Localisation du robot Hilare 2
Fusion de données odométriques et de données extéroceptives

Olivier Lefebvre

7 Octobre 2004

Abstract

Ce document vise à présenter la stratégie de localisation du robot Hilare 2. La localisation du robot est assurée en fusionnant des positions odométriques avec des position calculées par appariement de segments perçus par un capteur laser sick. Les calculs sont détaillés, ce qui permet une implémentation très aisée, et une compréhension du code existant.

1 Motivation de la localisation du robot Hilare 2

Le robot Hilare 2 est doté d'une remorque, ce qui en fait un système nonholonome de degré 2. Cette caractéristique le rend particulièrement intéressant pour les expérimentations de la technique d'optimisation de trajectoire nonholonome. Bien que cette technique permette justement de compenser une éventuelle mauvaise localisation, la navigation à grande échelle requiert une estimation précise de la position du robot dans son environnement, et qui ne se détériore pas au cours de l'exécution de la trajectoire.

C'est pourquoi nous avons implémenté sur le robot Hilare 2 une stratégie de localisation par fusion de données proprioceptives (odométrie) et extéroceptives (appariement entre des segments perçus par un capteur laser et des segments d'une carte) qui garantit une estimée de la position à variance minimale.

2 Localisation par capteur odométrique

La localisation par odométrie consiste à intégrer les variations angulaires des roues au cours du mouvement de façon à connaître la position du robot. L'erreur croît donc au fur et à mesure du déplacement du robot.

Nous présentons ici les équations reliant les tours de roues (ce qui est effectivement mesuré) au déplacement du robot (ce qu'il nous faut estimer).

2.1 Déplacement des roues

Le robot possède deux codeurs odométriques, un sur la roue droite et un sur la roue gauche. Les roues ont un rayon identique noté ρ et l'entraxe qui les supporte a une longueur l.

On note leurs variations angulaires respectives ϕ_d et ϕ_g entre deux acquisitions successives des codeurs.

On peut ainsi calculer la distance parcourue par chacune des roues :

$$\Delta s_d = \rho \cdot \phi_d$$

$$\Delta s_g = \rho \cdot \phi_g$$

Les codeurs odométriques n'étant pas parfaits, on ne mesure pas la vraie valeur de Δs_d et Δs_g, mais seulement une estimée $\hat{\Delta} s_d$ et $\hat{\Delta} s_g$. On considère généralement que :

- la variance de la distance parcourue par une roue est proportionnelle à la valeur absolue de la distance parcourue.
- l'erreur sur la roue gauche est indépendante de l'erreur sur la roue droite.

On peut ainsi écrire la matrice de covariance de $\Delta s_{dg} = (\Delta s_d, \Delta s_g)$ [1] :

$$V(\Delta s_{dg}) = \begin{bmatrix} k_d|\Delta s_d| & 0 \\ 0 & k_g|\Delta s_g| \end{bmatrix}$$

où k_d et k_g sont des coefficients calculés expérimentalement.

On suppose que l'erreur est un bruit blanc et que l'estimation de Δs_d et Δs_g est sans biais, c'est à dire que :

$$\mathbb{E}[\Delta s_d] = \hat{\Delta} s_d \qquad \text{et} \qquad \mathbb{E}[\Delta s_g] = \hat{\Delta} s_g \tag{1}$$

A partir de la distance parcourue par chacune des roue on peut maintenant calculer le déplacement du robot.

2.1.1 Déplacement du robot

Soit p_t la configuration du robot à l'instant t, avec (x_t, y_t) la position du point P situé au milieu de l'entraxe et θ_t l'orientation du robot, repérés dans un référentiel inertiel quelconque.

$$p_t = \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ \theta_t \end{bmatrix}$$

[1] on remarque que l'incertitude n'est pas calculée sur la variation angulaire, mais directement sur le déplacement des roues

