

La fusion de données multisensorielles pour la localisation en robotique mobile

Multisensory Data Fusion for Localisation In Mobile Robotics

par Cécile DURIEU*, Marie-José ALDON**, Dominique MEIZEL***

* Laboratoire d'Electricité Signaux et Robotique (L.E.Si.R.)

U.R.A. C.N.R.S. 1375 – E.N.S Cachan, 61, avenue du Président Wilson, F-94235 Cachan cedex

C.N.R.S. - GdR 134 : TdSI - G.T. 5 «Fusion» E.N.S.T., 6, rue Barrault F-75013 Paris

actuellement en détachement au L.S.S. C.N.R.S. - Supélec F-91192 Gif sur Yvette

** Laboratoire d'Informatique de Robotique et de Microélectronique de Montpellier (L.I.R.M.M.)

U.R.M. C.N.R.S. 9928, 161, rue Ada, F-34392 Montpellier cedex 5

*** Laboratoire d'Heuristique et Diagnostic des Systèmes Complexes (HEUDIASYC)

U.R.A. C.N.R.S. 817, U.T.C. – BP 649, F-60206 Compiègne cedex

résumé et mots clés

La robotique mobile est un champ d'application privilégié de la fusion de données multisensorielles. Cet article est une synthèse de travaux effectués dans trois laboratoires sur la localisation de véhicules mobiles. Après avoir défini le problème, nous présentons les algorithmes proposés combinant la localisation relative – obtenue par exploitation des données fournies par différents capteurs proprioceptifs (odomètre et centrale à inertie) – avec un recalage absolu par rapport à des balises ponctuelles ou des segments de droite – les mesures étant des distances et/ou des angles.

Le formalisme retenu est principalement celui du filtrage de Kalman mais, de manière similaire, la localisation des véhicules peut être obtenue en mettant en œuvre un algorithme d'estimation à erreur bornée. Cette dernière technique est bien adaptée pour la gestion de données manquantes dans des angles morts, point qui est également abordé. La fusion de données fournit non seulement une estimation de la configuration du robot (position, orientation, ...) mais également l'incertitude avec laquelle cette grandeur est connue.

Une généralisation des algorithmes dans un environnement qui n'est que partiellement connu est également présentée : la position des repères *mal connus* est recalée et la localisation du robot est effectuée avec des repères *bien connus*.

Une gestion intelligente des données extéroceptives permet de sélectionner ou de prévoir celles qui sont les plus pertinentes, limitant ainsi les traitements et les calculs sans pour autant dégrader de façon significative les performances de l'estimateur de la configuration du véhicule.

Les différentes solutions proposées ont été validées en simulation et partiellement testées sur site réel avec différents robots et capteurs.

Fusion de données, Véhicules mobiles autonomes, Localisation, Filtrage de Kalman, Estimation à erreur bornée, Données manquantes, Recalage de balises, Sélection d'informations

abstract and key words

Mobile robotics is an essential application field for multisensor fusion. This paper presents some works performed in three French laboratories concerning the localisation of mobile robots. The proposed methods and algorithms combine the relative localisation obtained from vehicle referenced sensors (odometers and accelerometers) and measurements from world characteristics (punctual beacons and landmarks) such as distances or angles.

The main discussed formalism is Kalman filtering. Anyway, the method is shown to be adaptable to the use of bounded error estimation algorithms. This last technique has been found to be well suited to the treatment of blind zones in (restricted) vision problems. Sensor fusion yields at the same time an estimation of the robot configuration (position, orientation, ...) together with the uncertainty of this estimation.

A generalisation of localisation algorithms in a partially known environment is further discussed. In this case, the position of *poorly known* beacons is updated in the same time the localisation of the robot is obtained from *accurately known* references.

Additionally, an intelligent management of world referenced measurements is used to select the most useful data in order to limit the computational burden of the localisation and to speed up the real time execution of the algorithms without significant degradation of estimator performances.

The different solutions have been validated and are illustrated by simulations and real experiments.

Data fusion, Autonomous mobile vehicules, Localisation, Kalman filtering, Bounded error estimation, Lacking data, Correction of beacon position, Information selection.

1. introduction

Les performances d'un système complexe dépendent des informations qu'il possède sur son état interne et son environnement. Dans de nombreuses applications telles que la surveillance, le diagnostic ou la robotique mobile notamment, un seul capteur est en général insuffisant pour fournir tous les éléments nécessaires. Dans ce cas, on est amené à faire appel à plusieurs capteurs de même nature ou hétérogènes. La multiplication du nombre de capteurs conduit à mettre en œuvre des algorithmes de fusion de données multisensorielles pour exploiter la complémentarité et la redondance des mesures. Un filtrage des données ainsi qu'un contrôle de leur robustesse sont des étapes cruciales pour obtenir une estimation précise des paramètres recherchés ainsi que la confiance accordée au résultat. Un processus de décision permet ensuite d'exploiter ces grandeurs et, le plus souvent, de commander les actions que le système doit accomplir.

Le module de perception joue un rôle essentiel dans l'évolution des robots mobiles vers une autonomie croissante et la localisation est l'une des fonctions essentielles. C'est pourquoi le problème fondamental de la localisation constitue une voie de recherche privilégiée en robotique mobile depuis de nombreuses années. Pour le résoudre on est très souvent conduit, comme nous allons le voir dans cet article de synthèse, à exploiter les mesures fournies par un système multicapteur et les exemples de solutions utilisant la fusion de données multisensorielles sont nombreux. Nous présentons les travaux réalisés sur ce thème dans trois laboratoires.

La localisation des véhicules mobiles est souvent obtenue par deux méthodes classiques complémentaires : localisation absolue ou localisation relative. La dernière technique, qui consiste à intégrer les déplacements élémentaires du véhicule, fait appel uniquement à des informations sur l'état interne du robot et elle nécessite un modèle d'évolution du mobile. Ses limites sont dues à l'accumulation (par l'intégration) des erreurs. La localisation absolue, quant à elle, exploite des informations sur la configuration recherchée du véhicule (position et orientation le plus souvent) par rapport à son environnement. Les méthodes classiques de localisation absolue reposent sur la triangulation ou consistent parfois, comme nous l'avons proposé au L.E.Si.R. dans [1], à minimiser un critère de type moindres carrés ou maximum de vraisemblance. Cette dernière approche nous avait permis d'introduire, en 1989, une solution pour réaliser la fusion de données dans des cas simples [2]. Toutes ces méthodes de localisation absolue ne peuvent être utilisées que si l'on dispose d'un nombre minimum de mesures par rapport à l'environnement, ce qui n'est pas le cas des algorithmes de fusion de données multisensorielles pour la localisation que nous proposons dans cet article. Le principe de ces algorithmes est présenté dans la deuxième partie (§ 2.2) après y avoir décrit le système étudié (§ 2.1).

Le formalisme retenu pour la première approche est celui du filtrage de Kalman (§ 2.2.1). Une telle solution, également exploitée

par d'autres laboratoires (le C.E.R.T. [3], le L.A.N. [4], l'Université d'Oxford [5], ...), présente aujourd'hui une réelle maturité même si de nombreuses applications opérationnelles continuent à utiliser des solutions classiques moins performantes (triangulation, ...) qui n'exploitent pas la redondance des informations. Différentes variantes du filtrage, dépendant des applications, des capteurs et du contexte, sont proposées dans la littérature. Des études complètes de l'algorithme de fusion avec différents capteurs proprioceptifs (odomètre et capteurs inertiels) et des capteurs d'environnement (de type télémètre et/ou goniomètre) ont été menées au L.I.R.M.M. (thèse de J. VAGANAY [6]), et au L.E.Si.R. (thèse de J. OPDERBECKE [7]).

De manière relativement similaire, la fusion de données peut être réalisée en utilisant les techniques d'estimation à erreur bornée (§ 2.2.2) dont on trouve une présentation de synthèse dans [8]. Une telle solution a été envisagée à l'HEUDIASYC [9,10] d'abord de façon exclusive puis en cherchant des complémentarités avec d'autres techniques telles que le filtrage de Kalman [11, 12] ainsi que dans l'étude de l'environnement d'un véhicule automobile développé dans le cadre du projet PROMETHEUS¹. Pour cette application, ce type de méthode permet d'améliorer la localisation d'un obstacle se trouvant dans un angle mort de vision en utilisant le fait que, justement, on ne voit rien!

La troisième partie concerne plus précisément l'application de ces algorithmes à la localisation d'un robot mobile. La fusion de données est effectuée en deux étapes : tout d'abord la combinaison des données proprioceptives uniquement (§ 3.1) et ensuite la fusion des mesures proprioceptives et extéroceptives (§ 3.2). Le problème de prise en compte de l'asynchronisme des données est abordé à la fin de cette partie (§ 3.3).

La quatrième partie concerne les extensions des algorithmes. Après avoir présenté l'exploitation de données manquantes (§ 4.1), le problème de la localisation dans un environnement mal connu est ensuite abordé : un recalage des repères mal connus peut être effectué et des informations provenant de repères relativement bien connus peuvent être exploitées pour le recalage du robot (§ 4.2). Ainsi le robot peut identifier lui-même des balises naturelles qui vont ensuite servir à sa localisation et un modèle partiel de l'environnement peut être construit. L'information apportée par les mesures extéroceptives dépend de la configuration du robot par rapport aux repères observés. Nous avons été conduits à définir une stratégie simple et efficace de gestion des capteurs afin de sélectionner les données les plus pertinentes (§ 4.3). Ce choix est utile lorsque les éléments caractéristiques de l'environnement sont en nombre important.

Les algorithmes présentés dans le corps de cet article sont illustrés par des résultats de simulation, des études statistiques ou des résultats expérimentaux obtenus sur site réel. Ces différents résultats sont le plus souvent présentés en annexe.

1. programme EUREKA : PROgramme for a European Traffic with Highest Efficiency and Unprecedented Safety.

2. position du problème

2.1. présentation du système

Un robot mobile est un système mécanique polyarticulé doté de moyens d'actions, de perception et de décision. En utilisant les lois de la mécanique classique, on peut expliciter son évolution par une équation d'état de dimension finie (1). Des données issues de capteurs donnent des informations sur cet état et constituent l'équation d'observation (2).

$$\dot{X}(t) = F(X(t), U(t)) \quad (1)$$

$$Z(t) = G(X(t), U(t)) \quad (2)$$

Dans cette expression t est le temps, $X(t) \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur d'état, $Z(t) \in \mathbb{R}^m$ est le vecteur des mesures; l'entrée $U(t) \in \mathbb{R}^l$ est élaborée par l'organe de décision et est donc connue de lui.

Pour des raisons pédagogiques, on focalise l'exposé sur le cas le plus simple correspondant à un véhicule monocorps se déplaçant sur un sol plat et mu par l'intermédiaire de roues indéformables. De plus, ceci correspond à la plupart des applications concernant les robots d'intérieur. La configuration de ce système est constituée des degrés de liberté d'un solide dans le plan, c'est-à-dire des coordonnées (x, y) d'un point caractéristique et de l'orientation θ d'un axe caractéristique (figure 1).

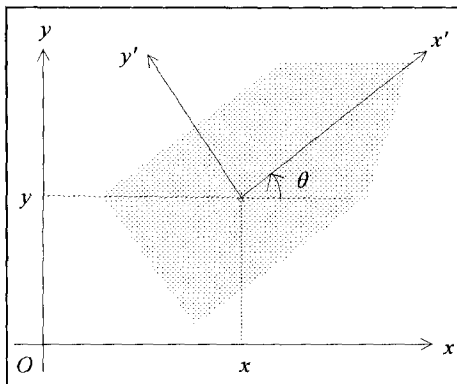


Figure 1. – Configuration d'un véhicule 2D.

On considère dans la suite un véhicule à essieu fixe. En choisissant le point caractéristique, M , sur cet essieu, on a un modèle cinématique de mouvement plan sur plan² :

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & 0 \\ \sin(\theta) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \nu \\ \omega \end{bmatrix} \quad (3)$$

2. Dans cette notation et les suivantes, la dépendance en temps (t) des grandeurs est omise afin de ne pas surcharger les expressions.

Dans cette expression ν est la vitesse de translation du point caractéristique et ω est la vitesse de lacet. $U = [\nu \ \omega]^T$ est l'entrée du modèle cinématique (3) et $X = [x \ y \ \theta]^T$ l'état. Le lien de ce modèle avec la motorisation dépend de celle-ci, les deux cas usuels étant le char et la bicyclette.

Dans le cas d'un char à roues motrices indépendantes (figure 2) où les variables d'actions sont les vitesses angulaires des roues motrices droite et gauche (ω^d et ω^g), on a la relation (4) où D est le diamètre des motrices et E désigne la voie du véhicule :

$$\begin{bmatrix} \nu \\ \omega \end{bmatrix} = \frac{D}{4} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ \frac{2}{E} & -\frac{2}{E} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \omega^d \\ \omega^g \end{bmatrix} \quad (4)$$

Par contre, pour une bicyclette où les variables d'action sont l'angle du guidon ψ et la vitesse ν du point caractéristique confondu avec le moyeu de la roue arrière; on a la relation (5) liant l'entrée U et les variables d'action :

$$\begin{bmatrix} \nu \\ \omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \nu \\ \frac{\nu}{l \cdot \tan(\psi)} \end{bmatrix} \quad (5)$$

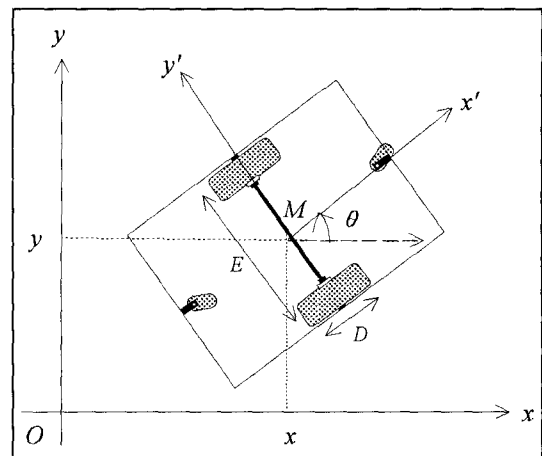


Figure 2. – Géométrie d'un char.

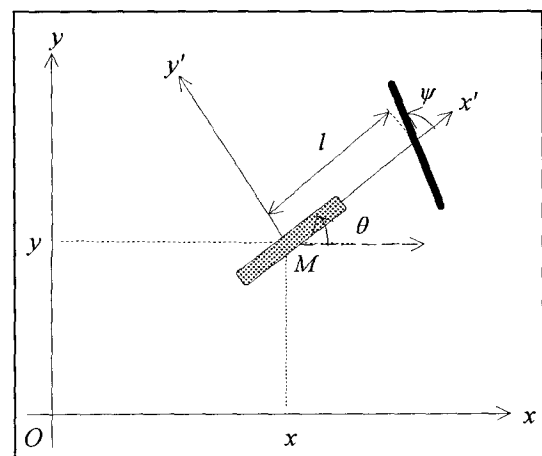


Figure 3. – Géométrie d'une bicyclette.

On peut, de plus, tenir compte de phénomènes dynamiques en utilisant des accélérations tangentielle (γ^t) et angulaire (γ^a) – c'est-à-dire des forces et couples – comme variables d'entrée plutôt que des vitesses. Par exemple, on peut donner une version dynamique générique du modèle (3) sous la forme suivante :

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\nu} \\ \dot{\omega} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & 0 \\ \sin(\theta) & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \nu \\ \omega \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \gamma^t \\ \gamma^a \end{bmatrix} \quad (6)$$

Les modèles présentés auparavant sont déterministes car basés sur des hypothèses simplificatrices très réductrices (roues rigides et infiniment minces, pas de glissement,...). En général, on tient compte de cet aspect approximatif du modèle au travers d'un bruit d'état V que l'on ajoute au membre de droite de l'équation d'état (1).

Enfin, comme les dispositifs de contrôle et de traitement sont numériques, l'équation d'évolution, par exemple l'équation (3), est généralement présentée en temps discret comme dans (7) où $X_k = X(t_k)$ et V_k est le bruit d'état perturbant l'évolution du système entre les instants t_k et t_{k+1} .

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ \theta_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos(\theta_k + \frac{\omega_k \cdot (t_{k+1} - t_k)}{2}) & 0 \\ \sin(\theta_k + \frac{\omega_k \cdot (t_{k+1} - t_k)}{2}) & 0 \\ 0 & t_{k+1} - t_k \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \nu_k \\ \omega_k \end{bmatrix} + V_k = F(X_k, U_k) + V_k \quad (7)$$

Les mesures (encore appelées sorties) du système étudié sont regroupées en 2 classes.

