_d$  et  $C_{Xd}$  grâce aux équations de projection et en utilisant des valeurs moyennes et des écarts-types réalistes pour les éléments du vecteur.

La méthode de reconnaissance des bords de voie s'appuie à chaque itération sur le modèle statistique  $(\underline{X}_d, C_{Xd})$  : pour chaque primitive, une zone d'intérêt dans l'image peut être délimitée en utilisant la moyenne et la variance.

L'algorithme de détection des bords de voie tente d'extraire une primitive dans la zone d'intérêt qui lui correspond. Si la détection aboutit, son résultat permet de remettre à jour l'ensemble du modèle  $(\underline{X}_d, C_{Xd}, \underline{X}_l, C_{Xl})$  en utilisant un filtre de Kalman. Si elle échoue, une autre zone d'intérêt est choisie. Ce processus est réitéré jusqu'à la réalisation d'un critère d'arrêt basé sur le nombre de primitives cohérentes entre elles que l'algorithme a pu détecter. Un exemple de résultat obtenu est présenté figure 7.



Figure 7. Exemple de suivi de route.

Cette méthode est limitée notamment par la valeur initiale du modèle statistique issu de l'apprentissage. Ainsi, elle s'adapte mal aux voies à forte courbure (rond-point par exemple). En effet il est préférable que la variance initiale imposée au paramètre de courbure  $C_0$  reste faible pour contraindre suffisamment la position possible des zones d'intérêt dans l'image et limiter ainsi les cas d'erreur de détection. Comme toutes les solutions existantes, celle-ci a ses limites ce qui rend nécessaire la fusion de données.

### 3.2.2 Modélisation des informations « vision »

Pour la localisation du véhicule sur la chaussée seuls les paramètres  $X_0$  et  $\Psi_0$  sont utilisés. L'information de position longitudinale (c'est-à-dire dans l'axe de la voie) n'est pas possible à estimer par cette approche. Elle est donc considérée comme nulle avec une confiance très faible. La figure 8 montre la représentation de chacun de ces paramètres.

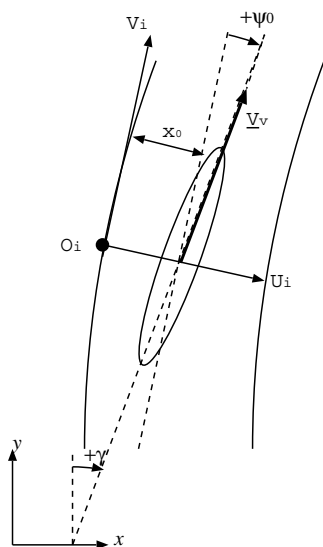


Figure 8. Représentation des informations « vision ».

Les informations « vision » sont décrites par le vecteur  $\underline{X}_{vision}$  et par sa matrice de covariance  $\mathbf{Q}_{vision}$  par :

$$\underline{X}_{vision} = \begin{pmatrix} X_0 \\ \Psi_0 \end{pmatrix} \text{ et } \mathbf{Q}_{vision} = \begin{pmatrix} \sigma_{X_0}^2 & \sigma_{X_0\Psi_0} \\ \sigma_{\Psi_0 X_0} & \sigma_{\Psi_0}^2 \end{pmatrix}$$

### 3.3 Couplage « vision »/carte

Les informations données par l'algorithme de suivi de route sont définies localement par rapport à la route. Le couplage « vision »/carte permet de transposer ces informations dans le monde. Comme le montre le paragraphe précédent, les informations données par la « vision » sont définies dans un référentiel tangentiel à la route, celui-ci peut être considéré comme étant le repère décrit par la matrice d'orientation de la facette supportant le véhicule.

La facette recherchée correspond à celle sur laquelle se trouve le véhicule ou celle qui est la plus proche de lui. La position du véhicule dans le référentiel de la facette est calculée puis la position et l'orientation sont converties dans le référentiel du monde.

#### 3.3.1 Recherche de la facette

Le secteur de la carte où se trouve le véhicule est, tout d'abord, déterminé à partir de l'état *a posteriori* mis à jour avec la précédente donnée extéroceptive (GPS ou vision) et qui représente donc la meilleure estimation à un instant donné de la position du véhicule. Ensuite toutes les facettes contenues dans le secteur ayant une direction contraire au sens de circulation du véhicule sont éliminées. Enfin seule la facette où se trouve le véhicule ou la plus proche est choisie. Les deux paragraphes suivants détaillent la recherche de la facette.

#### Élimination des facettes

À tout instant, la direction du véhicule peut être décrite par la relation (voir figure 8) :

$$\underline{V}_v = \mathbf{R}_\gamma \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} \tag{15}$$

avec :

$$\mathbf{R}_\gamma = \begin{pmatrix} \cos(\gamma) & -\sin(\gamma) & 0 \\ \sin(\gamma) & \cos(\gamma) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{16}$$

et  $\gamma$  orientation du véhicule dans le monde.

La direction décrivant le sens de circulation pour chaque facette  $i$  est décrite par le vecteur  $\underline{V}_i$  déduit de la matrice d'orientation de la facette considérée. La compatibilité de la direction d'une facette par rapport à la direction du véhicule est donnée par un test sur le produit scalaire suivant :

$$D_{f/v} = \underline{V}_i \cdot \underline{V}_v \tag{17}$$

Si le produit scalaire est inférieur à 0 alors l'orientation du véhicule n'est pas compatible avec celle de la route et donc le véhicule ne peut être positionné sur celle-ci.

#### Recherche de la facette

Pour chaque facette restante, la position du véhicule dans le référentiel de la facette est calculée par un produit matriciel qui, en utilisant les notations définies section 3.1.2, s'écrit :

$$\begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \end{pmatrix} = r_i^{-1} \begin{pmatrix} x - x_i \\ y - y_i \end{pmatrix} \tag{18}$$

La matrice  $r_i = \begin{pmatrix} U_{ix} & V_{ix} \\ U_{iy} & V_{iy} \end{pmatrix}$  est une sous matrice de la matrice de rotation  $R_i$  (voir équation 10). C'est donc aussi une matrice

de rotation dans le plan. Son inverse est égale à sa transposée ce qui justifie l'écriture du système de l'équation 19 ci-après.

Si  $0 < X_i < w_i$  et  $0 < Y_i < l_i$ , le véhicule est sur la facette  $i$ , la recherche est stoppée. Enfin si le véhicule n'est sur aucune facette de la zone de recherche, la facette la plus proche en distance du véhicule est choisie.

Maintenant que la facette  $i$  de la route sur laquelle se trouve le véhicule est connue, les informations fournies par l'algorithme de détection de bord de voie peuvent être transposées dans le repère du monde avant la mise à jour.

