

Localisations absolues en milieu intérieur basées sur la vision omnidirectionnelle

Absolute Localisations in Indoor Environment based on Omnidirectional Vision

par Cyril CAUCHOIS, Arnaud CLERENTIN, Laurent DELAHOUCHE, Eric BRASSART, Cyril DROCOURT

CREA (Centre de Robotique, d'Electrotechnique et d'Automatique)

Université de Picardie Jules Verne (UPJV) – I.U.T. Département Informatique

Avenue des facultés , 80000 AMIENS, France

{Cyril.Cauchois, Arnaud.Clerentin, Eric.Brassart, Laurent.Delahoche, Cyril.Drocourt}@u-picardie.fr

résumé et mots clés

Dans cet article, nous présentons deux méthodes de localisation basées sur l'utilisation du capteur omnidirectionnel SYCLOP. La première méthode, statique, consiste à rechercher la configuration du robot d'une manière absolue par la mise en correspondance d'une image réelle avec une base d'images panoramiques synthétiques. Cette base est obtenue grâce à la modélisation et la calibration du capteur SYCLOP. La deuxième méthode, dynamique, est basée sur de la poursuite multi-cibles. L'originalité de cette méthode réside dans sa capacité à gérer et propager des incertitudes durant le processus de localisation. Cette propagation multi-niveaux d'incertitudes est basée sur l'utilisation de la théorie de Dempster Shafer. Dans ce travail, SYCLOP est associé à un capteur de profondeur. Ceci permet de traiter des données à la fois complémentaires et redondantes et donc de construire un modèle sensoriel robuste intégrant un nombre important de primitives significatives. En nous appuyant sur ce modèle, nous traitons le problème de maintien d'un appariement et de la propagation d'une incertitude sur chaque primitive appariée, ceci dans le but d'obtenir une incertitude globale qui caractérise l'estimation de configuration du robot.

Vision omnidirectionnelle, localisation, calibration, mise en correspondance, fusion de données, robots mobiles.

abstract and key words

In this article, we present two localization methods based on the omnidirectional SYCLOP sensor. The first method is a static one and is based on a matching between one real image and a base of synthetic panoramic pictures. This base is computed with the help of a modelling and a calibration of the SYCLOP sensor. The second method is a dynamic one and is based on multi target tracking. The originality of this method is its capability to manage and propagate uncertainties during the localization process. This multi-level uncertainty propagation stage is based on the use of the Dempster-Shafer theory. In this work, SYCLOP is associated with a panoramic range finder. It enables to treat complementary and redundant data and thus to construct a robust sensorial model which integrates an important number of significant primitives. Based on this model, we treat the problem of maintaining a matching and propagating uncertainties on each matched primitive in order to obtain a global uncertainty about the robot configuration.

Omnidirectional vision, localisation, calibration, matching, data fusion, mobile robots.

1. introduction

Le problème de la localisation en robotique mobile est prépondérant. Il conditionne en effet le degré d'autonomie d'un engin mobile puisque c'est la faculté de se situer par rapport à son milieu d'évolution qui permettra à un robot de déterminer les actions à réaliser pour mener à bien une mission de type déplacement d'un point à un autre. La prise en compte de la fonction localisation est donc le préalable à tout système de navigation. Dans la littérature trois grandes catégories de méthodes de localisation sont distinguées : il s'agit des méthodes relatives, absolue et hybride, cette dernière étant une combinaison des deux premières.

Les méthodes de localisation relative utilisent des capteurs proprioceptifs. La méthodologie générale consiste à intégrer les déplacements relatifs au cours du temps pour calculer une position par rapport à un point de départ. Les avantages de ces méthodes sont essentiellement liés à leur rapidité et à l'utilisation, dans la plupart des cas, de capteurs peu coûteux. L'inconvénient majeur est lié au phénomène d'accumulation d'erreurs au cours du processus d'intégration, d'où une dérive cumulative quasi systématique. Les capteurs proprioceptifs les plus souvent mis en jeu dans ce cadre sont les odomètres qui permettront d'obtenir une estimation relative du vecteur d'état (x, y, Θ) du robot [14][18][37][5]. Lorsqu'il est nécessaire d'estimer des paramètres supplémentaires tels que l'angle de roulis ou de tangage d'un véhicule, des capteurs plus coûteux tels que des centrales inertielles [39] pourront être utilisés. Les problèmes de dérives cumulatives impliquent que ces méthodes de localisation sont rarement utilisées seules mais conjointement avec la deuxième catégorie : les méthodes de localisation absolue.

Cette deuxième catégorie consiste à estimer la configuration du robot de façon absolue par rapport au repère de l'environnement. Elles reposent sur l'utilisation de capteurs extéroceptifs de type télémétriques [40][41], goniométriques [4] ou sur des systèmes de vision classiques [22][7] ou de type omnidirectionnels [42][6][13]. Cette dernière catégorie de systèmes de perception se trouve être particulièrement bien adaptée pour les méthodes de localisation absolues. Quelle que soit la nature des informations sensorielles fournies, cette catégorie de méthode sera toujours basée sur une étape de mise en correspondance de ces données avec celles recensées dans la carte de l'environnement. Il s'agit d'une étape prépondérante qui conditionne bien évidemment la robustesse de l'estimation de la configuration du robot. Plusieurs stratégies peuvent être utilisées pour aborder le problème de la mise en correspondance dans un contexte de localisation. La plupart des algorithmes de mise en correspondance cherchent à associer les données sensorielles obtenues à un instant t avec une partie des données référencées dans une carte de l'environnement. La première méthode de localisation absolue

