

## Estimation de la Position d'un Robot par Odométrie et Vision Monoculaire

---

### *Position Estimation for a Mobile Robot using Monocular Vision and Odometry*

par F. CHENAVIER\*<sup>1</sup>, I. LECOEUR TAIBI\*<sup>2</sup>, J.L. CROWLEY\*\*

\* CEA/DTA/LETI, Centre d'Etudes Nucléaires de Grenoble, 85X, F-38041

\*\* LIFIA/IMAG, Institut National Polytechnique de Grenoble, 46 av. Felix Viallet, F-38031 Grenoble

#### Résumé

Nous présentons un système de localisation pour un robot mobile évoluant dans un environnement connu. La méthode, contrairement à celles actuellement utilisées dans l'industrie, ne nécessite pas l'équipement du site en balises : la position du robot est estimée à chaque instant par odométrie, et recalée périodiquement en repérant, à l'aide d'une caméra mobile montée sur le véhicule, des objets de l'environnement jouant le rôle d'amer. Ces objets sont répertoriés dans une base de données constituée au préalable.

Les différentes composantes du système sont présentées : nous montrons en particulier comment l'incertitude sur la position du robot évolue avec les erreurs d'odométrie, et comment les connaissances a priori (position estimée, base de données) sont mises à profit pour identifier les amers. La précision typiquement obtenue en matière de localisation est de 7 cm selon xy et 1 deg en cap.

**Mots clés :** localisation, robot mobile, odométrie, vision monoculaire, amer.

#### Abstract

*We describe a localisation system for a robot moving in a known environment. Unlike the currently used methods for industrial robots, our approach does not require any beacons to be installed : the system uses odometry to estimate the vehicle position continuously, and corrects this estimation when necessary by identifying some objects of the environment through vision. These objects, used as landmarks, were previously recorded in a data base.*

*The different parts of the system are presented, particularly the way the uncertainty on odometry is updated and how prior knowledge (position estimation and data base) is employed to facilitate landmark identification. 7 cm on xy and 1 deg on the heading is the typical precision obtained in term of localisation.*

**Key words :** localisation, mobile robot, odometry, monocular vision, landmark.

## 1. Introduction

Forts de leur souplesse d'utilisation, les robots mobiles s'étendent peu à peu dans l'industrie. Les véhicules filo-guidés restent encore majoritairement utilisés, mais des techniques permettant à un robot de se positionner en tout point d'un espace à deux dimensions sont maintenant opérationnelles; cependant ces dernières requièrent l'équipement de l'environnement en balises, par exemples des réflecteurs optiques [18, 5]. Cet inconvénient qui nuit à la souplesse des installations industrielles, est particulièrement gênant dans le cas des centrales nucléaires où toute modifica-

tion de l'environnement est exclue parce qu'elle nécessiterait une remise en cause des protocoles de sécurité<sup>3</sup>.

Pour remédier à ce problème, nous avons développé une méthode de localisation qui ne nécessite pas l'ajout d'éléments nouveaux dans le milieu. Elle consiste à estimer la position du robot par odométrie, et à recalculer de loin en loin cette estimation en repérant, à l'aide d'une caméra, des objets de l'environnement qui jouent le rôle d'amers; nous employons par exemple à cette fin des tuyaux, poteaux ou autres faces remarquables. Dans une étape préalable réalisée hors ligne, la position et les caractéristiques de ces objets sont répertoriées dans une base de données. La combinaison des informations visuelles et des données odométriques s'effectue par le biais d'un filtre de Kalman.

---

1. F. Chenavier se trouve actuellement à l'Université Joseph Fourier – LIME, BP 53X, F-38041 Grenoble.

2. I. Lecœur Taïbi travaille maintenant au Centre d'Etudes Nucléaires de Saclay, DTA/CEREM/STA, F-91191 Gif sur Yvette.

3. Il serait cependant envisageable de penser les installations nucléaires du futur en terme de robotique mobile.

Pour identifier les amers, nous avons choisi d'employer la vision afin d'assurer une grande latitude dans le choix des objets repérables. Ainsi le robot est-il équipé d'une caméra mobile, et nous nous sommes efforcés d'exploiter au mieux les informations disponibles de manière à limiter les calculs; la compréhension de l'évolution des erreurs d'odométrie a fait l'objet d'un soin particulier, et l'identification des amers est résolument guidée par le modèle (approche "top-down").

Plusieurs travaux ont inspiré notre approche : il est désormais populaire, pour localiser un robot, de combiner les données odométriques avec des mesures effectuées par rapport à l'environnement : ces dernières peuvent être obtenues à l'aide de capteurs ultrasons [13, 28], de télémètre laser [5, 12], ou de caméra(s) [1, 3, 6, 23]. Le formalisme de Kalman se prête particulièrement bien à la combinaison des différents types d'information [4]. Notre approche se démarque des précédentes par les points suivants :

- elle ne requiert pas l'installation du site en balises (réflecteurs optiques [5], formes standards [3, 23]);
- elle ne nécessite pas l'analyse ou la reconstruction de tout l'environnement [1, 13, 28], cette étape complexe étant inutile dès lors que le véhicule évolue dans un univers connu.

La localisation d'une caméra à partir de l'identification d'un objet ou de la scène globale dans une image unique a par ailleurs suscité un grand nombre de contributions [8, 19, 21, 23, 24, 32]. L'étape la plus délicate reste la mise en correspondance entre les composantes de l'image acquise et un modèle de la scène. Horaud [21] propose par exemple de recouvrir à la fois l'identité de l'objet observé et sa position par un processus de vote : les positions des segments de l'image compatibles avec une attitude du modèle sont portés dans une grille d'accumulation. Dhome et ses collègues [15] ont établi analytiquement comment retrouver la position d'une caméra à partir de l'image de trois droites quelconques. Ils proposent ainsi de mettre en correspondance trois droites de la scène avec trois droites de son modèle par un ensemble de prédiction-vérification qui testent la compatibilité de la position calculée avec une position approchée supposée connue [16]; la position estimée est affinée dans un deuxième temps en prenant en compte, par le biais d'un algorithme itératif [29], les autres droites détectées dans l'image.

L'approche que nous avons adoptée pour la mise en correspondance s'appuie davantage sur les connaissances disponibles (voir §3). En outre, nous employons les mesures visuelles pour corriger une estimation de position et non calculer exactement la solution d'un système d'équations; il nous est ainsi permis d'exploiter un nombre quelconque de mesures visuelles – même une ou deux –, la correction de position étant d'autant meilleure que le nombre de contraintes disponibles est élevé.

Dans le paragraphe qui suit est présentée notre modélisation de l'évolution de l'incertitude sur la position du robot. L'identification des amers est décrite au paragraphe 3, et les résultats expérimentaux obtenus en matière de localisation sont exposés au paragraphe 4.

## 2. L'odométrie : évolution de l'incertitude en position

L'odométrie est à la base de notre système de localisation; elle fournit en effet à chaque instant la position estimée du robot et son incertitude associée. Ces informations sont également utilisées pour identifier les amers. Cependant, si les équations permettant de mettre à jour la position du robot sont classiques, celles qui traduisent l'évolution de l'incertitude ont reçu peu d'attention dans le passé; Banta [3] s'est efforcé de répertorier et de quantifier les origines des perturbations de l'odométrie, tandis que Wang [36] s'est intéressé aux effets d'une fréquence d'échantillonnage faible.

Le modèle d'évolution de l'incertitude que nous proposons tâche d'estimer ou de surestimer les perturbations.

Le robot mobile utilisé dans nos expériences possède quatre roues équipées de pneumatiques : deux roues folles à l'avant et deux roues motrices à l'arrière (figure 1). Sur chacune des roues arrière est monté un odomètre (figure 2); la résolution obtenue au niveau de la roue est de  $1/24000^{\text{ème}}$  de tour.

Le robot se déplace dans le plan horizontal, où il est repéré à chaque instant discret  $n$  par  $X(n) = [x(n), y(n), \theta(n)]^t$ .  $\theta(n)$  est le cap du robot, et  $(x(n), y(n))$  les coordonnées du

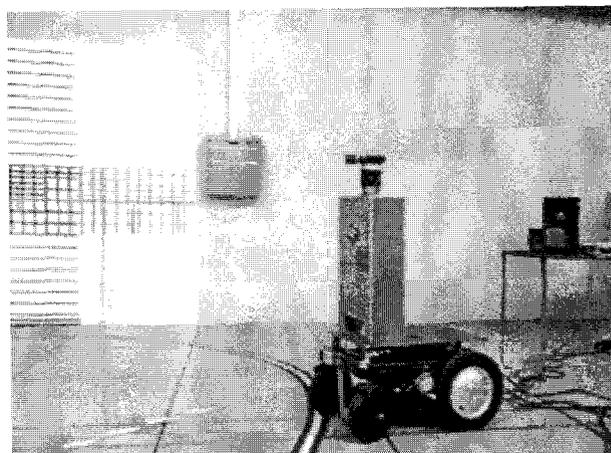


Figure 1. – Notre robot mobile est équipé de deux odomètres et d'une caméra mobile en azimut (au sommet du bâti).