- Les mesures **proprioceptives** qui sont issues de capteurs embarqués et sont des fonctions de l'état et des entrées du véhicule. Des mesures d'accélération du mobile, de vitesse de translation et de vitesse de rotation en sont des exemples.

- Les mesures **extéroceptives** qui sont engendrées par l'interaction entre le robot et l'environnement. Elles sont aussi fonction de l'état et éventuellement des entrées du véhicule mais également du milieu dans lequel évolue le robot. Elles servent au recalage absolu du véhicule. Ce sont, par exemple, des grandeurs géométriques telles que des distances entre le robot et des repères, ou des écarts angulaires par rapport à une référence artificielle ou naturelle telle que le nord magnétique.

Dans les travaux présentés dans cet article, les capteurs extéroceptifs sont :

- une ceinture de télémètres à ultrasons (HEUDIASYC),
- un goniomètre optique (L.I.R.M.M.),

- un télémètre laser avec balayage panoramique (L.E.Si.R.), décrit plus en détail dans [13, 14].

Les capteurs proprioceptifs sont :

- des codeurs incrémentaux liés aux roues motrices,
- un accéléromètre,
- un gyromètre.

Si on se place à un instant particulier noté t_k toutes les mesures ne sont pas forcément disponibles; ainsi la dimension du vecteur observation (8) dépend du temps.

$$Z_k = G_k(X_k, U_k) \quad (8)$$

On prend en compte l'imprécision liée au processus de mesure au travers d'un bruit additif W_k , appelé bruit de mesure (9). L'équation d'observation et la précision des mesures dépendent des capteurs utilisés; le détail se trouve dans [6] et [7].

$$Z_k = G_k(X_k, U_k) + W_k \quad (9)$$

Le problème de localisation se pose en ces termes : à l'instant t_k nous cherchons une estimation de l'état du robot à partir de la connaissance des entrées $\{U_0, U_1, \dots, U_i, \dots, U_{k-1}\}$ appliquées au robot et des mesures $\{Z_1, Z_2, \dots, Z_i, \dots, Z_k\}$ disponibles jusqu'à l'instant t_k , ainsi que d'un modèle de l'environnement si on utilise des mesures extéroceptives. Notons que les entrées U_k peuvent être obtenues à partir du système de contrôle ou de capteurs proprioceptifs comme c'est le cas dans la suite. Le bruit d'état V_k tient alors compte de la précision avec laquelle l'entrée est connue.

Avant de passer à la section suivante où l'on explicite les algorithmes récursifs d'estimation, on doit chercher si le système, dont l'état X_k est solution et dont les équations sont les mesures propagées jusqu'à l'instant t_k au travers du modèle d'évolution, a une solution et est bien conditionné. Si tel est le cas, on dit que le système dynamique est *observable* au travers des sorties mesurées. Dans le domaine des systèmes linéaires, stationnaires ou non, on dispose de tests faciles à calculer pour caractériser cette propriété qui se révèle intrinsèque au modèle même si on doit ensuite adjoindre une condition d'excitation persistante de l'entrée pour mener à bien l'estimation. Dans le cas qui nous préoccupe de systèmes non linéaires et non stationnaires, la théorie de l'observabilité est plus récente [15] mais elle a néanmoins permis de montrer que l'étude de l'existence d'une solution au problème d'estimation d'état ne peut plus en général être découplée en l'analyse des propriétés structurelles d'observabilité du modèle et de l'excitation persistante de l'entrée : on ne dispose donc plus d'un test simple. On se contentera de faire usage de la nature géométrique et physique du problème à résoudre qui permet de conclure à l'existence ou non d'une solution au problème de localisation envisagé. Enfin, l'estimation simultanée de l'état et de sa précision permet de diagnostiquer un problème d'inobservabilité d'une partie de l'état lorsque l'imprécision demeure grande dans un sous espace de l'espace d'état.

2.2. présentation des algorithmes

Il s'agit d'estimer l'état X_k d'un système dynamique discret caractérisé par son équation d'état et son équation d'observation. L'exploitation et la combinaison de toutes les données disponibles (entrées et observations) jusqu'à l'instant t_k peuvent être obtenues par deux voies.

– L'**approche statistique** traditionnelle qui consiste à décrire les incertitudes à l'aide de variables aléatoires. Le filtrage de Kalman est tout particulièrement bien adapté pour résoudre le problème considéré (§ 2.2.1). L'estimation obtenue est alors le couple $(\hat{X}_{k/k}, P_{k/k})$ composé d'une estimation de l'état à l'instant t_k et de sa matrice de covariance.

– Les **techniques d'estimation à erreur bornée** qui déterminent un ensemble de valeurs compatibles avec les données disponibles et leur précision (§ 2.2.2). Tous les éléments de ce domaine sont également admissibles.

Ces deux démarches conduisent à une formulation récurrente de l'état estimé du robot ainsi que de sa précision, ce qui facilite les traitements en temps réel. Notons que les observations Z_k sont soit simultanées soit synchronisées.

2.2.1. filtrage de Kalman

Dans le cadre de la théorie des systèmes dynamiques linéaires, le filtrage de Kalman définit une estimation récursive, optimale au sens d'un critère quadratique, de l'état du système à partir d'une séquence d'observations. Il met à jour un estimateur $\hat{X}_{k/k}$ qui tient compte de toutes les informations disponibles jusqu'à l'instant t_k considéré et qui minimise la trace de la matrice de covariance associée $P_{k/k} = E[(\hat{X}_{k/k} - X_k) \cdot (\hat{X}_{k/k} - X_k)^T]$ encore appelée erreur quadratique moyenne.

Dans le cas de notre application où les équations d'état et d'observation sont non linéaires, on utilise une approximation qui consiste à considérer ces équations linéarisées autour de l'estimation courante pour pouvoir appliquer les équations du filtrage de Kalman comme dans le cas d'un système linéaire. On parle alors de Filtrage de Kalman étendu.

La formulation (la plus simple) du filtre suppose que les bruits sont centrés, blancs, décorrélés entre eux et de l'état initial et de covariance connue. Le filtrage de Kalman étant un outil classique, son développement n'est pas rappelé dans cet article et nous renvoyons les lecteurs à [16] ou [17]. Nous donnons uniquement les principaux résultats utiles à la compréhension de cet article.

2.2.1.1. prédiction

Dans une première étape, l'état à l'instant t_{k+1} est prédit à partir de l'état estimé à l'instant t_k et de l'équation du modèle d'évolution à temps discret de l'état (par exemple l'équation (7)). On note $\hat{X}_{k+1/k}$ cette prédiction et $P_{k+1/k}$ sa matrice de covariance :

$$\hat{X}_{k+1/k} = \mathbf{F}(\hat{X}_{k/k}, U_k) \quad (10)$$

$$P_{k+1/k} = \mathbf{F}(\hat{X}_{k/k}) \cdot P_{k/k} \cdot \mathbf{F}(\hat{X}_{k/k})^T + Q_k \quad (11)$$

où $\mathbf{F}(\cdot)$ est la matrice jacobienne de la fonction $\mathbf{F}(\cdot)$ par rapport à l'état et Q_k est la matrice de covariance du bruit d'état. Sur la formule (11), on constate que cette méthode conduit à une accumulation des erreurs, phénomène bien connu. La correction de la prédiction avec des observations permet de diminuer les erreurs accumulées.

2.2.1.2. correction

A partir de la prédiction de l'état et de l'équation d'observation, on prédit l'observation (12) avec sa précision (13).

$$\hat{Z}_{k+1/k} = \mathbf{G}_{k+1}(\hat{X}_{k+1/k}, U_{k+1}) \quad (12)$$

$$S_{k+1/k} = \mathbf{G}_{k+1}(\hat{X}_{k+1/k}) \cdot P_{k+1/k} \cdot \mathbf{G}_{k+1}(\hat{X}_{k+1/k})^T + R_{k+1} \quad (13)$$

$\mathbf{G}_k(\cdot)$ est la matrice jacobienne de la fonction $\mathbf{G}_k(\cdot)$ par rapport à l'état et R_k est la matrice de covariance du bruit d'observation.

La position prédite est corrigée avec un terme qui est proportionnel à l'erreur de prédiction de l'observation (14). La matrice de covariance de l'erreur d'estimation de l'état à l'instant t_{k+1} est donnée en (16).

$$\hat{X}_{k+1/k+1} = \hat{X}_{k+1/k} + K_{k+1} \cdot (Z_{k+1} - \hat{Z}_{k+1/k}) \quad (14)$$

$$K_{k+1} = P_{k+1/k} \cdot \mathbf{G}_{k+1}(\hat{X}_{k+1/k})^T \cdot S_{k+1/k}^{-1} \quad (15)$$

$$P_{k+1/k+1} = \left(I - K_{k+1} \cdot \mathbf{G}_{k+1}(\hat{X}_{k+1/k}) \right) \cdot P_{k+1/k} \quad (16)$$

Cette formulation du filtre de Kalman nécessite l'inversion de la matrice $S_{k+1/k}$ qui a la dimension du vecteur d'observation. Cependant, si les différentes mesures constituant le vecteur d'observation sont indépendantes, on peut répéter les étapes (12) à (16) pour chaque donnée, $S_{k+1/k}$ est alors un scalaire. Si de plus les erreurs de linéarisation ne sont pas trop grandes (ce qui est le cas pour l'application envisagée), on obtient sensiblement les mêmes résultats avec les deux solutions.

2.2.2. estimation à erreur bornée

Dans l'approche ensembliste à erreur bornée, on suppose que le bruit est borné avec des bornes inférieures et supérieures connues, sans faire d'autres hypothèses sur la distribution entre ces bornes. Pour des bruits de mesure, cette information est conventionnellement fournie par les constructeurs de capteurs qui donnent un intervalle admissible autour de la valeur mesurée où se trouve *certainement* la mesure vraie. Les techniques d'estimation à erreur bornée manipulent une information constituée par des inégalités que les paramètres doivent vérifier pour être acceptables compte tenu des données et des bornes du bruit. Ces méthodes ont pour objet de caractériser l'ensemble admissible des valeurs des paramètres qui satisfont les inégalités. Cette approche date des années 1970 et est due à Schweppe [18]. Elle est beaucoup moins connue que le filtrage de Kalman mais a suscité un regain d'intérêt

ces dernières années comme en témoignent par exemple des numéros spéciaux de *Mathematics and Computers in Simulation* [19] et *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing* [20,21] qui lui sont consacrés.

L'ensemble des valeurs admissibles du paramètre est en général très complexe; il est donc intéressant de disposer de méthodes pour déterminer des ensembles de forme simple le contenant. Les ensembles couramment retenus sont les ellipsoïdes, les orthotopes (ou pavés), les parallélotopes et les polyèdres à complexité limitée et les plus utilisés sont les ellipsoïdes. Des techniques récursives de détermination d'un ellipsoïde extérieur contenant toutes les valeurs d'un paramètre X compatibles avec les mesures scalaires z_i ($i = 1, \dots, I$) sont souvent choisies. Plusieurs critères pour déterminer les ellipsoïdes extérieurs peuvent être retenus; citons par exemple la minimisation du déterminant de la matrice associée à cet ellipsoïde (homogène à son volume au carré) ou encore la minimisation de la trace de cette matrice (correspondant à la somme des carrés de demi-longueurs des axes de l'ellipsoïde). Ces deux méthodes ont été proposées par Schweppe mais ces dernières années la minimisation du volume a surtout été étudiée. L'algorithme retenu correspond à la minimisation du volume et est celui proposé par Pronzato et Walter [22] qui ont repris et amélioré l'algorithme proposé par Fogel et Huang en 1982 [23]. Il est encore appelé algorithme E.P.C.³. Etant beaucoup moins connu que le filtrage de Kalman, il est développé ci-dessous.

2.2.2.1. estimation

On considère des mesures z_i ($i = 1, \dots, I$) scalaires et linéaires par rapport au vecteur X à estimer (de dimension n), le bruit étant additif. Le modèle de mesure est alors le suivant :

$$z_i = C_i \cdot X + w_i \text{ avec } z_i \in \mathfrak{R} \text{ (} i = 1, \dots, I \text{) et } X \in \mathfrak{R}^n \text{ (17)}$$

C_i étant connu ainsi que les bornes inférieure (\underline{w}_i) et supérieure (\overline{w}_i) du bruit w_i . Par un changement de variable adéquat ($w_i = w_i + \frac{w_i + \overline{w}_i}{2}$), on peut toujours utiliser des bornes symétriques du bruit de mesure :

$$|w_i| \leq \beta_i = \frac{\overline{w}_i - \underline{w}_i}{2} \text{ avec } \beta_i \text{ connu} \text{ (18)}$$

Une mesure linéaire en l'état avec bruit additif borné est donc caractérisée par une inéquation (19) définissant une bande \mathcal{B}_i où se trouve nécessairement l'état X (figure 4) :

$$\mathcal{B}_i = \{X \in \mathfrak{R}^n / |z_i - C_i \cdot X| \leq \beta_i\} \text{ (19)}$$

L'intégration de plusieurs mesures ($z_1, z_2, \dots, z_i, \dots, z_I$) s'effectue alors simplement en stipulant que l'état X se trouve dans l'intersection \mathcal{X}_I des bandes \mathcal{B}_i ($i = 1, \dots, I$) correspondantes à chaque mesure z_i :

$$\mathcal{X}_I = \bigcap_{i=1, \dots, I} \{\mathcal{B}_i\} \text{ (20)}$$

3. Ellipsoid with Parallel Cuts.

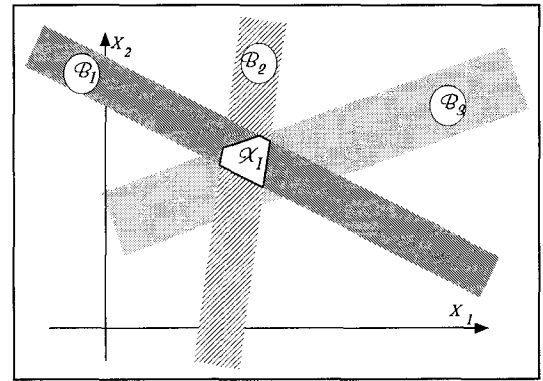


Figure 4. – Ensemble des valeurs possibles.

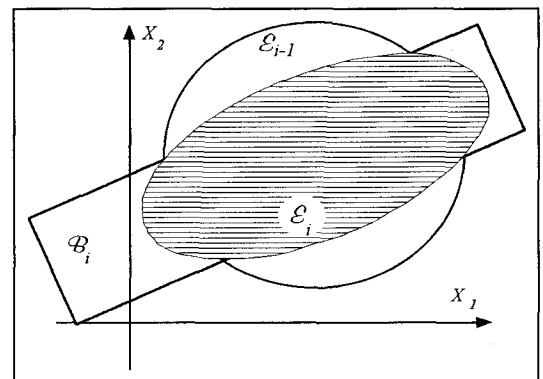


Figure 5. – Actualisation du domaine ellipsoïdal.

Le résultat est alors un polyèdre dans l'espace des paramètres (figure 4). Comme le nombre de facettes de ce domaine ne peut être borné a priori, on a défini des algorithmes qui déterminent des ensembles de formes simples incluant \mathcal{X}_I . L'ensemble retenu est le domaine ellipsoïdal \mathcal{E}_I , aussi petit que possible et caractérisé par son centre \hat{X}_I et la matrice définie positive P_I :

$$\mathcal{E}_I = \{X \in \mathfrak{R}^n / (X - \hat{X}_I)^T \cdot P_I^{-1} (X - \hat{X}_I) \leq 1\} \text{ (21)}$$

avec $\mathcal{X}_I \subset \mathcal{E}_I$

Les caractéristiques (\hat{X}_i, P_i) du domaine ellipsoïdal \mathcal{E}_i sont mises à jour de façon récursive pour chacune des mesures comme indiqué figure 5. L'algorithme E.P.C., détaillé ci après, montre comment on peut calculer un petit ellipsoïde contenant $\{\mathcal{E}_{i-1} \cap \mathcal{B}_i\}$. – Soit \mathcal{E}_{i-1} un ellipsoïde dans lequel on suppose que se trouve nécessairement l'état X juste avant la i ème mesure z_i . Cette mesure définit une bande \mathcal{B}_i (19). On sait donc que X appartient à $\{\mathcal{E}_{i-1} \cap \mathcal{B}_i\}$. Le test $\{\mathcal{E}_{i-1} \cap \mathcal{B}_i\} \neq \emptyset$ est une condition de consistence du modèle des mesures (17,18) (sans que l'on sache a priori, en cas d'échec, quelle mesure est inconsistante avec le

modèle). Pour ce faire, on définit d'abord les deux indicateurs a_i^+ et a_i^- :

$$a_i^+ = \frac{z_i - C_i \cdot \hat{X}_{i-1} - \beta_i}{\sqrt{C_i \cdot P_{i-1} \cdot C_i^T}} \quad a_i^- = \frac{C_i \cdot \hat{X}_{i-1} - z_i - \beta_i}{\sqrt{C_i \cdot P_{i-1} \cdot C_i^T}} \quad (22)$$

puis on vérifie qu'ils sont inférieurs à 1 :

$$a_i^+ \leq 1 \quad a_i^- \leq 1 \quad (23)$$

– Une deuxième condition, facile à tester, permet de déterminer si \mathcal{E}_{i-1} est contenue dans \mathcal{B}_i . Dans ce cas, testé par l'inéquation (24), le domaine \mathcal{E}_i est identique à \mathcal{E}_{i-1} et la mesure z_i n'a apporté aucune information nouvelle concernant X .

$$n \cdot a_i^+ \cdot a_i^- \geq 1 \quad (24)$$

– Dans le cas où ces tests n'ont pas arrêté le processus d'estimation, on va chercher, parmi tous les ellipsoïdes qui contiennent $\{\mathcal{E}_{i-1} \cap \mathcal{B}_i\}$, l'élément \mathcal{E}_i qui minimise la quantité $\det(P_i)$. Ce calcul s'effectue en deux temps.