présentée dans cet article est basée sur cette philosophie. Dans ce contexte, plusieurs stratégies peuvent être déployées. Simsarian dans [35] utilise un arbre de recherche pour effectuer la mise en correspondance. Il réduit la combinatoire de la méthode en prenant avantage des « view-invariant regions ». Lors d'une phase de pré-traitement, la carte est décomposée en régions ayant la propriété suivante : tous les points d'une même région voient le même ensemble d'amers. Un autre type de stratégie consiste à utiliser la notion d'invariants pour 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 alors directement utilisés pour effectuer la mise en correspondance [26]. L'isomorphisme de graphes pourra aussi être utilisé : dans ces méthodes les primitives sensorielles extraites d'une image sont considérées comme étant des branches ou des sommets d'un graphe. Une méthode proposée par [12] repose sur l'appariement direct entre deux graphes. Dans cette configuration les graphes représentent respectivement le modèle et l'objet détecté dans la scène. L'association entre les deux graphes s'effectue sur la similarité des caractéristiques et de leur relation [8]. Enfin, le suivi multi-pistes constitue une stratégie qui peut contribuer au problème qu'est la mise en correspondance, puisqu'il peut être vu comme une propagation temporelle d'un appariement initial. En envisageant alors le problème qui consiste à apparier les données sensorielles obtenues à une acquisition n avec celles obtenues à l'instant $n - 1$ et non plus avec l'intégralité des données cartographiques (méthodes précédentes), le suivi multi-pistes permet de contribuer à l'augmentation de la robustesse de l'étape de mise en correspondance. C'est cette approche qui est utilisée dans le deuxième paradigme de localisation que nous présentons dans cet article. La plupart des méthodes utilisées dans le cadre du suivi sont probabilistes. Les deux algorithmes les plus répandus sont le « Multiple Hypothesis Tracker » (MHT) imaginé par D.B. Reid en 1979 et le « Joint Probabilistic Data Association Filter » (JPDAF) de Bar-Shalom (1988) [10]. Cependant, ces deux algorithmes possèdent des inconvénients. Le JPDAF est incapable de générer de nouvelles pistes tandis que le MHT est coûteux en temps de calcul. C'est pourquoi nous proposons un module de suivi original basé sur une approche multi-niveaux et multi-critères. Les avantages des méthodes de localisation absolue, intégrant nécessairement une phase de mise en correspondance, résident essentiellement dans leur grande souplesse d'utilisation puisqu'elle ne nécessitent pas d'aménagement du milieu d'évolution. En revanche, étant donné l'aspect combinatoire de la phase de la mise en correspondance, ces méthodes sont plus coûteuses en temps de calcul que les méthodes relatives. La troisième catégorie de méthode de localisation est dite hybride et consiste à utiliser conjointement les méthodes relatives et absolues. Elles se proposent de pallier le problème de dérive de la localisation à l'estime en la corrigeant régulièrement avec une estimation absolue. Cette approche est aussi désignée sous le nom de recalage dynamique.

Généralement, le recalage de la localisation relative ne s'effectuera que lorsque l'incertitude sur la configuration du robot sera supérieure à un seuil prédéfini. Le formalisme le plus fréquemment utilisé dans ce contexte est le filtrage de Kalman Étendu. Dans ce cadre tous les types de capteurs extéroceptifs pourront être mis en jeu : la télémétrie ultrasonore [24], la télémétrie laser [16][17], la vision monoculaire [29]. L'avantage de ces méthodes est essentiellement lié à la possibilité de gérer une phase de prédiction/vérification qui permet de réduire sensiblement la combinatoire de la mise en correspondance et donc d'en augmenter sa robustesse. L'inconvénient majeur de ces méthodes est quant à lui lié au problème de divergence du filtre en cas d'erreur trop importante sur l'estimation odométrique qui génère la prédiction.

Nous présentons dans cet article deux méthodes de localisation basées sur l'utilisation d'un système de vision omnidirectionnelle respectivement utilisé en tant que capteur de vision seule et en tant que capteur goniométrique en association avec un capteur télémétrique à triangulation active. Les deux paradigmes de localisation absolue que nous proposons sont complémentaires et mettent en avant les deux stratégies de mise en correspondance discutées précédemment : d'une part l'appariement des données sensorielles obtenues à une acquisition n avec une partie de celles référencées dans la carte de l'environnement, et d'autre part l'appariement de ces données de l'acquisition n avec celles obtenues à l'acquisition précédente $n - 1$. La première partie de l'article sera consacrée à la présentation et à la modélisation du capteur de vision omnidirectionnelle SYCLOP. Dans ce contexte les méthodes géométriques seront discutées et utilisées. Le modèle ainsi obtenu sera utilisé pour la mise en œuvre de la première méthode de localisation absolue. La deuxième partie de l'article portera sur la présentation et le développement d'une méthode originale de suivi multi-pistes multi-niveaux et multi-critères qui sera le fondement de la deuxième méthode de localisation proposée.

2. le capteur SYCLOP

Notre laboratoire a développé un système de perception omnidirectionnel baptisé SYCLOP signifiant « **S**ystème **C**onique pour la **L**ocalisation et la **P**erception ». Ce dispositif est composé d'une caméra CCD et d'un miroir conique [27] [30]. Il permet de détecter des éléments caractéristiques dans le milieu d'évolution du capteur sur un champ de vision de 360 degrés. La difficulté d'utilisation de ce type de capteur omnidirectionnel réside dans l'interprétation de l'image omnidirectionnelle ainsi obtenue.

3. configuration et Propriétés du Capteur

3.1. caractéristiques techniques du capteur

Ce capteur omnidirectionnel SYCLOP, que l'on peut voir sur la figure 1 installé sur la plate-forme mobile SARAH, est formé d'un cône évidé en Aluminium+Nickel chimique (Kanigène) poli, de qualité optique (rendement $\approx 40\%$), la base du cône est située à 40 centimètres du sol, son diamètre est de 17 centimètres, la hauteur du miroir est de 9 centimètres et l'angle au sommet est de 86 degrés.

Le support en verre est de qualité optique afin de minimiser les phénomènes de diffraction des rayons lumineux le traversant. Le tout est relié par un châssis aluminium et une table X-Y à réglage micrométrique (pour la caméra). Un poids de 5,2 Kg et un encombrement de 58 cm constituent les défauts principaux de ce capteur.

3.2. propriétés principales

Le capteur conique transforme les arêtes verticales de l'environnement en droites convergeant vers la projection du sommet du cône sur le plan image. Cette propriété intéressante est respectée si le plan de la base du cône et celui du capteur CCD sont parallèles.