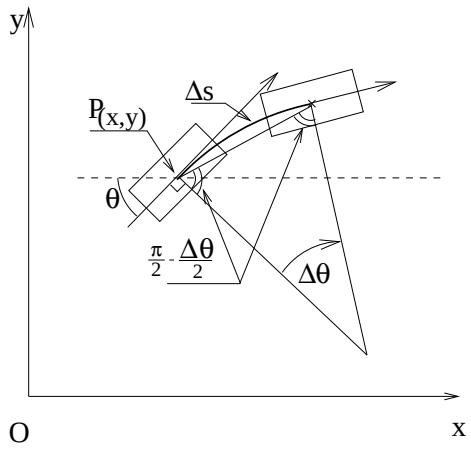

Figure 1: Calcul du déplacement du robot à partir du déplacement des roues. Le chemin parcouru est approximé par la corde de l'arc de cercle intercepté par $\Delta\theta$.

Soit alors p_{t+1} la nouvelle position du robot à l'instant $t+1$, lors d'une nouvelle acquisition du codeur odométrique. On note le déplacement du robot :

$$\begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta\theta \end{bmatrix} = p_{t+1} - p_t$$

En notant Δs la distance parcourue par le point P :

$$\Delta s = \frac{\Delta s_d + \Delta s_g}{2}$$

En approximant le chemin parcouru par la corde de l'arc de cercle joignant p_t et p_{t+1} (figure 1), on obtient facilement :

$$\begin{aligned} \Delta\theta &= \frac{\Delta s_d - \Delta s_g}{l} \\ \Delta x &= \Delta s \cdot \cos(\theta_t + \Delta\theta/2) \\ \Delta y &= \Delta s \cdot \sin(\theta_t + \Delta\theta/2) \end{aligned}$$

Soit $\hat{p}_t$ l'estimé de la position à l'instant t. L'erreur sur la position du robot est un bruit blanc noté ϵ_{p_t} :

$$\epsilon_{p_t} = p_t - \hat{p}_t$$

L'incertitude sur p_t est représentée par sa matrice de covariance P_t :

$$\begin{aligned} P_t &= \mathbb{E}[(p_t - \hat{p}_t)(p_t - \hat{p}_t)^T] \\ &= \mathbb{E}[\epsilon_p \epsilon_p^T] \end{aligned}$$

On suppose que l'estimation de p_t est sans biais, c'est à dire que :

$$\mathbb{E}[\epsilon_p] = 0 \tag{2}$$

On doit maintenant tenir compte de l'incertitude sur la position du robot à l'instant t et de l'incertitude sur le déplacement entre t et $t+1$, pour calculer l'incertitude sur la nouvelle position p_{t+1}.

2.1.2 Calcul de la nouvelle position du robot

La nouvelle position p_{t+1} s'écrit en ajoutant à p_t le déplacement du robot :

$$p_{t+1} = f(x_t, y_t, \theta_t, \Delta s_d, \Delta s_g) = \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ \theta_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\Delta s_d + \Delta s_g}{2} \cos(\theta_t + \frac{\Delta s_d - \Delta s_g}{2l}) \\ \frac{\Delta s_d + \Delta s_g}{2} \sin(\theta_t + \frac{\Delta s_d - \Delta s_g}{2l}) \\ \frac{\Delta s_d - \Delta s_g}{l} \end{bmatrix} \tag{3}$$

On remarque que les vecteurs p_t et Δs_{dg} sont indépendants. On cherche alors à calculer P_{t+1} la matrice de covariance de la nouvelle position.

En linéarisant l'équation 3 autour de l'estimé, on obtient :

$$p_{t+1} = \hat{p}_{t+1} + J_p(p_t - \hat{p}_t) + J_\Delta(\Delta s_{dg} - \hat{\Delta} s_{dg}) \tag{4}$$

Avec J_p et J_Δ les jacobiennes de f par rapport à respectivement p et Δs_{dg}.

$$\begin{aligned} J_p &= \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} & \frac{\partial f}{\partial y} & \frac{\partial f}{\partial \theta} \end{bmatrix} \\ J_\Delta &= \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial \Delta s_d} & \frac{\partial f}{\partial \Delta s_g} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