### 3.3.2 Passage référentiel facette/référentiel monde des informations « vision »

Le passage de la pose  $(X, Y, \Psi)'$  du véhicule depuis le référentiel facette  $i$  vers le référentiel du monde est décrit par les équations suivantes :

$$\begin{cases} x = U_{ix} X + V_{ix} Y + x_i \\ y = U_{iy} X + V_{iy} Y + y_i \\ \gamma = \Psi - \text{atan}\left(\frac{V_{ix}}{V_{iy}}\right) \end{cases} \quad (19)$$

En considérant l'hypothèse d'un monde plan, les équations de passage du vecteur de pose  $\underline{X}_{vision} = (X_0, 0, \Psi_0)$  donné par la « vision » (chapitre 3.2.1) du référentiel de la route dans le référentiel du monde permettent d'écrire le vecteur résultant  $\underline{X}_{vision/m}$  :

$$\underline{X}_{vision/m} = \begin{pmatrix} U_{ix} X_0 + x_i \\ U_{iy} X_0 + y_i \\ \Psi_0 - \text{atan}\left(\frac{V_{ix}}{V_{iy}}\right) \end{pmatrix} \quad (20)$$

La vision ne permet pas d'estimer la position longitudinale du véhicule. Or cette méconnaissance n'est pas explicitement modélisée dans les équations précédentes (eq. 20). Il n'est donc pas possible de la prendre en compte dans le calcul de la matrice de covariance du vecteur  $\underline{X}_{vision/m}$ . Sans plus de précaution, les variances sont sous évaluées (figure 9) ce qui peut entraîner un divergence du filtre de Kalman.

La matrice de covariance  $\mathbf{Q}_{vision/m}$  associée au vecteur  $\underline{X}_{vision/m}$  doit être calculée en prenant en compte cette nouvelle contrainte. Il est donc nécessaire de déterminer les positions longitudinales possibles pour le véhicule. La trajectoire du véhicule est *a priori* parallèle aux bords de la voie. La connaissance de la courbure locale  $C_0$  de la route estimée par l'algorithme de vision permet de prendre en compte cette contrainte (trajectoire localement parabolique) pour calculer les positions possibles à l'intérieur de l'ellipse qui délimite l'intervalle de confiance de la pose courante du véhicule (figure 9).

Il faut noter qu'un positionnement du véhicule sur une mauvaise facette entraîne un biais sur l'estimation de la position qui ne peut pas être distingué du biais du GPS. Ceci est particulièrement vrai dans les cas de multi-voies où la vision ne permet pas de déterminer sur quelle voie circule effectivement le véhicule.

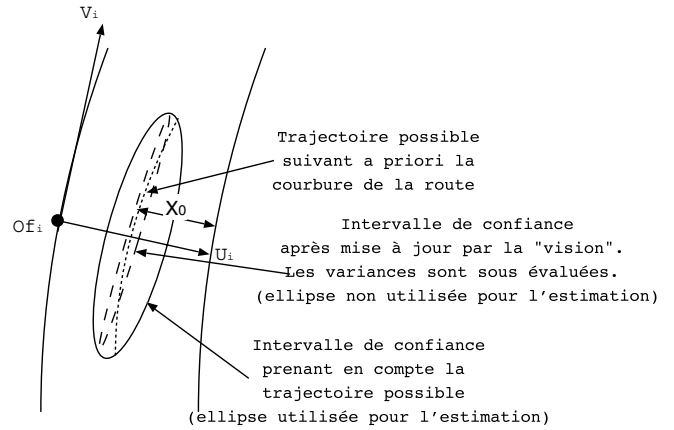


Figure 9. Positions possibles du véhicule à l'intérieur de l'intervalle de confiance de l'estimation courante.

L'ambiguïté est levée par exemple lors d'un changement de voie. Seul le filtrage temporel assure dans ces cas un repositionnement correct de l'estimation.

## 3.4 Mise à jour de l'état

### 3.4.1 Modèle d'observation

Le modèle d'observation pour les données « vision » est décrit par l'équation suivante :

$$\underline{X}_{vision/m} = \mathbf{H}_v \underline{X}_k + \underline{v}_v \quad (21)$$

avec :

$$\mathbf{H}_v = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (22)$$

La variance du bruit  $\underline{v}_v$  est modélisée par la matrice de covariance  $\mathbf{Q}_{vision/m}$ .

### 3.4.2 Mise à jour

De la même manière que pour le GPS, la mise à jour de l'état est réalisé par un filtre de Kalman :

$$\begin{cases} \underline{X}_{k+1} = \underline{X}_k + \mathbf{K}_v (\underline{X}_{vision} - \mathbf{H}_v \underline{X}_k) \\ \mathbf{Q}_{k+1} = (\mathbf{Q}_k - \mathbf{K}_v \mathbf{H}_v \mathbf{Q}_k) \end{cases} \quad (23)$$

avec :

$$\mathbf{K}_v = \mathbf{Q}_k \mathbf{H}_v^t [\mathbf{H}_v \mathbf{Q}_k \mathbf{H}_v^t + \mathbf{Q}_{vision}]^{-1} \quad (24)$$

- $\underline{X}_{k+1}$  est le résultat de la mise à jour de l'état.
- $\mathbf{Q}_{k+1}$  est la nouvelle matrice de covariance associée à l'état.
- $\mathbf{K}_v$  est le gain de Kalman.

## 4. Étape de prédiction

### 4.1 Prédiction du nouvel état

Le modèle d'évolution permet d'établir la relation de récurrence entre les vecteurs d'état  $\underline{X}_{k+1}$  et  $\underline{X}_k$  à l'instant  $k + 1$  en fonction des diverses informations fournies par les capteurs proprioceptifs à l'instant  $k$ . Ici les informations sont l'angle d'orientation des roues  $\delta$  et le déplacement parcouru par véhicule  $\Delta_d$  entre  $k$  et  $k + 1$ .

$\underline{X}_{k+1} = f(\underline{X}_k, \underline{U}_k)$  avec  $\underline{U}_k = (\Delta_d, \delta)$ .

Le modèle utilisé est le modèle dit « bicyclette » (figure 10).

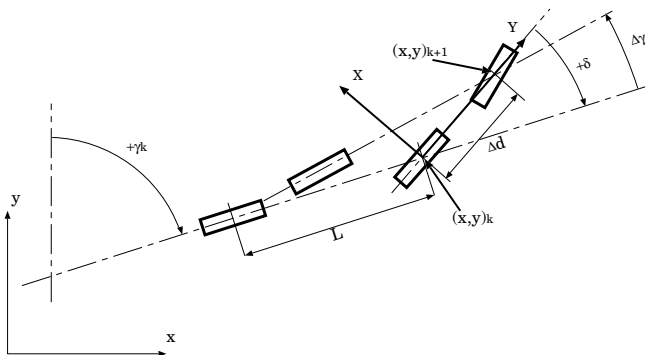


Figure 10. Modèle « bicyclette ».