1. Opération de *coupure parallèle* : on détermine la plus petite bande \mathcal{B}_i' contenue dans \mathcal{B}_i et telle que l'intersection reste inchangée ($\{\mathcal{E}_{i-1} \cap \mathcal{B}_i = \mathcal{E}_{i-1} \cap \mathcal{B}_i'\}$). Pour ce faire, on remplace a_i^+ par $\max(-1, a_i^+)$ et a_i^- par $\max(-1, a_i^-)$.

2. Mise à jour du domaine admissible : on calcule les caractéristiques (\hat{X}_i, P_i) de \mathcal{E}_i à partir de (\hat{X}_{i-1}, P_{i-1}) et de \mathcal{B}_i' par deux formules (25, 26) semblables à celles de l'algorithme des moindres carrés récursifs :

$$\rho_i = \sqrt{4 \cdot (1 - (a_i^+)^2) \cdot (1 - (a_i^-)^2) + n^2 \cdot ((a_i^+)^2 - (a_i^-)^2)^2}$$

$$\sigma_i = \frac{1}{n+1} \cdot \left(n + \frac{2}{(a_i^+ - a_i^-)^2} \cdot \left(1 - a_i^+ \cdot a_i^- - \frac{\rho_i}{2} \right) \right)$$

$$\delta_i = \frac{n^2}{n^2 - 1} \cdot \left(1 - \frac{(a_i^+)^2 + (a_i^-)^2 - \rho_i/n}{2} \right)$$

$$\hat{X}_i = \hat{X}_{i-1} + \frac{\sigma_i \cdot (a_i^+ - a_i^-)}{2 \cdot \sqrt{C_i \cdot P_{i-1} \cdot C_i^T}} \cdot P_{i-1} \cdot C_i^T \quad (25)$$

$$P_i = \delta_i \cdot \left(P_{i-1} - \frac{\sigma_i}{C_i \cdot P_{i-1} \cdot C_i^T} \cdot P_{i-1} \cdot C_i^T \cdot C_i \cdot P_{i-1} \right) \quad (26)$$

En conclusion, l'algorithme d'estimation à erreur bornée présente les caractéristiques suivantes.

- Il modélise l'erreur de mesure par son amplitude maximale supposée connue a priori.
- Il détermine un **ensemble** où se trouve nécessairement la solution cherchée, sous réserve de consistance du modèle.
- Il teste la consistance du modèle par l'existence d'un ensemble **non vide** de valeurs possibles de l'état.

– Il présente une **zone morte** où des mesures peuvent ne pas modifier l'estimation en cours.

– Les calculs sont du même ordre de complexité que ceux de l'algorithme des moindres carrés récursifs.

L'algorithme se généralise dans le cas où la relation entre la mesure et le paramètre à estimer (17) est une fonction non linéaire avec un bruit additif borné :

$$z_i = \mathbf{G}_i(X) + w_i, \quad |w_i| \leq \beta_i \quad (27)$$

Il est alors nécessaire de revenir aux principes de la méthode pour définir un domaine englobant le domaine admissible. Une solution approchante de type octree a été mise en évidence par L. Jaulin et E. Walter [24] dans le cas où la fonction $\mathbf{G}_i(\cdot)$ est analytique. Cette solution ne peut néanmoins pas être qualifiée de temps réel. Une autre solution sous-optimale consiste, tout comme pour le filtrage de Kalman étendu, à linéariser l'équation d'observation. Il suffit alors de remplacer $C_i \cdot \hat{X}_{i-1}$ par $\mathbf{G}_i(\hat{X}_{i-1})$ dans les relations donnant les indicateurs a_i^+ et a_i^- (22) et dans les autres relations, C_i est le jacobien de $\mathbf{G}_i(\cdot)$ calculé en \hat{X}_{i-1} .

2.2.2.2. prédiction

Les algorithmes d'estimation à erreur bornée peuvent être mis en œuvre pour estimer un état variant dans le temps à condition de faire une étape préalable de prédiction comme dans le filtrage de Kalman. Une formule de prédiction de type (10,11) dans ce cas ensembliste peut-être obtenue par un calcul d'incertitude de type *worst case design*. Ce calcul dépend du problème traité sans que l'on puisse exhiber une formulation générale. Un exemple a été développé dans [25].

2.2.3. tests de cohérence

Le filtrage de Kalman fournit un moyen pratique pour tester la cohérence entre une mesure et sa prédiction et pour associer une mesure à un élément de l'environnement. On note z_k une mesure extéroceptive constituant une partie du vecteur observation à l'instant t_k et $\hat{z}_{k/k-1}^j$ sa prédiction basée sur l'interaction à l'instant considéré du capteur avec la jème primitive du modèle d'environnement :

$$\hat{z}_{k/k-1}^j = \mathbf{G}_k^j(\hat{X}_{k/k-1}, U_{k-1}) \quad (28)$$

On utilise ensuite la distance de Mahalanobis (29) qui est définie à partir de l'erreur de prédiction de l'état et de la covariance (r_k) de la mesure étudiée :

$$d_M(z_k, \hat{z}_{k/k-1}^j) = (z_k - \hat{z}_{k/k-1}^j)^T \cdot S_{k/k-1}^{j-1} \cdot (z_k - \hat{z}_{k/k-1}^j) \quad (29)$$

$$S_{k/k-1}^j = \mathbf{G}_k^j(\hat{X}_{k/k-1}) \cdot P_{k/k-1} \cdot \mathbf{G}_k^j(\hat{X}_{k/k-1})^T + r_k \quad (30)$$

$\mathbf{G}_k^j(\cdot)$ étant la jacobien de $\mathbf{G}_k^j(\cdot)$ par rapport à l'état.

Si les différentes erreurs sont centrées et ont des répartitions statistiques gaussiennes et si le modèle des observations est linéaire en l'état, la distance $d_M(z_k, \hat{z}_{k/k-1}^j)$ suit une distribution en χ^2 . On peut ainsi définir une borne maximale d_0 correspondant à une probabilité P_0 donnée. Par exemple, les mesures étant scalaires dans 99.7% des cas cette distance est inférieure à $d_0 = 9$. Ce seuil correspond à un intervalle de confiance de $\pm 3\sigma$ autour de la prédiction $\hat{z}_{k/k-1}^j$. Bien que pour l'application étudiée l'équation d'observation soit non linéaire et le bruit de mesure pas nécessairement gaussien, on propose, faute de mieux, de tester la cohérence de la même manière :

- Si la mesure z_k satisfait le test (31), on admet qu'elle puisse être interprétée, avec une probabilité P_0 , comme étant l'interaction du capteur avec l'élément d'indice j du modèle d'environnement.

$$d_M(z_k, \hat{z}_{k/k-1}^j) < d_0 \quad (31)$$

- Si une seule mesure satisfait ce test alors cette mesure est attribuée à l'élément d'indice j .
- Si plusieurs primitives satisfont la condition (31), on est amené [26] à choisir l'élément qui maximise la vraisemblance de l'association *mesure-élément*. On choisit l'élément qui, parmi ceux qui satisfont le test (31), minimise la distance de Baratacharyah :

$$d_B(z_k, \hat{z}_{k/k-1}^j) = (z_k - \hat{z}_{k/k-1}^j)^T \cdot S_{k/k-1}^{j-1} \cdot (z_k - \hat{z}_{k/k-1}^j) + \ln \left(\det(S_{k/k-1}^j) \right) \quad (32)$$

La minimisation de cette distance, outre sa validation théorique, a la propriété évidente de privilégier les éléments bien connus, c'est-à-dire ceux pour lesquels $S_{k/k-1}^j$ est petit.

- Si aucune balise n'est retenue, seule l'étape de prédiction de l'état du robot est effectuée.

Ce test de cohérence permet également de rejeter des observations aberrantes et/ou de détecter des erreurs de prédiction trop grandes dues à une divergence du filtre.

Si l'association des mesures aux balises est assurée par une identification individuelle des balises (par exemple avec un code barre), la distance de Mahalanobis permet de vérifier la cohérence des mesures. En effet, si cette quantité est importante pour plusieurs observations consécutives provenant de différentes balises, l'état estimé du robot est probablement erroné. Dans ce cas, une réinitialisation (avec triangulation par exemple) de l'algorithme itératif doit être effectuée. Des valeurs importantes de la distance de Mahalanobis correspondant à une même balise signifient plutôt qu'elle est mal connue (position et covariance). De manière similaire, un capteur défectueux peut être détecté.

Avec l'approche à erreur bornée, on peut aussi mettre à profit les tests de cohérence de modèles de mesure explicités en (22) pour choisir parmi l'ensemble des équations candidates celles qui satisfont ce critère. Si plusieurs éléments satisfont ce critère, on peut utiliser la forme ellipsoïdale des domaines admissibles pour

effectuer la mise en correspondance mesure-primitive avec les mêmes expressions que celles établies dans le cadre du filtrage de Kalman. Cette pratique est heuristique et n'a pas encore de justification théorique claire. Dans le paragraphe 3.2.2, elle est présentée dans un cas particulier : mise en correspondance mesure ultrasonore-segment.

2.3. conclusion

Les deux méthodes proposées conduisent à des structures très voisines d'algorithmes d'estimation, malgré une différence des opérations pratiquées qui amène des propriétés très distinctes :

- Avec l'estimation à erreur bornée, on obtient un domaine dans lequel se trouve (certainement) l'état.
- Le filtrage de Kalman exploite toutes les mesures pour réduire l'imprécision de l'estimation alors qu'avec l'algorithme à erreur bornée des mesures peuvent ne pas modifier l'estimation en cours et sont alors ignorées.
- Enfin, l'estimation à erreur bornée manipule des inégalités. Nous exploiterons cette caractéristique dans le paragraphe 4.1 pour exploiter des données manquantes en combinant, de façon heuristique, filtrage de Kalman et algorithme E.P.C.

3. application à la localisation

La mise à jour de la localisation du véhicule à partir de mesures extéroceptives s'effectue selon les séquences suivantes :

- Mise à jour de la localisation à l'estime du robot avec exploitation de toutes les données proprioceptives (§ 3.1).
- Association de chaque donnée extéroceptive à un repère cartographié (balise ou amer) en utilisant le test de cohérence.
 - Si une mesure ne peut être associée à aucun élément prévu, elle sera considérée comme impropre à la localisation (mais on devra en tenir compte dans un module d'évitement d'obstacle!)
 - Sinon, il faut choisir la primitive d'environnement qui permet de l'interpréter au mieux; on obtient une équation d'observation.
- Mise à jour de la configuration du robot à partir de la connaissance de l'équation d'observation. Il s'agit d'un recalage absolu du robot qui exploite toutes les données extéroceptives possibles (§3.2).

La localisation du robot est résumée figure 6. La figure 7 illustre la correction de la position du robot par filtrage de Kalman avec une mesure de distance par rapport à une balise; M_k désigne la position du point caractéristique (défini par les premières composantes de l'état X_k). On a également représenté des domaines de valeurs probables de M_k correspondant à un seuil de confiance défini a priori.

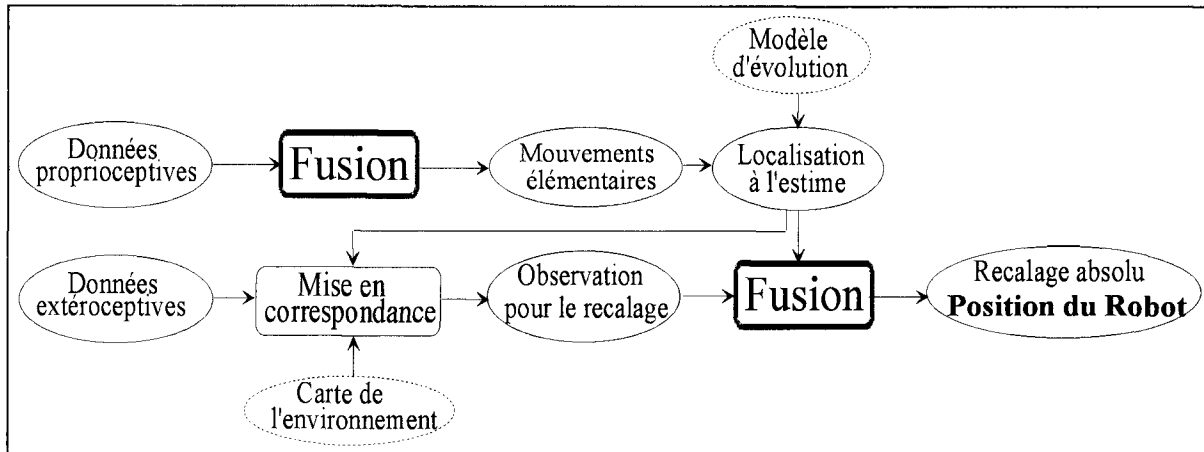


Figure 6. – Mise à jour de la configuration du robot.

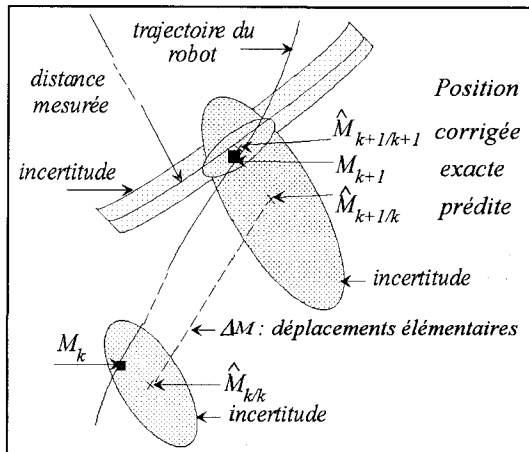


Figure 7. – Localisation avec filtrage de Kalman.

3.1. fusion des mesures proprioceptives

Quel que soit l'algorithme mis en œuvre, lorsque l'on n'exploite que des informations sur l'état interne du robot les différentes erreurs s'accumulent, on a donc intérêt à avoir un bruit le plus faible possible.

La localisation par odométrie d'un véhicule exploite les mesures de sa vitesse linéaire ν et de sa vitesse de changement de cap ω . Ces vitesses sont souvent obtenues à partir du déplacement angulaire des roues motrices mesuré, par exemple, par des codeurs optiques incrémentaux (4) et elles constituent l'entrée du modèle cinématique (7), l'état étant $X = [x \ y \ \theta]^T$. Cette méthode de localisation correspond à la première étape du processus (prédiction) et consiste à intégrer les déplacements élémentaires du véhicule. Elle est largement employée sur les robots mobiles pour sa facilité de mise en œuvre et son faible coût. Cependant, ce n'est pas une

technique très précise car elle s'appuie sur la connaissance du modèle géométrique du robot dont les paramètres sont difficiles à estimer (voie, rayon des roues, ...). Par ailleurs, les dérapages ou les glissements des roues peuvent fausser complètement l'estimation de la position et du cap. Ces problèmes se traduisent par une erreur de localisation qui croît très rapidement au fur et à mesure des déplacements du véhicule. Pour pallier ces inconvénients, deux solutions sont proposées :

- Améliorer les mesures en mettant en œuvre des capteurs proprioceptifs complémentaires ne présentant pas les inconvénients de l'odométrie, par exemple des capteurs inertiels.
- Effectuer des recalages absolus sur des repères de l'environnement reconnaissables par le robot (deuxième étape de l'algorithme : correction de la prédiction, § 3.2).

Nous allons maintenant présenter la première solution.