Une autre propriété du miroir conique est qu'il ne réfléchit pas la caméra CCD dans l'image omnidirectionnelle. Cependant il faut relativiser cette dernière caractéristique, car le disque image formé autour du point principal de l'image, c'est-à-dire le point correspondant à la projection perspective du sommet du cône sur le plan image, est inexploitable en raison de la concentration des informations en ce lieu.

La figure 2 illustre les propriétés précédemment énoncées. La figure 3 montre un exemple d'image omnidirectionnelle obtenue avec le capteur omnidirectionnel SYCLOP ainsi que la correspondance avec des images perspectives classiques.

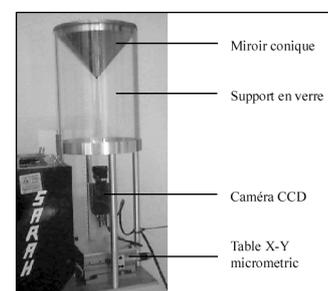


Figure 1. – Le capteur SYCLOP installé sur le robot mobile SARAH.

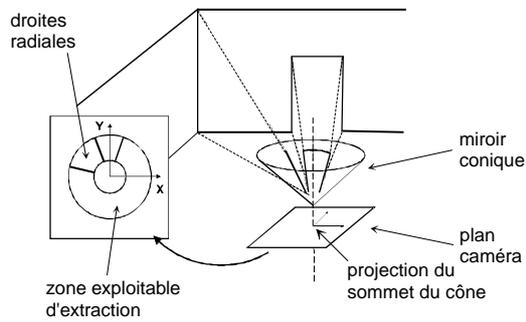


Figure 2. – Propriété du capteur SYCLOP.

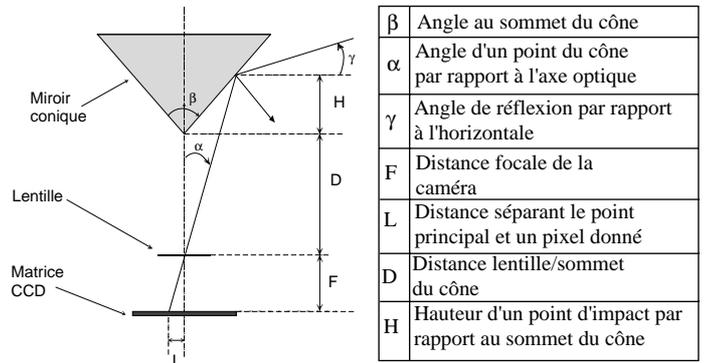


Figure 4. – Les caractéristiques du système de vision conique.

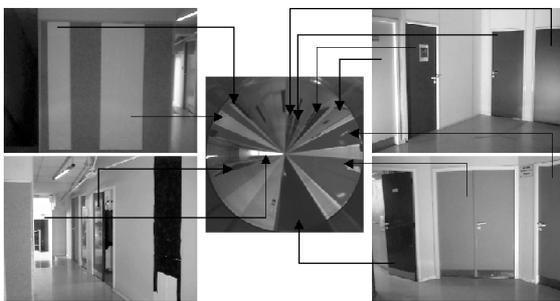


Figure 3. – Un exemple d'image obtenue par SYCLOP (au centre) et la correspondance avec des images perspectives classiques.

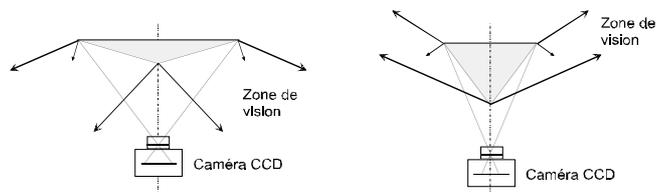


Figure 5. – La zone de vision d'un capteur conique.

4. considérations optiques du miroir conique

4.1. champ et zone de vision

Le champ et la zone de vision d'un capteur de vision omnidirectionnelle sont des propriétés essentielles. Nous avons précédemment mentionné que le champ de vision de SYCLOP était de 360 degrés, cependant quelles en sont les limitations en site ?

La zone de vision est intrinsèquement liée à la géométrie des éléments qui composent le capteur. Dans ce qui suit, nous nous appuyons sur l'hypothèse qui consiste à dire que l'axe de révolution passant par le sommet du miroir conique est confondu avec l'axe optique de la caméra. La validité de cette hypothèse se fera au prix d'une fabrication et d'un réglage aussi parfaits que possible. Les travaux réalisés dans [3] ont montré que d'après l'hypothèse formulée précédemment, la symétrie axiale du système de perception permettait notamment d'appliquer les premières lois de Descartes. Ces lois permettent d'établir la relation qui existe entre les différents paramètres, tels que la focale de la caméra et l'angle au sommet du cône.

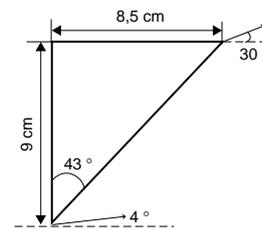


Figure 6. – La zone de vision de SYCLOP.

Les lois de Snell-Descartes [3] permettent d'écrire :

$$\tan(\alpha) = \frac{L}{F} \quad (1)$$

$$\gamma = \frac{\pi}{2} + \alpha - \beta \quad (2)$$

$$H = D \frac{\tan(\alpha)}{\tan(\beta/2) - \tan(\alpha)} \quad (3)$$

Les équations (1) et (2) ci-dessus déterminent la zone de vision du capteur. Ainsi un angle (β) obtus fournira une zone de vision orientée vers le sol, tandis qu'un angle (β) aigu donnera une zone de vision dirigée vers le plafond (figure 5).

La géométrie de notre miroir associée à un objectif de caméra à focale courte ($F = 8 \text{ mm}$), nous permet d'obtenir un champ de vision de 360 degrés pour une zone de vision dirigée vers le haut (angle au sommet de 4° et à la base de 30°) (figure 6).

