

Localisation absolue par le capteur omnidirectionnel SYCLOP

Absolute localisation by the omnidirectional sensor SYCLOP

Bruno MARHIC, El Mustapha MOUADDIB, David FOFI, Eric BRASSART

Université de Picardie Jules Verne (UPJV)
CREA, Centre de Robotique, d'Électrotechnique et d'Automatique
7 Rue du MOULIN NEUF, 80 000 AMIENS, France
E-mail: {prenom.nom}@u-picardie.fr

résumé et mots clés

Nous présentons, dans cet article, un algorithme de localisation absolue pour des robots mobiles évoluant en milieu intérieur structuré. Son intérêt réside dans la capacité à initialiser la position du robot sans connaissance préalable de sa position. Pour cela, le robot dispose d'un modèle 2D de l'environnement et de mesures goniométriques d'amers naturels, obtenues à l'aide du capteur visuel omnidirectionnel SYCLOP. Les amers correspondent à certains éléments verticaux de l'environnement. La mise en correspondance des données est basée sur l'utilisation d'un invariant géométrique : le birapport. Cette approche nécessite d'avoir recours à des modèles dans l'environnement et permet de réduire notablement la combinatoire, ce qui rend son utilisation réaliste dans le contexte de la robotique mobile. La validité de la méthode de localisation est illustrée par des résultats expérimentaux calculés à l'aide d'images réelles issues de plusieurs trajectoires effectuées par un robot mobile.

Localisation absolue, Vision Omnidirectionnelle, mise en correspondance, birapport, robot mobile.

abstract and key words

In this paper, we present an algorithm of absolute localisation for mobile robots moving in a structured indoor environment. Its interest lies in the capacity to initialise the position of the robot without preliminary knowledge or its position. The robot knows a 2D model of the environment and goniometric measurements of natural landmarks, obtained using the visual omnidirectional sensor SYCLOP. The landmarks correspond to vertical parts of the environment. The matching of the data is based on the use of a geometrical invariant: the cross-ratio. This approach requires models in the environment and makes it possible to reduce significantly the combinatory, which makes its use realistic in the context of mobile robots. The validity of the method of localisation is illustrated by experimental results computed using real images resulting from several trajectories carried out by a mobile robot.

Absolute localisation, omnidirectional vision, matching, cross-ratio, mobile robots.

1. introduction

De nombreux travaux visent à accroître l'autonomie des robots mobiles, c'est-à-dire à assurer la cohérence des différentes actions nécessaires au bon déroulement de leurs déplacements en environnement connu ou partiellement connu (perception/décision/action). Dans cette optique, la localisation « *Where am I* » [LEO91] apparaît comme un des problèmes qu'il est essentiel de résoudre. En environnement intérieur, qui présente l'avantage d'être très souvent structuré mais où l'absence de texture pose problème pour la stéréovision, les approches adoptées exploitent majoritairement soit la vision monoculaire [MUN98], soit la télémétrie laser et/ou ultrasonore. Dans ce dernier cas, on peut citer quelques travaux [DUR89] [CHA96] [RIV99] [CAS99], où la localisation et la reconstruction de l'environnement ont été traitées simultanément sans connaissance explicite de l'environnement.

Mais lorsque l'on exploite un modèle 2D de l'environnement et un capteur, il est possible de procéder à la localisation absolue. Dans [DRU87], l'environnement intérieur est représenté par une liste de segments indiquant les positions des murs. L'algorithme de mise en correspondance est dérivé de celui de Grimson [GRI85] ; lequel développe des arbres d'interprétation entre la représentation de l'environnement et les mesures obtenues par les télémètres. L'algorithme fournit un groupe d'interprétation, c'est-à-dire une liste de couples « segment/mur ». Des tests, qui prennent en compte les contraintes physiques des capteurs ultrasonores (« *the sonar barrier test* »), évitent les appariements aberrants. Krotkov [KRO89] a développé une méthode de localisation proche de celle de Sugihara [SUG88] pour un robot mobile équipé d'une caméra CCD. Les observations sont de type goniométrique. La carte de l'environnement est connue *a priori* et construite à partir de la position des objets verticaux (coins, portes, bureaux, etc.) qui font office de balises naturelles. Pendant la phase de navigation, le robot réalise m observations qui, grâce à leur appariement avec la carte, permettent de déterminer la position et l'orientation du robot. Krotkov suggère d'utiliser k observations ($k = 3$, généralement) pour l'algorithme de mise en correspondance dans le but d'estimer la position du robot (phase de prédiction). Il poursuit en comparant les autres observations ($m - k, m \leq n$) avec n balises recensées dans la carte théorique de l'environnement. Si les observations et les balises ne coïncident pas, une autre branche de l'arbre d'interprétation est analysée. L'inconvénient majeur de cette méthode est son temps de calcul et le fait qu'elle ne tolère pas les observations parasites, observations qui ne correspondent pas à des amers du modèle de l'environnement. Ceci est un handicap majeur lorsque l'on traite des images réelles. Atiya *et al.* [ATI93] ont complété la méthode de Krotkov en prenant en compte le cas où le nombre de primitives détectées est supérieur au nombre de balises théoriquement recensées. Les observations sont obtenues par stéréovision à l'aide d'une caméra en mouve-

ment de translation sur un rail. A l'inverse de la plupart des méthodes de localisation, les erreurs sont représentées par des intervalles de tolérance. Les auteurs utilisent une représentation invariante de l'environnement qui permet de comparer directement les observations avec les balises. Récemment, K.S. Roh *et al.* [ROH97] ont utilisé des invariants projectifs pour localiser un robot mobile. Cette méthode nécessite un point de fuite, formé par l'image d'un couloir, pour être en mesure de calculer un invariant de la scène.

Nos précédents travaux de localisation par vision omnidirectionnelle sont exposés dans [PEG96] [DEL97] [MOU00]. Dans [PEG96], l'approche est purement combinatoire et n'est pas complètement immune aux droites parasites de l'image. Dans [DEL97], une solution au problème des droites parasites est proposée en fusionnant la vision omnidirectionnelle et l'odométrie. Dans la récente publication [MOU00], une méthode de localisation absolue basée sur un découpage récursif de l'environnement en cellules de plus en plus petites est présentée. Elle a l'avantage de tenir compte implicitement des incertitudes de mesure. La recherche de la solution dans l'arbre d'interprétation est contrôlée par des contraintes géométriques qui réduisent la combinatoire de la méthode.

Dans cet article, nous proposons un algorithme de localisation absolue pour la navigation d'un robot dans un environnement d'intérieur faiblement contraint dont on a, *a priori*, la connaissance sous forme de coordonnées 2D de certains amers verticaux (carte). L'objectif final est d'obtenir une méthode de localisation satisfaisante, permettant d'envisager son utilisation dans un processus complet de navigation de véhicules mobiles autonomes avec les contraintes suivantes :

- Navigation en environnement intérieur structuré.
- L'estimation de la configuration du robot doit se faire sans information prédictive de la position et de l'orientation (sans autres capteurs).
- L'estimation de la configuration ne doit nécessiter qu'une seule prise d'image.

L'approche choisie repose sur le principe des techniques de reconnaissance de modèles simples permettant d'initialiser la mise en correspondance « carte/observations » et plus particulièrement l'indexation par les invariants.