Afin de corriger les erreurs dues à l'odométrie, on peut envisager d'obtenir ν et ω par fusion des mesures odométriques avec des mesures inertielles. En effet, les capteurs inertiels présentent certains avantages par rapport à l'odométrie : les mesures de vitesse de rotation et d'accélération qu'ils délivrent sont indépendantes des variations des paramètres géométriques du robot et ne sont pas faussées lors de glissements ou de chocs avec des obstacles. Cependant, ces capteurs sont soumis à des dérives d'autant plus importantes qu'il s'agit de capteurs à faible coût. Deux solutions s'offrent à nous, afin de tirer profit de la complémentarité des deux systèmes de mesure :

- Augmenter le vecteur d'état $X = [x \ y \ \theta]^T$ en ajoutant deux composantes ν et ω , les observations étant alors à la fois des mesures proprioceptives et extéroceptives.
- Dans un premier temps, effectuer la fusion des données proprioceptives puis appliquer l'algorithme de localisation tel qu'il a été présenté avec l'entrée $U = [\nu \ \omega]^T$ qui résulte de la fusion de toutes les informations sur l'état interne du robot.

Cette deuxième solution a été préférée car les fréquences d'acquisition des mesures proprioceptives et extéroceptives ne sont pas

les mêmes : les premières peuvent être obtenues à une cadence relativement élevée, alors que les données par rapport à l'environnement dépendent de la configuration du robot. De plus, ceci permet de traiter des vecteurs de dimension plus petite et offre la possibilité d'effectuer des traitements en parallèle.

L'algorithme de fusion des mesures proprioceptives a donc pour but d'exploiter ces données afin de mieux estimer l'entrée U du filtre de Kalman servant à la localisation absolue (entrée du filtre décrit par l'équation (7)). Ce vecteur de vitesse U est maintenant l'état à estimer. L'algorithme est présenté pour la plate-forme mobile du L.I.R.M.M., cependant il peut être facilement appliqué à d'autres systèmes. Les capteurs considérés sont un odomètre qui mesure les déplacements élémentaires des roues motrices ou encore leur vitesse de rotation (ω^d, ω^g), un gyromètre qui donne la vitesse de cap (ω^i) du véhicule et un accéléromètre qui mesure directement l'accélération centrifuge (γ^i) lorsque le mouvement s'effectue dans un plan horizontal.

Pour le robot considéré, l'équation d'évolution du vecteur de vitesse $U = [\nu \ \omega]^T$ est obtenue en considérant que l'accélération est constante entre deux instants successifs et que le bruit d'état (V^U) est additif :

$$U_{k+1} = U_k + \begin{bmatrix} \gamma_k^t \\ \gamma_k^a \end{bmatrix} \cdot (t_{k+1} - t_k) + V_k^U \quad (33)$$

γ^t est l'accélération tangentielle et γ^a l'accélération angulaire. Ces grandeurs se déduisent des consignes d'accélération angulaire des roues motrices droite et gauche (γ^d, γ^g) :

$$\begin{bmatrix} \gamma_k^t \\ \gamma_k^a \end{bmatrix} = \frac{D}{4} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2/E & -2/E \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \gamma_k^d \\ \gamma_k^g \end{bmatrix} \quad (34)$$

D et E sont définis sur la figure 2 (diamètre des roues motrices et voie du robot). Les mesures proprioceptives constituent l'observation et sont une fonction non linéaire de l'état U , le bruit étant toujours choisi additif.

$$\begin{bmatrix} \omega_k^d \\ \omega_k^g \\ \omega_k^i \\ \gamma_k^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{2 \cdot \nu_k + \omega_k \cdot E}{D} \\ \frac{2 \cdot \nu_k - \omega_k \cdot E}{D} \\ \omega_k \\ \nu_k \cdot \omega_k \end{bmatrix} + W_k^p \quad (35)$$

Les deux premières relations sont obtenues en inversant la relation (4).

La fusion des mesures inertielles et odométriques avec les données de consigne se fait en deux étapes : prédiction et correction. L'algorithme qui a été mis en œuvre au L.I.R.M.M. est le filtrage de Kalman.

Des résultats de simulation sont donnés dans l'annexe 1 et présentés plus en détail dans [6]. Le bruit d'observation doit tenir compte de la qualité des mesures. On sait, par exemple, que les

mesures inertielles sont plus fiables que les mesures odométriques lors des phases de glissement ou de franchissement d'obstacles. On leur accordera donc une confiance supérieure pour l'estimation du vecteur d'état U lorsque de telles situations se produisent.

3.2. fusion des données proprioceptives et extéroceptives

Le recalage absolu avec des mesures extéroceptives permet de diminuer les erreurs accumulées pendant les phases de localisation à l'estime (étape de prédiction), point qui est maintenant abordé (étape de correction).

L'acquisition et l'extraction d'informations sur l'environnement sont donc des problèmes importants pour la localisation absolue des robots mobiles. Pour simplifier le traitement des données extéroceptives, des balises artificielles de position connue (par exemple rétrodiffuseurs pour un capteur optique) peuvent être utilisées (§ 3.2.1). Dans ce cas, le problème de la mise en correspondance ne se pose pas. L'inconvénient d'une telle approche est son manque de flexibilité dû à la nécessité de préparer l'environnement (balisage). Notre contribution a consisté à accroître l'autonomie des robots mobiles en proposant également une localisation dans un environnement structuré qui n'est pas nécessairement préparé. Des éléments de l'environnement, tels que des segments de droite, peuvent jouer le rôle de références et une mise en correspondance est alors nécessaire (§ 3.2.2). D'une manière similaire, le recalage absolu peut être réalisé à l'aide d'autres éléments caractéristiques tels que des points spécifiques qui jouent alors le rôle de balises naturelles.

On rappelle que le vecteur observation comporte autant de composantes que l'on a de mesures disponibles à l'instant t_k , issues éventuellement de balises ou de capteurs différents. La dimension du vecteur observation Z_k dépend donc de l'instant considéré.

3.2.1. recalage sans mise en correspondance : localisation sur balises

Le recalage sur balises ponctuelles représente le cas le plus simple d'utilisation de données extéroceptives, les mesures étant soit des distances, soit des gisements (angles relatifs pour les capteurs embarqués sur les robots considérés). Chaque balise s'identifiant individuellement à chaque mesure, on obtient alors directement l'équation d'observation (9) dès que la mesure Z_k est disponible. Dans le cas d'amers (repères naturels structurant l'environnement), une phase initiale de reconnaissance et d'identification de l'amer interagissant avec le capteur est nécessaire avant d'obtenir l'équation de mesure. On utilise pour cela les tests de cohérence présentés précédemment (§ 2.2.3).

L'influence de la nature de la grandeur géométrique mesurée (distance ou angle) et de la configuration du véhicule par rapport à la balise sur la correction est illustrée en annexe 2. Le formalisme retenu est le filtrage de Kalman. Il en est de même pour les résultats

obtenus lors d'une expérience de recalage dynamique avec un goniomètre qui est présentée en annexe 3.

3.2.2. recalage avec mise en correspondance : localisation sur segment de droite

On considère une expérience de localisation dans un environnement 2D polygonal. Le mobile est ceint d'une couronne de télémètres à ultrasons de type Polaroid. Avec ce type de capteur, les mesures sont les coordonnées (x', y') ⁴ dans le repère lié au mobile d'un élément de la surface appartenant à un obstacle et renvoyant l'onde acoustique émise. Cette mesure de position est obtenue à partir d'une détection de présence à une distance d' dans une direction α' et elle est entachée d'une imprécision liée à la dispersion conique de l'onde émise (figure 8).

L'incertitude correspondante est majorée parce que le vrai point détecté (x'_*, y'_*) appartient à un disque de rayon $\rho' = 2d' \sin(\gamma/2)$ (γ étant le demi-angle au sommet du cône d'émission) centré sur le point obstacle estimé (x', y') (figure 8) :

$$(x' - x'_*)^2 + (y' - y'_*)^2 \leq \rho'^2 = (2d' \sin(\gamma/2))^2 \quad (36)$$

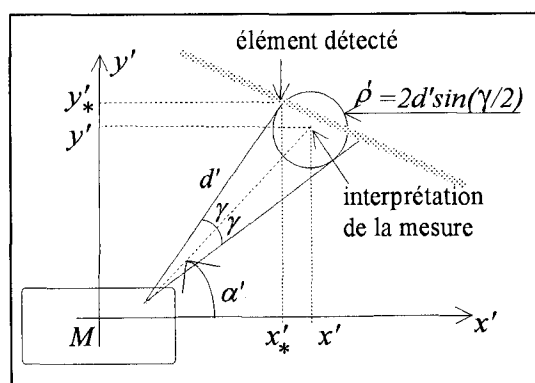


Figure 8. - Imprécision des mesures.

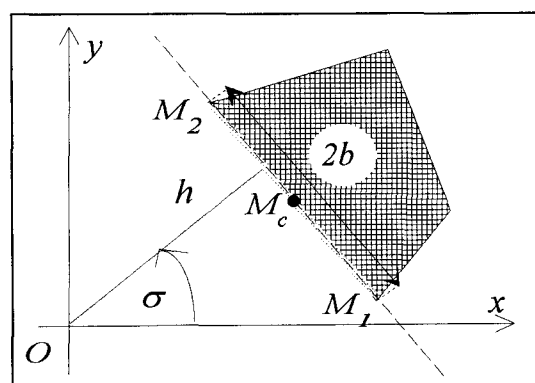


Figure 9. - Paramétrisation d'un segment.

4. Les grandeurs exprimées dans le repère mobile lié au véhicule sont primées.

On suppose que l'environnement est structuré par la présence d'obstacles polygonaux cartographiés et détectables par les télémètres. En d'autres termes, le référentiel par rapport auquel sont définies les localisations et les missions est lié à ces éléments. Les primitives utilisées sont donc des segments de droite (figure 9) décrits (dans le repère de la pièce) par leurs extrémités $(M_1$ et $M_2)$ ordonnées par le fait que le côté réfléchissant les ondes acoustiques est à gauche de $\overline{M_1 M_2}$. D'une façon alternative, un segment est décrit par :

- les paramètres (σ, h) de l'équation cartésienne de la droite support $(\sigma \in [-\pi, \pi[$ et $h \geq 0)$:

$$x \cdot \cos(\sigma) + y \cdot \sin(\sigma) - h = 0 \quad (37)$$

σ caractérise la pente de la droite dans le repère fixe et h est sa distance à l'origine (figure 9),

- les coordonnées (x_c, y_c) de son milieu M_c (figure 9),
- la demi-longueur b ,
- le sens de réflexion σ ou $\sigma + \pi$ ($\sigma + \pi$ sur la figure 9).

La procédure de localisation complète est détaillée [12]; une mesure (x', y') étant acquise, le principe de la méthode se décompose en trois étapes.

1 - Appairer cette mesure avec l'un des segments structurant l'environnement décrits dans le repère mobile qui définit les coordonnées de la mesure. La droite support est, dans ce système de coordonnées, donnée par l'expression :

$$x' \cdot \cos(\sigma') + y' \cdot \sin(\sigma') - h' = 0 \quad (38)$$

2 - Mettre à jour l'orientation θ du véhicule en actualisant l'estimation du domaine admissible des paramètres (σ', h') de la droite définie précédemment. L'orientation de la droite, dans le repère fixe, est obtenue à partir de la relation $\sigma = \sigma' + \theta$ correspondant au changement de repère.

3 - Mettre à jour la position (x, y) du véhicule en actualisant l'estimation du domaine admissible des paramètres de l'équation, dans le repère fixe, de la droite support (37) mise en correspondance avec la mesure.

Dans la suite on détaille cette procédure dans l'ordre 2,3,1 pour des raisons pédagogiques. L'essentiel du travail consiste à définir des bornes des incertitudes associées aux différentes équations traduisant le principe de mesure pour les transformer en une double inégalité telle que (19) pour actualiser des domaines admissibles ellipsoïdaux par l'algorithme E.P.C. (§ 2.2.2). Cette procédure est ensuite illustrée par un exemple en annexe 4.

3.2.2.1. mise à jour de l'orientation

Soit (x', y') une mesure qui est associée à un obstacle de caractéristique (σ, h, b, x_c, y_c) . L'estimation courante, dans le repère mobile, de la droite support de l'obstacle (38) est donnée par un couple $(\hat{\sigma}', \hat{h}')$ et les bornes $(\delta\sigma', \delta h')$ qui définissent le domaine admissible courant dans le repère fixe (et traduisent

l'erreur lors du changement de repère) ($\sigma \in [\hat{\sigma}' - \delta\sigma', \hat{\sigma}' + \delta\sigma']$ et $h \in [\hat{h}' - \delta h', \hat{h}' + \delta h']$).

On considère ensuite l'équation (38) comme linéaire en les paramètres ($u' = \cos(\sigma'), \nu' = \sin(\sigma'), h'$). Les données des bornes ($\delta\sigma', \delta h'$) des paramètres ($\hat{\sigma}', \hat{h}'$) ainsi que la relation ($u'^2 + \nu'^2 = 1$) permettent de construire un domaine ellipsoïdal \mathcal{E}' de (u', ν', h'). Compte tenu de l'incertitude de la mesure (36), on peut utiliser l'inégalité suivante traduisant le fait que le point détecté appartient, à la précision près, à la droite support de l'obstacle :

$$|x' \cdot u' + y' \cdot \nu' - h'| \leq \rho' \quad (39)$$

Cette inégalité est utilisée pour mettre à jour un domaine admissible de \mathcal{E}' et on en déduit des valeurs actualisées ($\hat{\sigma}'^{++}, \hat{h}'^{++}$) du centre de l'ellipsoïde et des bornes ($\delta\sigma'^{++}, \delta h'^{++}$) qui définissent ce domaine. On obtient alors le domaine admissible de l'orientation : $\theta \in [\sigma - \hat{\sigma}'^{++} - \delta\sigma'^{++}, \sigma - \hat{\sigma}'^{++} + \delta\sigma'^{++}]$.

3.2.2.2. mise à jour de la position

On met ensuite à jour la position (x, y) du véhicule en utilisant comme inéquation de mesure l'expression (40) qui traduit le même résultat que l'inégalité (39) mais dans le repère fixe :

$$|x \cdot \cos(\sigma) + y \cdot \sin(\sigma) + x' \cdot \cos(\sigma - \theta) + y' \cdot \sin(\sigma - \theta) - h| \leq \rho' \quad (40)$$

Cette expression est affine en les inconnues (x, y) et on peut la mettre sous forme exploitable connaissant le domaine admissible de θ :

$$|x \cdot \cos(\sigma) + y \cdot \sin(\sigma) + x' \cdot \cos(\sigma - \hat{\theta}) + y' \cdot \sin(\sigma - \hat{\theta}) - h| \leq \beta(x', y') = 3 \cdot \rho' \quad (41)$$

Le reste du traitement est en tout point identique à celui de la section précédente : on met à jour un domaine admissible \mathcal{E} de la position (x, y). Il est aussi possible d'utiliser la position et la longueur finie du segment au travers de l'inégalité (42); cette possibilité est caractéristique de l'estimation à erreur bornée!

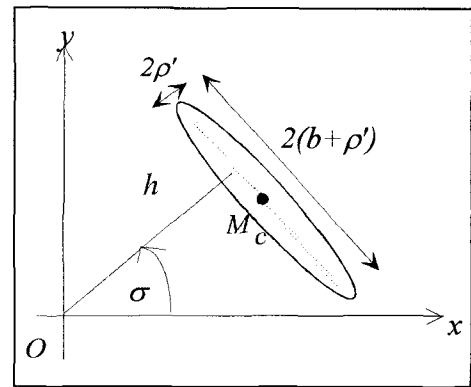
$$|-(x - x_M) \cdot \sin(\sigma) + (y - y_M) \cdot \cos(\sigma) - x' \cdot \sin(\sigma - \theta) + y' \cdot \cos(\sigma - \theta)| \leq b + d' \cdot \text{tg}(\gamma) \quad (42)$$

Dans la thèse de Jan Opderbecke [7], le recalage est effectué en utilisant les mesures de σ' et ρ' , paramètres de la droite support dans le repère mobile. Ces grandeurs sont obtenues après prétraitement de mesures de distance et d'angle de différents points situés sur le segment de la droite. Le formalisme retenu dans ce travail est celui du filtrage de Kalman.