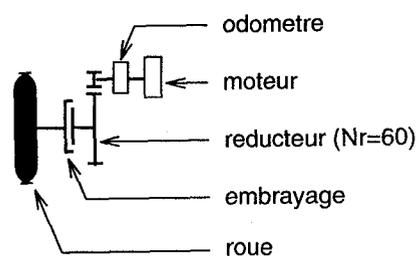


Figure 2. – Schéma de l'odomètre dans son environnement.

milieu de son essieu arrière.  $X(n)$  est supposé être une variable aléatoire gaussienne<sup>4</sup> de moyenne  $\hat{X}(n)$  et de matrice de covariance  $C^X(n)$ , et l'on note  $X(n) \sim N(\hat{X}(n), C^X(n))$ .  $C^X(n)$  caractérise l'incertitude sur  $\hat{X}(n)$ , meilleure estimation de  $X(n)$  au sens du minimum de l'erreur quadratique moyenne [4]. Notons que les équiprobabilités d'une variable aléatoire gaussienne de dimension  $n$ ,  $X \sim N(\hat{X}, C^X)$ , sont des ellipsoïdes centrés en  $\hat{X}$  et de directions principales les vecteurs propres de la matrice de covariance  $C^X$ .

## 2.1. ORIGINE DES PERTURBATIONS

Les odomètres fournissent le déplacement angulaire  $\Delta\alpha_D(n)$  et  $\Delta\alpha_G(n)$  de chacune des roues arrière pendant la période  $n$ . A partir de ces deux valeurs, les déplacements élémentaires du véhicule en rotation  $\Delta\theta(n)$  et le long de sa trajectoire  $\Delta S(n)$ <sup>5</sup>, sont donnés par :

$$\Delta S(n) = \frac{R_D \Delta\alpha_D(n) + R_G \Delta\alpha_G(n)}{2} \quad (1)$$

$$\Delta\theta(n) = \frac{R_D \Delta\alpha_D(n) - R_G \Delta\alpha_G(n)}{V} \quad (2)$$

où  $R_D$  et  $R_G$  sont les rayons des roues droite et gauche, et  $V$  la voie arrière du robot (Cf [14]).

Par suite, la valeur de  $X(n)$  est actualisée selon :

$$\begin{cases} x(n) = x(n-1) + \Delta S(n) \cos \theta(n-1) \\ y(n) = y(n-1) + \Delta S(n) \sin \theta(n-1) \\ \theta(n) = \theta(n-1) + \Delta\theta(n) \end{cases} \quad (3)$$

En posant  $\Delta(n) = [\Delta S(n), \Delta\theta(n)]^t$ , (3) peut être noté sous forme vectorielle :

$$X(n) = F(X(n-1), \Delta(n)) \quad (4)$$

Les équations donnant  $x(n)$  et  $y(n)$  supposent que la trajectoire du robot est un segment de droite pendant la période d'échantillonnage. Cette approximation est justifiée si les déplacements élémentaires sont petits; si cela n'est pas le cas, on peut employer les équations qui supposent la trajectoire circulaire pendant la période [9]. Avec le matériel dont nous disposons (vitesse de translation du robot inférieure à 1m/s, échantillonnage à 440Hz), l'erreur commise du fait de cette approximation — au maximum  $4\mu m$  — est dix fois inférieure à la résolution de la mesure ( $40\mu m$ ). Cependant, l'évaluation des déplacements élémentaires du véhicule n'est pas idéale :

–  $V$ ,  $R_G$  et  $R_D$  ne peuvent être parfaitement connus (calibrage imparfait, dégonflage) si bien que l'évaluation des déplacements élémentaires est entachée d'une erreur systématique;

- la déformation des pneus lors d'accélération transversales engendre des translations latérales du véhicule [3];
- la mesure de  $\Delta\alpha_D(n)$  et  $\Delta\alpha_G(n)$  est soumise à un bruit de quantification; en outre, et c'est plus ennuyeux, elle peut ne pas être significative du déplacement réel du robot, à cause du glissement des roues (notamment lors des rotations), des jeux mécaniques (réducteur et embrayage), des vibrations, ou encore de l'aspect de surface du sol.

La somme de ces bruits est biaisée. Or la validité des équations de Kalman que nous employons pour corriger la position du robot n'est assurée que si l'ensemble des perturbations aléatoires sur  $X(n)$  constitue un bruit blanc, de moyenne nulle. A défaut de pouvoir vérifier strictement ces conditions, nous avons construit un modèle d'évolution de la matrice de covariance  $C^X(n)$  tel que l'incertitude sur  $\hat{X}(n)$  soit plutôt surévaluée : le biais sur  $\hat{X}(n)$  est ainsi petit devant l'incertitude, et peut alors être considéré comme nul.

Nous considérons pour cela que les sources d'erreur de l'odométrie se manifestent d'une part sur  $\Delta(n)$  en ce qui concerne le bruit de quantification, et d'autre part à travers un bruit gaussien centré  $W(n)$  qui s'ajoute à  $X(n)$ .

La meilleure estimation de  $\Delta(n)$  au sens du maximum de probabilité est la valeur de  $\Delta(n)$  mesurée, notée  $\hat{\Delta}(n)$ ; elle s'écrit :

$$\hat{\Delta}(n) = \Delta(n) + B_q(n) \quad (5)$$

où  $B_q(n) \sim N(0, C^{B_q(n)})$  est le bruit de quantification. L'équation (4) qui rend compte de l'odométrie se réécrit aussi :

$$X(n) = F(X(n-1), \Delta(n)) + W(n) \quad (6)$$

avec  $W(n) \sim N(0, C^W(n))$ . Notons que  $\Delta(n)$  n'est pas aléatoire et que  $X(n)$ ,  $\Delta(n)$  et  $W(n)$  sont indépendants.

## 2.2. MISE À JOUR DE LA POSITION ET DE L'INCERTITUDE

$\hat{X}(n)$  et  $C^X(n)$  sont évalués en utilisant le développement de Taylor de  $F$  à l'ordre 1 autour du point  $(\hat{X}(n-1), \hat{\Delta}(n))$  (en pratique  $(\theta - \hat{\theta})$  est toujours inférieur à cinq degrés, et le bruit de quantification est faible) :

$$\hat{X}(n) = E[X(n)] = F(\hat{X}(n-1), \hat{\Delta}(n)) \quad (7)$$

$$C^X(n) = E \left[ \left( X(n) - \hat{X}(n) \right) \left( X(n) - \hat{X}(n) \right)^t \right] \quad (8)$$

$$= \frac{\partial F}{\partial X} C^X(n-1) \frac{\partial F^t}{\partial X} + \frac{\partial F}{\partial \Delta} C^{B_q(n)} \frac{\partial F^t}{\partial \Delta} + C^W(n). \quad (9)$$

La formule (9) indique les trois origines de l'accroissement de l'incertitude sur la position du robot :

4. Nous discutons de la validité de cette hypothèse au paragraphe 2.1.

5.  $\Delta S(n)$  et  $\Delta\theta(n)$  sont en réalité les valeurs intégrées sur la période des déplacements élémentaires  $ds$  et  $d\theta$ .

1. l'incertitude sur  $\hat{X}(n-1)$  : la mauvaise connaissance du cap induit un accroissement de l'incertitude en position dans la direction orthogonale au déplacement (voir eq. 11);
2. l'incertitude sur  $\hat{\Delta}(n)$  (bruit de quantification);
3. l'incertitude sur  $W(n)$ , qui rassemble les autres sources d'erreur sur la mesure du déplacement.

Les deux premiers termes peuvent être évalués théoriquement [9]; en revanche, l'expression de  $C^W(n)$  a dû être établie par expérimentation de la manière suivante : dans un premier temps nous n'avons tenu compte que des deux premiers termes de l'expression (10). Nous avons alors comparé les erreurs réellement observées avec l'incertitude quantifiée par le modèle, au cours de deux types de déplacement du robot : une série de translations le long de l'axe  $Ox$ , et une série de rotations "sur place". Les résultats sont donnés sur les figures 3 à 6<sup>6</sup>. La précision des mesures de déplacement est de 1cm selon  $x, y$  et  $0,3^\circ$  selon  $\theta$ . Pour chaque expérience, la matrice de covariance initiale était :

$$C^X(0) = \begin{bmatrix} (0,01m)^2 & 0 & 0 \\ 0 & (0,01m)^2 & 0 \\ 0 & 0 & (0,3^\circ)^2 \end{bmatrix}$$

Sur chacune des figures est représenté un intervalle de confiance à 95 % : il correspond à la largeur maximale de l'ellipsoïde de confiance à 95 %, selon la coordonnée considérée. Par ailleurs, une

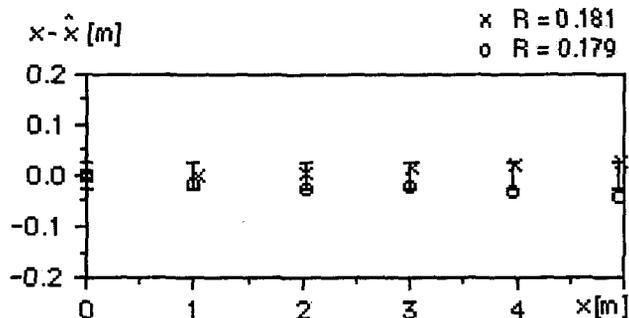


Figure 3. - Dérive constatée selon la direction de déplacement, lors d'une translation.

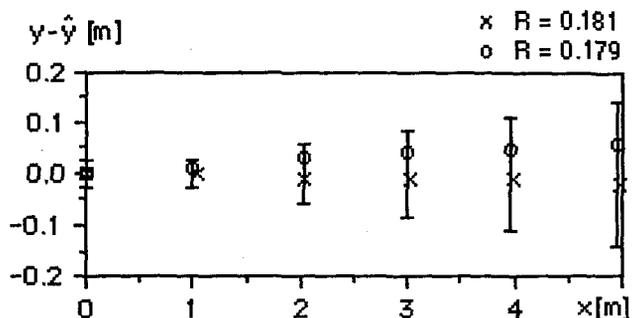


Figure 4. - Dérive constatée dans la direction orthogonale à celle de déplacement, lors d'une translation.