Le capteur utilisé (section 2) fournit des droites radiales qui représentent les verticales du monde réel (amers). L'idée consiste à caractériser des quadruplets d'amers par le birapport (section 3), qui est un invariant projectif. Après la prise d'image et l'extraction des droites (section 2), nous procédons au calcul de valeurs invariantes équivalentes et à l'appariement en utilisant ces invariants. Chaque appariement donne lieu à une triangulation. On procède ensuite à la vérification de cette position en utilisant toutes les droites extraites (section 4).

Enfin (section 5), nous exposerons les résultats issus de la validation expérimentale des localisations à partir de différentes missions du robot mobile SARAH.

2. le capteur syclop et l'extraction des droites

Les systèmes de vision conventionnels ont un champ de vision limité, ce qui peut s'avérer restrictif pour certaines applications de vision ou de robotique. Cet inconvénient a conduit à imaginer des systèmes visuels panoramiques (omnidirectionnels) pour une meilleure exploitation des informations disponibles. Pour cela, deux stratégies ont été adoptées. La première consiste à effectuer une acquisition par rotation d'une caméra CCD comme le font notamment [BEN97][ISH90]. Les aspects mécaniques nuisent à la vitesse d'acquisition et la gestion du flou dû au mouvement de la caméra rend ces méthodes délicates à exploiter. Une seconde approche consiste à adjoindre à la caméra CCD un système optique de réflexion (un miroir de révolution). C'est ce qu'on appelle un système catadioptrique. Un tel procédé permet d'obtenir une représentation panoramique (360°) de l'environnement de la scène considérée par sa projection sur le plan image. Plusieurs types de miroirs ont été utilisés (paraboloïde, hyperboloïde, sphérique et conique) ; on peut en trouver une étude intéressante dans [NAY 97].

Le capteur SYCLOP embarqué sur notre robot (figure 1) est basé sur l'utilisation d'une caméra matricielle et d'un miroir conique. Ce type de miroir a été utilisé pour la première fois par Yagi [YAG 90]. Une étude détaillée en a été faite au sein de notre

laboratoire et on peut se référer à [MAR 99] pour sa spécification et à [CAU 99] pour sa modélisation et son calibrage. Dans le cadre de cet article, le capteur SYCLOP est utilisé sans calibrage et la propriété essentielle qui est exploitée est que : « *Toutes les verticales du monde réel se projettent en droites radiales qui convergent toutes vers la projection de la pointe du cône sur le plan image (point O)* » (figure 2). Cette propriété n'est valable que si les deux conditions suivantes sont vérifiées : (1) – l'axe optique de la caméra et l'axe du miroir conique sont confondus ; (2) – le plan image doit être orthogonal aux amers verticaux.

On verra à l'aide de la validation expérimentale que cette hypothèse est réaliste sans pour autant qu'un dispositif particulier d'alignement ne soit utilisé.

La propriété précédente nous amène à utiliser SYCLOP comme un capteur goniométrique. Les seules primitives retenues dans l'image seront des droites radiales convergentes caractérisées par leur angle.

Les images omnidirectionnelles sont obtenues via une carte d'acquisition vidéo standard. La résolution des images est de 768×576 pixels en 256 niveaux de gris. La figure 3 présente un exemple d'image réelle obtenue avec ce capteur dans un environnement d'intérieur non-balisé.

Pour chaque image, un filtre de Deriche-Canny est appliqué afin d'extraire les contours (figure 4). Puis, à l'aide d'une transformation de Hough particulière¹ [DUD73], les observations sont extraites sous forme de droites radiales (figure 5). Les détails de cette phase et l'extraction de primitives sont exposés dans [MAR99].

1. Puisque toutes les droites convergent en un point, on déplace le repère en « O » et on obtient pour équation de Hough : $\rho = 0 = x \cos(\theta) + y \sin(\theta)$.

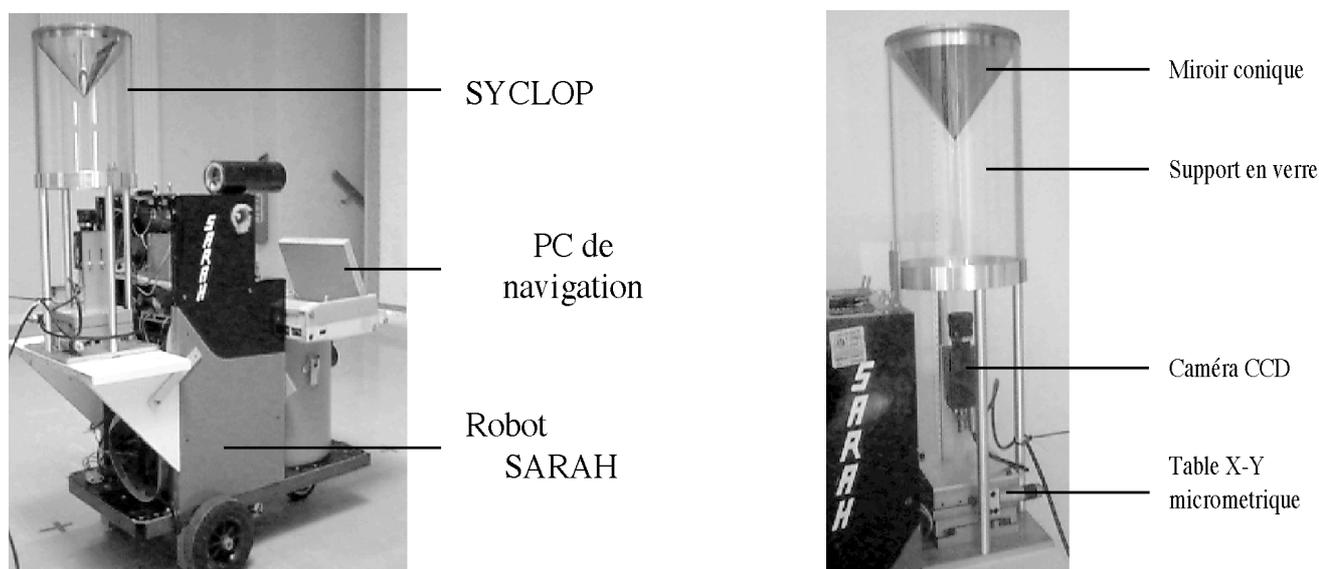


Figure 1. – Disposition du capteur SYCLOP sur le robot SARAH.

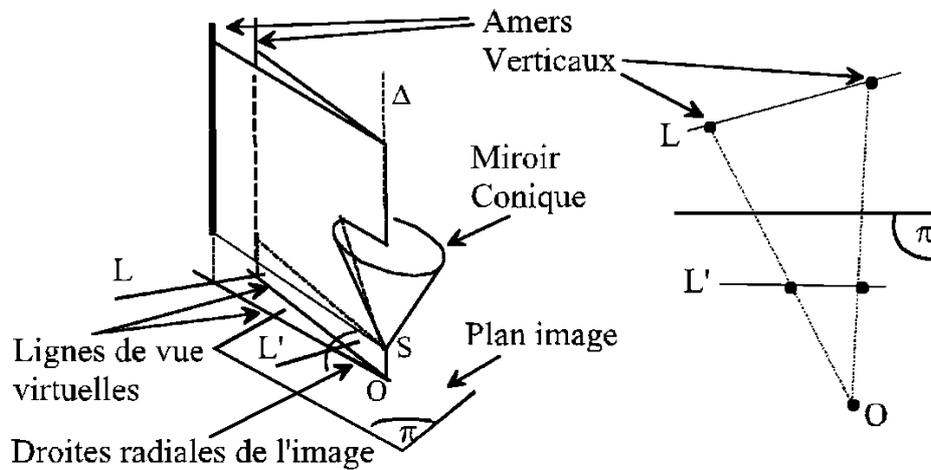


Figure 2. – Propriété du capteur SYCLOP.