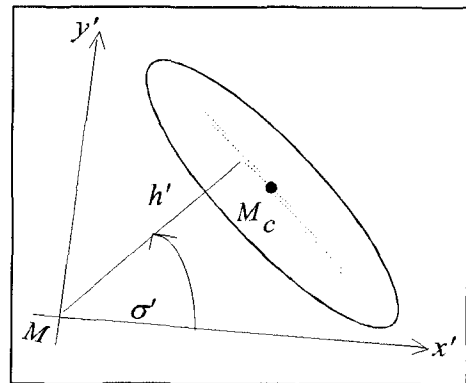
3.2.2.3. mise en correspondance

Cette partie est basée sur une heuristique qui consiste à définir une distance de Mahalanobis dans l'espace de mesure afin de mettre

en pratique le test de cohérence explicité au paragraphe 2.2.3. Cette distance est obtenue en définissant une ellipse contenant l'ensemble des points associables à un segment compte tenu de l'imprécision de la mesure et de celle de la localisation (x, y, θ). Cette ellipse est obtenue comme suit. On définit une ellipse de grand axe ($b + \rho'$) et de petit axe (ρ') entourant le segment (figure 10.a). Cette ellipse est le domaine conventionnel des points détectables associables au segment lorsque seule l'imprécision de la mesure est considérée. Cette ellipse est ensuite exprimée dans le repère mobile et les incertitudes liées à cette transformation, c'est-à-dire à l'incertitude sur la position du robot dans le repère fixe, sont composées en suivant les principes du calcul d'incertitude exposés par Smith et Cheeseman [27]. Cette composition d'incertitude aboutit à agrandir l'ellipse initiale (figure 10.b).



- a - dans le repère fixe



- b - dans le repère mobile

Figure 10. – Domaine pouvant être mis en correspondance avec un segment.

Cette nouvelle ellipse est interprétée comme un domaine où l'on détecte un point de l'obstacle avec un seuil de confiance donné, ce qui permet de définir une distance de Mahalanobis :

$$d_M(x', y', x'_c, y'_c) = (x' - x'_c, y' - y'_c) \cdot S^{-1} \cdot (x' - x'_c, y' - y'_c)^T \quad (43)$$

Une mesure peut être associée à un segment si le test (44) est satisfait :

$$d_M(x', y', x'_c, y'_c) < d_o \quad (44)$$

Si plusieurs segments satisfont ce test, on peut les classer par valeurs croissantes de la distance de Baratacharyah (45) définie à partir de la distance de Mahalanobis.

$$d_B(x', y', x'_c, y'_c) = (x' - x'_c, y' - y'_c) \cdot S^{-1} \cdot (x' - x'_c, y' - y'_c)^T + \ln(\det(S)) \quad (45)$$

Un exemple de fonctionnement de cette procédure de localisation est donné dans l'annexe 4.

3.3. prise en compte de l'asynchronisme

3.3.1. position du problème

En fonction des capteurs d'environnement embarqués sur le robot, les observations issues de différentes balises sont acquises soit simultanément, soit successivement. Les observations simultanées sont généralement obtenues par un capteur à grand champ (caméra) [28] et [29] ou par un système multicapteur tel qu'une ceinture de capteurs ultrasonores [30]. Par contre, les observations délivrées par un capteur rotatif [7] ou par des capteurs différents interrogés séquentiellement sont asynchrones et ne correspondent pas, dans le cas général, à une même configuration du robot.

Dans le cas de mesures asynchrones, la correction de l'état peut être effectuée soit après chaque nouvelle observation, soit après avoir accumulé un nombre donné d'observations. Cette dernière solution nécessite un prétraitement pour ramener dans un repère commun les observations mesurées à des instants différents, et donc pour des positions différentes du robot.

Ceci peut être effectué en estimant l'observation, à l'instant désiré, à partir de la dernière mesure et du déplacement du robot entre ces deux instants. Par exemple dans [31] on considère le cas d'un capteur laser rotatif qui fournit la position angulaire de trois cibles dans un temps inférieur à 10 ms. Le robot se déplaçant à une vitesse maximale de 1 m/s, des hypothèses simplificatrices parfaitement justifiées sont utilisées pour rendre les mesures synchrones. Compte tenu des petits déplacements effectués (de l'ordre du centimètre), on suppose que la vitesse linéaire et le cap du robot restent constants pendant l'acquisition des observations.

Une autre solution est également suggérée dans [32] où la mesure de trois balises (espacées de plus de dix mètres) est effectuée par une caméra tournant à la vitesse de $\pi/3$ rd/s. Les observations sont décalées dans le temps, et entre deux relevés la position et l'orientation du mobile ont changé sous l'action des commandes. Ces mesures, obtenues à temps discret et non cadencé, sont prétraitées par un filtre de Kalman à temps continu qui repose sur un modèle d'interpolateur temporelle de type triple intégrateur. Les sorties des trois modules de prétraitement sont ensuite fusionnées au sein d'un filtre de Kalman étendu.

Le problème de la synchronisation des mesures de deux capteurs infrarouge embarqués sur un véhicule est traité dans [33]. Ces deux capteurs tournent à des vitesses comparables, mais peuvent dériver au cours du temps. Chaque capteur renvoie, via un réseau asynchrone local, un tableau de bits indiquant chacun, pour une direction donnée, la présence ou l'absence d'un écho. Chaque capteur scrute un secteur angulaire fixe et récupère un écho tous les degrés. Pour reconstruire précisément la position par triangulation sur deux échos, il faut les synchroniser. Différents protocoles de synchronisation sont proposés. Ils sont basés sur l'association des tableaux de bits les plus proches en temps (en n'utilisant jamais deux fois le même tour), et sur la prise en compte d'un pas de temps défini en fonction des bases de temps de l'application.

3.3.2. étude comparative en simulation

Pour illustrer le filtrage avec des données asynchrones, nous allons considérer un exemple très simple : une trajectoire en ligne droite avec trois balises qui sont dans le champ d'un capteur de type télémètre. Deux solutions sont comparées :

Solution 1 : Le recalage est effectué avec une seule mesure de distance à la fois et on alterne les trois balises (données asynchrones). Le recalage avec les différentes mesures issues des balises correspond donc à des états différents du robot.

Solution 2 : Le recalage est effectué trois fois moins souvent que précédemment mais on utilise les observations des trois balises à la fois. Ces dernières sont donc exploitées pour recalculer la même position du véhicule. Cette situation correspond à des données synchrones (ou des données asynchrones *synchronisées* après prétraitement mais sans erreur supplémentaire).

Dans les deux cas, la fréquence de mise à jour de la localisation à l'estime du robot est la même. On fait donc appel, en moyenne, à la même quantité d'informations (mesures extéroceptives et proprioceptives) avec les deux types de filtrage.

La comparaison des deux méthodes de filtrage a été effectuée avec une fusion de données réalisée par filtrage de Kalman, mais elle est également valable avec l'algorithme E.P.C. Sur la figure 11 sont représentées les évolutions des écarts types dans les deux cas : courbe en trait continu pour la première solution (données asynchrones) et en pointillés pour le deuxième filtrage (données synchrones ou synchronisées). On constate qu'avec des données synchrones, l'erreur maximale entre deux recalages absolus est légèrement supérieure à celle obtenue avec des données asynchrones. Cependant la correction avec trois observations simultanées est importante et ramène l'erreur à une valeur légèrement inférieure à celle obtenue dans l'autre cas. On peut donc conclure en disant qu'en moyenne les erreurs sont les mêmes et que les performances des deux méthodes sont équivalentes. Ainsi il n'est pas justifié de ramener des observations asynchrones dans un même repère (synchronisation de données asynchrones par prétraitement) afin d'effectuer un recalage avec plusieurs observations. Cette solution est en général plus coûteuse

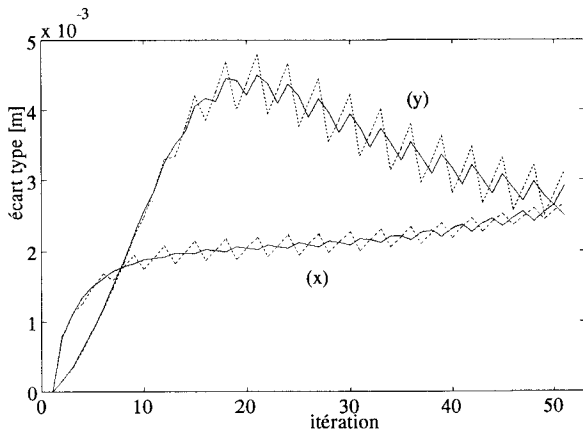


Figure 11. – Filtrage avec données asynchrones (—) et synchrones (---).

que la solution qui consiste à traiter les informations provenant des capteurs extéroceptifs dès qu’elles sont disponibles.

4. extensions de l’algorithme

4.1. exploitation de données manquantes

La gestion des angles morts est présentée pour un véhicule mobile équipé de capteurs d’environnement lui permettant d’observer en particulier les autres mobiles circulant autour de lui. Cette étude a été menée dans le cadre du projet automobile PROMETHEUS [34, 35]. Le véhicule, équipé de caméras C.C.D. et d’un capteur 3D vers l’avant (figure 12), observe son environnement et en maintient un modèle. Ce modèle dépend de l’infrastructure routière actuelle (carrefour, route, autoroute). Dans le cas simple d’une route 2D, la description de l’environnement est une liste des états des véhicules environnants. L’état ${}_i X'(t)$ d’un obstacle (d’indice i) caractérise, dans le repère mobile (M) du véhicule étudié, la

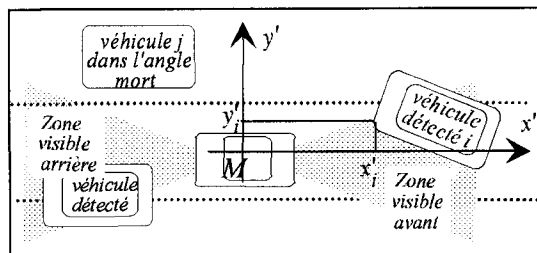


Figure 12. – Observation de l’environnement par un véhicule mobile à champ de vision limité.

position et la vitesse d’un point détecté sur l’obstacle (${}_i X'(t) = [{}_i x'(t) \quad {}_i y'(t) \quad {}_i x'(t) \quad {}_i y'(t)]^T$), comme si on considérait que l’obstacle était ponctuel.

Lorsque les obstacles sont dans le champ des caméras, leur état est mis à jour par filtrage de Kalman en utilisant, pour la prédiction, un modèle simplifié d’évolution du véhicule et en faisant l’hypothèse d’un mouvement rectiligne uniforme des obstacles. Ces états ${}_i X'(t)$ sont caractérisés par leur estimation ${}_i \hat{X}'(t/t_k)$ (où t_k est la date de la dernière étape d’estimation utilisant des mesures extéroceptives et t l’instant courant) et la précision associée définie par la matrice de covariance ${}_i P'(t/t_k)$. Naturellement, l’incertitude ne décroît que lorsque des mesures extéroceptives sont disponibles. L’imprécision de l’estimation du véhicule situé dans un angle mort ne fait donc que croître.

On propose dans la suite de montrer comment on peut utiliser l’estimation à erreur bornée pour exploiter le fait qu’une caméra ne voit pas un obstacle afin de diminuer l’erreur d’estimation de sa configuration par rapport à l’utilisation simple de l’étape de prédiction du filtrage de Kalman. Considérons le scénario suivant : à l’instant t_{k+1} , on fait une prise de vue avec la caméra arrière et on se rend compte qu’on ne voit pas l’obstacle d’indice j . On en connaît l’estimation actuelle. On considère alors que, par convention, l’ensemble des valeurs possibles de l’état ${}_j X'_{k+1/k}$ est l’ellipsoïde ${}_j \mathcal{E}_{k+1/k}$ (46) de centre ${}_j \hat{X}'_{k+1/k}$ et de matrice $\chi_o^2 \cdot {}_j P'_{k+1/k}$ (χ_o est un facteur de confiance).

$${}_j \mathcal{E}'_{k+1/k} = \{ {}_j \hat{X}' \in \mathbb{R}^n / ({}_j \hat{X}' - {}_j \hat{X}'_{k+1/k})^T \cdot$$

$${}_j P'^{-1}_{k+1/k} \cdot ({}_j \hat{X}' - {}_j \hat{X}'_{k+1/k}) \leq \chi_o^2 \} \quad (46)$$

Le fait que l’on ne voit pas l’obstacle d’indice j avec la caméra entraîne que l’ellipsoïde n’intercepte pas le demi-espace (47) délimité par l’hyperplan correspondant au bord du champ de vision.

$$C_{cam}^T \cdot {}_j X' + \gamma \leq 0 \quad (47)$$

On peut alors définir un nouvel ellipsoïde ${}_j \mathcal{E}'_{k+1/k+1}$ comme un *plus petit* ellipsoïde qui contient l’intersection de l’ellipsoïde ${}_j \mathcal{E}'_{k+1/k}$ et du complémentaire du demi-espace (47). Pratiquement on commence par tester s’il y a intersection entre ${}_j \mathcal{E}'_{k+1/k}$ et l’hyperplan considéré. S’il n’y a pas intersection, on ne fait rien (${}_j \mathcal{E}'_{k+1/k+1} = {}_j \mathcal{E}'_{k+1/k}$). Sinon, on définit tout d’abord une *bande* ${}_j \mathcal{B}'_{k+1}$ du domaine admissible comme la portion d’espace situé entre l’hyperplan définissant le bord du champ de vision de la caméra et l’hyperplan qui lui est parallèle et tangent à ${}_j \mathcal{E}'_{k+1/k}$ (figure 13). Ensuite on définit un nouvel ellipsoïde ${}_j \mathcal{E}'_{k+1/k+1}$ qui contient l’intersection de l’ellipsoïde ${}_j \mathcal{E}'_{k+1/k}$ et de la bande ${}_j \mathcal{B}'_{k+1}$ (figure 13). On repasse ensuite à l’interprétation statistique du domaine ${}_j \mathcal{E}'_{k+1/k+1}$ lorsque l’on veut reprendre l’actualisation de l’estimation d’état par filtrage de Kalman :

– l’estimée ${}_j \hat{X}'_{k+1/k+1}$ est le centre de l’ellipsoïde ${}_j \mathcal{E}'_{k+1/k+1}$,

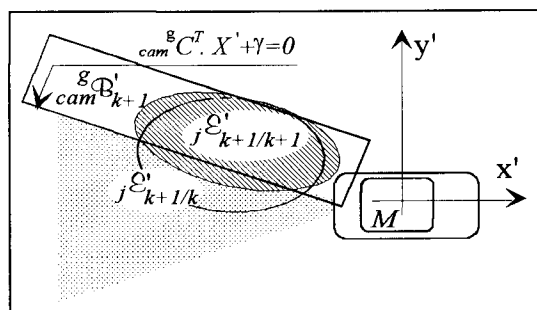


Figure 13. – Actualisation de la localisation dans les angles morts.

– la matrice de covariance ${}_j P'_{k+1/k}$ est la matrice de cet ellipsoïde divisée par χ_o^2 .

Au préalable, on peut exploiter d'autres inégalités linéaires qui traduisent des faits d'évidence :

– le véhicule observé est toujours sur la route (cette expression est calculable à partir de la vision du marquage au sol, ramené dans le repère M),

– la vitesse absolue du véhicule (somme de la vitesse au compteur et de la vitesse relative) est comprise entre 0 et 130 km/h.

En conclusion, cette technique est basée sur une double interprétation des estimées mises à jour et elle nécessite le réglage du facteur de confiance χ_o qui dépend a priori du capteur et dont la valeur correspond au degré d'intrusion de l'objet dans le champ d'observation de ce capteur nécessaire pour déclencher une détection.

4.2. localisation dans un environnement mal connu

L'utilisation de balises artificielles de position connue facilite le traitement des données extéroceptives. L'inconvénient d'une telle solution est son manque de flexibilité qui est dû à la nécessité de préparer l'environnement (balisage) et de le cartographier avec précision. Nous avons levé une partie de ces contraintes en généralisant les méthodes de localisation dans un environnement qui n'est que partiellement connu. Un recalage des repères mal connus est possible (§ 4.2.2) et des informations provenant de repères relativement bien connus peuvent être exploitées pour la localisation du robot (§ 4.2.1). Ainsi le robot peut identifier lui-même des balises naturelles, initialiser (même grossièrement) leur position à l'aide de méthodes classiques de type triangulation puis utiliser ces balises pour se recalibrer, après avoir éventuellement corrigé leur position.