On peut facilement calculer J_p et $J_{\Delta s_{dg}}$:

$$J_p = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\Delta_s \sin(\theta + \Delta\theta/2) \\ 0 & 1 & +\Delta_s \cos(\theta + \Delta\theta/2) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$J_\Delta = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}(\cos(\theta + \Delta\theta/2) - \frac{\Delta_s}{l} sin(\theta + \Delta\theta/2) & \frac{1}{2}\cos(\theta + \Delta\theta/2) + \frac{\Delta_s}{2l} sin(\theta + \Delta\theta/2) \\ \frac{1}{2}\sin(\theta + \Delta\theta/2) + \frac{\Delta_s}{2l} cos(\theta + \Delta\theta/2) & \frac{1}{2}\sin(\theta + \Delta\theta/2) - \frac{\Delta_s}{2l} cos(\theta + \Delta\theta/2) \\ \frac{1}{l} & \frac{-1}{l} \end{bmatrix}$$

On obtient ainsi l'expression de la matrice de covariance de p_{t+1} :

$$\begin{aligned} P_{t+1} &= \mathbb{E}[\epsilon_{p_{t+1}} \epsilon_{p_{t+1}}^T] \\ &= \mathbb{E}[(J_p(\epsilon_{p_t}) + J_\Delta(\epsilon_{\Delta s_{dg}})) \cdot (J_p(\epsilon_{p_t}) + J_\Delta(\epsilon_{\Delta s_{dg}}))^T] \\ &= \mathbb{E}[(J_p \epsilon_{p_t} + J_\Delta \epsilon_{\Delta s_{dg}}) \cdot (\epsilon_{p_t}^T J_p^T + \epsilon_{\Delta s_{dg}}^T J_\Delta^T)] \\ &= \mathbb{E}[J_p \epsilon_{p_t} \epsilon_{p_t}^T J_p^T + J_\Delta \epsilon_{\Delta s_{dg}} \epsilon_{\Delta s_{dg}}^T J_\Delta^T + J_p \epsilon_{p_t} \epsilon_{\Delta s_{dg}}^T J_\Delta^T + J_\Delta \epsilon_{\Delta s_{dg}} \epsilon_{p_t}^T J_p^T] \\ &= J_p P_t J_p^T + J_\Delta V(\Delta s_{dg}) J_\Delta^T + J_p \mathbb{E}[\epsilon_{p_t} \epsilon_{\Delta s_{dg}}^T] J_\Delta^T + J_\Delta \mathbb{E}[\epsilon_{\Delta s_{dg}} \epsilon_{p_t}^T] J_p^T \\ &= J_p P_t J_p^T + J_\Delta V(\Delta s_{dg}) J_\Delta^T \end{aligned} \tag{5}$$

La simplification de l'équation 5 provenant de l'indépendance mutuelle des variables p_t, Δs_d et Δs_g et du fait que leur estimateur est sans biais (équations 2 et 1).

2.1.3 Conclusion

On a présenté comment calculer incrémentalement la position du robot et son incertitude, à partir de l'information fournie par les codeurs odométriques.

3 Localisation par appariement entre des segments perçus et une carte de segments

Le robot Hilare 2 possède un capteur laser Sick, qui fournit la distance aux points situés sur un plan horizontal. A partir d'une acquisition de ce capteur, on peut construire par segmentation un ensemble de segments visibles par le robot. Par ailleurs, pour se localiser dans un repère global prédéfini, le robot possède une carte de l'environnement, constituée d'un ensemble de segments. Le principe de la localisation consiste à trouver la transformation solide qui fait coïncider les segments perçus avec un sous-ensemble des segments du plan.

Cette technique de localisation est à comparer à une méthode de "scan matching" qui cherche la transformation assurant la meilleure corrélation entre le scan perçu et le plan. Le plan de l'environnement est alors constitué de donnée brutes : des points 2D en l'occurence.

La technique de localisation sur des segments, et les techniques basées sur des primitives géométriques en général, sont beaucoup plus robustes car elle permettent de traiter plusieurs hypothèses, et de lever ensuite les ambiguïtés, plutôt que de chercher à minimiser un certain critère.