6. La dérive des coordonnées  $x, y$  lors d'une rotation n'a pas été représentée : en effet seule l'orientation du véhicule change significativement lors des rotations sur place.

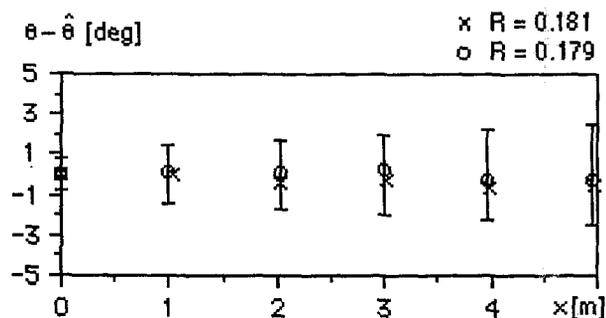


Figure 5. - Dérive constatée selon  $\theta$ , lors d'une translation.

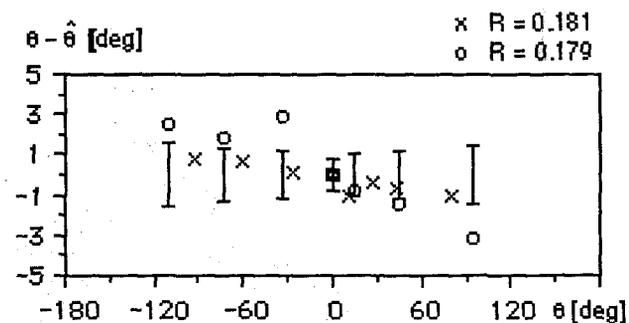


Figure 6. - Dérive constatée selon  $\theta$ , lors d'une rotation.

mauvaise estimation du rayon étant la principale source d'erreurs systématiques (dégonflage), les expériences ont été menées avec deux mesures de rayon différentes, correspondant aux pires cas ( $R = 0,181m$  et  $R = 0,179m$ ).

La figure 5 montre que le bruit de quantification suffit à expliquer les dérives sur le cap lors d'une translation; rappelons que l'incertitude sur le cap se reporte sur la coordonnée orthogonale au déplacement (premier terme de l'expression 10); il n'est dès lors pas surprenant de constater que l'incertitude sur cette coordonnée est également correctement estimée sans tenir compte de  $C^W$  (figure 4). En revanche, les autres erreurs de mesure, notamment une mauvaise évaluation du rayon des roues, sont prépondérantes dans les autres cas, et ne sont pas contenues dans l'intervalle de confiance à 95 %. Les dérives observées sont sensiblement proportionnelles aux déplacements, avec environ 2 % de dérive sur l'abscisse curviligne lors d'une translation et 3 % de dérive sur le cap lors d'une rotation. Nous nous proposons aussi de majorer l'incertitude dans ces deux cas proportionnellement au déplacement par l'introduction de deux coefficients :

- $K_{\theta\theta}$ , facteur de dérive en rotation, lors d'un déplacement en rotation (en %).
- $K_{ss}$ , facteur de dérive en translation, lors d'un déplacement en translation (en %),

et nous écrivons :

$$\begin{cases} \sigma_x^2(\text{majoré}) &= (\sigma_x + K_{ss}|\Delta S(n) \cos \theta(n-1)|)^2 \\ \sigma_y^2(\text{majoré}) &= (\sigma_y + K_{ss}|\Delta S(n) \sin \theta(n-1)|)^2 \\ \sigma_\theta^2(\text{majoré}) &= (\sigma_\theta + K_{\theta\theta}|\Delta \theta(n)|)^2 \end{cases} \quad (10)$$

Les déplacements  $\Delta S(n)$  et  $\Delta\theta(n)$  étant petits devant l'incertitude selon  $x$ ,  $y$  et  $\theta$ , nous considérons un développement limité à l'ordre 1 des trois expressions précédentes.

Les figures 7 et 8 reprennent les mesures présentées sur les figures 3 et 6, celles-ci étant maintenant encadrées par l'intervalle de confiance à 95 % produit par notre modèle en incluant  $C^W$ ;  $K_{ss}$  et  $K_{\theta\theta}$  ont été fixés à 2% et 3% respectivement.

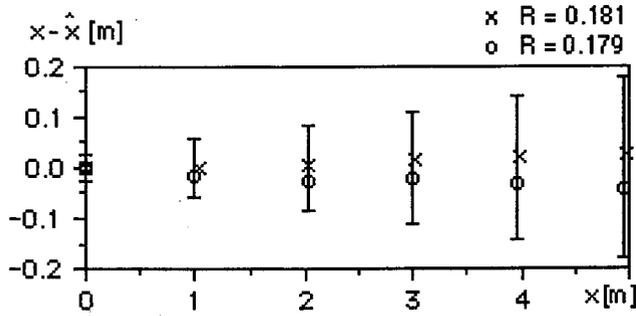


Figure 7. - Même figure que 3, mais l'intervalle de confiance à 95 % tient compte de  $C^W(n)$ .

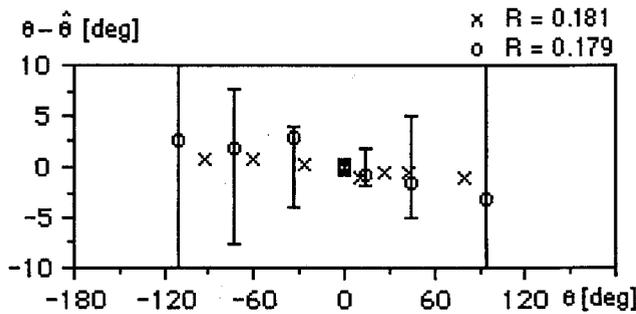


Figure 8. - Même figure que 6, mais l'intervalle de confiance à 95 % tient compte de  $C^W(n)$ .

### Equation finale de mise à jour de l'incertitude

Compte tenu de l'expression des trois termes de l'équation (10), les composantes de la matrice de covariance  $C^X(n)$  sont finalement mises à jour à la fin de chaque période d'échantillonnage selon les équations

$$\begin{cases} \sigma_x^2(n) = \sigma_x^2 + \Delta S^2 \sin^2 \theta \sigma_\theta^2 - 2\Delta S \sin \theta \sigma_{x\theta} + \cos^2 \theta \sigma_{\Delta S}^2 \\ \quad + 2\sigma_x K_{ss} |\Delta S \cos \theta| \\ \sigma_{xy}(n) = \sigma_{xy} - \Delta S^2 \sin \theta \cos \theta \sigma_\theta^2 \\ \quad + \Delta S (\cos \theta \sigma_{x\theta} - \sin \theta \sigma_{y\theta}) + \sin \theta \cos \theta \sigma_{\Delta S}^2 \\ \sigma_{x\theta}(n) = \sigma_{x\theta} - \Delta S \sin \theta \sigma_\theta^2 + \cos \theta \sigma_{\Delta S \Delta \theta} \\ \sigma_y^2(n) = \sigma_y^2 + \Delta S^2 \cos^2 \theta \sigma_\theta^2 + 2\Delta S \cos \theta \sigma_{y\theta} + \sin^2 \theta \sigma_{\Delta S}^2 \\ \quad + 2\sigma_x K_{ss} |\Delta S \sin \theta| \\ \sigma_{y\theta}(n) = \sigma_{y\theta} + \Delta S \cos \theta \sigma_\theta^2 + \sin \theta \sigma_{\Delta S \Delta \theta} \\ \sigma_\theta^2(n) = \sigma_\theta^2 + \sigma_{\Delta \theta}^2 + 2\sigma_\theta K_{\theta\theta} |\Delta \theta| \end{cases} \quad (11)$$

dans lesquelles les indices temporels des termes de droite ont été omis, et le bruit de quantification se manifeste par :

$$\begin{cases} \sigma_{\Delta S}^2 = \frac{R^2}{2} \frac{q^2}{12} \\ \sigma_{\Delta \theta}^2 = \frac{2R^2}{V^2} \frac{q^2}{12} \end{cases}$$

où  $q$  est le pas de quantification, et  $R$  le rayon des roues ( $R = R_G = R_D$ ).

### 2.3. INCERTITUDE SUR LA POSITION DE LA CAMÉRA

Nous verrons dans le paragraphe suivant que l'identification d'un amer nécessite de connaître l'incertitude sur la position de la caméra qui équipe notre robot. Connaissant la relation entre repère véhicule et caméra, le calcul de cette incertitude est immédiat [17]; il nécessite préalablement la définition des repères de travail :  $R_s$  est le repère lié à la scène.  $R_v$ , le repère véhicule, a pour origine la projection sur le sol du centre de l'essieu arrière (figure 9).  $O_v x_v$  est orthogonal à l'essieu arrière, orienté vers l'avant;  $O_v z_v$  est vertical.

La caméra est mobile en azimut autour d'un axe vertical  $\Delta$ . Nous considérons qu'elle suit le modèle sténopé.  $O_c$ , l'origine du repère caméra, correspond au centre optique et  $O_c z_c$  à l'axe optique;  $O_c x_c$  est parallèle aux lignes de la CCD. Le montage de la caméra a été réalisé de manière à ce que  $O_c z_c$  et  $O_c x_c$  soient toujours horizontaux (à 0, 1 deg près)<sup>7</sup>. On note  $\varphi(n)$  l'angle  $(O_v x_v, O_c z_c)$ .

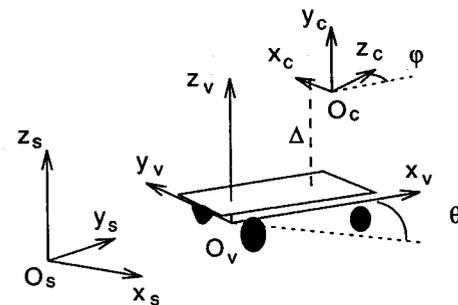


Figure 9. - Définitions des repères scène, véhicule et caméra.