4.2.1. localisation avec balises mal connues

Jusqu'à présent les algorithmes de localisation du robot que nous avons présentés supposent que la position des repères servant au recalage absolu est connue sans erreur. Des informations

provenant de balises de position plus ou moins bien connue peuvent cependant être prises en considération pour corriger la position prédite du véhicule. Il faut alors tenir compte de la précision avec laquelle sont connues ces balises. Pour l'algorithme de localisation E.P.C., cette incertitude se traduit au niveau des inégalités que les mesures extéroceptives doivent satisfaire. Pour la fusion avec filtrage de Kalman, la matrice de covariance de l'erreur de prédiction de l'observation, $S_{k+1/k}$, doit tenir compte non seulement des erreurs de mesure et d'estimation de la position du robot mais également de l'incertitude sur les paramètres des balises mises en jeu :

$$S_{k+1/k} = G_{k+1}(\hat{X}_{k+1/k}) \cdot P_{k+1/k} \cdot G_{k+1}(\hat{X}_{k+1/k})^T + R_{k+1} + G_{k+1}^B(\hat{X}_{k+1/k}) \cdot P_{k+1}^B \cdot G_{k+1}^B(\hat{X}_{k+1/k})^T \quad (48)$$

Dans cette expression $G_{k+1}^B(\cdot)$ est la matrice jacobienne de la fonction observation $G_k(\cdot)$ par rapport aux paramètres des balises et P_{k+1}^B est la matrice de covariance de l'erreur d'estimation de la position des repères. Le gain du filtre de Kalman (15) se trouve alors modifié et on pénalise les mesures provenant de balises mal connues par le biais de la matrice P_{k+1}^B .

Avec une seule observation de distance ou d'angle et $X = [x \ y \ \theta]^T$, la matrice $S_{k+1/k}$ s'écrit sous la forme suivante :

$$S_{k+1/k} = G_{k+1}(\hat{X}_{k+1/k}) \cdot (P_{k+1/k} + P_{k+1}^B) \cdot G_{k+1}(\hat{X}_{k+1/k})^T + R_{k+1} \quad (49)$$

avec

$$P_{k+1}^B = \begin{bmatrix} P_{k+1}^B & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

Indépendamment de l'algorithme retenu, si l'incertitude sur l'estimation de la position d'une balise est grande, la correction associée va être très faible. Il est alors intéressant d'améliorer l'estimation de la position des balises mal connues.

4.2.2. recalage des balises mal connues

La correction de la position des repères mal connus de l'environnement est effectuée en mettant en œuvre un algorithme semblable à celui utilisé pour le recalage de la position du véhicule (§ 2.2). Le recalage des paramètres d'un repère mal connu est effectué à partir de positions du robot relativement bien connues et avec prise en compte de la précision associée. Les rôles joués par le robot et les balises sont alors inversés par rapport à ceux de la méthode de localisation du véhicule. L'algorithme est cependant plus simple car la matrice d'état est l'identité et le bruit d'état est nul. L'algorithme de recalage avec filtrage de Kalman est développé dans [36].

Notons qu'à un instant donné une balise est soit recalée, soit utilisée pour localiser le robot. La décision de recalibrer une balise ou de l'utiliser pour la localisation du robot est prise après avoir

comparé les précisions avec lesquelles sont connues la position du robot et celle d'une balise : l'objet (robot ou balise) avec la plus grande incertitude est recalé à partir de la position estimée de l'objet le mieux connu. L'annexe 5 illustre l'intérêt de la méthode proposée.

4.3. sélection de données

La contribution des mesures extéroceptives pour le recalage absolu du véhicule dépend de la nature de la grandeur géométrique mesurée (distance ou angle) et de la configuration du robot par rapport aux repères observés. L'exploitation de toutes les données permet d'obtenir une localisation optimale mais la charge de calcul qui en résulte n'est pas toujours compatible avec les moyens informatiques embarqués. Nous avons donc défini une méthode simple et efficace de sélection des observations les plus pertinentes.

Le critère de sélection exploite la diminution de la taille de l'ellipsoïde d'incertitude associé à l'état ou à sa projection lors de l'étape de correction. L'étude de la projection de l'état dans une direction donnée est intéressante lorsqu'une bonne précision est demandée dans cette direction. Par la suite, afin de ne pas surcharger les notations on ne parlera que d'état. On rappelle que l'on note $P_{k+1/k}$ et $P_{k+1/k+1}$ les matrices caractéristiques de ces ellipsoïdes avant et après correction et elles sont obtenues soit par filtrage de Kalman soit par algorithme d'estimation à erreur bornée. On a choisi de caractériser leur taille par leur déterminant (homogène à un volume au carré) plutôt que par leur trace pour des raisons de simplicité de formulation du critère de sélection. La quantité $r = \det(P_{k+1/k} \cdot P_{k+1/k+1}^{-1})$ caractérise donc la réduction du volume lié à l'incertitude lors de l'étape de correction. L'information apportée par les observations sera d'autant plus importante que le paramètre r sera grand. Le critère est donc basé sur le choix des observations qui conduisent à une valeur de r la plus grande possible. Signalons que ce critère repose sur le meilleur choix à un instant donné et n'optimise pas ce choix le long d'une trajectoire donnée. Il va être détaillé pour le filtrage de Kalman, cependant la même démarche peut être appliquée avec l'algorithme E.P.C.

Avec les notations introduites au paragraphe 2.2.1, le carré du volume d'incertitude de l'estimation de l'état est réduit d'un facteur qui se met sous la forme (50). Cette expression est générale et est valable avec des balises de position bien connue ou connue avec une certaine erreur. Dans le cas de balises bien connue et en utilisant le lemme d'inversion matricielle, l'expression de r se simplifie (51). Avec une observation scalaire provenant d'une balise bien connue et en exploitant le résultat suivant : $\det(I + U \cdot V^T) = 1 + U^T \cdot V$ (U et V étant des vecteurs colonnes), le critère se calcule facilement (52). Quand la mesure de distance ou d'angle est issue d'une balise mal connue, r se met

sous forme d'un rapport de deux quantités (53).

$$r = \det \left(I - P_{k+1/k} \cdot G_{k+1} (\hat{X}_{k+1/k})^T \cdot S_{k+1/k}^{-1} \cdot G_{k+1} (\hat{X}_{k+1/k}) \right)^{-1} \quad (50)$$

$$r = \det \left(I + P_{k+1/k} \cdot G_{k+1} (\hat{X}_{k+1/k})^T \cdot R_{k+1}^{-1} \cdot G_{k+1} (\hat{X}_{k+1/k}) \right) \quad (51)$$

$$r = 1 + R_{k+1}^{-1} \cdot G_{k+1} (\hat{X}_{k+1/k}) \cdot P_{k+1/k} \cdot G_{k+1} (\hat{X}_{k+1/k})^T \quad (52)$$

$$r = \frac{1 + R_{k+1}^{-1} \cdot G_{k+1} (\hat{X}_{k+1/k}) \cdot P_{k+1/k} \cdot G_{k+1} (\hat{X}_{k+1/k})^T}{1 + R_{k+1}^{-1} \cdot G_{k+1} (\hat{X}_{k+1/k}) \cdot P_{k+1}^B \cdot G_{k+1} (\hat{X}_{k+1/k})^T} \quad (53)$$

On s'est intéressé plus particulièrement à la sélection d'une seule mesure (distance ou angle) ou de deux mesures (une mesure de distance et une autre d'angle, pas forcément issues de la même balise, afin d'exploiter la complémentarité de ces observations). La procédure retenue est la suivante.

– Sélection d'une mesure :

- 1 – calculer r pour toutes les mesures,
- 2 – sélectionner la mesure (angle ou distance) correspondant à la plus grande valeur de r ,
- 3 – corriger la prédiction de l'état du robot avec cette observation.

– Sélection d'une mesure de distance et d'une mesure d'angle :

- 1 – choisir la meilleure mesure de distance (procédure identique à la sélection d'une seule mesure mais uniquement parmi toutes les mesures de distance),
- 2 – évaluer la correction apportée par cette observation (calcul approché de $P_{k+1/k+1}$),
- 3 – choisir la meilleure mesure d'angle correspondant à $P_{k+1/k+1}$,
- 4 – calculer la correction avec le vecteur observation composé des deux mesures retenues.

Afin de simplifier les calculs, on peut mettre à profit les caractéristiques du capteur extéroceptif embarqué sur le véhicule. Ce point est abordé dans l'annexe 6 qui illustre aussi l'intérêt de la méthode. Cet algorithme de sélection de données peut également être utilisé pour commander le capteur extéroceptif en fonction des besoins de la localisation : le capteur va observer en priorité dans les zones où les observations sont les plus pertinentes. On peut alors, par exemple, être amené à poursuivre une balise. Un système de balayage du télémètre laser répondant à de tels besoins est en cours de conception au L.E.Si.R. [37]. On réalise ainsi une perception active de l'environnement.

5. conclusion

La fusion de données multisensorielles est très répandue en robotique mobile. En effet, la combinaison de toutes les données proprioceptives et mesures extéroceptives permet d'améliorer la localisation des véhicules mobiles, qui était auparavant obtenue soit par localisation à l'estime, soit par des méthodes géométriques exploitant les mesures d'environnement. Au travers de cet article, nous avons illustré différentes solutions qui ont été retenues et mis en œuvre dans trois laboratoires. Les méthodes que nous proposons pour exploiter toutes les informations prennent en compte la précision des données et elles sont simples : elles mettent en œuvre un filtre de Kalman ou un algorithme d'estimation à erreur bornée.

L'algorithme de localisation utilise les avantages d'un recalage absolu sur balise sans pour autant en avoir les inconvénients (dus au balisage). Les repères peuvent être des éléments caractéristiques de l'environnement : balises ponctuelles, segments de droite, ... Un recalage par rapport à des repères de position plus ou moins bien connue est possible. Une sélection judicieuse et efficace des données les plus pertinentes permet d'avoir un bon compromis entre une bonne précision de la localisation et une charge de calcul pas trop importante. Nous montrons également comment un algorithme elliptique à erreur bornée permet d'exploiter une information *négative*, consistant à ne pas voir un obstacle, afin de réduire les erreurs de localisation.

L'approche présentée ici est générale : la méthode de fusion de données peut être réalisée avec n'importe quel système de capteurs proprioceptifs et extéroceptifs, ces derniers fournissant (éventuellement après un prétraitement des mesures) des distances ou des angles.

Les différents algorithmes ont été étudiés en détail par simulations statistiques et la plupart ont également été testés avec des données réelles. Les résultats expérimentaux sont en accord avec ceux prévus par la théorie et ceux obtenus par simulations. Nous constatons un bon fonctionnement du filtrage des mesures avec peu ou avec plusieurs observations (complémentarité/redondance). Les méthodes sont peu sensibles aux erreurs d'estimation des matrices de covariance des différents bruits.

Nous avons donc illustré comment la fusion de données permet d'associer et combiner les informations provenant de sources différentes et relatives à une seule et même entité, en l'occurrence la configuration du robot. Cette approche permet de mieux décrire cette configuration ainsi que l'environnement dans lequel évolue le véhicule. Elle permet donc d'accroître l'autonomie des robots mobiles.

6. annexes

6.1. fusion des mesures proprioceptives

L'algorithme de localisation avec fusion des mesures inertielles et odométriques se décompose en deux étapes. Dans un premier temps, on combine les informations proprioceptives par filtrage de Kalman, l'état étant le vecteur $U = [\nu \ \omega]^T$ et les observations le vecteur $[\omega_k^d \ \omega_k^g \ \omega_k^i \ \gamma_k^i]^T$. Ensuite, on estime la position du robot en intégrant les déplacements élémentaires : étape de prédiction du filtre de Kalman avec comme état $X = [x \ y \ \theta]^T$ et comme vecteur d'entrée U .

Cet algorithme a été testé en simulation pour une trajectoire rectiligne. Les lois d'évolution choisies pour les vitesses linéaire et angulaire (ν, ω) sont de type trapèze. Les mesures odométriques (ω^d, ω^g) , ainsi que les mesures du gyromètre de cap (ω^i) et de l'accéléromètre (γ^i) ont été simulées en introduisant une phase de glissement en cours de trajectoire, et des variations aléatoires de petite amplitude sur le diamètre D des roues et sur la voie E . Aux mesures odométriques, on a ajouté un bruit centré d'écart type σ_o . Les mesures inertielles ont été calculées à partir des vitesses angulaires des roues affectées de coefficients de glissement respectifs g^d et g^g , et des valeurs instantanées exactes des diamètres des roues (D^d et D^g) et de la voie (E) :

$$\omega^i = \frac{D^d \cdot g^d \cdot \omega^d - D^g \cdot g^g \cdot \omega^g}{2 \cdot E}$$

$$\gamma^i = \frac{(D^d \cdot g^d \cdot \omega^d)^2 - (D^g \cdot g^g \cdot \omega^g)^2}{8 \cdot E}$$

Tout comme pour les mesures odométriques, on a ajouté des bruits additifs de variance σ_ω pour les mesures du gyromètre et σ_γ pour les mesures de l'accélération.

Les simulations ont été effectuées avec les paramètres géométriques de la plate-forme expérimentale du L.I.R.M.M. : $D = 0.2$ m et $E = 0.648$ m. Les valeurs des écarts types affectés aux mesures odométriques et à celles du gyromètre de cap ont été déterminées expérimentalement avec les capteurs embarqués sur la plate-forme : $\sigma_o = 8 \cdot 10^{-4}$ rd/s et $\sigma_\omega = 10^{-4}$ rd/s. On considère par ailleurs un accéléromètre dont la variance des mesures est $\sigma_\gamma = 10^{-6}$ m/s².

Un exemple de données simulées est représenté figure A1.1. L'estimation correspondante de la vitesse linéaire ν et la vitesse de lacet ω obtenue par fusion des données inertielles et odométriques est représentée sur la figure A1.2. On constate que seule l'utilisation des mesures inertielles permet de prendre en compte le glissement qui s'est produit entre les instants $t = 4$ s et $t = 4.5$ s. Au cours du mouvement, le robot s'est déplacé du point de coordonnées (0 0) au point de coordonnées (3 m 0.082 m). Ce mouvement a été estimé en utilisant d'une part les mesures

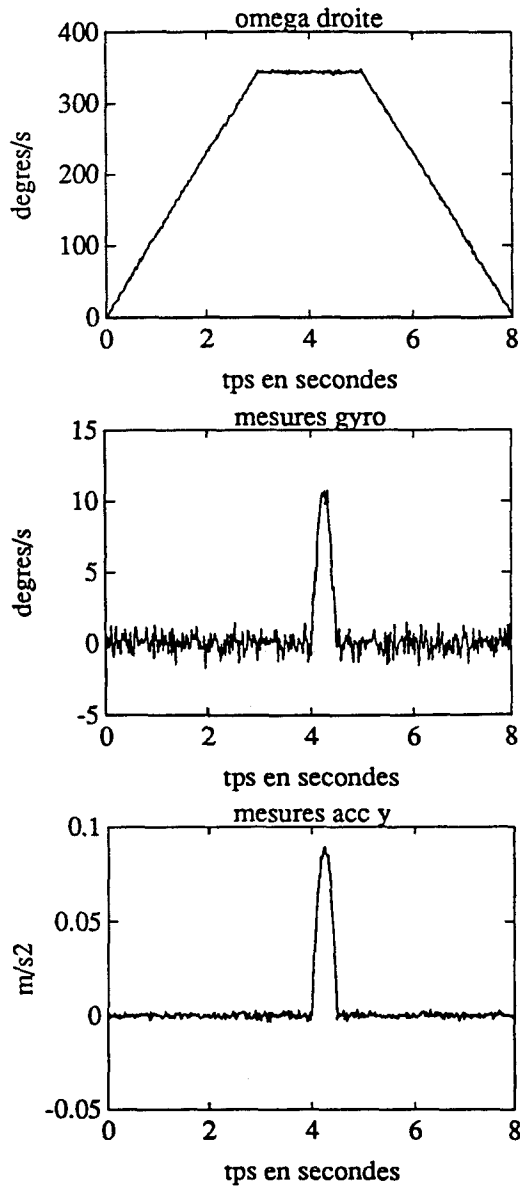


Figure A1.1. – Mesures simulées des capteurs proprioceptifs.

odométriques seules et, d'autre part, la fusion des données inertielles et odométriques. Les trajectoires estimées (figure A1.3) montrent, qu'après 8 s de parcours, l'erreur de localisation latérale (en y) est de 8 cm avec l'odométrie, et d'environ 0.3 cm en utilisant la fusion des différentes mesures proprioceptives.

Cette simulation nous amène à faire un certain nombre de remarques importantes à propos de la mise en œuvre pratique de la méthode et de ses limitations.

– Nous n'avons pas pris en compte la dérive du gyromètre dans la simulation ci-dessus. Cette dérive introduit des erreurs non négligeables sur de longs mouvements et rend nécessaire des recalages périodiques. A titre d'exemple, considérons le cas d'un robot qui effectue un déplacement en ligne droite sur 30 m, à la

vitesse de 0.6 m/s. Un gyromètre dont la dérive serait de $0.2^\circ / \text{mn}$ donnerait en fin de parcours une erreur de cap de 0.16° et une erreur de position de 4.6 cm dans la direction perpendiculaire au déplacement.