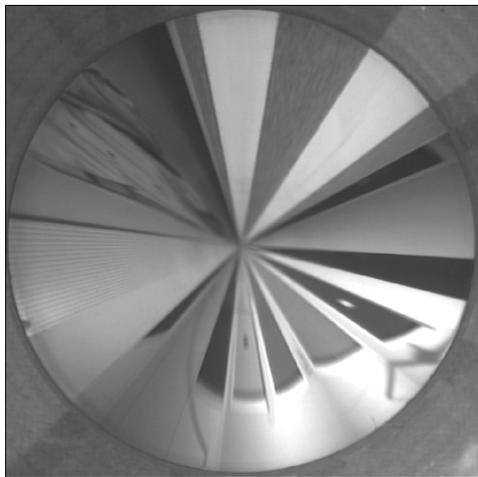


Figure 3. – Exemple d'une image omnidirectionnelle.

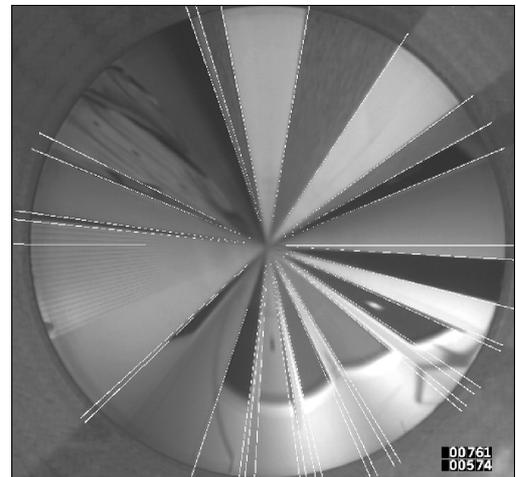


Figure 5. – Segmentation des droites radiales.

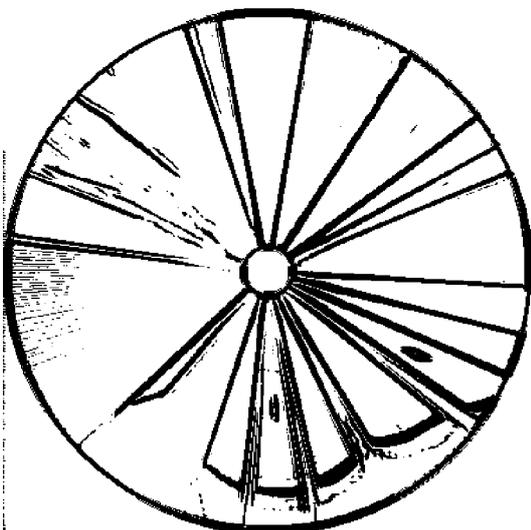


Figure 4 : Extraction des contours de l'image

3. la reconnaissance de modèles par le birapport

Les méthodes d'appariement par les invariants cherchent à caractériser certaines configurations géométriques de primitives par une quantité qui reste inchangée aux points de vue et aux projections. Les valeurs de ces quantités, les invariants, sont directement utilisées pour effectuer la mise en correspondance. De nombreux exemples d'utilisation des invariants peuvent être trouvés dans [MOR93] [GRO93] [REI92] [MUN92] [MUN93]. Dans cette section, nous allons exposer le principe de reconnaissance de modèles simples (4 amers verticaux et coplanaires)

à l'aide des birapports. Ces derniers vont permettre de caractériser des quadruplets de points alignés (modèles) qui représentent des amers verticaux, par exemple des montants de portes. Chaque modèle est caractérisé hors ligne par un invariant ; le but étant de retrouver, en ligne, cette même clef dans l'image afin d'établir la correspondance entre les quatre amers verticaux de l'environnement et les quatre droites radiales concourantes dans l'image omnidirectionnelle.

Le birapport, qui est aussi appelé « cross-ratio » ou « anharmonic-ratio », est l'invariant projectif fondamental. Le mathématicien A. F. Möbius a mis en évidence (1827) l'invariance du birapport 1D et de ses généralisations aux aires de triangles et aux volumes tétraédriques. Le chapitre 11 de [DUD73] présente de façon claire et relativement concise le birapport pour son utilisation en vision.

3.1. birapport de quatre points alignés (forme directe)

Le birapport ρ de quatre points colinéaires se définit comme (figure 6) :

$$CR(P_1, P_2, P_3, P_4) = \rho = \frac{D'_{13}D'_{24}}{D'_{14}D'_{23}} = \frac{D_{13}D_{24}}{D_{14}D_{23}},$$

où D_{ij} est la distance Euclidienne entre les points $P_i = [x_i, y_i]^T$ et $P_j = [x_j, y_j]^T$ le long de la ligne L (idem pour D'_{ij} représentant les distances sur la ligne L'). Quelque soit la droite L' coupant le faisceau (ligne de projections), le birapport ρ' formé par les quatre points d'intersection est conservé.

La plupart des autres invariants projectifs plus complexes peuvent s'exprimer à l'aide des birapports. Notons que les birapports ne sont pas invariants en permutation. Cependant dans le cadre de notre utilisation cela ne pose pas de problème car la séquence d'observation est ordonnée.

3.2. birapport d'un faisceau de quatre droites (forme duale)

Rappelons comme le montre la figure 1, que les amers verticaux se projettent en un faisceau de droites radiales (concourantes vers le centre de l'image). Moyennant l'hypothèse de l'alignement entre l'axe du cône et l'axe optique de la caméra, on peut considérer qu'une image obtenue avec SYCLOP est équivalente aux schémas de la figure 6 et de la figure 7; cela signifie que SYCLOP conserve *a priori* le birapport.

Le birapport peut aussi être calculé en fonction des Sinus des angles α_{ij} déterminés entre les droites L_i du faisceau (figure 7) passant par les points P_i du modèle :

$$CR(L_1, L_2, L_3, L_4) = \frac{\sin \alpha_{13} \sin \alpha_{24}}{\sin \alpha_{23} \sin \alpha_{14}} = \rho.$$

Dans le cadre de notre utilisation, nous caractériserons les modèles par le calcul du birapport conforme à la formulation directe $CR(P_1, \dots, P_4)$ et nous essayerons de retrouver cette clef dans l'image omnidirectionnelle par la formulation duale $CR(L_1, \dots, L_4)$.