La nouvelle position  $(x, y)_{k+1}$  peut être définie en fonction de  $(x, y)_k$ , sachant que le véhicule se déplace de  $\Delta_d$  dans l'axe des roues et que celles-ci sont tournées d'un angle  $\delta$ .

$$\begin{pmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_k \\ y_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \cos(\gamma_k + \delta) & -\sin(\gamma_k + \delta) \\ \sin(\gamma_k + \delta) & \cos(\gamma_k + \delta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ \Delta_d \end{pmatrix} \quad (25)$$

Soit donc :

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k - \Delta_d \sin(\gamma_k + \delta) \\ y_{k+1} = y_k + \Delta_d \cos(\gamma_k + \delta) \end{cases} \quad (26)$$

La nouvelle orientation du véhicule  $\gamma_{k+1}$  est donnée par la relation suivante :

$$\gamma_{k+1} = \gamma_k + \Delta\gamma \quad (27)$$

avec :

$$\Delta\gamma = \arctan \frac{\Delta_d \sin(\delta)}{L + \Delta_d \cos(\delta)} \quad (28)$$

Enfin, aucune évolution sur le biais n'est calculée car celui-ci est considéré constant entre deux informations GPS (voir paragraphe 2.2.2).

Les équations d'évolutions s'écrivent alors :

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k - \Delta_d \sin(\gamma_k + \delta) \\ y_{k+1} = y_k + \Delta_d \cos(\gamma_k + \delta) \\ \gamma_{k+1} = \gamma_k + \Delta\gamma \\ b_{x_{k+1}} = b_{x_k} \\ b_{y_{k+1}} = b_{y_k} \end{cases} \quad (29)$$

Le calcul de la nouvelle matrice de covariance associée à l'état est donnée par l'équation :

$$\mathbf{Q}_{k+1} = \mathbf{J}_e \mathbf{C}_e \mathbf{J}_e^t \quad (30)$$

Où  $\mathbf{C}_e$  est une matrice de covariance constituée par  $\mathbf{Q}_k$  et  $\mathbf{Q}_{U_k}$  associée au vecteur d'entrée  $\underline{U}_k = (\Delta_d, \delta)$ .  $\mathbf{J}_e$  est le jacobien déduit des équations d'évolution.

$$\mathbf{C}_e = \begin{pmatrix} \mathbf{Q}_k & 0 \\ 0 & \mathbf{Q}_{U_k} \end{pmatrix} \quad (31)$$

avec

$$\mathbf{Q}_{U_k} = \begin{pmatrix} \sigma_{\Delta_d}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\delta}^2 \end{pmatrix} \quad (32)$$

et

$$\mathbf{J}_e = \frac{\partial \underline{X}_{k+1}}{\partial (x_k, y_k, \gamma_k, \Delta_d, \delta)} \quad (33)$$

$$\mathbf{J}_e = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -\Delta_d C \gamma \delta & 0 & 0 & -S \gamma \delta & -\Delta_d C \gamma \delta \\ 0 & 1 & -\Delta_d S \gamma \delta & 0 & 0 & C \gamma \delta & -\Delta_d S \gamma \delta \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \frac{\partial \Delta \gamma}{\partial \Delta_d} & \frac{\partial \Delta \gamma}{\partial \delta} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (34)$$

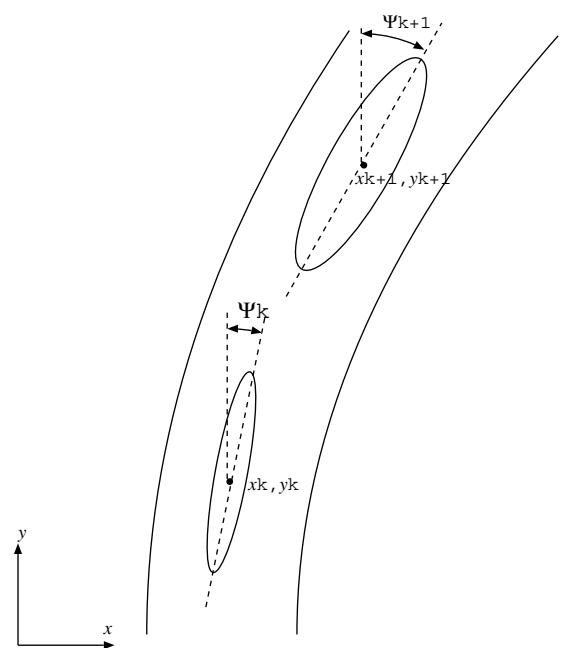


Figure 11. Évolution du véhicule.

avec :

$$\begin{aligned} S\gamma\delta &= \sin(\gamma_k + \delta) \\ C\gamma\delta &= \cos(\gamma_k + \delta) \end{aligned} \quad (35)$$

La figure 11 montre le déplacement du véhicule entre les instants  $k$  et  $k + 1$  ainsi que les intervalles de confiance sur la position du véhicule.

## 4.2 Prédiction GPS et gestion du biais

### 4.2.1 Prédiction de la nouvelle position GPS

Comme indiqué dans le paragraphe 2.2.2 le biais est *a priori* considéré constant d'une itération à l'autre. Cependant il peut varier à tout instant selon l'évolution des satellites visibles. Il faut donc détecter ces variations.

Pour cela, la donnée GPS (et non pas le vecteur d'état de localisation issu de la fusion de donnée) est prédite à partir de sa valeur courante en utilisant les données des capteurs proprioceptifs.

Ainsi pour toute nouvelle donnée proprioceptive, la donnée GPS prédite est calculée par :

$$\begin{aligned} \hat{x}_{gps_{k+1}} &= x_{gps_k} - \Delta_d \sin(\gamma_k + \delta) \\ \hat{y}_{gps_{k+1}} &= y_{gps_k} + \Delta_d \cos(\gamma_k + \delta) \end{aligned} \quad (36)$$

La matrice de covariance associée à cette position GPS est donnée par la relation :

$$\hat{\mathbf{Q}}_{gps_{k+1}} = \mathbf{J}_g \mathbf{C}_g \mathbf{J}_g^t \quad (37)$$

Où  $\mathbf{C}_g$  est une matrice de covariance constituée par la matrice de covariance  $\mathbf{Q}_{gps_k}$  et la matrice de covariance  $\mathbf{Q}_{U_k}$  associée au vecteur d'entrée  $\underline{U}_k$ . Et  $\mathbf{J}_g$  est le jacobien déduit des équations d'évolution de la nouvelle position GPS.

$$\mathbf{C}_g = \begin{pmatrix} \mathbf{Q}_{gps_k} & 0 \\ 0 & \mathbf{Q}_{U_k} \end{pmatrix} \quad (38)$$

et

$$\mathbf{J}_g = \frac{\partial \underline{X}_{gps_{k+1}}}{\partial (x_k, y_k, \Delta_d, \delta)} \quad (39)$$

$$\mathbf{J}_g = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -C\gamma\delta & -\Delta_d C\gamma\delta \\ 0 & 1 & S\gamma\delta & -\Delta_d S\gamma\delta \end{pmatrix} \quad (40)$$