– La prise en compte de l'accélération centrifuge γ^i dans l'équation d'observation a permis de corriger de manière satisfaisante la vitesse linéaire ν dans le cas d'erreurs dues à des glissements. Cependant, cette correction n'est efficace que si les mesures accélérométriques ne sont pas trop bruitées.

– Lorsque le sol sur lequel évolue le véhicule n'est pas parfaitement horizontal, une composante de la gravité s'ajoute à la mesure accélérométrique. Il est alors nécessaire de prendre en compte l'attitude du véhicule pour calculer son accélération propre [38].

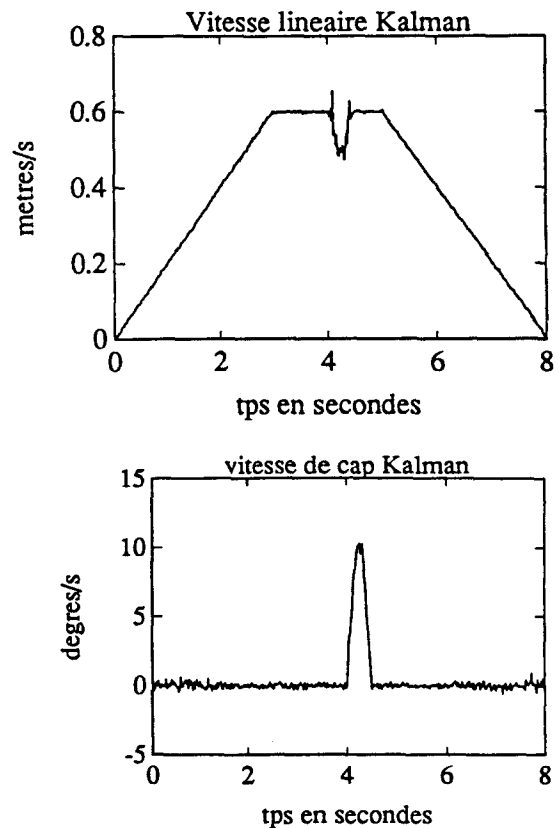


Figure A1.2. – Vitesses estimées par fusion des mesures proprioceptives.

6.2. recalage sur balises : influence des observations

L'algorithme de localisation par filtrage de Kalman, combinant les mesures extéroceptives et odométriques, est illustré dans cette annexe. Les simulations ont été réalisées avec des observations ayant les caractéristiques statistiques du télémètre laser avec balayage du L.E.Si.R. (distances et angles). Le recalage absolu est effectué par rapport à des balises ponctuelles de position connue.

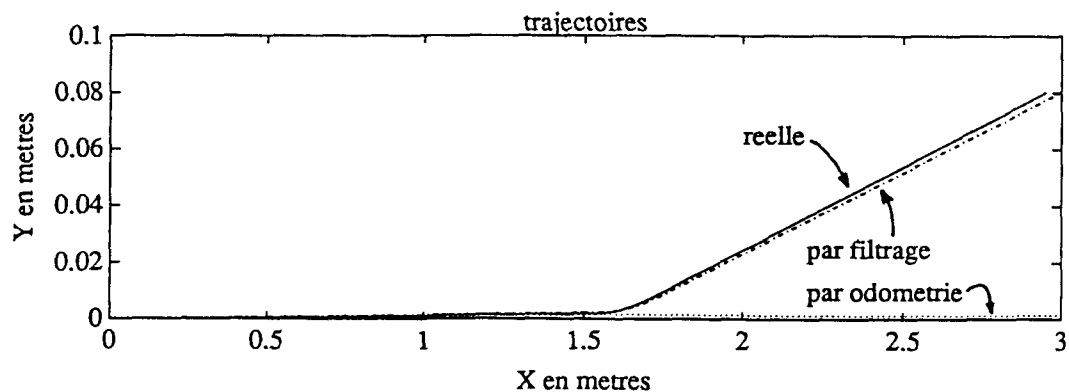
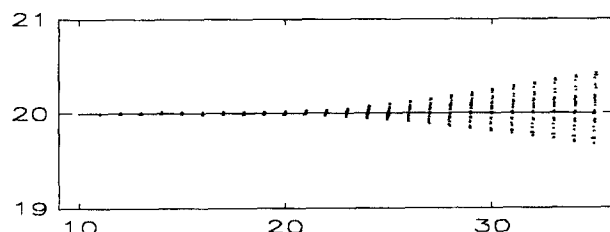


Figure A1.3. – Trajectoires estimées par odométrie et fusion des données proprioceptives.

Tout d'abord, une seule observation est exploitée à chaque étape de la correction : mesure de distance (figure A2.1.b) ou de gisement (figure A2.1.c). Pour bien montrer l'intérêt du recalage absolu et de la fusion de données, la figure A2.1.a correspond à une localisation à l'estime obtenue uniquement par odométrie. Le recalage absolu avec deux mesures est illustré figure A2.1.d.

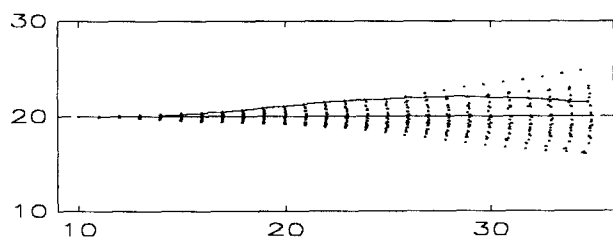


d) Recalage avec mesures d'angle et distance

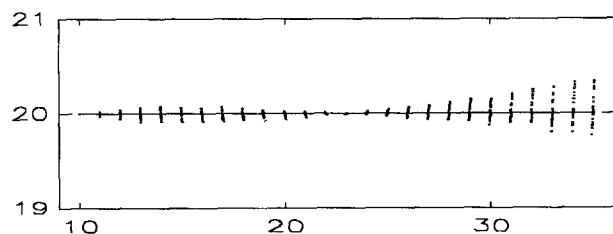
Figure A2.1. – Recalage sur balise ponctuelle (en mxm).

La trajectoire simulée est une ligne droite (courbe en trait continu) allant de la position (10, 20) à la position (35, 20) et la balise est en (23, 23). Les positions estimées lors de plusieurs réalisations de cette trajectoire (avec des séquences de bruit indépendantes) sont représentées par des points. Ces positions forment un nuage de points autour de la position exacte, et l'étendue de ce nuage représente l'incertitude de l'estimation. Nous avons constaté que cette grandeur est en accord avec la matrice de covariance calculée par filtrage. Un exemple de trajectoire estimé est également reporté figure A2.1.a. (courbe ondulée en trait continu).

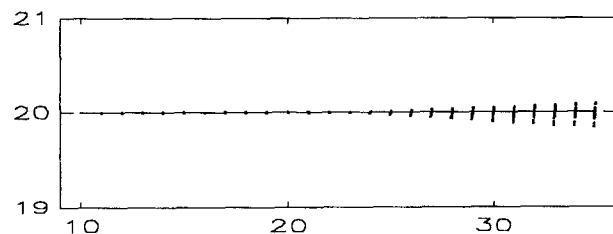
La correction apportée dépend de la nature de l'observation utilisée (distance ou angle) et de la configuration du robot par rapport à la balise, point qui est exploité pour la sélection de données. Avec une mesure de distance, la correction est plus importante quand le robot est au niveau de la balise. Une mesure de gisement corrige surtout la position du robot lorsque la balise est située devant le véhicule.



a) Localisation à l'estime



b) Recalage avec mesure de distance



c) Recalage avec mesure d'angle relatif

6.3. recalage dynamique avec un goniomètre

L'expérience suivante, réalisée sur le véhicule expérimental VEGA du L.I.R.M.M., permet de valider la méthode de recalage absolu en dynamique. Ce robot est équipé d'un ensemble de capteurs de localisation comportant en particulier un odomètre et un

goniomètre laser pour la mesure des angles de cibles catadioptriques. Ce sont les seuls capteurs de localisation qui ont été mis en œuvre pour cette application.

Le faisceau du goniomètre laser balaye un plan horizontal à la vitesse de 20 tours par seconde. On utilise un panneau comportant trois balises verticales équidistantes de 60 cm. Par conséquent, pour une distance d'observation variant de 7 m à 1 m, le goniomètre met entre 1.4 et 8.6 ms pour lire les trois balises. Ce panneau est disposé en fin de trajectoire de sorte qu'au départ les balises ne sont pas visibles par le goniomètre laser. La configuration initiale du robot est évaluée dans le repère des balises, en utilisant un quadrillage au sol. Le robot effectue un mouvement rectiligne. Le recalage s'effectue dès que la distance robot/cible devient inférieure à la portée du capteur (environ 7 m). A l'arrivée, la configuration exacte est évaluée lorsque le robot est à l'arrêt grâce à un algorithme d'optimisation qui utilise la mesure des trois angles de gisement [6].

La configuration initiale du robot dans le repère des balises a été estimée à $x = 0,3$ m, $y = -24$ m et $\theta = 90^\circ$. Nous pouvons considérer que la précision de ces mesures initiales estimées au sol est d'environ ± 1 cm en x , ± 5 cm en y , et de $\pm 1^\circ$ en cap. Le vecteur d'état et la matrice de covariance de l'erreur d'estimation ont donc été initialisés ainsi : $\hat{X}_{0/0} = [0,3 \quad -24 \quad \pi/2]^T$ et $P_{0/0} = \text{diag}(0,01^2, 0,05^2, 0,0174^2)$. La configuration finale obtenue après un parcours programmé de 22 m en ligne droite, dans la direction de l'axe y du repère balise, est : $X^f = [0,516 \quad -2,054 \quad 0,987 \cdot \pi/2]^T$ (variation de cap de 1.16°). La figure A3.1 représente les trajectoires estimées :

– en utilisant uniquement les mesures proprioceptives (pas de recalage sur les balises),

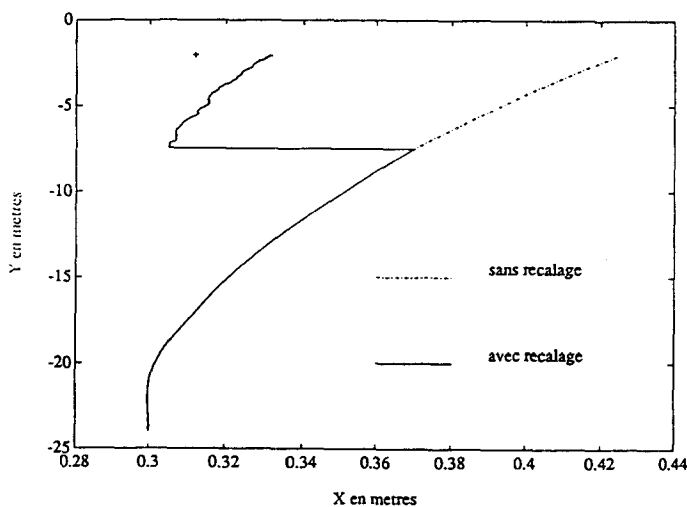


Figure A3.1. – Trajectoire estimée avec et sans recalage.

– en utilisant les observations des balises dès que celles-ci sont visibles.

Notons que les échelles des deux axes sont très différentes.

Pour une trajectoire effectuée uniquement en navigant à l'estime (pas de recalage), on constate une erreur de configuration finale de 11,3 cm selon x , 6,5 cm selon y , et $0,34^\circ$ en θ (par rapport à la configuration finale mesurée en statique et représentée par une croix sur la figure A3.1). Avec recalage sur balises, ces erreurs sont réduites à 1,87 cm selon x , 7,5 mm selon y et $0,5^\circ$ en θ . Lors de plusieurs essais effectués avec cette configuration des cibles, nous avons pu vérifier que le recalage apporte une correction qui est toujours du même ordre de grandeur.

6.4. recalage dans un environnement structuré

Un exemple de fonctionnement de cette procédure de localisation est décrit ci-après, dans le cas simple d'un robot immobile équipé d'une ceinture de télémètres à ultrasons dont l'angle d'ouverture du cône d'émission, γ , est pris égal à 5° .

La figure A4.1.a montre la situation initiale. Les segments de droite sont des obstacles détectables par des télémètres. Le robot réel est en gris et son estimation est représentée en traits pointillés. L'incertitude de la position est représentée par un cercle (\mathcal{E}_0) et celle de l'orientation par un secteur angulaire (\mathcal{A}_0) dans le coin droit supérieur. Les points dans l'environnement désignent des points obstacles détectés; ces points sont positionnés par rapport au référentiel lié au robot estimé.

Dans la figure A4.1.b, on a effectué la mise en correspondance des mesures et des segments de droite modélisant les obstacles. On se sert pour cela de la caractérisation des domaines d'incertitude (matrice P_k associé à l'état du robot (ellipse (\mathcal{E}_k)) et la largeur du secteur angulaire (\mathcal{A}_k)) et de l'imprécision des mesures pour définir une distance de type Mahalanobis (§ 3.2.2). Les points de la figure A4.1.a qui n'apparaissent pas sur la figure A4.1.b sont rejetés.

Sur la figure A4.1.c, on montre l'effet du traitement de la mesure représentée par le point obstacle désigné par un *. Cette mesure a été mise en correspondance avec le segment oblique. De l'équation de la droite support de ce segment, on tire l'inéquation de mesure qui induit une bande des positions admissibles dans l'espace (x, y) . De l'intersection de cette bande et de l'ellipse initiale résulte une ellipse dont la taille s'est réduite dans la direction orthogonale au segment. Par contre, on note que le domaine admissible de l'orientation s'est agrandi!

La figure A4.1.d montre la résultante de toutes les estimations liées à toutes les mesures mises en correspondance. On remarque

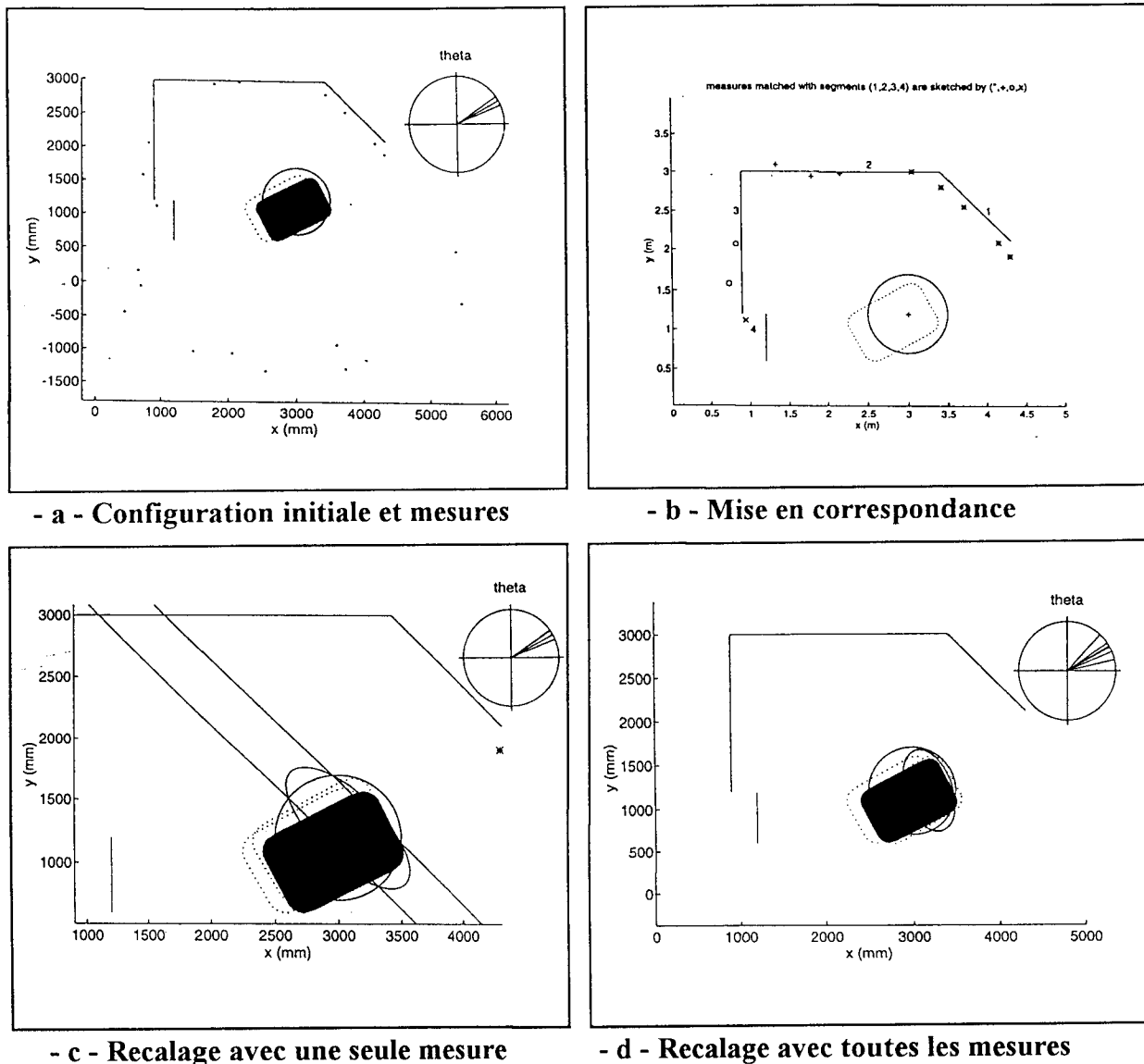


Figure A4.1. – Recalage dans un environnement structuré.

encore une fois une réduction de la dispersion de la position et une augmentation de l'incertitude en localisation. Il n'y a, en effet, aucune garantie de décroissance du domaine admissible d'une composante de l'état. Pour cela, il faudrait utiliser des domaines majorants de forme parallépipédiques plutôt qu'ellipsoïdaux.