La position et l'orientation de la caméra dans  $R_s$  sont définies par le vecteur de dimension trois  $X_c(n) = [x_c(n), y_c(n), \theta_c(n)]$ , où  $(x_c, y_c, z_c)$  sont les coordonnées de  $O_c$  et  $\theta_c$  l'angle  $(O_s x_s, O_c z_c)$ .

$X_c(n)$  se calcule à partir de  $X(n)$  et  $\varphi(n)$  par la transformation  $T$  déterminée lors de l'étalonnage :

$$X_c(n) = T(X(n), \varphi(n)) \quad (12)$$

7. Les paramètres internes de la caméra ont été calibrés sur un banc optique. La procédure complète d'étalonnage est décrite dans [10].

La matrice de covariance  $C^{X_c}(n)$  associée à  $X_c(n)$  qui en découle est :

$$C^{X_c}(n) = \frac{\partial T}{\partial X} C^X(n) \frac{\partial T^t}{\partial X} + \frac{\partial T}{\partial \varphi} C^\varphi(n) \frac{\partial T^t}{\partial \varphi} \quad (13)$$

dans laquelle les dérivées partielles de  $T$  sont prises en  $(\hat{X}(n), \hat{\varphi}(n))$ ,  $\hat{\varphi}(n)$  est la mesure de  $\varphi(n)$  effectuée et  $C^\varphi(n)$  la variance de cette mesure.

### 3. Identification d'amers

Nous nous intéressons dans ce paragraphe à la manière dont sont identifiés les amers; l'utilisation poussée des informations disponibles a priori est le point clef de l'algorithme. L'enchaînement des étapes est donné figure 10.

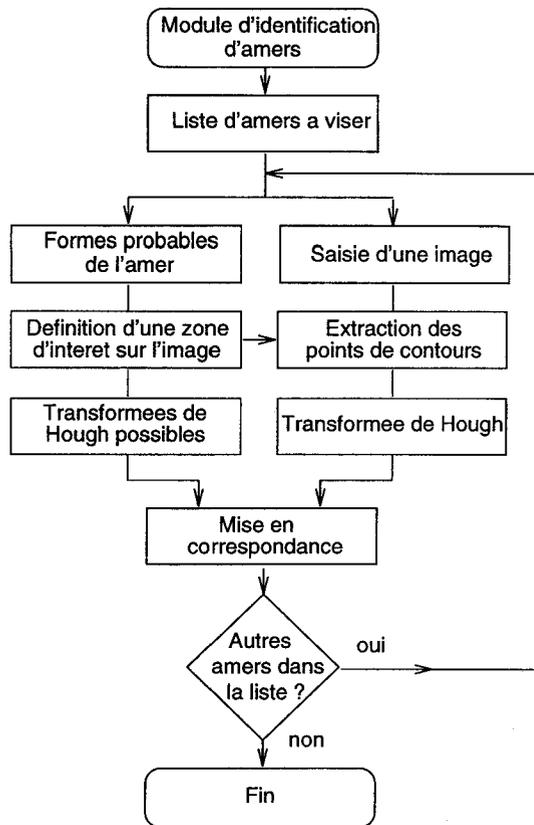


Figure 10. – Schéma synoptique de l'algorithme d'identification des amers.

La première d'entre elles consiste à établir la liste des amers à identifier. Ce problème comporte en réalité deux volets : d'une part la détermination des amers visibles depuis la position du robot, et d'autre part la sélection d'un certain nombre d'entre eux *intéressants* à identifier. Nous proposons dans [9] une solution, qui n'épuise toutefois pas toute la complexité du problème. Elle consiste d'abord à sélectionner les amers dont le centre est visible

par la caméra; un des amers est ensuite choisi par une heuristique qui s'efforce de varier l'identité de l'amer visé de manière à assurer une précision isotrope de la localisation.

Pour plus de détails sur ce problème, on pourra se référer à [9, 11, 33].

Cette étape achevée, on tente d'identifier tour à tour chacun des amers de la liste. Grâce aux connaissances disponibles, le système synthétise en quelque sorte l'image qu'il s'attend à voir, avant de la mettre en correspondance avec l'image réellement acquise; compte tenu de l'incertitude sur la position du robot, un *ensemble* d'images possibles (les plus probables) doit en pratique être considéré; en outre, pour aller directement à l'information essentielle, nous nous intéressons aux images segmentées (transformée de Hough).

#### 3.1. MODÉLISATION DE L'IMAGE SEGMENTÉE

Nous avons travaillé sur trois types d'amers, cylindre, face rectangulaire (ou simplement "face") et parallépipède rectangle (ou "poteau"). Ils représentent des objets courants d'un environnement industriel ou nucléaire (figures 13, 15). Pour les identifier, une caméra mobile en azimuth, telle que son axe optique et les lignes de sa CCD restent horizontaux, semble une solution à la fois logique et simple; on trouve en effet fréquemment de tels objets dans le champ de vue de la caméra, et ils sont essentiellement caractérisés par des composantes verticales (arêtes, axe de rotation), dont la position est indépendante du point de vue.

Avec un tel montage, les mesures d'abscisses sur l'image sont à précision égale plus stables pour recouvrir la position du robot que les mesures d'ordonnées [9]. Aussi ne nous sommes nous intéressés qu'aux premières pour le moment. Les coordonnées de la projection d'un point  $P$  sur l'image sont notés  $(u, v)$ .

La position, les dimensions et éventuellement l'orientation de chaque amer sont répertoriées manuellement dans notre base de données. L'identification d'un amer fournit une mesure  $u_i$ , abscisse de la projection d'une arête (cas d'une face ou d'un poteau) ou de l'axe de symétrie (cas du cylindre). Sur une face ou un poteau, on pourrait effectuer une ou deux mesures supplémentaires; toutefois, compte tenu de l'incertitude de mesure de notre système (§3.2), elles apportent peu d'information supplémentaire pour la localisation.

##### 3.1.1. Allures probables des amers et zone d'intérêt à l'image

Par le processus décrit §2, la position estimée de la caméra  $\hat{X}_c$  et son incertitude associée  $C^{\hat{X}_c}$  sont connues à chaque instant, et par suite l'ellipsoïde de confiance (dans l'espace  $(x_c, y_c, \theta_c)$ ) dans lequel la caméra a P% de chance de se trouver. En se plaçant alors aux confins de cette région, il est permis de calculer

- les positions extrêmes entre lesquelles l'amer a le plus de chance de se trouver dans l'image, et

– les dimensions limites qu'il peut prendre;

Seule la portion d'image dans laquelle l'amer risque de se trouver est analysée dans la suite des traitements, ce qui a le double avantage de limiter les calculs, et de réduire les erreurs de mesure potentielles.

Notons au préalable que l'axe de l'ellipsoïde correspondant à l'incertitude selon  $\theta$  est toujours quasiment vertical (i.e. les termes  $\sigma_{x\theta}$  et  $\sigma_{y\theta}$  de  $C^{X_c}$  sont toujours négligeables devant les autres termes). Il est aussi permis de représenter l'incertitude de manière plus intuitive en projetant l'enveloppe de l'ellipsoïde selon l'axe  $O\theta$ , et en dessinant un secteur angulaire de dimension la "hauteur" de l'ellipsoïde (figure 11).

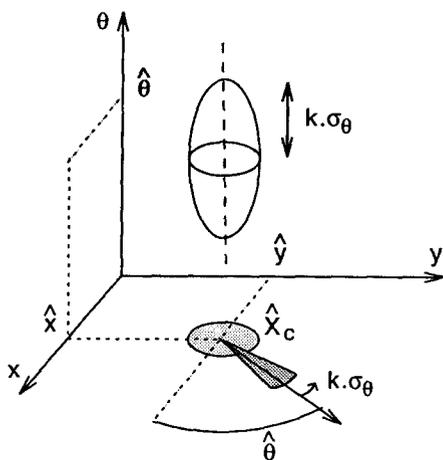


Figure 11. – Représentation plane de l'ellipsoïde d'incertitude associé à  $\hat{X}_c$  : un secteur angulaire symétrique par rapport à l'orientation la plus probable ( $\hat{\theta}$ ), d'angle la dimension de l'ellipsoïde selon  $O\theta$ , correspond à l'incertitude en position (§3.1.1).

Le calcul des valeurs frontières nécessite la minimisation de fonctions non linéaires de trois variables (les équations de projection, dans lesquelles la position du robot est paramétrée pour décrire l'ellipsoïde de confiance). Toutefois, l'obtention de valeurs exactes n'étant pas indispensable, nous avons effectué des approximations visant à surestimer les dimensions et positions limites de l'image de l'amer : l'ellipsoïde de confiance est approché par le parallélépipède rectangle enveloppant le cylindre circonscrit à l'ellipsoïde, et dont l'un des côtés est parallèle à la direction amer-caméra (figure 12).

Ainsi les positions et dimensions extrêmes qu'un amer peut prendre à l'image sont obtenues en plaçant virtuellement la caméra en des points frontière du parallélépipède, et en calculant la projection des arêtes qui définissent l'amer.

Pour illustrer notre propos, considérons le cas du cylindre : son image est délimitée par deux arêtes virtuelles, dont l'écartement, la hauteur et la position varient avec la distance amer-caméra et l'orientation de cette dernière.