### 4.2.2 Gestion des variations importantes du biais

Afin de vérifier que le biais n'a pas changé d'une itération à une autre il faut que la nouvelle position fournie par le GPS soit contenue dans l'intervalle de confiance (voir figure 12) soit l'ellipse décrite par le vecteur  $\underline{X}_{gps_{k+1}}$  et la matrice de covariance

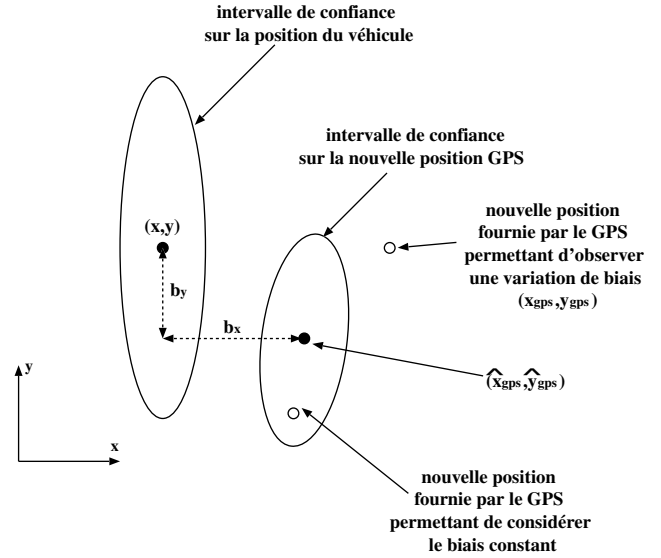


Figure 12. Variations du biais.

$\mathbf{Q}_{gps_{k+1}}$ . Ce nouvel intervalle de confiance est calculé à partir des dernières informations  $\underline{X}_{gps}$  et  $\underline{Q}_{gps}$  fournies par le GPS ainsi que les informations proprioceptives (voir section 4.2.1). Un calcul de distance de Mahalanobis permet de réaliser cette vérification. Il est donné par la relation :

$$d = (\underline{X}_{gps} - \underline{X}_{gps_{k+1}}) \mathbf{Q}_{gps_{k+1}}^{-1} (\underline{X}_{gps} - \underline{X}_{gps_{k+1}})^t \quad (41)$$

Si  $d < 1$  le biais peut être mis à jour correctement sinon le biais a subi une variation trop importante. Un seuil unité sur la distance de mahalanobis permet de considérer que si la position fournie par le GPS est éloignée de la position prédite de plus de 1 écart-type, le biais a changé. Ce choix place le système dans une situation plutôt pessimiste et le biais est rejeté plus souvent rendant ainsi l'estimation plus sûre. Il faut alors réinitialiser la matrice de covariance associée au vecteur d'état ainsi que les valeurs du biais dans le vecteur d'état avant la mise à jour. Pour ceci  $\mathbf{Q}_b$  reprend sa valeur initiale ( $\mathbf{Q}_{i_b}$  voir section 2.4.1) et les covariances entre la pose du véhicule et les paramètres du biais sont mises à zéro.  $\mathbf{Q}$  devient :

$$\mathbf{Q} = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy} & \sigma_x\gamma & 0 \\ \sigma_{yx} & \sigma_y^2 & \sigma_y\gamma & 0 \\ \sigma_{\gamma x} & \sigma_{\gamma y} & \sigma_\gamma^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{Q}_{i_b} \end{pmatrix} \quad (42)$$

N'ayant aucune connaissance *a priori* de la nouvelle valeur du biais, il est considéré comme la différence entre la position estimée dans le vecteur d'état et la nouvelle position donnée par le GPS respectant l'intervalle de confiance fourni par le constructeur. Dans ce cas le biais est donné par :

$$\begin{cases} b_{x_k} = x_k - x_{gps} \\ b_{y_k} = y_k - y_{gps} \end{cases} \quad (43)$$

avec

$$\begin{aligned} 0 < |b_{x_k}| < \sigma_P \\ 0 < |b_{y_k}| < \sigma_P \end{aligned} \quad (44)$$

Si les deux relations ci-dessus ne sont pas respectées alors  $b_{x_k}$  et  $b_{y_k}$  seront mis à zéro par défaut.

## 5. Résultats de la localisation

Les résultats des expérimentations réalisées sur le boulevard Bingen dans le centre de Clermont-Ferrand sont présentés. Cette section est très intéressante car elle présente plusieurs contextes routiers:  $2 \times 2$  voies,  $2 \times 1$  voie et un rond-point (voir figure 13).

L'évaluation expérimental du système de localisation proposé est vue selon trois aspects :

- comportement du système lors de perte de signal GPS,
- résultats de localisation lors de variation du biais,
- précision obtenue avec ce système.

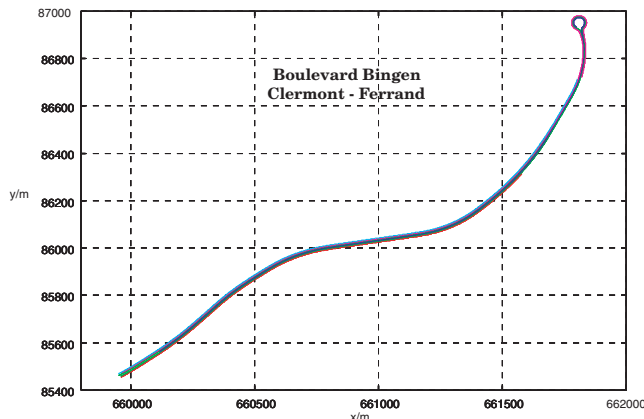


Figure 13. Carte de l'avenue Bingen.

### 5.1 Comportement lors de perte de signal GPS

La perte de signal GPS est assez fréquente en milieu urbain. Le comportement du système face à ce problème est particulièrement intéressant à observer. La perte de signal GPS pendant une durée de 15 s à 30 s a été simulée (simplement par une non utilisation des données GPS) pour deux cas différents : avec ou sans localisation par vision (voir figure 14).