4.2. propriétés optiques

Les propriétés anisotropes des miroirs coniques font que l'obtention d'images omnidirectionnelles de bonne qualité demande le plus grand soin dans le choix de l'objectif de la caméra. En effet, les caractéristiques optiques des miroirs coniques sont régies par deux considérations optiques distinctes en fonction de la section de miroir considérée :

- propriété des miroirs sphériques (aberration sphérique) suivant une section horizontale,
- propriété des miroirs plans suivant une section verticale.

Ainsi, l'image P' virtuelle provenant d'un point objet P de l'espace, suivant la section considérée, est multiple (plusieurs points virtuels pour un même point réel – figure 7) ; le capteur conique est donc *astigmat* ce qui rend la mise en œuvre du système optique dioptrique délicate.

Avec une caméra CCD, la réduction du flou dans les images omnidirectionnelles est essentielle pour obtenir une qualité suffisante qui les rendent exploitables. Il est donc impératif de choisir un objectif (système dioptrique), ainsi que des réglages judicieux, pour que la caméra CCD soit capable de couvrir les points virtuels formés par les deux considérations optiques précédemment énoncées. Un objectif grand angle avec une grande *profondeur de champ* est donc requis. Dans ce cas, un objectif à focale courte ainsi qu'une ouverture de diaphragme relativement petite sont nécessaires.

Contrainte du point de vue effectif unique : le miroir conique satisfait cette contrainte quand le centre optique de la caméra est placé au sommet du cône. Dans une utilisation omnidirectionnelle classique, cette contrainte n'est plus vérifiée, et l'orbite du point de vue n'est plus un point unique mais un cercle [1]. Un système catadioptrique à miroir conique convexe de révolution ne permet donc pas d'implémenter la fonction plénoptique quand

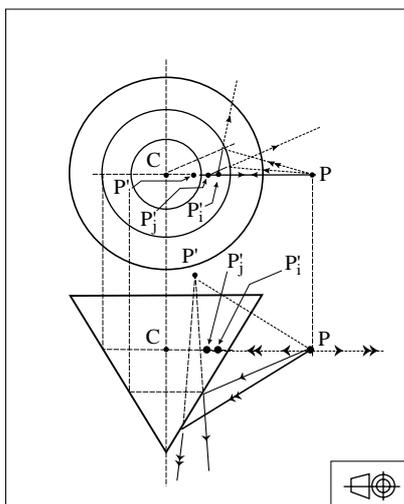


Figure 7. – L'anisotropie optique du miroir conique.

le sommet du cône est placé le long de l'axe optique à une distance non nulle du centre optique. Notre capteur possède donc un cercle de points de vue. Cependant, Lin et Bajcsy ont mis au point un capteur conique avec un seul point de vue effectif [25].

5. modéliser une caméra

Pour modéliser le capteur SYCLOP, la première étape consiste à modéliser la caméra CCD appartenant au dispositif. Deux types de modélisations sont envisageables : le modèle photométrique et le modèle géométrique.

La modélisation la plus judicieuse d'un système physique est celle qui réalise le meilleur compromis entre la simplicité du modèle et son adéquation à la réalité physique. Une simplicité suffisante est nécessaire pour effectuer des raisonnements à partir du modèle. Une bonne adéquation est nécessaire pour que ces raisonnements conduisent à des prédictions suffisamment précises sur l'évolution du système dans le temps. Nous avons donc choisi le modèle géométrique.

La modélisation d'une caméra est basée sur la définition d'un ensemble de paramètres qui se rapproche le plus possible du comportement physique du capteur par rapport à un modèle géométrique connu qui est le modèle sténopé (en anglais : pinhole). Le modèle géométrique sténopé est constitué d'un plan, appelé plan rétinien, dans lequel l'image se forme à l'aide d'une projection perspective (figure 8).

Il existe deux ensembles de paramètres. Tout d'abord, il y a l'ensemble des paramètres intrinsèques qui modélisent la géométrie interne et les caractéristiques optiques du capteur. Le second ensemble contient les paramètres extrinsèques qui lient le repère du capteur au repère associé à la scène où se trouvent les objets de référence utiles pour la calibration.

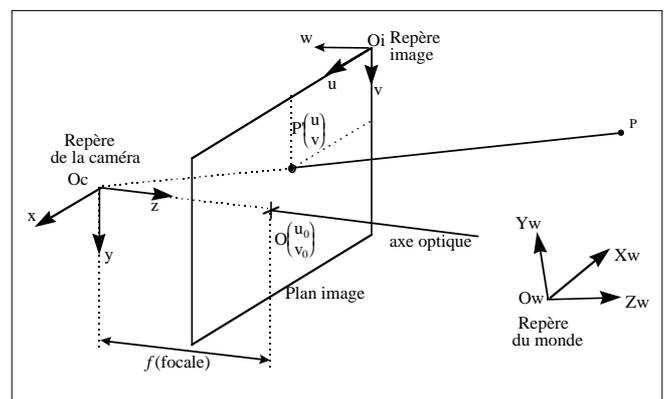


Figure 8. – Représentation géométrique des repères utilisés pour la détermination du modèle de la caméra.

Le point P a pour coordonnées $(P_{x_w}, P_{y_w}, P_{z_w})^t$ dans le repère O_w et $(P_{x_c}, P_{y_c}, P_{z_c})^t$ dans le repère O_c .