Nous rappelons que notre objectif est de retrouver dans une image omnidirectionnelle conique les mêmes valeurs scalaires invariantes que celles attribuées aux modèles de la base. Malheureusement, lorsque l'on travaille avec des images réelles, la correspondance exacte entre les valeurs des invariants n'est plus vérifiée. De ce fait, nous devons être en mesure d'établir une distance traduisant cette ressemblance. Dans notre cas, nous sommes amenés à comparer des birapports. Ceux-ci n'étant pas des grandeurs métriques, une comparaison par différence ou au moyen d'un rapport n'a pas de sens. Pour établir ces comparaisons, nous avons utilisé la fonction de distribution des birapports proposée dans [GRO93]. Cette fonction de distribution nous permet de déduire une distance projective entre deux birapports.

4. la localisation par les invariants

La reconnaissance des modèles mise en œuvre ci-dessus est un atout majeur car elle permet de prédire la configuration du robot et, donc, de restreindre considérablement le temps de calcul.

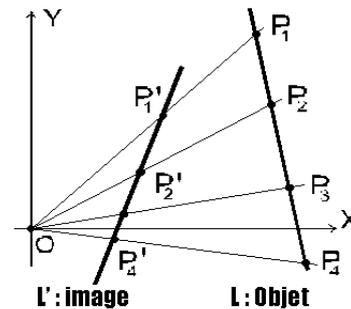


Figure 6. – Définition de la configuration géométrique du birapport.

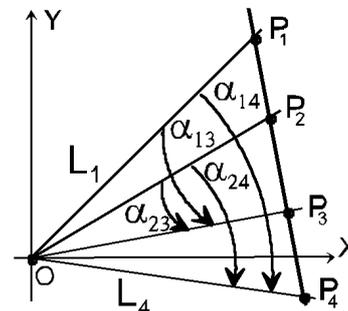


Figure 7. – Birapport des angles des droites du faisceau.

Le synoptique fonctionnel de la figure 8 représente un aperçu global des traitements qui interviennent dans le processus de la localisation absolue. L'acquisition et les traitements des images ont été présentés en section 2, nous allons à présent expliciter les autres blocs.

4.1. création de la carte et des modèles

La carte de l'environnement, seule information connue *a priori*, est constituée des coordonnées 2D des amers (balises) expri-

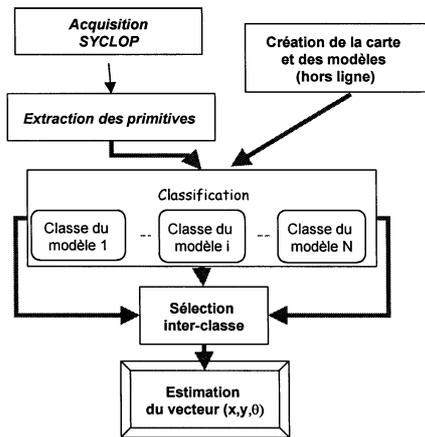


Figure 8. – Synoptique de l'algorithme de localisation.

mées dans le repère du monde. Sont considérées comme amers, toutes verticales susceptibles de produire un contraste et d'être détectées lors de la segmentation (montants de portes, coins de murs, tableaux ...). Parmi ces amers, 4 groupes de 4 amers alignés ont été sélectionnés pour servir de modèles. Le choix des modèles est arbitraire bien qu'une bonne répartition spatiale soit souhaitable pour accroître l'efficacité de la méthode en cas d'occlusion provoquée par un obstacle. En théorie seulement deux modèles sont nécessaires. Sur la figure 9, nous avons représenté les balises et les modèles (images directes). La taille de l'environnement d'expérimentation est de 5×7 m.

création des modèles

Sur la base des propriétés mises en évidence ci-dessus, nous allons montrer les résultats expérimentaux concernant le calcul des invariants obtenus avec des images réelles. Les images prises à la volée sont issues de différentes trajectoires du robot. Les quatre marques {P1,P2,P3,P4} de la figure 9 sont les quatre points déterminant le birapport, respectivement à chaque modèle. La table de la figure 10 montre les valeurs des invariants, et les distances projectives associées, calculées à partir d'images réelles obtenues avec SYCLOP et ce pour les quatre modèles précédents. Nous avons aussi procédé à la détermination de quelques statistiques sur les distances projectives afin d'établir les seuils de discrimination.

Dans la table de la figure 10, on peut remarquer que les valeurs des birapports restent relativement constantes respectivement à

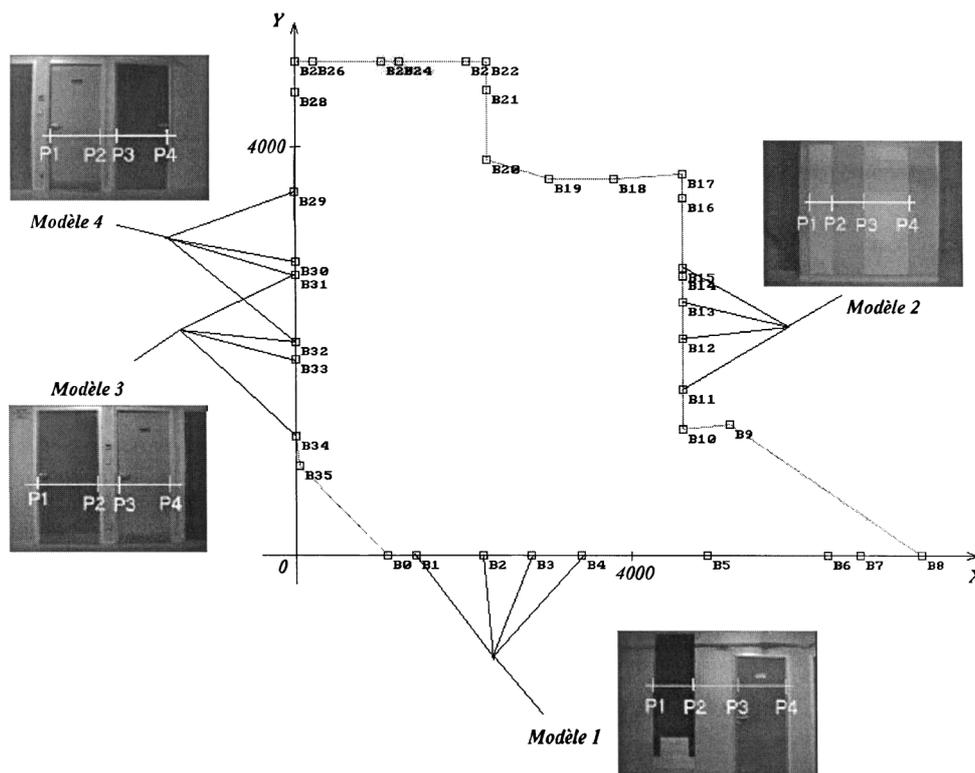


Figure 9. – Carte de l'environnement et représentation des modèles. Les échelles sont en millimètres.