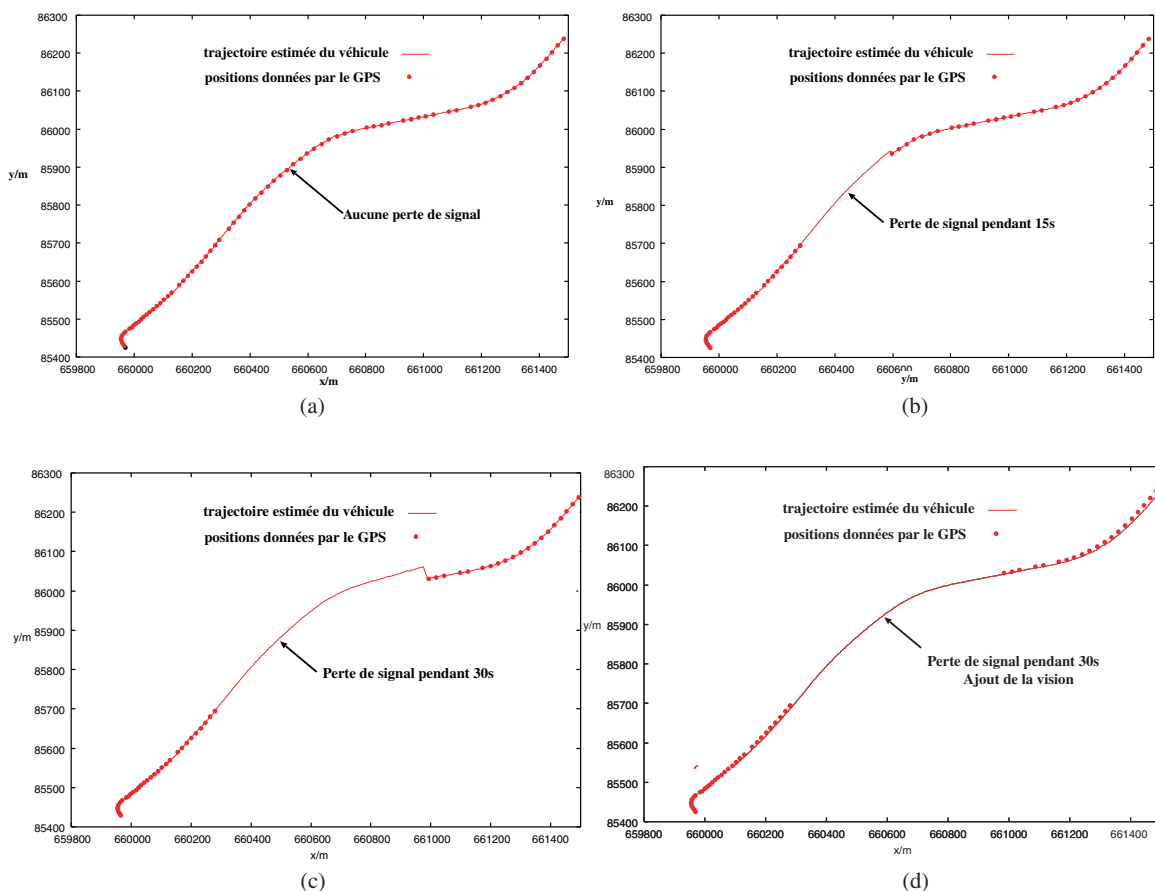


Figure 14. Influence de la perte de signal GPS sur l'estimation.

Le graphique *a* de la figure 14 est le résultat de la localisation sans information vision et sans perte de signal GPS et permet de connaître une trajectoire approximative du véhicule. Celle-ci passe par l'ensemble des données GPS car sans vision l'estimation du biais est impossible (voir chapitre 2.4.2).

Les graphiques *b* et *c* sont les résultats de la localisation sans «vision» et avec perte de signal GPS de 15 s et 30 s. Ici plus l'absence de signal GPS est longue, plus la dérive de la position par rapport au résultat du premier graphique est importante (comme énoncé dans le chapitre 1.1.1).

Enfin, le graphique *d* est le résultat de la localisation avec informations «vision». Pendant la perte de signal GPS, le système continue de fournir une position correcte du véhicule. Avec le GPS pris en compte, la trajectoire ne passe pas par l'ensemble des points GPS, car grâce à la mise à jour par données vision le système est capable d'estimer le biais.

Comme le montre le graphique *d*, l'utilisation de données «vision» couplées à la carte du réseau routier permet de fournir une estimation correcte de la position du véhicule même lorsque les données GPS ne sont pas présentes. Ceci est donc très intéressant dans les situations urbaines ou encore les tunnels. La précision obtenue sur l'estimation de la position du véhicule dépend fortement de celle estimée par l'algorithme de suivi de route (hypothèse que les erreurs de la carte sont négligeables).

## 5.2 Variations du biais

Dans ce paragraphe est présenté le comportement du système lors d'une variation soudaine du biais. Les figures 15a à f montrent les résultats de la localisation, la position donnée par le GPS ainsi que l'estimation de la position GPS et son intervalle de confiance dans la carte et ceci pour chaque mise à jour par des données GPS. Le tableau 2 présentent les valeurs numériques des résultats ainsi que la valeur du calcul de la distance de Mahalanobis (voir chapitre 2.4.2) lors de la mise à jour.

Tableau 2. Comparaison biais «réel» et biais estimé. - Valeurs de la distance de Mahalanobis entre la mesure GPS courante et la position prédite utilisée pour la remise à jour du biais. (\* À l'instant précédent, la distance de Mahalanobis très importante témoigne d'une variation trop importante du biais qui n'est alors pas estimé mais réinitialisé. La distance est Non Calculée (NC) à ces instants).

$t$	Position du véhicule		Biais		Biais estimé		Distance de Malahanobis
	$x/m$	$y/m$	$b_x/m$	$b_y/m$	$\hat{b}_x/m$	$\hat{b}_y/m$	
$t_0$	660891.98	86010.57	2.43	3.71	2.43	3.76	0.04
$t_1$	660917.66	86014.39	28.11	7.53	2.62	3.72	8924.36
$t'_1$	660917.64	86014.40	28.09	7.54	28.09	7.54	NC*
$t_2$	660943.51	86018.24	2.46	3.64	27.88	7.54	8887.61
$t'_2$	660943.52	86018.23	2.45	3.63	2.45	3.63	NC*
$t_3$	660969.40	86022.12	2.31	3.74	2.44	3.68	0.65

À  $t = t_0$  le système fournit une estimation de la position du véhicule ainsi que du biais noté  $b_0$ , celui-ci a été appris par le système depuis plusieurs itérations.

À  $t = t_1$  une variation du biais est survenue. L'estimation de la position GPS est fautive et la position GPS se trouve en dehors de l'intervalle de confiance calculé lors de la prédiction de la nouvelle position GPS (comme le confirme la distance Mahalanobis  $d = 8924.36 \gg 1$ ), le système doit réinitialiser le biais. Après la mise à jour ( $t = t'_1$ ) la nouvelle position GPS estimée est égale à la position GPS donc le biais a bien été réinitialisé. En ce qui concerne l'estimation de la position du véhicule, celle-ci n'a variée que de quelques centimètres entre  $t_1$  et  $t'_1$  et la mise à jour n'a eu que très peu d'influence.