Nous ne présentons pas plus en détails le principe de l'appariement de segments et de la génération d'hypothèses d'appariement, et nous nous concentrons sur son influence dans le calcul de la position produite.

3.1 Relation entre un segment perçu, un segment de la carte et la position du robot

Un segment S_i est en fait représenté par sa droite porteuse $S_i = (\theta_i, d_i)$ comme le montre la figure 2.

Étant donné une configuration $p = (x, y, \theta)$ du robot, un segment Sc de la carte et un segment perçu Sp sont appariés si le segment Sc est le segment Sp transformé par la transformation solide p. La localisation basée sur l'appariement de segments est donc associée à une fonction d'observation f_{obs} reliant ces trois variables

$$f_{obs}(p, Sp, Sc) = \begin{pmatrix} \theta + \theta_p - \theta_c \\ d_p + x\cos(\theta + \theta_p) + y\sin(\theta + \theta_p) - d_c \end{pmatrix} \tag{6}$$

Ainsi, deux segments sont parfaitement appariés si et seulement si :

$$f_{obs}(p, Sp, Sc) = 0 \tag{7}$$

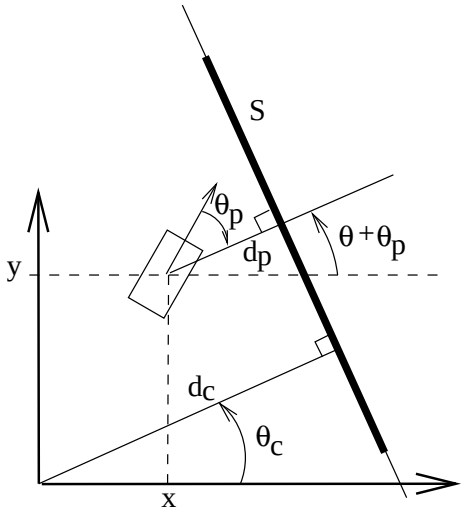

Figure 2: Représentation d'un segment par sa droite porteuse

Cependant, du fait des erreurs de mesures et de l'imprécision de la carte, la fonction d'observation appliquée aux variables estimées sera non nulle :

$$f_{obs}(\hat{p}, \hat{S}_p, \hat{S}_c) = z \tag{8}$$

3.2 Calcul de la position du robot

La localisation par appariement de segments repose sur un filtre de Kalman Étendu avec une fonction d'observation implicite présentée dans le paragraphe précédent.

En reprenant les notations des paragraphes précédents, le modèle du système est :

$$p_{t,i+1/i} = p_{t,i/i} \tag{9}$$

$$z_{i+1} = f_{obs}(p_{t,i+1/i}, Sp_{i+1}, Sc_{i+1}) \tag{10}$$

Le vecteur d'état du système est p : la position du robot que l'on cherche à estimer. i est le numéro du segment que l'on apparie. Le robot est supposé immobile pendant le processus de localisation. Ainsi, pour alléger la notation, on notera $p_{t,i/i}$ [2] et $P_{t,i/i}$ de la façon suivante : $p_{i/i}$ et $P_{i/i}$.

On suppose que l'on a une estimation de p_t obtenue grâce à l'équation 3). De même on a l'expression de la matrice de covariance de p_t connaissant les mesures à t : $P_{t+1/t}$ (Cf. équation 5).

L'équation 9 est dite " équation de prédiction". En l'occurence, le robot étant immobile, la prédiction de la position du robot lors de l'appariement du segment $(i+1)$ est égale à $p_{i/i}$.

L'équation 10 dite "équation de correction" est utilisée pour chaque segment i apparié. En effet chaque appariement est vu comme une nouvelle observation qui

[2] il faut lire a/b à la façon des probabilités conditionnelles : probabilité de a sachant b.

améliore la précision de $\hat{p}$.

Nous donnons ici les équations du gain de Kalman qui permettent de calculer l'estimé de $p_{i+1/i+1}$ de variance minimum et sa matrice de covariance $P_{i+1/i+1}$.