Image	Modèle 1		Modèle 2		Modèle 3		Modèle 4	
	cr1=1,3829	dproj	cr2=1,3171	dproj	cr3=2,3408	dproj	cr4=2,4493	dproj
1	1,4011	0,0036	1,3276	0,0016	2,6323	0,0103	2,3200	0,0049
2	1,3936	0,0027	1,3571	0,0057				
3	1,3705	0,0003	1,3627	0,0065	1,9201	0,0199	2,2527	0,0077
4	1,3474	0,0034	1,3224	0,0008	1,9696	0,0171	2,1239	0,0134
5	1,3883	0,0020	1,3032	0,0021	1,9547	0,0180		
6	1,3874	0,0019	1,2404	0,0129	2,9035	0,0182	2,4150	0,0013
7	1,3918	0,0024	1,2857	0,0049	2,3650	0,0009		
8	1,3885	0,0020	1,3081	0,0014	2,0993	0,0105	2,2885	0,0062
9	1,3649	0,0011	1,3553	0,0055	1,9892	0,0161		
10	1,3207	0,0073	1,3207	0,0005	1,9818	0,0165	2,4293	0,0007
11	1,4269	0,0067	1,3564	0,0057	2,2644	0,0031	2,2799	0,0065
12	1,3274	0,0063	1,2447	0,0121	2,4510	0,0042	2,4680	0,0007
13	1,2656	0,0162	1,3812	0,0089	2,0430	0,0133	2,4296	0,0007
14	1,4007	0,0036	1,2908	0,0041	2,0520	0,0128	2,5051	0,0020
15	1,3446	0,0038	1,4874	0,0213	2,9453	0,0194	2,4678	0,0007
16	1,3449	0,0038	1,3243	0,0011	2,1341	0,0088	2,3290	0,0046
17	1,1791	0,0336	1,3134	0,0006				
18	1,3818	0,0012	1,2836	0,0053	2,0158	0,0147	2,3545	0,0036
19	1,4010	0,0036	1,3814	0,0090	2,0605	0,0124	2,4642	0,0005
20	1,4179	0,0057	1,3122	0,0007	2,1270	0,0092	2,3689	0,0030
21	1,4015	0,0037	1,2938	0,0036	2,2122	0,0053	2,4547	0,0002
22	1,4204	0,0060	1,3081	0,0014	2,2885	0,0021	2,5520	0,0036
23	1,4080	0,0045	1,2562	0,0100	2,1663	0,0074	2,5700	0,0042
24	1,3457	0,0037	1,2448	0,0121	2,2835	0,0023	2,0620	0,0164
25	1,3800	0,0009	1,2668	0,0081	2,2272	0,0047	2,2363	0,0084
26	1,3435	0,0040	1,2505	0,0110	2,0760	0,0116	2,6000	0,0052
27	1,3722	0,0001	1,3505	0,0048	2,0653	0,0121	2,3926	0,0021
28	1,3474	0,0034	1,3103	0,0010	1,9961	0,0157	2,3400	0,0041
29	1,3936	0,0027	1,3277	0,0016				
30			1,3175	0,0001	1,9124	0,0204	2,4978	0,0017
31	1,4203	0,0059	1,3699	0,0075	1,9696	0,0171	2,5503	0,0035
32	1,4130	0,0051	1,3078	0,0014	1,9559	0,0179	2,7095	0,0086
33	1,3429	0,0041	1,3245	0,0011	2,0853	0,0112	2,5147	0,0023
Moy (m)		0,0049		0,0053		0,0118		0,0043
σ		0,0060		0,0049		0,0059		0,0039
m+1,5 σ		0,0138		0,0126		0,0206		0,0102
m+2 σ		0,0168		0,0150		0,0236		0,0122

Figure 10. – Table des valeurs des birapports.

chaque modèle. Les birapports restent stables bien que les points de vue soient très différents. Cela montre que, dans le cadre de notre utilisation, les valeurs des invariants sont fiables même lorsque l'on considère des images réelles, naturellement bruitées et soumises à des changements importants du point de vue. Ceci est également une vérification expérimentale de la conservation du birapport par SYCLOP.

Sur cette même table, on pourra aussi remarquer que la dispersion des birapports est quasi constante pour tous les modèles ; cependant, la moyenne des distances projectives du modèle N°3 se dénote des trois autres par sa grande valeur. Cela signifie que

la fiabilité des amers intervenant dans le calcul des invariants du modèle 3 est moindre ; ou plutôt devrions-nous dire que la qualité des segmentations issues de ce modèle est moindre.

4.2. formation des classes

Le but de cette étape est de rassembler en classes de modèles les groupes de quatre primitives (droites) susceptibles de correspondre aux modèles-invariants.

Nous calculons un birapport pour chaque quadruplet. Ces valeurs projectives invariantes sont ensuite comparées respectivement à chacun des modèles de la base afin de les classer et de rejeter les quadruplets n'ayant pas de *correspondant*. A ce stade, nous possédons autant de classes de quadruplets qu'il y a de modèles dans la base. Si n est le nombre de droites radiales extraites, il y a alors $C(n,4)$ combinaisons de quadruplets possibles. Cependant deux contraintes sont à respecter et elles vont induire une réduction du nombre de candidats :

(a) Une contrainte qui découle de l'alignement des points : comme les modèles sont géométriquement issus de quatre points alignés, leurs représentations angulaires dans l'image omnidirectionnelle ne peuvent excéder 180 degrés. Nous pouvons donc rejeter tous les quadruplets dont l'étendue angulaire dépasse l'angle plat.

(b) Une contrainte d'éloignement maximal imposé par la taille de l'environnement. Connaissant la distance entre les points des modèles et l'éloignement maximal, on peut estimer l'angle minimum correspondant.

Tous les quadruplets non exclus dans cette étape sont les candidats potentiels de la prochaine phase.

4.3. sélection inter-classes

Au préalable, une estimation de la configuration (x, y, θ) du robot est effectuée par triangulation [BET97] pour chaque quadruplet et respectivement au modèle qui lui est associé (figure 11). Les configurations de la figure ci-dessous sont exprimées dans le repère de la carte de l'environnement donnée figure 9. La réduction de la population des candidats est essentielle afin de garantir des temps d'exécution acceptables. Pour ce faire,

nous allons chercher les éléments similaires dans les K-classes prises deux à deux. Chaque classe est une source d'information indépendante ; une étude des redondances inter-classes permet donc de cerner la configuration du robot. La similitude est simplement évaluée par la proximité en position (cercle de rayon r) et angulaire (secteur d'ouverture α) entre deux configurations possibles du robot. Le choix de (r, α) est arbitraire. Cette technique de sélection, basée sur la recherche des intersections des classes prises deux à deux, implique qu'**impérativement** deux modèles (au moins) soient correctement segmentés.

4.4. appariement et estimation de la configuration

En entrée de ce bloc fonctionnel, nous avons un ensemble de configurations du robot (figure 12). Chacune de ces poses est associée à un quadruplet d'observations et ce respectivement à un modèle de la base ; cela constitue une mise en correspondance partielle. Les différences entre ces configurations s'expliquent par les erreurs de mesures et par les mauvais appariements dus à la proximité de certaines balises (amers).

L'objectif de cette tâche est de fournir une estimation de la position et de l'orientation absolues du robot mobile. En effet, à partir des configurations **hypothétiques** calculées provenant des mises en correspondances partielles, il est aisé de **vérifier** l'exactitude des hypothèses considérées à l'aide des observations non utilisées jusque là. La meilleure configuration, au sens minimale quadratique relativement au nombre d'appariements effectués, est retenue. Ensuite, la pose finale du robot est réévaluée par triangulation (figure 13) avec l'ensemble des observations mises en correspondance (26 en moyenne).