À  $t = t_2$  les données GPS sont de nouveau biaisées par un biais très proche de  $b_0$ . Le système ayant pris en compte la variation du biais lors de la précédente mise à jour par données GPS, l'estimation de la position GPS est aussi de nouveau erronée ( $d = 8887.61$ ). C'est la même situation que pour  $t = t_1$  et  $t = t'_1$ . D'après les résultats obtenus à l'instant  $t = t'_2$  le système réagit de la même manière, le biais est initialisé et la mise à jour n'influence pas l'estimation de la position du véhicule.

Enfin à  $t = t_3$  l'estimation du biais est de nouveau correcte, comme le montre la distance Mahalanobis  $d = 0.65$ . La mise à jour ce fait sans réinitialisation du biais.

Le système semble peu sensible aux erreurs sur les données GPS et permet ainsi une estimation correcte de la position du véhicule bien que le biais subisse des variations.

## 5.3 Précision obtenue par le système

La précision obtenue avec ce système est évaluée dans une situations autoroutière ( $2 \times 2$  voies). Quatre phases différentes sont décrites : la phase d'initialisation du système, une deuxième phase où les informations «vision» sont valides, une troisième phase où une perte de signal GPS est simulée et enfin une der-

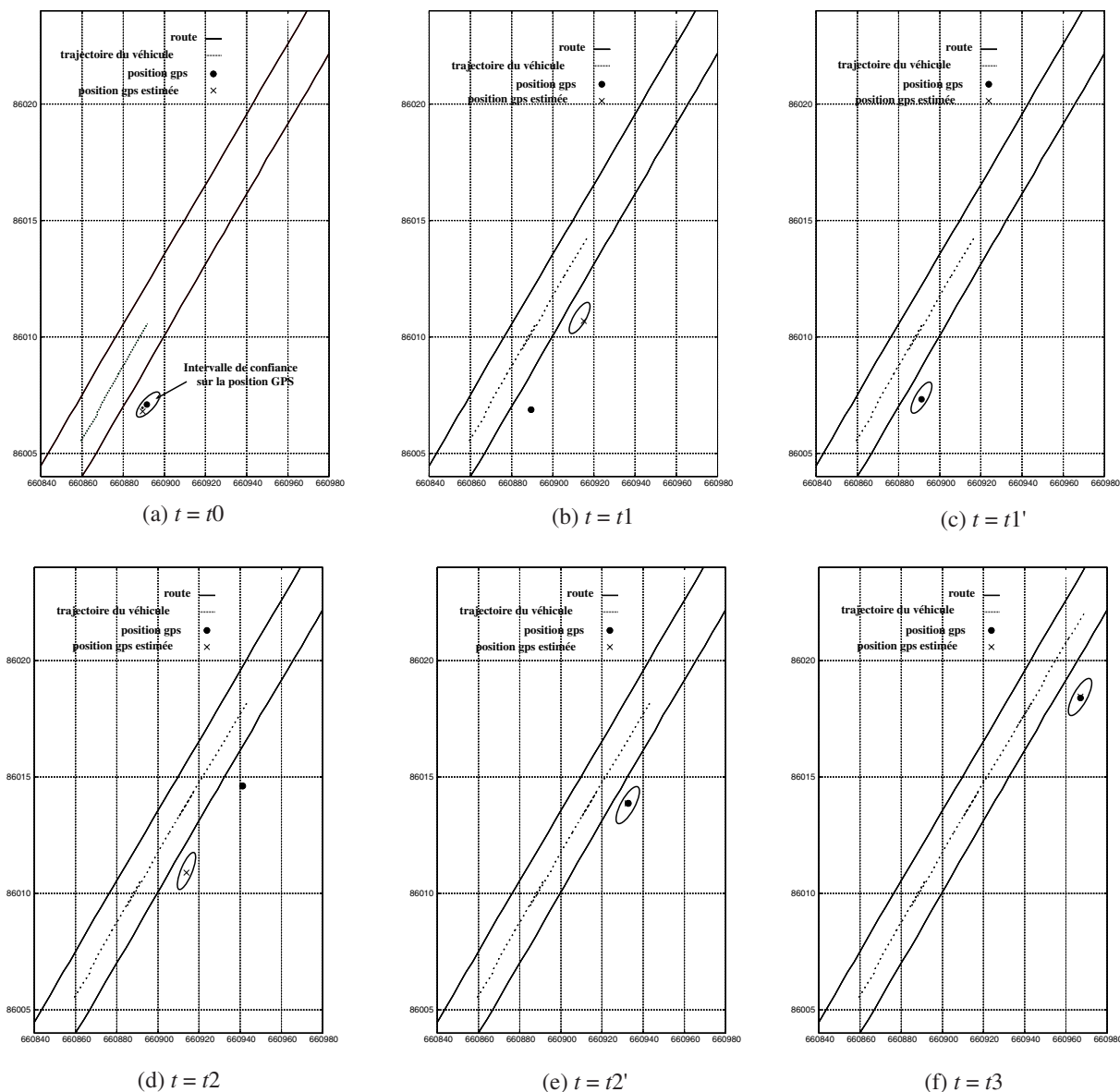


Figure 15. Influence d'une variation du biais.

nière phase où toutes les données sont utilisées (figure 16). Pour un meilleure compréhension, tous les résultats sont donnés dans le référentiel de la route : positions latérale et longitudinale du véhicule sur la chaussée ainsi que son cap  $\Psi$ .

De  $t = 0$  à  $t = t_0$  est représentée la phase d'initialisation du système, seule la mise à jour de l'état par les données GPS et la prédiction par les données proprioceptives sont réalisées (les données « vision » ne sont pas prises en compte). Cette phase permet de connaître la position et l'orientation du véhicule de manière peu précise avant que les données « vision » soit utilisées pour la mise à jour de l'état. Ici les erreurs sur la position latérale et la position longitudinale sont de l'ordre de 25 m ( $\approx$  précision du GPS). L'erreur sur  $\Psi$  est de l'ordre de 4 degrés avec des fluctuations de 1 degré dues aux incertitudes sur les capteurs proprioceptifs.

De  $t_0$  à  $t_1$  la mise à jour par les données « vision » est valide. L'ensemble des erreurs diminuent, l'erreur sur la position latérale du véhicule décroît vers 20 cm, l'erreur sur la position longitudinale vers 4 m et l'erreur sur  $\Psi$  autour de 2 degrés.

De  $t_1$  à  $t_2$  la perte de signal GPS n'affecte pas les résultats sur la localisation. Des variations assez fortes sur  $\Psi$  sont visibles, elles sont dues aux changements de voie de circulation ou à une mauvaise reconnaissance de la route par l'algorithme de « vision ».

Enfin après  $t_2$ , la localisation s'affine tant que l'algorithme de suivi de route fournit de bonnes informations.