**Dimensions minimales et maximales à l'image :** la hauteur de chacune des deux arêtes et leur écartement sont fonction de

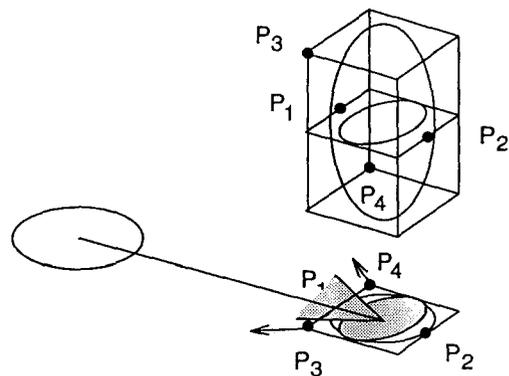


Figure 12. – Calcul des dimensions et positions extrêmes qu'un amer « cylindre » peut prendre à l'image : la projection de l'amer sur le plan horizontal est situé à gauche.

la distance amer-caméra; ces deux valeurs sont maximales et minimales lorsque l'amer est respectivement le plus près et le plus éloigné de la caméra, soit en  $P_1$  et  $P_2$  sur la figure 12;

**Définition d'une zone d'intérêt à l'image :** la zone image qui nous intéresse est définie selon l'axe  $u$ , par les positions limites que l'amer peut prendre. Selon l'axe  $v$ , nous ne considérons pas la bande dans laquelle l'amer peut se trouver, mais plutôt la bande que l'amer traverse toujours. En procédant ainsi, on a à coup sûr (tout au moins avec P% de chance) deux segments verticaux de hauteur celle de la zone image considérée, ce qui facilite leur identification sans nuire à la qualité des mesures d'azimut.

Les limites  $v_m$  et  $v_M$  de la zone rectangulaire selon l'axe  $v$  sont évaluées depuis les positions  $P_2$  et  $P_1$ .

Les positions extrêmes de l'image de l'amer dépendent également de l'orientation de la caméra. Le pire cas est obtenu en supposant la caméra placée en  $P_3$  et  $P_4$ . Nous obtenons ainsi les abscisses limites  $u_m$  et  $u_M$  entre lesquelles nous trouverons l'image de l'amer avec au moins P% de chances.

Toutes les valeurs limites calculées sont corrigées pour tenir compte de l'écart type des erreurs de mesure.

Les mêmes principes de calcul sont appliqués pour trouver les images possibles d'une face ou d'un poteau, avec cependant quelques complications; on doit en particulier dans le cas du poteau prendre en compte le fait que des arêtes différentes peuvent être vues si l'incertitude en position est grande (voir [9]).

### Remarques

1. Le fait de limiter la zone de recherche d'un amer ainsi que les possibles variations de ses dimensions, revient à rejeter *par avance* une mesure improbable, donc indésirable. L'étape de rejet des mesures improbables est parfois effectuée lors de l'application des équations de Kalman [28] : elle consiste à tester la valeur de la distance de Mahalanobis  $d(Z, \hat{Z})$  entre le vecteur  $Z$  des mesures réellement effectuées, et le vecteur  $\hat{Z}$  des mesures prévues. En effet, si  $Z$  est un vecteur aléatoire

gaussien,

$$d(Z, \hat{Z}) = (Z - \hat{Z})^t (C^Z)^{-1} (Z - \hat{Z}) \quad (14)$$

suit une loi du  $\chi^2$  à  $dim(Z)$  degrés de liberté; on tire aussi des tables du  $\chi^2$  la valeur  $K$  limitant la distance  $d(Z, \hat{Z})$  maximale tolérée (intervalle à  $P\%$ ): une mesure  $Z$  n'est acceptée que si

$$d(Z, \hat{Z}) < K. \quad (15)$$

2. Compte tenu de la remarque précédente, il est légitime de se demander pourquoi nous n'avons pas calculé la région d'intérêt et les dimensions limites de l'amer à partir de plusieurs inéquations du type (15). Si  $Z$  est par exemple la mesure de la projection du centre d'un amer,  $Z = [u_B, v_B]^t$ , (15) définit en effet sur l'image l'ellipse dans laquelle la mesure réelle  $Z$  a  $P\%$  de chance de se trouver. Cette manière de procéder est exacte, sous couvert de l'hypothèse selon laquelle  $Z$  est une variable aléatoire gaussienne. Cette hypothèse est acceptable pour la projection d'un point, mais ne l'est plus lorsqu'il s'agit de calculer la largeur apparente d'un amer de type "poteau": du fait des possibles changement de faces vues, la largeur est le maximum de deux variables aléatoires gaussiennes. En définitive, nous avons préféré adopter uniformément la méthode approchée.

A l'issue de cette étape de modélisation, nous pouvons affirmer avec  $P\%$  de confiance que l'image de contours verticaux de l'amer recherché sera composée de deux ou trois segments verticaux, de hauteur la zone analysée, distants des largeurs possibles de l'amer, et séparés par une zone sans contours.

### 3.1.2. Allures possibles de la transformée de Hough

La mise en correspondance de l'image réelle avec les images modélisées pourrait être effectuée directement par corrélation. Toutefois, un volume de calcul important serait à mettre en œuvre. Nous proposons aussi d'utiliser la transformée de Hough [22] afin de réduire l'espace des paramètres analysé.

Nous considérons l'espace de Hough  $(r, \theta)$  où  $\theta$  est l'orientation d'une droite de l'image et  $r$  sa distance à l'origine. Puisque l'on cherche des droites verticales de l'image, on peut se limiter au calcul de la transformée de Hough  $H(\theta, r)$  en  $\theta = 90^\circ$ :  $H(\theta = 90^\circ, r)$  est alors tout simplement égal à la somme des points de contours (verticaux) de la colonne  $r$  de l'image.

### 3.2. Analyse de l'image et mise en correspondance

L'identification de l'amer est effectuée par corrélation [2] entre modèles possibles de la transformée de Hough et transformée de Hough réelle extraite de la zone d'intérêt: si par exemple la largeur d'un cylindre peut être comprise entre 40 et 60 pixels, 21 calculs de corrélation doivent être effectués en chaque point de

la transformée de Hough. Le maximum de toutes ces corrélations donne la position et les dimensions de l'image de l'amer. Une analyse locale de l'espace de Hough autour des deux premiers maxima trouvés permet d'affiner la mesure.

En outre, puisque la valeur de la corrélation est comprise entre 0 et 1, nous disposons d'une mesure de confiance en la détection; le système s'appuie sur elle et sur l'analyse locale de l'espace de Hough pour bâtir une fonction de coût qui permet de décider du succès de l'identification. On notera que ce calcul de corrélation est rapide (bien inférieur à la seconde sur le PC 386 que nous utilisons pour tous les traitements), le modèle de transformée de Hough de l'amer étant nul partout sauf en deux (ou trois) points. Les signaux de corrélation correspondant aux images figures 13 et 15 sont données figures 14 et 16.

Les taux de non détection et d'identification erronée n'ont pas été évalués précisément; ils dépendent en effet:

- du seuil sur la fonction de coût: l'augmenter permet d'obtenir un haut niveau de confiance en l'identification.

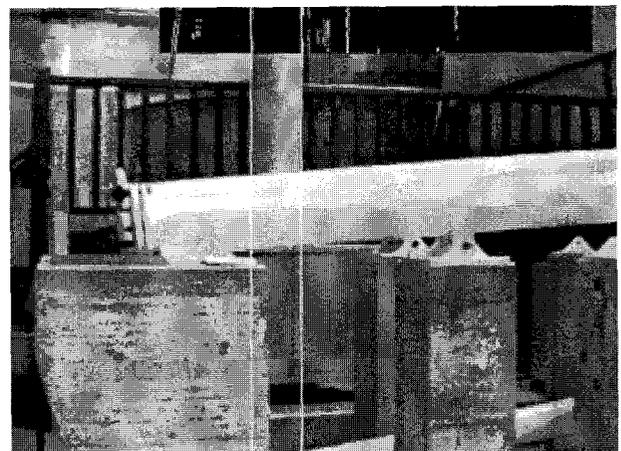


Figure 13. - Amer de type « cylindre », contours extraits dans la zone d'intérêt, et solution obtenue: les lignes verticales correspondent aux limites de l'amer trouvé.

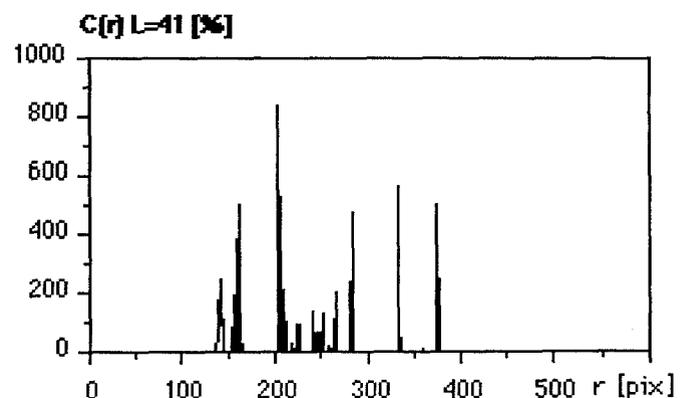


Figure 14. - La corrélation de la transformée de Hough selon  $\theta = 90^\circ$  avec l'occurrence du modèle dont la largeur est de 41 pixels donne la meilleure réponse: le pic principal donne la position de l'amer à l'image.