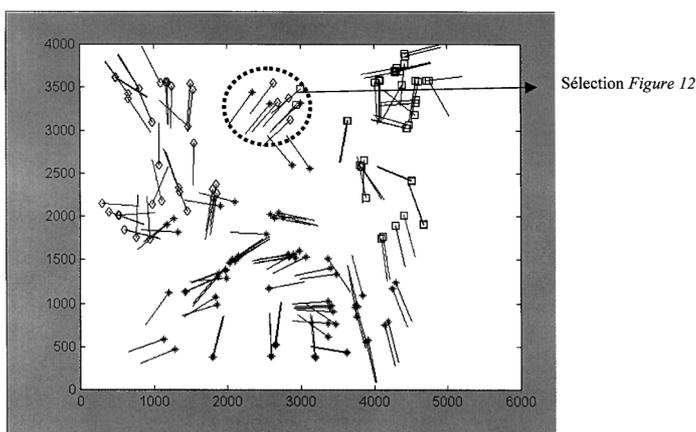


Figure 11. - « * », « □ » et « ◇ » représentent les positions calculées à partir des modèles 1,2 et 3. Les traits indiquent les orientations. Les échelles sont en millimètres

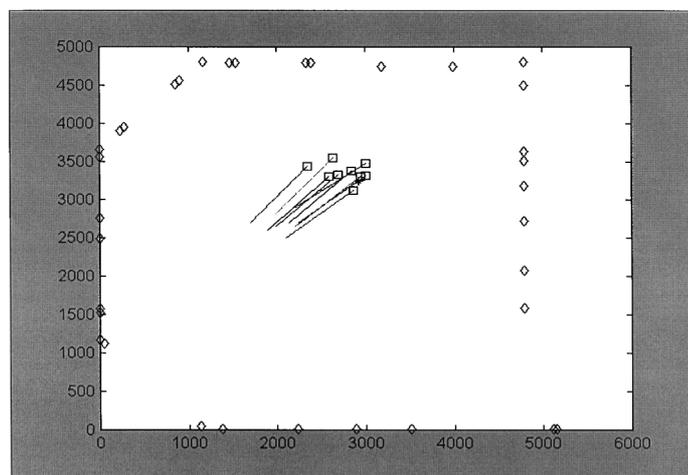


Figure 12 : Configurations sélectionnées. Les échelles sont en millimètres.

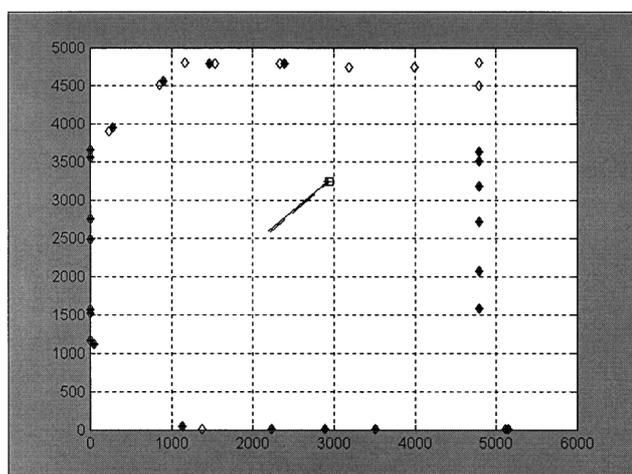


Figure 13. – Configuration estimée du robot superposée à la configuration réelle. « * » sont les mises en correspondances effectuées.

X_a est la configuration réelle et X_e l'estimée.

$\|P_a - P_e\|$ est la norme de l'erreur en position

$$X_a = [2920, 3250, 222^\circ]$$

$$X_e = [2937, 3243, 222^\circ]$$

$$Er_x = -17 \text{ mm}$$

$$Er_y = 7 \text{ mm}$$

$$ER\theta \sim 0^\circ$$

$$\|P_a - P_e\| = 19 \text{ mm}$$

5. résultats expérimentaux de localisation

Nous présentons et discutons dans cette section les résultats expérimentaux obtenus après implémentation de l'algorithme

(figure 8) sur la plate-forme mobile SARAH. Dans un premier temps, nous analyserons le comportement en statique. Dans un second temps, nous relaterons les résultats obtenus avec des images obtenues en dynamique lors de diverses missions de ce robot. Les calculs de positionnements sont différés.

L'environnement du robot est un milieu d'intérieur relativement peu contraint, contenant des portes, deux couloirs et un radiateur

Poses	Configurations mesurées	Configurations estimées	$\ P_a - P_e\ $	$ \text{Er}(\theta) $
1	(2820;2530;0)	(2840;2497;3)	39	3
2	(2915;2570;180)	(4666;1607;71)	Aberrant	
3	(2915;2570;135)	(2942;2639;136)	74	1
4	(2915;1890;50)	(2971;1913;47)	60	3
5	(3300;1890;45)	(3296;1891;47)	4	2
6	(1900;2950;184)	/	/	/
7	(3260;2230;45)	(3303;2244;44)	45	1
8	(2240;3250;180)	/	/	/
9	(2920;2230;180)	(2889;2241;182)	33	2
10	(2920;3250;225)	(2937;3243;225)	19	0
M			39	1.7
σ			24	1

Figure 14. – Tableau de résultats de localisations en statique. Les positions sont en millimètres et les orientations en degrés.

(qui est d'ailleurs souvent la cause de nombreuses droites parasites). La carte du robot contient 34 amers, dont 16 (4×4) sont utilisés pour les modèles. Les amers sont répartis sur le périmètre d'un domaine d'environ 5×7 m.

Le capteur SYCLOP est installé sur le robot à 40 cm du sol. L'algorithme est implémenté sur un PC standard PII 400Mhz. Nous avons constaté un temps de calcul de l'ordre de 1.2 à 1.5 secondes en fonction du nombre de droites radiales présentes dans l'image. Ce temps de calcul inclut le traitement de l'image (0.4s) et la localisation.

5.1. validation quantitative en statique

L'expérience visait à quantifier statistiquement la précision des localisations. Nous avons arbitrairement choisi dix poses de

robot dans notre environnement. Le tableau de la figure 14 montre les positions et les orientations évaluées à partir des précédentes poses. La configuration $X_{|Re} = [x_c, y_c, \theta]^T$ est exprimée en millimètres pour (x_c, y_c) et en degrés pour θ . Rappelons que les estimations calculées sont **absolues** ; c'est-à-dire dépourvues de prédictions externes.

Les localisations calculées dans cette première expérience sont satisfaisantes, dans le sens où la précision que nous avons obtenue est suffisante pour permettre au robot d'effectuer l'essentiel de ses déplacements.

Nous pouvons constater que par deux fois l'algorithme n'a pas fourni d'estimation de la configuration (poses 6 et 8) et a engendré (pose 2) un résultat aberrant.