Dans un deuxième temps la précision obtenue dans un cas où l'algorithme de « vision » est incapable de fournir des informations au système de localisation, (ici l'exemple d'un rond-point) va être étudiée. L'algorithme de vision possède ses limites



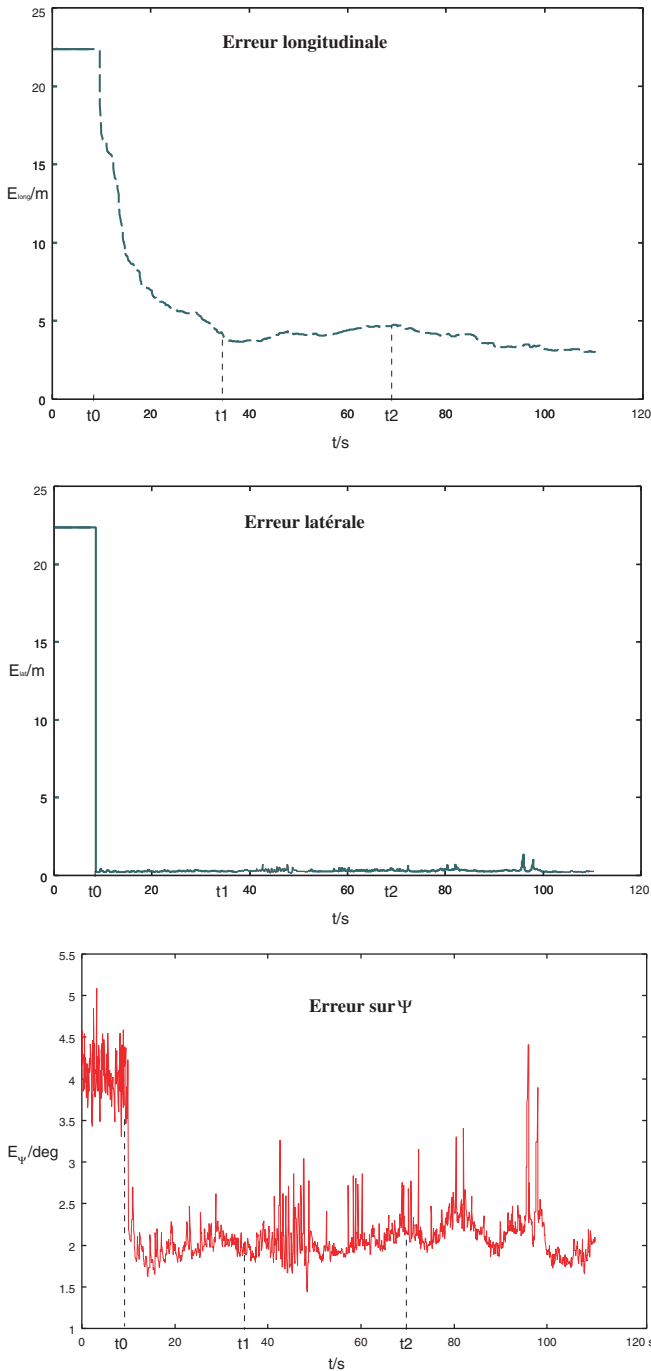


Figure 16. Evolution des erreurs de localisation (obtenues par comparaison au DGPS).

comme cela a été noté (§ 3.2.1) en particulier en cas de voies à forte courbure. Il n'est pas capable de détecter les bords. Le critère de reconnaissance de la route n'est pas vérifié ce qui constitue un indicateur dont le test permet de prendre en compte ou non la localisation par vision (donc dans le cas du rond-point de ne pas la considérer). L'estimation n'utilise dans ce cas que le GPS et les capteurs proprioceptifs. La vision ne dégrade donc pas le processus puisque lorsqu'elle est défaillante, il est possible de ne pas l'utiliser.

La figure 17 illustre l'expérimentation réalisée : après avoir parcouru environ 2 km (la localisation est précise à  $t = t_0$ ), le véhicule arrive au rond point par la voie de gauche d'une route  $2 \times 2$  voies, fait le tour du rond-point sur la voie intérieure et ressort sur la voie en sens inverse à la  $2 \times 2$  voies sur laquelle il est entré dans le rond-point. La trajectoire estimée du véhicule par le système ainsi que les différentes positions fournies par le GPS sont représentées respectivement par le tracé en pointillé et les croix.

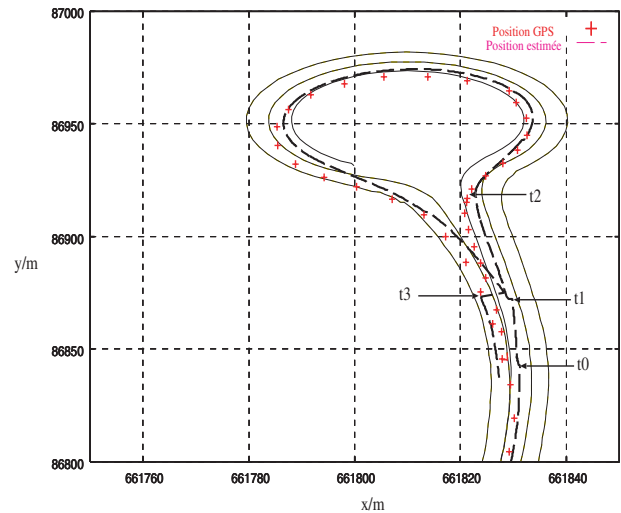


Figure 17. Trajectoire obtenue dans le rond point.

De  $t = t_0$  à  $t = t_1$  dans un premier temps l'algorithme de suivi de route fait une mauvaise estimation de la pose du véhicule sur la route impliquant une mauvaise estimation du véhicule dans le monde. Puis l'algorithme de « vision » ne fournit plus d'informations jusqu'à  $t = t_2$ , alors la trajectoire reste parfaitement acceptable grâce aux capteurs proprioceptifs et en dépit des informations GPS erronées.

De  $t = t_2$  à  $t = t_3$  l'algorithme de suivi de route est incapable de fournir des informations correctes dans le contexte d'un rond point donc la « vision » n'est plus valide, seules les informations GPS et proprioceptives sont utilisées pour la mise à jour de l'état. La trajectoire fournit par le système suit bien l'intérieur du rond point mais lorsque le véhicule en sort, l'estimation positionne le véhicule sur la mauvaise voie de circulation. Ceci est dû à la dérive des capteurs proprioceptifs. La précision obtenue sur chacun des paramètres diminue donc en fonction de la distance parcourue.

À  $t \geq t_3$  la « vision » est de nouveau valide, le véhicule de nouveau positionné sur la bonne voie de circulation et la précision sur les paramètres reprend des valeurs similaires à celles précédant  $t = t_0$ .

D'après ces résultats, la précision obtenue sur la localisation dépend fortement des informations fournies par l'algorithme de suivi de route, lorsque celui-ci ne fournit plus d'information

alors la précision diminue de par l'accumulation des capteurs proprioceptifs mais reste supérieur à la précision donnée par le GPS.