Avec ce modèle de caméra, le problème de la calibration est exprimé selon les termes suivants : soit un nombre suffisant de points visibles dont les coordonnées dans le monde ($P_{X_{w_i}}, P_{Y_{w_i}}, P_{Z_{w_i}}$) sont connues avec une grande précision, ainsi que la position pixel correspondante (u_i, v_i), nous pouvons estimer la valeur des paramètres intrinsèques et extrinsèques. De manière générale, à cause de l'acquisition, des bruits de digitalisation, l'extraction des points et de différents types de déformations, les positions pixel observées ne sont pas égales aux positions calculées à partir d'un modèle linéaire. Comme le résultat de plusieurs sortes d'imperfections dans la conception et l'assemblage des lentilles composant le système optique de la caméra, les distorsions géométriques concernent la position des points projetés sur le plan image. Il y a deux types de distorsions : radiale et tangentielle [36]. Pour chaque type de distorsion, un série infinie est requise, mais comme Tsai [38] et Beyer [2], nous avons noté que seule la distorsion radiale est nécessaire, et seul un terme est nécessaire [6]. De ce fait, nous utilisons le modèle suivant :

$$\begin{cases} u = \alpha_u \cdot \frac{r_{11} \cdot P_{X_w} + r_{12} \cdot P_{Y_w} + r_{13} \cdot P_{Z_w} + t_X}{r_{31} \cdot P_{X_w} + r_{32} \cdot P_{Y_w} + r_{33} \cdot P_{Z_w} + t_Z} + u_0 + k_1 \tilde{u} r^2 \\ v = \alpha_v \cdot \frac{r_{21} \cdot P_{X_w} + r_{22} \cdot P_{Y_w} + r_{23} \cdot P_{Z_w} + t_Y}{r_{31} \cdot P_{X_w} + r_{32} \cdot P_{Y_w} + r_{33} \cdot P_{Z_w} + t_Z} + v_0 + k_1 \tilde{v} r^2 \end{cases} \quad (4)$$

avec : $\tilde{u} = (u - u_0)$, $\tilde{v} = (v - v_0)$ et $r = \sqrt{u^2 + v^2}$.

En résumé, onze paramètres sont utilisés pour modéliser un capteur caméra :

- six paramètres extrinsèques : les trois composantes du vecteur \mathbf{T} , les trois angles de rotation,
- cinq paramètres intrinsèques : $\alpha_u, \alpha_v, u_0, v_0$ et k_1 .

6. modélisation du capteur de vision omnidirectionnelle

Comme pour un capteur de vision monoculaire, une calibration « dure » ou « forte » d'un système de vision omnidirectionnelle nécessite une modélisation géométrique. Comme précédemment décrit, notre système est composé d'une caméra CCD et d'un miroir conique (voir figure 1).

Ce système permet d'obtenir une projection 2D de l'environnement sur 360 degrés. Le cône réfléchissant est posé sur un support en verre. Le cône a une hauteur H_c et un rayon R_c . Dans un premier temps, nous considérons que l'axe passant par le centre de la base et le sommet du cône est confondu avec l'axe optique. De plus, nous considérons que la transformation entre le repère cône et le repère caméra est composé d'une unique translation suivant l'axe optique et qui a pour valeur d . Ainsi nous allons

pouvoir associer à tous points réels de l'environnement un point virtuel et ramener le problème à une simple projection perspective sur le plan image. La figure 9 schématise la géométrie du capteur.

6.1. notion de points virtuels

Pour la représentation des points virtuels, nous avons choisi de nous placer dans le cas d'un miroir plan suivant une coupe verticale comprenant l'axe de révolution du cône (plan Π). Le principe d'un miroir plan est de renvoyer les rayons lumineux qu'il reçoit avec un angle identique à l'angle d'incidence (α) par rapport à la normale au miroir au point d'incidence (I).

Comme le montre la figure 10, un point P' , projeté de P sur le plan image par l'intermédiaire du miroir conique, peut être le résultat de la projection de n'importe quel point appartenant à la demi-droite $[IP]$, mais aussi le projeté de n'importe quel point appartenant à la demi-droite $[P'I]$ et donc, n'importe quel point appartenant à la demi-droite $[IV]$. Cette dernière demi-droite contient l'ensemble des points virtuels se projetant en P' et en particulier le point V qui est le symétrique de P par rapport à la droite Δ_t . Donc, la projection du point P sur le plan image peut être interprétée comme étant la projection du point V sur ce même plan.

Pour calculer les points virtuels, la première étape consiste donc à déterminer l'équation de la droite Δ_t .

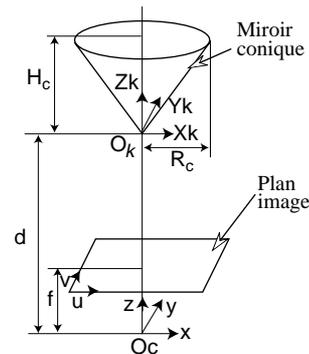


Figure 9. – Représentation géométrique du capteur.

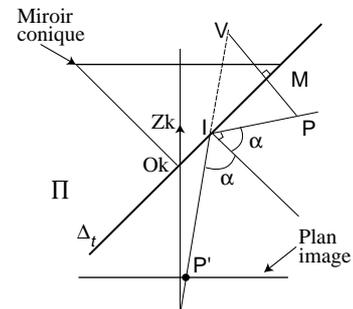


Figure 10. – Schéma de la transformation géométrique générée par le miroir.

6.2. détermination de la tangente au cône

Nous savons que Δ_t est l'intersection du cône et d'un plan particulier Π . Ce plan contient les points P , M et V . Il contient aussi l'axe $O_k Z_k$. Donc, Π est de la forme :

$$\alpha X_k + \beta Y_k = 0 \quad (5)$$

Ce qui peut s'écrire :

$$X_k + \gamma Y_k = 0 \quad (6)$$

avec
$$\gamma = \alpha/\beta \quad (7)$$

Soient $(P_{Xk}, P_{Yk}, P_{Zk})^t$ les coordonnées de P dans le repère du cône. Nous savons que P appartient au plan Π , donc (6) devient :

$$X_k - \frac{P_{Xk}}{P_{Yk}} Y_k = 0 \quad (8)$$

Nous savons également que la tangente est de la forme :

$$\begin{cases} X_k = aZ_k \\ Y_k = bZ_k \end{cases} \quad (9)$$

Comme Δ_t appartient au plan Π , de (8) et (9) on déduit :

$$aZ_k - \frac{P_{Xk}}{P_{Yk}} bZ_k = 0 \quad (10)$$

En mettant Z_k en facteur, on obtient :

$$a = \frac{P_{Xk}}{P_{Yk}} b \quad (11)$$

L'équation du cône est la suivante :