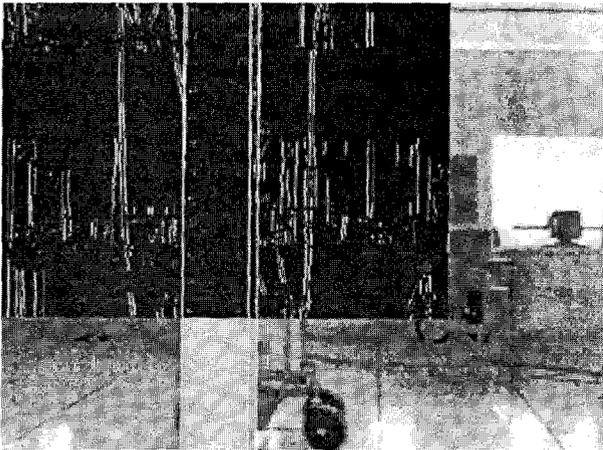


Figure 15. – Amer de type « poteau », contours extraits dans la zone d'intérêt, et solution trouvée.

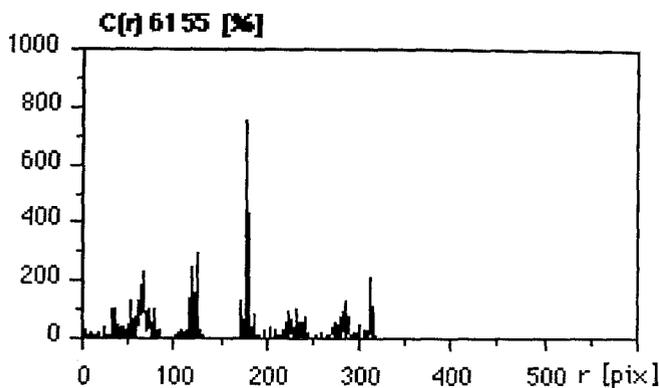


Figure 16. – L'occurrence du modèle dont les deux largeurs (i.e. largeur totale et écartement entre le pic de gauche et le pic central) sont de 61pix et 55pix donne la meilleure réponse.

Des détections valides risquent cependant d'être rejetées à tort, et le véhicule perd du temps à estimer sa position;

- du pourcentage  $P$  correspondant à l'ellipsoïde d'incertitude considéré : une valeur faible ( $P \leq 80\%$ ) assure des calculs rapides, mais un amer risque d'être manqué.

Ajuster dynamiquement ces deux seuils en fonction des événements passés et de la tâche en cours semble la meilleure manière d'assurer des temps de calculs et un taux de fausse détection bas.

A l'issue de l'identification, on dispose de la mesure  $u_i$ , abscisse de la projection d'une arête (ou de l'axe de symétrie) de l'amer.  $u_i$  est liée à la position  $X$  du véhicule par une équation de projection notée :

$$g_i(u_i, X) = 0. \quad (16)$$

Lorsqu'un ensemble de  $N$  amers est détecté depuis la position  $X(n)$ , nous disposons du vecteur de mesure  $U(n)$  et d'un ensemble d'équations du type (16), et l'on écrit sous forme matricielle

$$G(U(n), X(n)) = 0. \quad (17)$$

Les mesures  $u_i$  sont supposées être perturbées par des bruits gaussiens indépendants de même variance  $\sigma_u^2$ . Pour notre système,  $\sigma_u$  est estimé à  $4.5pix$ ; nous avons là encore veillé à nous affranchir des erreurs systématiques. Notons que les origines essentielles des perturbations sont la distorsion de la caméra et les erreurs dans le relevé manuel de la base de données; l'effort pour l'amélioration de la précision des mesures portera aussi sur ces points plutôt que sur les algorithmes de détection des amers.

## 4. Correction de position

### 4.1. FORMALISME APPLIQUÉ

La position du véhicule, estimée à chaque instant par odométrie, est corrigée lorsqu'une série de mesures visuelles est disponible. Le formalisme de Kalman [4] est utilisé à cette fin. L'odométrie décrit l'état de notre système (équation 6), l'incertitude étant mise à jour selon l'équation (10). L'équation d'observation correspond aux mesures visuelles (eq. 17). Les fonctionnelles  $F$  et  $G$  étant non linéaires, nous appliquons les équations de Kalman étendues au 1<sup>er</sup> ordre, selon la formulation décrite dans [1]. Nous notons  $\hat{X}(n|n)$  la position estimée du robot à l'instant  $n$  qui tient compte des mesures effectuées jusqu'à l'instant  $n$ .

### 4.2. EXPÉRIENCE

Le véhicule évolue dans un hall de dimensions  $15 \times 15m^2$ . Il est commandé par un PC. La caméra est orientée à la minute d'arc près par le biais d'un vernier manuel<sup>8</sup>. Un quadrillage tracé au sol permet d'appréhender la position réelle du robot à  $2cm$  près en  $x, y$  ( $1cm$  en mesure différentielle), et  $0.3^\circ$  en  $\theta$ . Cinq amers  $B_0, B_1, B_2, B_3$  et  $B_4$  ont été choisis dans l'environnement (figure 17).

#### Comportement statique

La précision et la justesse de la correction de position augmente bien sûr avec le nombre de mesures; les figures 18 à 21 illustrent cette progression : le robot a été placé dans la position  $X(1) = [0.00m, 10.00m, -90.0^\circ]^t$ . Cinq corrections de position ont été effectuées avec les mêmes conditions initiales

$$\hat{X}(1|0) = \begin{bmatrix} -0.15m \\ 10.00m \\ -91.6^\circ \end{bmatrix}$$

8. Nous avons récemment remplacé la caméra mobile par un système à trois caméras fixes : la réduction du champ de vue est compensée par les gains en rapidité et en précision de l'orientation..

Amers utilisés	$\hat{x}(1 1)$ [m]	$\hat{y}(1 1)$ [m]	$\hat{\theta}(1 1)$ [°]	$\sigma_x(1 1)$ [m]	$\sigma_y(1 1)$ [m]	$\sigma_\theta(1 1)$ [°]
$B_0$	-0.16	10.00	-91.0	0.19	0.20	1.1
$B_0, B_1$	-0.09	10.11	-90.7	0.15	0.12	0.9
$B_0, B_1, B_2$	-0.05	10.06	-90.5	0.13	0.09	0.8
$B_0, B_1, B_2, B_3$	-0.02	10.04	-90.3	0.09	0.06	0.5
$B_0, B_1, B_2, B_3, B_4$	0.00	10.02	-90.2	0.06	0.02	0.3

Figure 17. – Comparaison des corrections apportées par 1, 2, 3, 4, puis 5 mesures d'azimut (valeurs numériques correspondant aux figures 18 à 21).

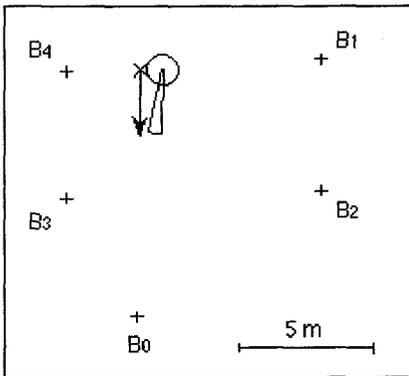


Figure 18. – Position réelle du robot, position et incertitude données initialement au système (l'échelle est localement dilatée autour du robot).

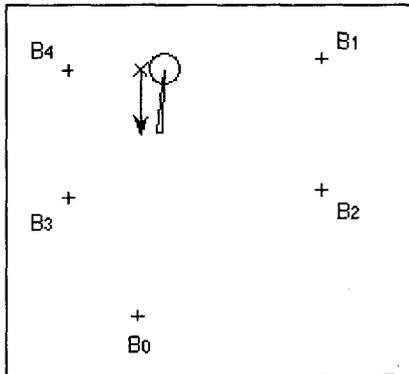


Figure 19. – Correction de position après l'identification de  $B_0$ ; l'amer étant éloigné du véhicule, seul le cap est véritablement corrigé.

$$C^X(1|0) = \begin{bmatrix} (0.20m)^2 & 0 & 0 \\ 0 & (0.20m)^2 & 0 \\ 0 & 0 & (3.0^\circ)^2 \end{bmatrix}$$

et en repérant à chaque essai un amer en plus. Les valeurs numériques sont rassemblées figure 17.

Une très grande précision peut être obtenue (2cm en position, et 0.3° en orientation, avec des amers distants de 3 à 10m, réparties autour du robot) pour peu qu'un nombre suffisant d'observations soient effectuées. Les limites de précision sont liées au biais inévitable des mesures. Pour un bon fonctionnement du robot en dynamique, il convient d'empêcher l'incertitude sur la position du robot de tomber en dessous d'un seuil minimum correspondant à ces erreurs systématiques : 2 à 3cm pour  $\sigma_x, \sigma_y$ , et 0.2 à 0.3°

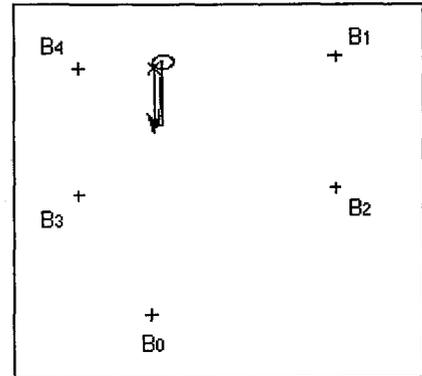


Figure 20. – Correction de position après l'identification de  $B_0, B_1$  et  $B_2$ .