## 6. Conclusion

Cet article a présenté une technique de localisation de véhicule dans le réseau routier par fusion des données provenant d'un GPS, d'une localisation locale par vision associée à une carte précise et de capteurs proprioceptifs. La fusion par filtrage de Kalman estime la pose du véhicule de manière précise et robuste. La prise en compte dans le vecteur d'état du biais sur les données fournies par le GPS permet de rendre la localisation plus précise et moins sensible aux problèmes posés par les occultations des satellites.

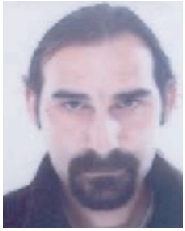
L'association originale d'un algorithme d'analyse d'image et d'une carte numérique du réseau routier, transformant des informations locales de positionnement (position latérale et orientation du véhicule sur la chaussée) en des informations globales (position et orientation dans le monde) avec des précisions très proches de celles des informations locales a permis d'obtenir une localisation de précision décimétrique.

Comme il est montré dans les résultats de la localisation aucune contrainte d'appartenance du véhicule à la route n'a été prise en compte, ce problème sera traité par l'utilisation d'un filtre à particules associé à la carte numérique du réseau routier. Le véhicule peut être situé sur l'une ou l'autre des voies de circulation. La position latérale est donc multimodale. L'utilisation d'un filtre à particules permet de gérer cette dernière contrainte ce qui n'est pas possible avec un filtre de Kalman.

Les données proprioceptives associées au modèle cinématique affinent la prédiction de la pose du véhicule dans le repère local lié à la route. Ceci permet de mettre en place un processus de suivi dynamique dans l'analyse d'images qui devrait améliorer la détection des bords de voie. Les données vision seront ainsi plus précises ce qui améliorera la précision et la robustesse de la localisation.

## Références

- [1] S. ARULAMPALAM, S. MASKELL, N. GORDON, et T. CLAPP, «A tutorial on particle filters for on-line non-linear/non-gaussian bayesian tracking», *IEEE Transactions of Signal Processing*, 50(2): 174-188, 2002. <http://citeseer.nj.nec.com/maskell01tutorial.html>.
- [2] P. BONNIFAIT, «Localisation précise en position et attitude des robots mobiles d'extérieur», PhD thesis, École centrale de Nantes, France, 1997.
- [3] S. BOTTON, F. DUQUENNE, Y. EGELS, M. EVEN, et P. WILLIS, *GPS localisation et navigation*, Hermes, 1998.
- [4] D. BOUVET, «Contribution à la localisation d'engins de chantiers routiers», PhD thesis, École centrale de Nantes, France, 2000.
- [5] S. CLARK, G. DISSANAYAKE, P. NEWMAN, et H. DURRANT-WHITE, «A solution to simultaneous localisation and map building (slam) problem», *Int. Journal of Robotic and Automation*, 17(3): 229-241, 2001.
- [6] P.H. DANA, «Global positioning system (gps) time dissemination for real-time applications», *The International journal of time critical computing systems*, 12(1): 9-40, 1997.
- [7] F. DELLAERT, D. FOX, W. BURGARD, et S. THRUN, «Monte carlo localization for mobile robots», *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA99)*, 1999.
- [8] C. DURIEU, M.J. ALDON, et D. MEIZEL, «La fusion de données multisensorielles pour la localisation en robotique mobile», *Traitement du signal*, 13(2): 143-166, 1996.
- [9] R.E. KALMAN, «A new approach to linear filtering and prediction problems», *Transaction of the ASME Journal of Basic Engineering*, 82(1): 35-45, 1960.
- [10] F. LU et E. MILIOS, «Globally consistent range scan alignment for environment mapping», *Autonomous robots*, 4: 333-349, 1997.
- [11] M. BETKE et K. GURVITS, «Mobile robot localization using landmarks», volume 2, pages 135-142, 1994.
- [12] L. PRONZATO et E. WALTE, «Minimal-volume ellipsoids», *Int. Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 8(2): 15-30, 1994.
- [13] R. AUFRÈRE, «Reconnaissance et suivi de route par vision artificielle application à l'aide à la conduite», PhD thesis, Université Blaise Pascal, 2001.
- [14] R. CHAPUIS, J. LANEURIT, R. AUFRÈRE, F. CHAUSSE, et T. CHATEAU, «Accurate vision based road tracker», In *IV'2002 (IEEE Int. Conf. on Intelligent Vehicles)*, pages CD-ROM file N° IV-103.pdf, Versailles (France), June 18-20 2002.
- [15] I.M. REKLEITIS, «Cooperative Localization and Multi-Robot Exploration», PhD thesis, School of Computer Science, McGill University, Montreal, Quebec, Canada, 2003. <http://www.cim.mcgill.ca/~yiannis/Publications/thesis.pdf>.
- [16] B. SCHIELE et J. CROWLEY, «A comparison of position estimation technics using occupancy grids», pages 1628-1634, 1994.
- [17] F.C. SCHWEPPE, «Recursive state estimation : unknown but bounded errors and system inputs», *IEEE Transactions on Automatic Control*, 13(1): 22-28, 1968.
- [18] R. TALLURI et J.K. AGGARWAL, «Image/map correspondence for mobile robot self-location using computer graphics», *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15: 597-601, 1993.
- [19] J. VAGANAY, «Conception d'un système multisensoriel de localisation dynamique 3D pour robot mobile», PhD thesis, University Montpellier II, France, 1993.
- [20] J. VAGANAY, J.G. BELLIGHAM, et J. LEONARD, «Comparison of fix computation and filtering for autonomous acoustic navigation», *International Journal of Systems Science*, 29: 1111-1122, 1998.
- [21] H. WANG, T. ISHIMATSU, et J.T. MIAN, «Self-location for an electric wheel-chair», *Japan Society of Mechanical Engineers International Journal*, 40(3): 433-438, 1997.



**J. Laneurit**

Jean Laneurit est doctorant au LASMEA. Il prépare une thèse sur la perception multisensorielle pour la localisation de véhicule routiers. Il est Diplômé d'Étude Approfondies depuis 2001.



**F. Chausse**

Frédéric Chausse est Maître de Conférences à l'IUT de l'Université d'Auvergne. Il est Docteur d'Université depuis 1994. Ses travaux de recherches concernent la perception multisensorielle active pour l'analyse de scènes. Ils sont menés au LASMEA.



**R. Chapuis**

Roland Chapuis est Professeur des Universités au Centre Universitaire de Sciences et Techniques, École d'ingénieur de l'Université Blaise Pascal de Clermont-Ferrand. Il est Habilité à Diriger des Recherches depuis 2000. Ces travaux de recherche, menés au LASMEA, concernent l'analyse de scène par perception multisensorielle.