$$(H_c X_k)^2 + (H_c Y_k)^2 - (R_c Z_k)^2 = 0 \quad (12)$$

La tangente appartient aussi au cône, (9) et (12) donnent :

$$(H_c a Z_k)^2 + (H_c b Z_k)^2 - (R_c Z_k)^2 = 0 \quad (13)$$

En développant et en mettant Z_k^2 en facteur, on obtient :

$$(a^2 + b^2) = \frac{R_c^2}{H_c^2} \quad (14)$$

À l'aide des équations (11) et (14), on peut écrire :

$$\frac{P_{Xk}^2}{P_{Yk}^2} b^2 + b^2 = \frac{R_c^2}{H_c^2}$$

$$\Rightarrow b^2 \left(\frac{P_{Xk}^2}{P_{Yk}^2} + 1 \right) = \frac{R_c^2}{H_c^2}$$

$$\Rightarrow b^2 \left(\frac{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2}{P_{Yk}^2} \right) = \frac{R_c^2}{H_c^2}$$

$$\Rightarrow b^2 = \frac{R_c^2}{H_c^2} \cdot \frac{P_{Yk}^2}{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2}$$

$$\text{Donc, } b = \frac{R_c}{H_c} \cdot \frac{P_{Yk}}{\sqrt{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2}} \text{ ou } b = -\frac{R_c}{H_c} \cdot \frac{P_{Yk}}{\sqrt{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2}}$$

En considérant le cas particulier dans lequel la projection du point P se situe dans le plan O_{Yk} - O_{Zk} . D'après (9), nous savons que : $Y_k = b \cdot Z_k$

Comme Z_k est toujours positif, le signe de Y_k dépend du signe de P_{Yk} . Nous savons aussi que Y_k doit être du même signe que P_{Yk} . On en déduit donc que :

$$b = \frac{R_c}{H_c} \cdot \frac{P_{Yk}}{\sqrt{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2}} \quad (15)$$

D'après (11) et (15), on a :

$$a = \frac{R_c}{H_c} \cdot \frac{P_{Xk}}{\sqrt{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2}} \quad (16)$$

Avec (9), (15) et (16), l'équation de Δ_t dans le repère du cône devient donc :

$$\begin{cases} X_k = \frac{R_c}{H_c} \cdot \frac{P_{Xk}}{\sqrt{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2}} \cdot Z_k \\ Y_k = \frac{R_c}{H_c} \cdot \frac{P_{Yk}}{\sqrt{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2}} \cdot Z_k \end{cases} \quad (17)$$

6.3. calcul du point virtuel

Le point virtuel V est calculé à partir du point réel P en effectuant une symétrie axiale par rapport à la droite Δ_t . La droite orthogonale à la tangente au cône passant par P coupe Δ_t en un point M . Trouver ce point équivaut à trouver la distance minimum entre le point réel P et la tangente au cône Δ_t . Soient $(M_{Xk}, M_{Yk}, M_{Zk})^t$ les coordonnées de M dans le repère du cône. La distance entre M et P s'écrit :

$$d(p, \Delta_t) = \sqrt{(M_{Xk} - P_{Xk})^2 + (M_{Yk} - P_{Yk})^2 + (M_{Zk} - P_{Zk})^2} \quad (18)$$

Minimiser $d(P, \Delta_t)$ revient à minimiser $d^2(P, \Delta_t)$:

$$\begin{aligned} d^2(P, \Delta_t) &= M_{Xk}^2 - 2M_{Xk}P_{Xk} + P_{Xk}^2 \\ &+ M_{Yk}^2 - 2M_{Yk}P_{Yk} + P_{Yk}^2 \\ &+ M_{Zk}^2 - 2M_{Zk}P_{Zk} + P_{Zk}^2 \end{aligned} \quad (19)$$

Comme M appartient à Δ_t , d'après (9) on peut écrire :

$$\begin{cases} M_{Xk} = aM_{Zk} \\ M_{Yk} = bM_{Zk} \end{cases} \quad (20)$$

En posant $d^2(P, \Delta_t) = F(M_{Zk})$, avec (19) et (20) on obtient :

$$\begin{aligned} F(M_{Zk}) &= M_{Zk}^2(a^2 + b^2 + 1) \\ &- 2M_{Zk}(aP_{Xk} + bP_{Yk} + P_{Zk}) + (P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2 + P_{Zk}^2) \end{aligned} \quad (21)$$

Mais minimiser $F(M_{Zk})$ revient à résoudre $F'(M_{Zk}) = 0$.

Comme :

$$\begin{aligned} F'(M_{Zk}) &= 2M_{Zk}(a^2 + b^2 + 1) \\ &- 2(aP_{Xk} + bP_{Yk} + P_{Zk}) \end{aligned} \quad (22)$$

$$\text{on a : } M_{Zk}(a^2 + b^2 + 1) = (aP_{Xk} + bP_{Yk} + P_{Zk}) \quad (23)$$

$$\text{donc : } M_{Zk} = \frac{(aP_{Xk} + bP_{Yk} + P_{Zk})}{(a^2 + b^2 + 1)} \quad (24)$$

Grâce à l'équation (20) on déduit :

$$\begin{cases} M_{Xk} = a \frac{(aP_{Xk} + bP_{Yk} + P_{Zk})}{(a^2 + b^2 + 1)} \\ M_{Yk} = b \frac{(aP_{Xk} + bP_{Yk} + P_{Zk})}{(a^2 + b^2 + 1)} \end{cases} \quad (25)$$

Soient $(V_{Xk}, V_{Yk}, V_{Zk})^t$ les coordonnées du point virtuel V dans le repère du cône. Comme M se situe au milieu du segment $[PV]$, on peut déduire les coordonnées du point V :

$$\begin{cases} V_{Xk} = 2M_{Xk} - P_{Xk} \\ V_{Yk} = 2M_{Yk} - P_{Yk} \\ V_{Zk} = 2M_{Zk} - P_{Zk} \end{cases} \quad (26)$$