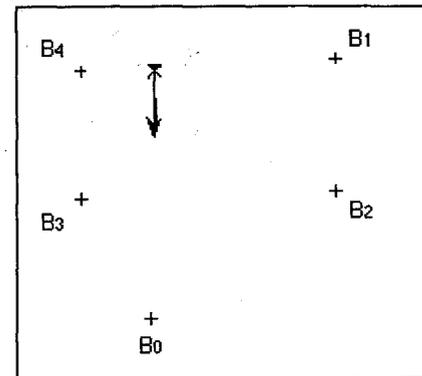


Figure 21. – Correction de position après l'identification de  $B_0, B_1, B_2, B_3$  et  $B_4$ .

pour  $\sigma_\theta$ . Comparativement aux réalisations dont nous avons parlé §1, ces performances sont légèrement inférieures à celles des systèmes à goniométrie laser, et meilleure que les méthodes à base de vision monoculaire. L'approche bayésienne employée offre le grand avantage de pouvoir tirer parti d'une redondance de mesures, et permet de corriger la position du robot même lorsque peu d'amers ont été identifiés.

Lors d'un fonctionnement en mission réelle, il est souhaitable que le robot ne s'arrête pas pour corriger sa position. Il semble alors plus aisé de recalculer la position du véhicule chaque fois qu'un amer est identifié, plutôt que d'attendre qu'une série de mesures soit disponible (délai nécessaire au calcul). Analytiquement, il n'est pas équivalent d'effectuer une correction de position avec N mesures, ou bien N corrections chacune avec une mesure; en pratique, nous avons observé les mêmes résultats.

	étape 1		étape 2		étape 3		étape 4	
	$\Delta x$ [m]	$\sigma_x$ [m]						
	$\Delta y$ [m]	$\sigma_y$ [m]						
	$\Delta \theta$ [°]	$\sigma_\theta$ [°]						
1 Dérive de l'odométrie		0.05		0.05		0.15		0.12
		0.07		0.07		0.15		0.15
		1.7		2.5		3.3		4.1
2 Identification de $B_1$ à chaque étape	-0.02	0.05	0.03	0.04	0.03	0.06	0.05	0.05
	0.01	0.06	0.00	0.06	0.02	0.09	0.03	0.09
	-0.3	0.8	-1.1	0.8	-0.2	1.6	-0.4	1.4
3 Identification de $B_4$ à chaque étape	-0.03	0.05	0.03	0.05	0.04	0.07	0.04	0.07
	0.01	0.06	-0.01	0.05	0.06	0.07	0.06	0.07
	0.0	0.5	0.1	0.6	-0.3	0.7	0.3	0.6
4 Identification de $B_2$ à chaque étape	0.03	0.05	0.03	0.05	0.03	0.05	0.04	0.05
	0.02	0.04	0.02	0.04	0.07	0.03	0.08	0.03
	-0.1	0.8	-0.1	0.5	-0.5	0.7	-1.3	0.7
5 Identification de $B_1$ et $B_4$ à chaque étape	0.01	0.02	0.00	0.01	-0.01	0.04	-0.01	0.03
	0.00	0.05	0.00	0.05	0.05	0.04	0.05	0.04
	0.2	0.2	0.0	0.2	-0.1	0.5	-0.3	0.4
6 Identification de $B_2$ et $B_0$ à chaque étape	0.03	0.04	0.01	0.03	0.02	0.04	0.02	0.03
	0.01	0.04	0.01	0.04	0.05	0.03	0.06	0.03
	0.1	0.3	0.0	0.3	-0.3	0.4	0.5	0.3
7 Un seul amer à chaque étape, successivement $B_1, B_0, B_1, B_0$ .	0.01	0.04	0.02	0.04	0.01	0.05	0.02	0.05
	0.01	0.06	0.01	0.05	0.06	0.07	0.04	0.06
	0.8	0.8	0.5	0.4	-0.7	1.1	-0.1	0.4

Figure 22. – Résultat des expériences menées lorsque le robot se déplace.

### Comportement dynamique

Pour tester le positionnement lorsque le robot se déplace, nous avons défini un parcours standard composé de quatre étapes : d'abord une translation de  $2m$ , puis une rotation de  $45^\circ$ , suivie d'une translation de  $3m$ , et pour finir une rotation de  $-90^\circ$ . Ce parcours a été effectué à plusieurs reprises depuis la même position initiale et avec la même covariance initiale :

$$\hat{X}(0|0) = X(0) = \begin{bmatrix} -3.50m \\ 10.00m \\ -90.0^\circ \end{bmatrix}$$

$$C^X(0|0) = \begin{bmatrix} (0.05m)^2 & 0 & 0 \\ 0 & (0.05m)^2 & 0 \\ 0 & 0 & (0.5^\circ)^2 \end{bmatrix}$$

Dans toutes les réalisations de ce trajet, un certain nombre d'amers ont servi au positionnement après chacune des étapes 1 à 4. Les résultats numériques sont rassemblés figure 22, et partiellement présentés de manière plus visuelle sur les figures 23 à 26.

La ligne 1 du tableau figure 22 contient les écarts type selon  $x, y$  et  $\theta$  donnés par notre modèle d'erreur d'odométrie, si la

position du robot et sa covariance associée n'étaient pas corrigée. Notons que le modèle d'odométrie correspondant à ces mesures est légèrement différent de celui présenté §2 (voir [9]), mais les conclusions tirées restent valables.

Lorsqu'un seul amer est visé, les écarts type corrigés restent en augmentation, ce qui n'est pas le cas lorsque deux amers sont repérés pour chaque positionnement; nous avons ici une indication grossière de la densité nécessaires des observations. Cependant, nous pouvons noter le bon positionnement obtenu lorsque un seul amer, mais pas toujours le même, est visé (expérience 7). Cette expérience confirme l'intérêt de corriger la position du véhicule chaque fois qu'une mesure est disponible.

Nous avons effectué le test du  $\chi^2$ , qui permet de vérifier la validité de l'hypothèse selon laquelle la  $X(n)$  suit une distribution gaussienne de moyenne  $\hat{X}(n|n)$  et de covariance  $C^X(n|n)$ . Ce test montre que la covariance initialement donnée au système est surestimée, et devient plus réaliste à la fin du parcours.

Les expérimentations rapportées dans ce paragraphe nécessiteraient d'être poursuivies, en particulier pour caractériser l'évolution dans le temps de la précision de localisation. Nous avons vu que celle-ci semble pouvoir être confinée aux alentours de  $5$  à  $10cm$  en  $x, y$ , et  $0.5$  à  $1^\circ$  selon  $\theta$ , avec relativement peu d'observations.

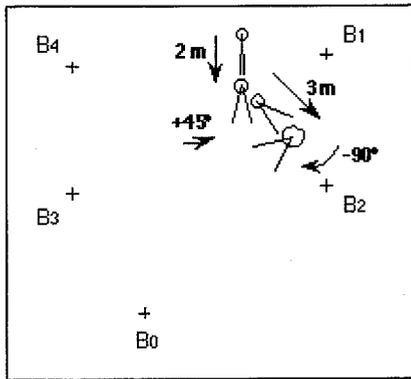


Figure 23. – Incertitude sur la position du robot lorsque l'odométrie n'est pas corrigée (expérience 1).

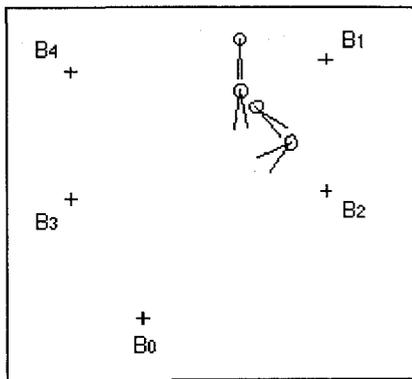


Figure 24. – Incertitude après identification après identification de  $B_1$  à chaque étape (expérience 2).

## 5. Conclusion

Nous avons abordé le problème de la localisation d'un robot dans le cas où le véhicule évolue à l'intérieur d'un bâtiment de caractéristiques connues, mais qui ne peut être équipé de balises. La solution que nous proposons s'appuie sur une approche bayésienne pour combiner odométrie et vision monoculaire.

L'odométrie fournit une estimation de la position du robot disponible à chaque instant. Nous avons proposé un modèle d'évolution de l'incertitude associée à cette estimation. L'identification d'éléments de l'environnement qui jouent le rôle d'amers assure le recalage de l'estimation de position. Nous avons vu comment les données odométriques sont mises à profit pour limiter les traitements visuels; seule une partie de l'image est analysée, celle dans laquelle l'amer a le plus de chances de se trouver, et le calcul des allures possibles de l'amer facilite son identification tout en limitant par avance les détections erronées. La précision obtenue en matière de localisation ressort typiquement à 7cm selon  $x, y$  et  $1^\circ$  selon  $\theta$  en mode dynamique, et peut être accrue de 50% en accumulant les mesures visuelles.

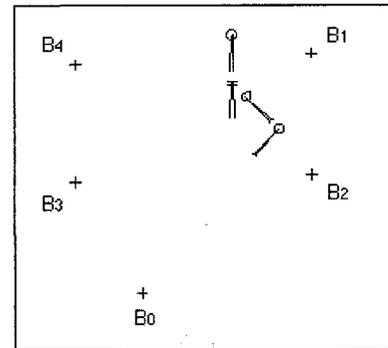


Figure 25. – Incertitude après identification de  $B_1$  et  $B_4$  à chaque étape (expérience 5).

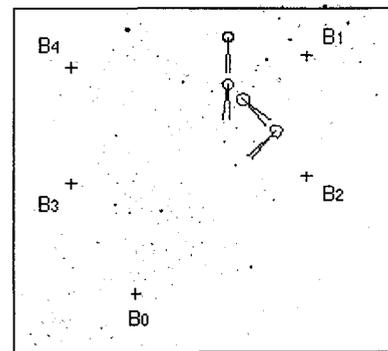


Figure 26. – Incertitude après identification de  $B_1$  à la 1<sup>ère</sup> étape, puis à la 2<sup>nd</sup>,  $B_1$  à la 3<sup>ème</sup> et  $B_0$  à la 4<sup>ème</sup> (expérience 7).