La valeur de l'innovation apportée par l'appariement d'un segment est donnée par les équations 7 et 8 :

$$f_{obs}(\hat{p}_{i+1/i}, \hat{S}p_i, \hat{S}c_i) - f_{obs}(p_{i+1/i}, Sp_i, Sc_i) = z_{i+1} - 0 = \epsilon_{z_{i+1}} \tag{11}$$

On développe $f_{obs}(p, Sp, Sc)$ autour de son estimé :

$$f_{obs}(p_{i+1}, Sp_{i+1}, Sc_{i+1}) = f_{obs}(\hat{p}_{i+1/i}, \hat{S}p_{i+1}, \hat{S}c_{i+1}) + J_p\epsilon_{p_{i+1/i}} + J_{Sp}\epsilon_{Sp_{i+1}} + J_{Sc}\epsilon_{Sc_{i+1}} \tag{12}$$

Avec J_p, J_{Sp}, J_{Sc} respectivement les jacobiennes de la fonction d'observation f_{obs} par rapport à p, Sp et Sc.

D'après l'équation 7 :

$$\begin{aligned} f_{obs}(p_{i+1}, Sp_{i+1}, Sc_{i+1}) &= 0 \\ &= f_{obs}(\hat{p}_{i/i+1}, \hat{S}p_{i+1}, \hat{S}c_{i+1}) - \epsilon_{z_{i+1}} \end{aligned} \tag{13}$$

On a donc :

$$\epsilon_{z_{i+1}} = -J_p\epsilon_{p_{i+1/i}} - J_{Sp}\epsilon_{Sp_{i+1}} - J_{Sc}\epsilon_{Sc_{i+1}} \tag{14}$$

Et on peut calculer la variance de l'innovation $V(z_{i+1})$:

$$\begin{aligned} V(z_{i+1}) &= \mathbb{E}[\epsilon_{z_{i+1}}\epsilon_{z_{i+1}}^T] \\ &= J_pP_{i+1/i}J_p^T + J_{Sp}V(Sp_{i+1})J_{Sp}^T + J_{Sc}V(Sc_{i+1})J_{Sc}^T \end{aligned} \tag{15}$$

Et la covariance entre z_{i+1} et $p_{i+1/i}$:

$$\begin{aligned} V(p_{i+1/i}, z_{i+1}) &= \mathbb{E}[\epsilon_{p_{i+1/i}}\epsilon_{z_{i+1}}^T] \\ &= -P_{i+1/i}J_p^T \end{aligned} \tag{16}$$

L'équation 16 provenant de l'indépendance mutuelle entre p, Sp et Sc.

On peut alors déterminer le gain de Kalman K :

$$K_{i+1} = V(p_{i+1/i}, z_{i+1}) \cdot V(z_{i+1})^-1 \tag{17}$$

Et les équation de corrections :

$$\hat{p}_{i+1/i+1} = \hat{p}_{i+1/i} + K_{i+1}(f_{obs}(\hat{p}_{i/i+1}, \hat{S}p_{i+1}, \hat{S}c_{i+1}) \tag{18}$$

$$P_{i+1/i+1} = (I - K_{i+1}J_p)V(p_{i+1/i}) \tag{19}$$

On peut donc calculer de façon incrémentale l'estimation de minimum de variance de la position du robot.

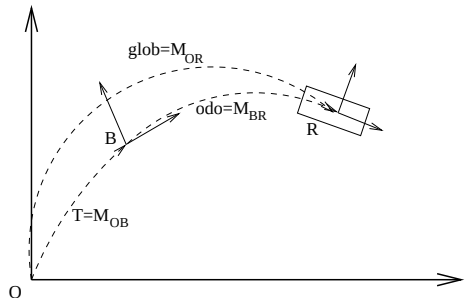

Figure 3: Dans un repère global O, le repère odométrique est noté B (Base) et le repère robot R. Calculer la position du robot dans le repère global revient à calculer la transformation M_{OB} qui transforme une position exprimée dans le repère odométrique en une position exprimée dans le repère global.

3.3 conclusion

Nous avons présenté le calcul de la position du robot et de son incertitude, par appariement de segments.