6.5. localisation dans un environnement mal connu

Les algorithmes de recalage de balises mal connues et de localisation du robot avec ces balises ont été présentés dans le paragraphe 4.2. Leurs performances sont illustrées figure A5.1.

On a reporté l'évolution de la précision avec laquelle la position du robot est estimée lors d'une trajectoire en ligne droite avec une balise bien connue et une balise mal connue, l'erreur initiale d'estimation de sa position étant de 0,5 m. La courbe en tirets correspond à un recalage de la configuration du véhicule qui est effectué uniquement la balise bien connue, la balise mal connue ayant une erreur trop grande n'est pas prise en compte. Avec un recalage de la balise mal connue et prise en compte de sa nouvelle incertitude pour la localisation du véhicule, on obtient l'erreur d'estimation représentée en trait continu : pendant la première phase, l'erreur sur la configuration du robot est faible et la position estimée de la balise est corrigée, ensuite cette balise est utilisée pour la localisation du robot (après qu'il ait parcouru 6 m).

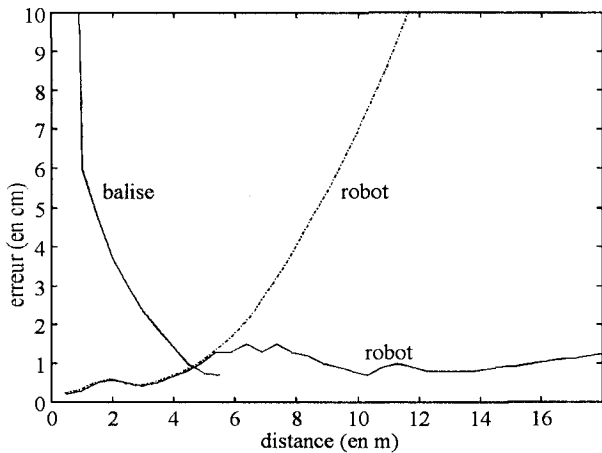


Figure A5.1. – Localisation du robot avec balise recalée.

Les performances de l'algorithme sont très satisfaisantes et la méthode permet de compléter le *réseau* de balises qui servent à la localisation du robot. Un balisage avec connaissance précise de la position de toutes les balises n'est donc pas nécessaire. De plus, des balises naturelles peuvent être identifiées puis recalées, et ensuite elles peuvent servir à la localisation du véhicule.

6.6. sélection de données

L'algorithme de sélection des mesures extéroceptives est présenté dans le paragraphe 4.3. et le critère de sélection y est exprimé dans le cas général. Dans cette annexe, nous mettons à profit les caractéristiques du capteur d'environnement afin de simplifier ce critère. Nous considérons pour cela des balises ponctuelles de position bien connue avec des mesures de distance ou d'angle.

Dans un premier temps, on fait un changement de repère afin d'avoir une matrice de covariance de l'erreur de prédiction $P_{k+1/k}$ qui se met sous la forme (A6.1). On considère ensuite une balise située à une distance d' du robot et qui est vue sous un angle α' dans ce nouveau repère (qui évolue dans le temps).

$$P_{k+1/k} = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & 0 & \sigma_{x\theta}^2 \\ 0 & \sigma_y^2 & \sigma_{y\theta}^2 \\ \sigma_{x\theta}^2 & \sigma_{y\theta}^2 & \sigma_\theta^2 \end{pmatrix} \quad (A6.1)$$

Pour le capteur extéroceptif utilisé au L.E.Si.R. (télémètre laser avec balayage panoramique) sur cible rétrodiffusante, les écarts de type de mesure sont constants : σ_d pour les distances et σ_a pour les angles. Sélectionner la meilleure mesure de distance revient alors à choisir la balise qui **maximise** la quantité r_d définie en (A6.2). Après simplification, la meilleure mesure de gisement correspond à la balise qui **minimise** le critère r_a définie en (A6.3). Le détail des calculs et simplifications se trouve dans [37].

$$r_d = |\cos(\alpha')| \quad (A6.2)$$

$$r_a = \cos(\alpha')/d \quad (A6.3)$$

La figure A6.1 confirme l'intérêt de la méthode avec deux observations sélectionnées (une mesure de distance et une autre d'angle) selon la procédure indiquée dans le paragraphe 4.3 et avec les critères r_d et r_a . Le robot se déplace en ligne droite entre les positions (0, 0) et (20, 0). Cinq balises bien connues sont situées de part et d'autres de la trajectoire. Les mesures (synchrones pour les simulations) sont des distances et des gisements. La mise à jour de la position du robot est effectuée tous les 50 cm et la position initiale du robot est connue sans erreur. Nous avons reporté l'évolution de l'erreur quadratique moyenne d'estimation de la position du robot dans les trois cas suivants :

- recalage à chaque étape avec toutes les mesures (10 au total) → courbe inférieure en tirets,
- recalage à chaque étape avec seulement deux observations : celles correspondant à la balise la plus proche du robot → courbe supérieure en tirets,
- recalage à chaque étape avec **deux** mesures (pas forcément issues de la même balise) et sélectionnées avec notre algorithme → courbe en trait continu.

L'algorithme retenu pour la localisation est le filtre de Kalman mais la conclusion serait semblable avec l'algorithme E.P.C.

On constate que la sélection d'informations représente un bon compromis entre une bonne précision de l'estimation de la configuration du robot et un traitement de données limité. Notons que les calculs nécessaires à la sélection des balises se font de manière anticipée : entre deux étapes de correction on détermine les *meilleures* observations à partir de grandeurs connues ou estimées.

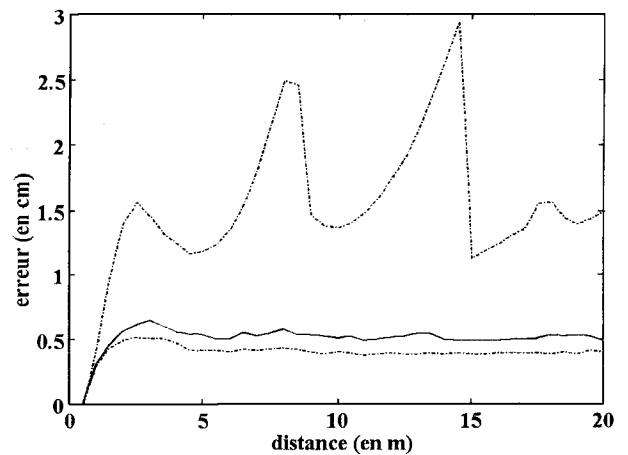


Figure A6.1. – Sélection d'informations.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] C. Durieu, H. Clergeot, « Une approche statistique pour la localisation de robots mobiles dans un environnement balisé », *A.P.I.I.*, vol. 25, n°5, 1991, p. 437–461.
- [2] C. Durieu, H. Clergeot, « A statistical approach to goniometric robot location including data fusion and error rejection », *I.A.S.* 2, 11–14 dec. 1989, Amsterdam, pp. 886–896.
- [3] P. Carton, « La localisation du robot autonome CARL », *Journée d'Etudes « Localisation en Robotique » de la S.E.E.*, Gif sur Yvette, avril 1993, p. 73–83.
- [4] O. Devise, « Contribution à la localisation dynamique d'un robot mobile », *Thèse de Doctorat de l'Université de Nantes*, janv. 1993.
- [5] J. Leonard, H. Durrant-Whyte, « Mobile robot localization by tracking geometric beacons », *I.E.E.E. Trans. on Robotics & Automation*, vol.7, no3, june 1991, pp. 376–382.
- [6] J. Vaganay, « Conception d'un système multisensoriel de localisation dynamique 3D pour robot mobile », *Thèse de Doctorat de l'Université de Montpellier II*, juillet 1993.
- [7] J. Opderbecke, « Localisation d'un robot mobile par fusion de données multisensorielles dans un environnement structuré », *Thèse de Doctorat de l'Université Pierre et Marie Curie*, Paris VI, 21 janv. 1994.
- [8] E. Walter, H. Piet-Lahanier, « Estimation of parameters bounds from bounded error data : a survey », *Mathematics and computer in simulation*, vol. 32, 1990, pp. 449–468.
- [9] A. Preciado-Ruiz, « Sur la modélisation, la localisation et le contrôle d'un robot mobile », *Thèse de l'U.T.C.*, juillet 91.
- [10] A. Precadio, D. Meizel, A. Segovia, M. Rombaut, « Fusion of multi-sensor Data : a geometric approach », *Conf. I.E.E.E. Robotics & Automation*, Sacramento Californie, 7–12 april 1991, pp. 2806–2811.
- [11] T. Hamel, E. Halbwachs, D. Meizel, « La géométrie offre-t-elle une alternative possible au filtrage de Kalman ? », *Journée d'Etudes « Localisation en Robotique » de la S.E.E.*, Gif sur Yvette, avril 1993, p. 41–50.
- [12] D. Meizel, A. Preciado-Ruiz, E. Halbwachs, « Estimation of the location of a mobile robot : geometric approaches », à paraître dans *Bounding approaches to System Identification* (Ouvrage coordonné par M.Milanese, J.P.Norton, H.Piet-Lahanier et E.Walter), Plenum Press, London, New York.
- [13] C. Durieu, J. Opderbecke, « A data fusion application for location of a mobile robot using an odometer and a panoramic laser telemeter », *Conf. I.A.S.* 3, 13–18 feb. 1993, Pittsburgh U.S.A., pp. 519–529.
- [14] G. Allègre, H. Clergeot, « A two dimensional laser range-finder for robot vision and autonomy », *Conf. I.R.O.S.'91*, sep. 1991, Tokyo, pp. 371–376.
- [15] G. Bornard, F. Celles-Couenne, G. Gilles, « Observabilité et observateurs », dans *Systèmes non linéaires*, Tome 1, Masson 1993, pp. 177–225.
- [16] A. Anderson, B. More, « Optimal filtering », *Prentice Hall*, 1979.
- [17] A. H. Jazwinski, « Stochastic process and filtering theory », *Academic Press*, 1970.
- [18] F. C. Schweppe, « Uncertain dynamic systems », *Prentice-Hall*, 1973.
- [19] E. Walter (Ed), « Parameter identification with errors bounds », N° spécial de *Mathematics and Computers in Simulation*, 32 (5&6), 1990, pp. 447–607.
- [20] J. P. Norton (Ed), « Special Issue on Bounded-Error estimation : issue 1 », N° spécial de *Int. Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, vol. 8, n°1, jan-feb. 1994, pp. 1–118.
- [21] J. P. Norton (Ed), « Special Issue on Bounded-Error estimation : issue 2 », N° spécial de *Int. Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, vol. 9, n°1, jan-fev 1995, pp. 1–132.
- [22] L. Pronzato, E. Walter, « Minimal volume ellipsoids », N° spécial de *Int. Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 1993, pp. 15–30.
- [23] E. Fogel, Y. F. Yuang, « On the value of information in system identification – bounded noise case », *Automatica*, vol. 18, n°2, 1982, pp. 229–238.
- [24] L. Jaulin, E. Walter, « Set inversion via non linear bounded error estimation », *Automatica*, 29(4), pp. 1053–1064.
- [25] D. Meizel, A. Precadio, « On the localisation of a moving vehicle from multiple range data », *Conf. I.S.I.R.'93*, Bangalore, Inde, jan. 1993, pp. 815–824.
- [26] B. Debuissou, « Diagnostic et reconnaissance de formes », *Hermès*, Paris, 1990.
- [27] P. Cheeseman, R. C. Smith, « On the representation and estimation of spatial uncertainty », *Int. journal of robotics research*, vol. 5, n°4, 1986, pp. 56–67.
- [28] S. Murata, T. Hirose, « Onboard locating system of autonomous vehicle », *I.E.E.E./R.S./J Int. Workshop on Intelligent Robots and Systems*, Tsukuba, Japan, 4–6sep. 1989, pp. 228–234.
- [29] F.Chenavier, J. L.Crowley, « Position estimation for a mobile robot using vision and odometry », *Conf. I.E.E.E. Robotics & Automation*, Nice, France, mai 1989, pp. 2588–2593.
- [30] J. L.Crowley, « World modelling and position estimation for a mobile robot using ultrasonic ranging », *Conf. I.E.E.E. Int. Conference on Robotics & Automation*, Scottsdale, Arizona, mai 1989, pp. 674–680.
- [31] J.Vaganay, M.J.Aldon, « Sensor integration for mobile robot localization », *24th I.S.I.R.*, Tokyo, nov. 4–6 1994, pp. 479–485.
- [32] O.Devise, C.Doncarli, « Localisation dynamique d'un robot mobile : approche statistique par fusion de données d'un problème de filtrage statistique », *Revue de Traitement de Signal*, vol. 10, n°4, 1993, p. 311–318.
- [33] R.Reynaud, Y.Sorel, C.Lavarenne, « Spécification et validation à l'aide d'un langage synchrone d'un protocole d'appariement de données asynchrones », *14ème Colloque GRETSI*, Juan-Les-Pins, France, 13–16 sep. 1993, p. 1087–1090.
- [34] M.Rombaut, D.Meizel, « Dynamic data temporal multisensor fusion in the prometheus Prolab2 demonstrator », *Conf. I.E.E.E. Robotics & Automation*, San Diego, Californie, 8–13 may 1994, pp. 3576–3583.
- [35] M.Rombaut, « Génération temps réel de données numériques/symboliques par fusion temporelle multicapteurs », *Article soumis à la revue traitement du signal*.
- [36] C.Durieu, J.Opderbecke, « Une approche statistique pour la localisation d'un robot mobile », *Journée d'Etudes « Localisation en Robotique » de la S.E.E.*, Gif sur Yvette, avril 1993, p. 41–50.
- [37] B.Martin, « Sélection de données et perception active pour la localisation d'un robot mobile », *Stage de fin d'études d'ingénieurs I.N.T. Evry*, fév. 1995.
- [38] J. Vaganay, M. J.Aldon, « Attitude estimation for a vehicle using inertials sensors », *Control Engineering Practice*, vol. 2, n°2, 1994, pp. 281–287.

Manuscrit reçu le 14 Mai 1994.

La fusion de données multisensorielles

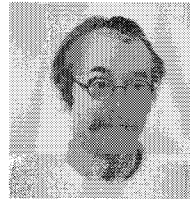
LES AUTEURS

Marie-José ALDON



Marie-José Aldon est Chargé de Recherche C.N.R.S. au L.I.R.M.M. Elle mène ses recherches au sein de Département Robotique dans le cadre du projet « Perception et localisation des robots ». Ses thèmes d'intérêt concernent la modélisation 3D de l'environnement par imagerie vidéo ou laser, ainsi que la fusion de données pour la navigation et la localisation des véhicules autonomes.

Dominique MEIZEL



Dominique Meizel est ingénieur I.D.N. (1976), Docteur Ingénieur (1979) et Docteur d'Etat (1984). Après avoir consacré ses efforts à des problèmes de contrôle et en particulier de stabilité, il s'intéresse depuis son transfert au laboratoire HEUDIASYC en 1988 à des problématiques liées aux robots mobiles et plus généralement aux « Machines Intelligentes ». Ses préoccupations actuelles concernent la planification d'actions en boucle fermée et l'utilisation de techniques ensemblistes d'estimation paramétrique pour la localisation.

Cécile DURIEU



Cécile Durieu est ancienne élève de l'E.N.S. de Cachan. Elle a obtenu en 1989 le titre de docteur de l'Université de Paris Sud. Elle est actuellement maître de conférences à l'E.N.S. de Cachan. Au sein du L.E.Si.R., elle s'est intéressée à la fusion de données multisensorielles pour la localisation des robots mobiles. Depuis octobre 1994 elle est détachée au L.S.S. et ses activités de recherche concerne l'estimation d'état à l'aide de techniques ensemblistes.