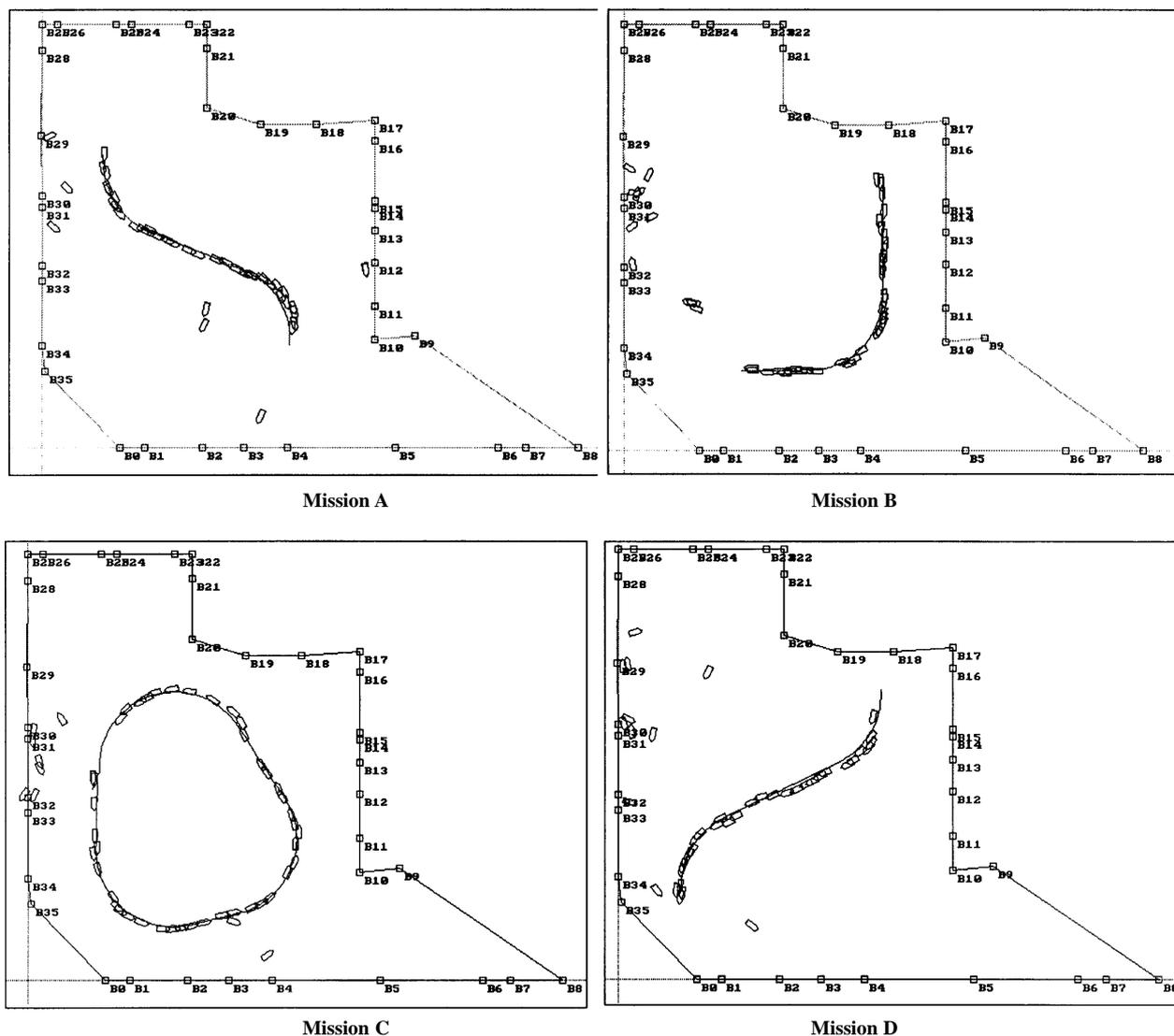


Figure 15. – Trajectoires reconstruites à partir des positions calculées par l'algorithme.

5.2. résultats de localisation en dynamique

Dans ce deuxième ensemble d'expérimentations, nous avons planifié des trajectoires pour le robot SARAH grâce à un outil de CAO. Les images omnidirectionnelles ont été prises en dynamique avec un séquençement régulier. Toutes les images de la séquence sont traitées de façon strictement identique (mêmes paramètres).

Les localisations estimées pour différentes missions du robot sont dans l'ensemble de bonne qualité. Les estimations montrées sur la deuxième trajectoire (Mission B) sont calculées avec une personne mobile dans l'image. Ainsi, mis à part quelques échecs et des localisations aberrantes, les estimations calculées (petits robots) sont proches de la trajectoire consigne (ligne continue) du robot figure 15.

Les dessins de robots sont positionnés à l'aide des poses calculées et la ligne continue symbolise la trajectoire consigne.

5.3. analyse critique de l'algorithme

L'algorithme présenté conduit parfois soit à des échecs, soit à des localisations aberrantes. Les échecs sont essentiellement causés par : (1) – la non segmentation des deux modèles minimums requis, ou (2) – une segmentation de mauvaise qualité entraînant des configurations hypothétiques ne vérifiant pas les critères de la sélection inter-classes.

La cause des estimations aberrantes est attribuée aux configurations hypothétiques issues de quadruplets formés de droites parasites ou de droites « positives-fausse » vérifiant tous les critères de l'algorithme.

Au delà de la spécificité de l'algorithme proposé, c'est la limite de la localisation absolue qui est parfois atteinte, notamment à cause de la symétrie. Par ailleurs, le recours à des modèles constitue une contrainte qui n'est pas toujours évidente à satisfaire bien qu'en environnement intérieur cela reste aisé. Il faut également que ces amers ne soient pas masqués lors de la prise d'images, ce qui n'est pas garanti si on est en présence d'obstacles. Une solution consiste à utiliser une estimation de la position fournie par un autre capteur ou la position précédente pour guider l'algorithme.

Les atouts de ce système se situent au niveau du temps de calcul qui rend utilisables les localisations absolues en dynamique. Le fait d'avoir exploité l'algorithme de Betke [BET 97] pour la triangulation, ainsi que le capteur omnidirectionnel nous fournit une précision largement satisfaisante pour la navigation.

6. conclusions

Nous avons présenté dans cet article un algorithme destiné à la localisation absolue d'un robot mobile en milieu intérieur qui peut

être utilisé, soit pour recalculer des mesures relatives, soit pour initialiser la pose du robot lors de sa mise sous tension. Nous avons souligné que le point critique de la localisation absolue se situe au niveau de la mise en correspondance. Une approche basée sur l'utilisation d'un invariant projectif (le birapport) a été utilisée et a permis de réduire de manière forte la combinatoire rendant ainsi la localisation absolue utilisable en dynamique. L'algorithme exploite les données goniométriques issues du capteur SYCLOP et utilise un algorithme de triangulation particulier.

Nous avons validé l'algorithme par des tests de localisation en statique puis en dynamique. La qualité des résultats obtenus est satisfaisante.

Cette méthode de localisation permet de fournir une estimation même en présence de bruits et de droites parasites (obstacle mobile par exemple) dans l'image. Néanmoins, la méthode nécessite qu'au moins deux quadruplets d'amers alignés (deux modèles) soient correctement segmentés ; cette contrainte est une limitation de la méthode quand elle est utilisée en boucle ouverte.

Nous poursuivons ces travaux en envisageant l'exploitation d'informations supplémentaires provenant soit de capteurs différents soit du même capteur (localisations précédentes lorsqu'elles existent). Cette coopération permettra de réduire les temps de calcul et de filtrer les localisations aberrantes.

7. remerciements

Ces travaux ont été financés en partie par « La Région Picardie » dans le cadre du pôle régional de recherche DIVA (DIagnostic et Véhicules Avancés).