On remarque que si la position odométrique n'est pas exprimée dans le repère global, ce calcul est équivalent à calculer la transformation solide M_{OB} qui transforme la position odométrique p exprimée dans le repère de base B en une position exprimée dans un repère global O (Cf. figure 3).

Le vecteur d'état est alors M_{OB}, et la fonction d'observation f_{obs} a un paramètre supplémentaire :

$$f_{obs}(M_{OB_{i+1}}, p_{i+1/i}, Sp_{i+1}, Sc_{i+1}) = 0$$

Les détails des corrélations entre M_{OB} et p sont présentés dans le paragraphe 4.2.1.

4 Fusion de données de localisation

On dispose donc de deux types de positions :

- mesure proprioceptive : position odométrique p_{odo}, relevée à une fréquence élevée et dont l'incertitude croît avec le déplacement
- position extéroceptive : position globale p_{glob}, relevée à une fréquence plus faible, et dont l'incertitude ne dépend pas du déplacement. Cette position est exprimée dans le repère global.

L'idée est de fusionner ces deux types positions afin d'obtenir l'estimation au minimum de variance de la position du robot. Les bruits de mesures (capteur laser, codeur odométrique) étant supposés blancs, la fusion consiste en une fusion de type Kalman Étendu.

Nous allons donner les équations de ce filtre et les détails spécifiques à nos choix d'implémentation.

4.1 Les différents repères

Comme le montre la figure 3, le repère odométrique B ne coïncide pas forcément avec le repère global O. Ainsi la localisation du robot par appariement de segments (paragraphe 3), fournit la transformation solide M_{OB} permettant de transformer la position du robot exprimée dans le repère odométrique en une position exprimée dans le repère global.

Le choix a été fait de laisser "dériver" la position odométrique p_{odo} et son incertitude P_{odo}. La position odométrique du robot R étant exprimée dans le repère de base B, on la notera p_{BR}.

Cette position s'exprime dans le repère global par la relation :

$$p_{OR} = M_{OB} \times p_{BR} \tag{20}$$

4.2 Fusion des positions

Avant de fusionner des position de type p_{odo} et p_{glob}, il faut les exprimer dans un même repère. L'équation 20 permet d'exprimer la position de type p_{odo} dans le même repère que la position de type p_{glob}. Néanmoins, le calcul de la variance P_{odo} dans le repère global demande un peu d'attention, car il faut tenir compte de nombreuses corrélations.

4.2.1 Calcul de la variance de la position odométrique dans le repère global

Pour des raisons de place et parce qu'ils se dérivent facilement des expressions, nous ne donnons pas ici les détails des calculs.

Soient M_{BR_t} la position calculée par odométrie à l'instant t, et $V(BR_t)$ sa variance. Soit M_{OB_t} la transformation calculée à l'instant t, grâce à la position de type globale M_{OR_t} (de variance $V(OR_t)$). Que vaut $V(OB_t)$?

On peut exprimer M_{OB} en fonction de M_{OR} et M_{BR} :

$$M_{OB} = M_{OR} \times (M_{BR})^{-1}$$

En développant M_{OB_t} autour de son estimée on obtient :

$$M_{OB} = \hat{M}_{OB} + J_{M_{OR}}^{M_{OB}}(M_{OR} - \hat{M}_{OR}) + J_{M_{BR}}^{M_{OB}}(M_{BR} - \hat{M}_{BR})$$

avec $J_{M_{OR}}^{M_{OB}}$ et $J_{M_{BR}}^{M_{OB}}$ les jacobiennes de M_{OB} par rapport respectivement à M_{OR} et M_{BR}.