Il est possible d'améliorer encore le schéma général proposé : les erreurs systématiques sur l'odométrie peuvent être enrayerées par un étalonnage en ligne des rayons des roues et de la voie arrière du véhicule. Le coût des gyromètres baissant, l'emploi d'un tel capteur peut également être envisagé de manière à fournir au système des mesures angulaires plus précises [35]. Enfin dans le domaine de la vision, la gestion de plusieurs hypothèses lors de l'identification d'un amer, et l'étude de leur influence à moyen terme sur la position du robot, permettrait de limiter les effets d'une détection erronée, sans perdre le bénéfice de l'analyse d'une image.

## 6. Remerciements

Les auteurs remercient les rapporteurs dont les remarques pertinentes ont permis d'améliorer notablement la qualité de cet article.

### BIBLIOGRAPHIE

- [1] N. Ayache, O. D. Faugeras, "Environment of a mobile robot", IEEE Trans. on Robotics and Automation, Vol. 5, No. 6, Dec. 1989.
- [2] D. H. Ballard, C. M. Brown, "Computer Vision", Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1982.
- [3] L. E. Banta, "Advanced dead reckoning navigation for mobile robots", PhD Thesis, Georgia Institute of Technology, Atlanta, 1987.

- [4] Y. Bar-Shalom, T.E. Fortmann, "Tracking and data association", Mathematics in Science and Engineering Series, Vol. 179, New York, Academic, 1988.
- [5] M. Brady, H. Durant-Whyte, H. Hu, J. Leonard, P. Probert, B. S. Y. Rao, "Mobile robot research at the University of Oxford", Computing and Control Engineering Journal, Vol. 1, No 2, March 1990, pp 64-70.
- [6] M. Buffa, "Navigation d'un Robot Mobile à l'aide de la Stéréovision et de la Triangulation de Delaunay", Thèse de l'Univ. de Nice, Nice, Juin 1993.
- [7] R. Chatila, J. P. Laumond, "Position Referencing and Consistent World Modeling of Mobile Robot", In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 1985, pp 138-145.
- [8] S. Y. Chen, W. H. Tsai, "A systematic approach to analytic determination of camera parameters by line features", Pattern Recognition, Vol. 23, No. 8, 1990, pp 859-877.
- [9] F. Chenavier, J. L. Crowley, "Position Estimation for a Mobile Robot Using Vision and Odometry", In Proc. of the IEEE Conf. on Robotics and Automation, Nice, May 1992, Vol 3, pp 2588-2593.
- [10] F. Chenavier, "Localisation d'un Robot Mobile par Odométrie et Vision Monoculaire", Thèse de l'Institut National Polytechnique de Grenoble, Grenoble, Sept. 1992.
- [11] C. K. Cowan, P. D. Kovesi, "Automatic sensor placement from vision task requirements", IEEE Trans. on PAMI, Vol. 10, No. 3, May 1988, pp 407-416.
- [12] I. J. Cox, "Blanche - An experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle", IEEE Trans. on Robotics and Automation, Vol. 7, No. 2, 1991, pp 193-204.
- [13] J. L. Crowley, "World modeling and position estimation for a mobile robot using ultrasonic ranging", In Proc. of the IEEE Conf. on Robotics and Automation, Scottsdale, May 1989.
- [14] J. L. Crowley, "Control of translation and rotation in a robot vehicle", In Proc. of the IEEE Conf. on Robotics and Automation, Scottsdale, May 1989.
- [15] M. Dhome, M. Richetin, J. T. Lapresté, G. Rives, "Determination of the attitude of 3-D objects from a single perspective view", IEEE Trans. on PAMI, Vol. 11, No. 12, Dec. 1989, pp 1265-1278.
- [16] M. Dhome, P. Reis, G. Rives, M. Richetin, C. Mersier, "Navigation par vision monoculaire d'un robot mobile dans un univers modélisé", Actes du Congrès AFCET INRIA Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Lyon, Nov. 91, pp 449-454.
- [17] H. F. Durant-Whyte, "Uncertain geometry in robotics", IEEE Journal on Robotics and Automation, Vol. 4, No. 1, 1988, pp 23-31.
- [18] C. Durieu, "Algorithmes de localisation d'un robot mobile dans un milieu balisé par mesure de distances ou d'angle de gisement en tenant compte des mesures aberrantes. Algorithmes de calibration et recalage du champ de balises", Thèse à l'université de Paris XI, Paris, Fev. 1989.
- [19] I. Fukui, "TV image processing to determine the position of a robot vehicle", Pattern Recognition 14, 1981, pp 101-109.
- [20] W. D. Holcombe, S. L. Dickerson, J. W. Larsen, R. A. Bohlander, "Advanced in guidance systems for industrial automated guided vehicles", Proc. of the SPIE Vol. 1007, Mobile Robot III, Cambridge (USA), 1988, pp 288-296.
- [21] R. Horaud, "New Method for Matching 3D Objects with Single Perspective View", IEEE Trans. on PAMI, Vol. 9, No. 3, May 1987, pp 401-412.
- [22] J. Illingworth, J. Kittler, "A Survey of the Hough Transform", Computer Vision, Graphics, and Image Processing 44, 1988, pp 87-116.
- [23] M. R. Kabuka, E. Arenas, "Position verification of a mobile robot using standart pattern", IEEE Journal on Robotics and Automation, Vol. RA-3, No. 6, Dec. 1987, pp 505-516.
- [24] E. Krotkov, "Mobile robot localization using a single image", In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 1989, pp 978-983.
- [25] K. D. Kuhnert, "Fusing dynamic vision and landmark navigation for autonomous driving", IEEE Int. Work. on Intelligent Robots and Systems IROS'90, 1990, pp 113-119.
- [26] J. C. Lahaye, A. Chehikian, "Localisation d'Objets en Temps Réel par Transformée de Hough", Actes de la Semaine Internationale de l'Image Electronique, Nice, Avril 1986, pp 165-172.
- [27] R. K. Lenz, R. Y. Tsai, "Techniques for Calibration of the Scale Factor and Image Center for High Accuracy 3-D Machine Vision Metrology", IEEE Trans. on PAMI, Vol. 10, No. 5, Sept. 1988, pp 713-720.
- [28] J. Leonard, H. Durrant-Whyte, "Mobile robot localization by tracking geometric beacons", IEEE Trans. on Robotics and Automation, Vol. 7, No. 3, June 1991, pp 376-382.
- [29] D. G. Lowe, "Three-dimensional object recognition from single two-dimensional images", Artificial Intelligence 31, 1987, pp 355-395.
- [30] Y. T. Ren, S. P. Walker, "Position determination of automatically guided vehicles", The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, Vol. 1, No 5, 1986, pp 45-53.
- [31] R. C. Smith, P. Cheeseman, "On the Representation and Estimation of Spatial Uncertainty", The International Journal of Robotics Research, Vol. 5, No. 4, Winter 1986, pp 56-68.
- [32] K. Sugihara, "Some location problems for robot navigation using single camera", Computer Vision, Graphics, and Image Processing 42, 1988, pp 112-129.
- [33] H. Takeda, J. C. Latombe, "Sensory Uncertainty Field for Mobile Robot Navigation", In Proc. of the IEEE Conf. on Robotics and Automation, Nice, May 1992, pp 2465-2472.
- [34] D. J. Torrieri, "Statistical theory of passive location systems", IEEE Trans. on Aerospace, and Electronic Systems, Vol. 20, No. 2, March 1984, pp 183-198.
- [35] J. Vaganay, M. J. Aldon, "Sensor Integregation for Mobile Robot Localization", 24<sup>th</sup> International Symposium on Industrial Robots, Tokyo, Nov. 4-6, 1993.
- [36] C. M. Wang, "Location Estimation and Uncertainty Analysis for Mobile Robot", In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation 88, Vol. 2, 1988, pp 1230-1235.

*Manuscrit reçu le 7 janvier 1994.*

## LES AUTEURS

### Frédéric CHENAVIER



Frédéric Chenavier travaille à l'Université Joseph Fourier de Grenoble; ses recherches en vision concernent la reconnaissance de forme appliquée au monde du vivant. Il a travaillé dans le domaine de la robotique mobile durant son doctorat au CEA à Grenoble et lors d'un séjour post-doctoral à l'Université d'Oxford, où il s'est intéressé plus particulièrement à la parallélisation d'algorithmes et la stéréo-vision.

Frédéric CHENAVIER s'est tué en ski au col du Casset  
le 17 juin 1995

### Isabelle I. LECOEUR TAIBI



Isabelle I. Lecœur Taïbi est ingénieur de l'EN-SIMAG (Informatique et Mathématiques Appliquées de Grenoble - 1983) et travaille au Centre d'Etudes Nucléaires de Saclay (CEA). Ses activités en vision ont concerné la conception d'un système de perception pour la robotique mobile intégrant de la vision par caméra CCD et par télémétrie laser.

### James L. CROWLEY



James L. Crowley est Professeur à l'Institut National Polytechnique de Grenoble (INPG), où il enseigne dans les domaines de l'intelligence artificielle et la robotique. Il a travaillé de 1980 à 1985 au *Carnegie Mellon University Robotics Institute*, avant de rejoindre le Laboratoire d'Informatique Fondamentale et Intelligence Artificielle (LIFIA) à Grenoble. Il a développé des techniques de modélisation dynamique de l'environnement d'un robot à base de capteurs ultrasons et de vision artificielle, et également travaillé sur des systèmes de perception, navigation, exécution de tâches pour des robots de surveillance. J. L. Crowley est l'auteur de plus de 70 articles en intelligence artificielle et robotique mobile.