BIBLIOGRAPHIE

- [ATI93] S. Atiya and G.D. Hager / Real-Time Vision-Based Robot Localization / *IEEE Trans on Robotics and Automation*, Vol RA-9, N° 6, pp. 785-800, December 1993.
- [BEN97] R. Benosman, T. Manière, J. Devars, « Panoramic Sensor Calibration Using Computational Projective Geometry », In *Proceedings of Int Conf on Robotics and Automation (ICRA'97)*, pp 1353-1358, New Mexico, 1997.
- [BET97] M. Betke, and L. Gurvits / Mobile Robot Localization Using Landmarks / *IEEE Trans on Robotics and Automation*, Vol RA-12, N° 2, pp 251-263, April 1997.
- [CAS99] J.A. Castellanos, M. Devy, J.D. Tardos / Towards a topological representation of indoor environments : a landmark-based approach / Rapport LAAS N99192, Avril 1999.
- [CHA96] L. Charbonnier / Localisation d'un robot mobile par mise en correspondance de cartes télémétriques : Utilisation du concept de ressemblance / Thèse de doctorat de l'Institut de Montpellier, Juillet 1996.
- [CAU99] C. Cauchois, E. Brassart, C. Pégard et A. Clémentin / Technique for calibrating an Omnidirectional sensor / *Proc. of International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS*, pp 166-171, October 1999.

- [DEL97] L. Delahoche, C. Pégard, B. Marhic and P. Vasseur / A Navigation System on an Omnidirectional Vision Sensor / In *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, IROS*, pp 718-724, 1997.
- [DRU87] M. Drumheller / Mobile Robot Localisation Using Sonar / *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol PAMI-9, N°2, pp 325-332, 1987.
- [DUD73] R. O. Duda and P. E. Hart / Pattern Classification and Scene Analysis / New York: Wiley 1973.
- [DUR89] C. Durieu, Algorithmes de localisation d'un robot mobile dans un milieu balisé par mesure de distances ou d'angles de gisement en tenant compte des mesures aberrantes. Algorithme de calibration et recalage du champs des balises / Thèse de doctorat de l'Université de Paris XI, Février 1989.
- [GRI85] W.E.L. Grimson and T. Lozano-Perez / Recognition and Localization of Overlapping parts from sparse data in two and three dimensions / *IEEE Proc Int Conf on Robotics and Automation*, ICRA, pp61-66, 1985.
- [GRO93] P. Gros / Outils géométrique pour la modélisation et reconnaissance d'objets polyédriques / Thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Grenoble, Juillet 1993.
- [ISH90] H. Ishiguro, M. Yamamoto, Tsuji / Omni-directional stereo for making global map / *Proc. 3th Int. Conf. Computer Vision, ICCV*, pp. 540-547, 1990.
- [KRO89] E. Krotkov / Mobile Robot Localisation Using a Single Image / *IEEE Proc Int Conf on Robotics and Automation*, ICRA, pp 978-983, 1989.
- [LEO91] J. Leonard, H. Durrant-White / Mobile robot localization by tracking geometric beacons / *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol RA-7, N° 1, pp 89-97, June 1991.
- [MAR99] B. Marhic / Localisation Absolue de Robots Mobiles par le Capteur de Vision Omnidirectionnelle SYCLOP / Thèse de doctorat de l'Université de Picardie Jules Verne, Décembre 1999.
- [MOR93] L. Morin, « Quelques contributions des invariants projectifs à la vision par ordinateur » Thèse Inst. Nat. Polytech. de Grenoble, Janvier 1993.
- [MOU00] E. Mouaddib, B. Marhic / Geometrical Matching for Mobile Robot localisation / *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, à paraître.
- [MUN92] J.L. Mundy, A. Zisserman / Geometric Invariance in Computer Vision / Cambridge, Mass.:MIT Press, 1992.
- [MUN93] J. L. Mundy, A. Zisserman (editors) / Applications of Invariance in Computer Vision / Lecture Notes in Computer Science, LNCS-825, Springer-Verlag, 1993.
- [MUN98] A. J. Muñoz, and J. Gonzalez / Two-Dimensional Landmark-based Position Estimation from a Single Image / In *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, ICRA, pp 3709-3714, 1998.
- [NAY 97] Nayar, S. and Baker, S. (1997), "Catadioptric image formation", In *Proceedings of the 1997 DARPA Image Understanding Workshop*, pages 1431-1437, New Orleans, Louisiana.
- [PEG96] C. Pégard and E. Mouaddib / A Mobile Robot Using a Panoramic View / In *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, ICRA, pp 89-94, 1996.
- [REI92] T. H. Reiss / Recognizing Planar Objects Using Invariant Image Features / Lecture Notes in Computer Science, No LNCS-676, Springer-Verlag, 1992.
- [RIV99] P. Rives, J.-L. Sequeira, P. Lourtie / Localization and Map Building for a Mobile Robot / Int. Symposium in Experimental Robotics, ISER99, Sydney, Australia, March 1999.
- [ROH97] K. S. Roh, W. H. Lee, and I. S. Kweon / Obstacle Detection and Self-localisation without Camera Calibration Using Projective Invariants / In *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, Vol IROS-2, pp1030-1035, 1997.
- [SUG88] K. Sugihara / Some location problems for robot navigation using a single camera / *Computer Vision, Graphics Image Process*, Vol CVGIP-42, N°1, pp 112-129, April 1988.
- [YAG 90] Yagi, Y. and Kawato / Panoramic scene analysis with conic projection / In *Proceedings of the International Conference on Robots and Systems*, IROS 1990.

Manuscrit reçu le 10 mars 2000.

LES AUTEURS

Bruno MARHIC



Bruno Marhic est titulaire d'un D.E.A. en contrôle des systèmes de l'université de Technologie de Compiègne. Il a obtenu une thèse de doctorat de l'Université de Picardie Jules Verne en décembre 99. Ses travaux de recherche concernent actuellement la vision omnidirectionnelle appliquée à la localisation de robots mobiles.

David FOFI



David Fofi a obtenu son DEA de Traitement des Images et du Signal (option Images) de l'Université de Cergy-Pontoise / ENSEA, en 1997. Il prépare un doctorat au CREA (Université de Picardie Jules Verne) en co-tutelle avec l'Université de Girona (Espagne), depuis 1998. Ses principaux sujets de recherche sont la vision par ordinateur et, plus particulièrement, la vision en lumière structurée appliquée à la robotique mobile.

El Mustapha MOUADDIB



El Mustapha MOUADDIB a obtenu son doctorat de robotique en 1991 et l'habilitation à diriger des recherches en 1999. Il est actuellement Maître de Conférences à l'Université de Picardie Jules Verne. Ses travaux de recherche concernent la perception en robotique mobile et plus particulièrement : la vision omnidirectionnelle, la localisation des robots et la lumière structurée.

Eric BRASSART



Eric Brassart a obtenu son doctorat de robotique à l'Université de Technologie de Compiègne en 1995. Il est actuellement Maître de Conférences à l'IUT d'Amiens. Ses centres d'intérêts en recherche sont : la vision omnidirectionnelle (modélisation, calibrage et reconstruction), la navigation de robots mobiles (localisation et reconstruction d'environnement).