Du fait de l'indépendance des variables M_{OR} et M_{BR} :

$$V(OB_t) = J_{M_{OR}}^{M_{OB}} V(OR_t)(J_{M_{OR}}^{M_{OB}})^T + J_{M_{BR}}^{M_{OB}} V(BR_t)(J_{M_{BR}}^{M_{OB}})^T \tag{21}$$

Soit maintenant une nouvelle position odométrique $M_{BR_{t'}}$, sans qu'aucune nouvelle position de type globale n'ait été relevée. Étant données les informations disponibles, l'expression de $M_{OR_{t'}}$ est :

$$M_{OR_{t'}} = M_{OB_t} \times M_{BR_{t'}}$$

Que vaut $V(OR_{t'})$?
En développant $M_{OR_{t'}}$ autour de son estimée, et en reprenant les mêmes notations pour les jacobiennes d'une transformation solide, on obtient :

$$M_{OR_{t'}} = \hat{M}_{OR_{t'}} + J_{M_{OB}}^{M_{OR_{t'}}}(M_{OB_t} - \hat{M}_{OB_t}) + J_{M_{BR}}^{M_{OR_{t'}}}(M_{BR_{t'}} - \hat{M}_{BR_{t'}})$$

Il faut noter ici que les variables M_{OB_t} et $M_{BR_{t'}}$ ne sont pas indépendantes (toutes deux sont corrélées avec M_{BR_t}).

$$V(OR_{t'}) = J_{OB_t}^{OR_{t'}} V(OB_t)(J_{OB_t}^{OR_{t'}})^T + J_{BR_{t'}}^{OR_{t'}} V(BR_{t'})(J_{BR_{t'}}^{OR_{t'}})^T +$$
$$J_{OB_t}^{OR_{t'}} V(OB_t, BR_{t'})(J_{BR_{t'}}^{OR_{t'}})^T + J_{BR_{t'}}^{OR_{t'}} V(BR_{t'}, OB_t)(J_{OB_t}^{OR_{t'}})^T$$

Le calcul de $V(BR_{t'}, OB_t)$ s'effectue en reprenant les équations 5 et 21

On a donc l'expression de la variance d'une position de type odométrique dans le repère global.

4.2.2 Calcul de l'estimé de position de minimum de variance

Si les processus de localisations globales et odométriques ont des périodes qui sont des multiples l'une de l'autre, et si une position globale p_{glob} (de variance P_{glob} est obtenue à l'instant t, alors une position odométrique p_{odo} (de variance P_{odo}) est aussi obtenue à ce même instant.

Les paragraphes précédents ont montré comment transformer p_{odo} et P_{odo} en une position fusionnable.

L'estimé de position p_{opt} de minimum de variance (notée P_{opt}) vérifie de façon classique :

$$\frac{p_{opt}}{P_{opt}} = \frac{p_{odo}}{P_{odo}} + \frac{p_{glob}}{P_{glob}}$$

avec :

$$\frac{1}{P_{opt}} = \frac{1}{P_{odo}} + \frac{1}{P_{glob}}$$

On peut alors maintenir une position de variance minimum calculée de façon incrémentale, au fur et à mesure des relevés de donnée de localisation.

5 Implémentation sur le robot Hilare 2

L'implémentation de cette stratégie de localisation repose sur un module dit *POsition Manager* : POM. Ce module enregistre les positions produites par les modules d'odométrie et de localisation globale, gère leur datation, effectue les calculs présentés dans le paragraphe 4.2.1 de façon à avoir des positions fusionnables et enfin les fusionne.

Les positions exprimées dans différents repères sont maintenues à jour par la fusion. Il s'agit par exemple du repère odométrique et du repère global. Un repère spécifique pour le sick situé sur la remorque du robot est aussi mis à jour.

On peut noter que d'autres producteurs de positions pourraient être intégrés sans difficultés.

6 Conclusion

On a présenté le calcul de localisation du robot Hilare 2, qui consiste en une fusion de données odométriques et de positions calculées par appariements de segments laser.

Les références bibliographiques sont :

- [3] pour le calcul de position par odométrie
- [2] pour le calcul de la position par appariement de segments
- [1] pour l'implémentation de la fusion

Tout ce qui est présenté ici peut s'appliquer immédiatement à tout robot munis de capteurs similaires et possédant une cinématique identique.

References

[1] J.B. Hayet. Documentation du module pom.

[2] P. Moutarlier. *Modélisation autonome de l'environnement par un robot mobile*. PhD thesis, Unversité Paul Sabatier, 1991.

[3] R. Siegwart and I. Nourbakhsh. *Automous Mobile Robots*. MIT Press, 2004.