En effectuant les remplacements de variables, on obtient :

$$\begin{cases} V_{Xk} = \frac{R_c P_{Xk} \left(\frac{R_c P_{Xk}^2}{H_c \sqrt{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2}} + \frac{R_c P_{Yk}^2}{H_c \sqrt{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2}} + P_{Zk} \right)}{2 \frac{R_c^2 P_{Xk}^2}{H_c^2 (P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2)} + \frac{R_c^2 P_{Yk}^2}{H_c^2 (P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2)} + 1} - P_{Xk} \\ V_{Yk} = \frac{R_c P_{Xk} \left(\frac{R_c P_{Xk}^2}{H_c \sqrt{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2}} + \frac{R_c P_{Yk}^2}{H_c \sqrt{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2}} + P_{Zk} \right)}{2 \frac{R_c^2 P_{Xk}^2}{H_c^2 (P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2)} + \frac{R_c^2 P_{Yk}^2}{H_c^2 (P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2)} + 1} - P_{Yk} \\ V_{Zk} = \frac{\frac{R_c P_{Xk}^2}{H_c \sqrt{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2}} + \frac{R_c P_{Yk}^2}{H_c \sqrt{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2}} + P_{Zk}}{2 \frac{R_c^2 P_{Xk}^2}{H_c^2 (P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2)} + \frac{R_c^2 P_{Yk}^2}{H_c^2 (P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2)} + 1} + P_{Zk} \end{cases} \quad (27)$$

Qui simplifié devient :

$$\begin{cases} V_{Xk} = P_{Xk} \frac{(R_c^2 - H_c^2)(P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2) + 2R_c H_c P_{Zk} \sqrt{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2}}{(P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2)(R_c^2 - H_c^2)} \\ V_{Yk} = P_{Yk} \frac{(R_c^2 - H_c^2)(P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2) + 2R_c H_c P_{Zk} \sqrt{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2}}{(P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2)(R_c^2 - H_c^2)} \\ V_{Zk} = \frac{2R_c H_c \sqrt{P_{Xk}^2 + P_{Yk}^2} + P_{Zk}(H_c^2 - R_c^2)}{R_c^2 + H_c^2} \end{cases} \quad (28)$$

Maintenant, nous pouvons calculer l'ensemble des points virtuels correspondant à l'ensemble des points réels.

6.4. le modèle complet

Pour calibrer le système, il faut donc calculer la transformation entre le repère du monde et le repère du cône, l'ensemble des points virtuels et la projection de cet ensemble dans le plan image.

Les hypothèses faites dans la section précédente sont fortes et peu réalistes. En effet, aligner parfaitement le repère de la caméra et celui du cône est difficilement réalisable. C'est pourquoi nous avons décidé de compléter le modèle en y ajoutant les deux translations et les trois rotations manquantes. Il est aisément concevable que l'ajout de ces translations et rotations ne soit là que pour palier de faibles désalignements.

Dans le modèle de caméra que nous avons choisi, les axes u et v sont supposés parfaitement orthogonaux. Dans le cas où ils ne le seraient pas, nous devrions introduire un paramètre supplémentaire correspondant à l'angle entre ces deux axes. Le modèle de SYCLOP défini précédemment comporte déjà un nombre

important de paramètres et nous avons préféré considérer, comme cela est fréquemment fait dans la littérature, que ces deux axes soient perpendiculaires afin de ne pas compliquer davantage le modèle.

Finalement, nous obtenons le modèle suivant :

$$\begin{cases} u = \alpha_u \cdot \frac{r_{11} \cdot V_{X_k} + r_{12} \cdot V_{Y_k} + r_{13} \cdot V_{Z_k} + t_X}{r_{31} \cdot V_{X_k} + r_{32} \cdot V_{Y_k} + r_{33} \cdot V_{Z_k} + t_Z} + u_0 + k_1 \tilde{u} r^2 \\ v = \alpha_v \cdot \frac{r_{21} \cdot V_{X_k} + r_{22} \cdot V_{Y_k} + r_{23} \cdot V_{Z_k} + t_Y}{r_{31} \cdot V_{X_k} + r_{32} \cdot V_{Y_k} + r_{33} \cdot V_{Z_k} + t_Z} + v_0 + k_1 \tilde{v} r^2 \end{cases}$$

avec

$$\begin{cases} P_{X_k} = r'_{11} \cdot P_{X_w} + r'_{12} \cdot P_{Y_w} + r'_{13} \cdot P_{Z_w} + t'_X \\ P_{Y_k} = r'_{21} \cdot P_{X_w} + r'_{22} \cdot P_{Y_w} + r'_{23} \cdot P_{Z_w} + t'_Y \\ P_{Z_k} = r'_{31} \cdot P_{X_w} + r'_{32} \cdot P_{Y_w} + r'_{33} \cdot P_{Z_w} + t'_Z \end{cases} \quad (29)$$

$$\text{et } \begin{cases} V_{X_k} = P_{X_k} \frac{(R_c^2 - H_c^2)(P_{X_k}^2 + P_{Y_k}^2) + 2R_c H_c P_{Z_k} \sqrt{P_{X_k}^2 + P_{Y_k}^2}}{(P_{X_k}^2 + P_{Y_k}^2)(R_c^2 - H_c^2)} \\ V_{Y_k} = P_{Y_k} \frac{(R_c^2 - H_c^2)(P_{X_k}^2 + P_{Y_k}^2) + 2R_c H_c P_{Z_k} \sqrt{P_{X_k}^2 + P_{Y_k}^2}}{(P_{X_k}^2 + P_{Y_k}^2)(R_c^2 - H_c^2)} \\ V_{Z_k} = \frac{2R_c H_c \sqrt{P_{X_k}^2 + P_{Y_k}^2} + P_{Z_k}(H_c^2 - R_c^2)}{R_c^2 + H_c^2} \end{cases}$$

Pour résumer, la modélisation du système SYCLOP comporte dix sept paramètres à estimer :

- trois rotations et trois translations pour passer du repère du monde au repère du cône,
- trois rotations et trois translations pour passer du repère du cône au repère de la caméra
- cinq paramètres intrinsèques : α_u , α_v , u_0 , v_0 et k_1 .

7. la calibration

7.1. la mire de calibration

De manière à déterminer l'ensemble des paramètres qui caractérise le modèle, nous avons conçu une mire de calibration adaptée qui se positionne directement sur le capteur SYCLOP.

Cette mire (figure 11) est composée de quatre plans orthogonaux afin de former une sorte de cube évidé. Les quatre faces intérieures sont recouvertes de motifs géométriques que l'on pourrait apparenter à un damier sauf que, ici, les cases ne sont pas carrées mais rectangulaires. Sur la face supérieure, un disque plastique de diamètre 12 cm est apposé et centré. Sur une des quatre faces, un motif spécial permet de déterminer l'orientation lors d'une acquisition.

La représentation des motifs en « damier » a été choisie car elle permet de conserver une extraction aisée d'une partie des primitives, en l'occurrence il s'agit des droites verticales qui seront projetées en droites radiales dans l'image. En ce qui concerne les droites horizontales, avec la première mire, les segments générés par les motifs étaient trop petits. Ici, grâce à la juxtaposition des motifs, nous allons pouvoir extraire de longues lignes horizontales pour chaque face.

7.2. le protocole

Lors de sa conception, la base du cône a été évidée pour un gain de poids. Ainsi, un trou de diamètre 12 cm est présent. Cette caractéristique nous a permis de créer un système d'auto-alignement fiable qui centre automatiquement la mire sur la base du cône, comme le montre la figure 12.

De ce fait, la projection des motifs dans l'image est invariante en rotation. La figure 13 présente une acquisition de cette mire.



Figure 11. – La mire de SYCLOP.

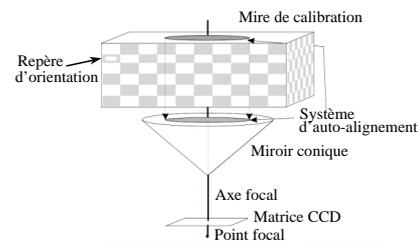


Figure 12. – Le système de calibration.

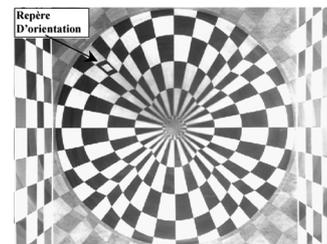


Figure 13. – Image omnidirectionnelle de la mire.

7.3. détermination des paramètres

La figure 13 représente la mire vue par le capteur SYCLOP. Elle constitue l'image de référence pour la suite de cette section. Seule la partie omnidirectionnelle (la partie centrale) nous intéresse. Sur cette image, nous appliquons un filtrage de Canny-Deriché (figure 14).

Ensuite, nous appliquons une transformée de Hough simplifiée afin d'extraire l'ensemble des droites radiales. De cette façon, nous pouvons facilement estimer, au sens des moindres carrés, les 40 droites radiales qui composent la mire de calibration (figure 15).

Ensuite, tous les points situés le long de ces 40 droites sont effacés de l'image. Ils caractérisent toutes les droites verticales de la mire de calibration. Tous les autres points sont conservés. La Figure 16 présente le résultat de cette extraction.

Les points restants caractérisent les droites horizontales de la mire de calibration, qui se projettent dans l'image sous forme de courbes. En fait, une droite horizontale « infinie » se projette sur le plan image comme une goutte écrasée. Si, au contraire, sa longueur n'est pas trop importante, nous avons pu remarquer qu'il

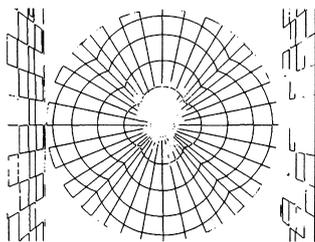


Figure 14. – Filtrage de Canny-Deriché sur l'image omnidirectionnelle.

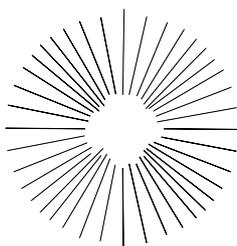


Figure 15. – Les 40 droites radiales extraites de l'image.

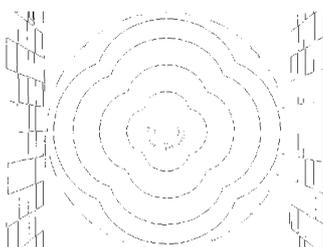


Figure 16. – L'image binarisée de la mire après l'extraction des droites radiales.

était possible d'interpoler sa projection par une fonction elliptique. C'est le cas ici, les droites horizontales qui composent la mire de calibration sont suffisamment courtes pour être approximées par des ellipses :

$$\frac{(x_i - c_x)^2}{R_x^2} + \frac{(y_i - c_y)^2}{R_y^2} = 1 \quad (30)$$

x_i et y_i représentent l'ensemble des pixels qui composent les portions d'ellipses. c_x et c_y sont les coordonnées du centre, et R_x et R_y sont les rayons de l'ellipse.

Une résolution par les moindres carrés nous permet de résoudre facilement ce système. La figure 17 montre toutes les ellipses extraites de l'image de la figure 16.

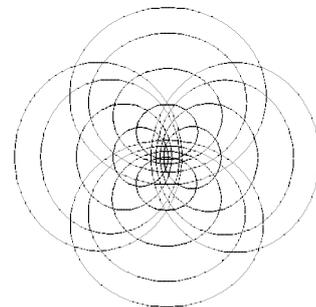


Figure 17. – Les 16 ellipses extraites de l'image.

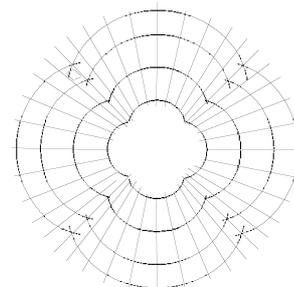


Figure 18. – Les droites radiales et les portions d'ellipses qui composent la mire de calibration.

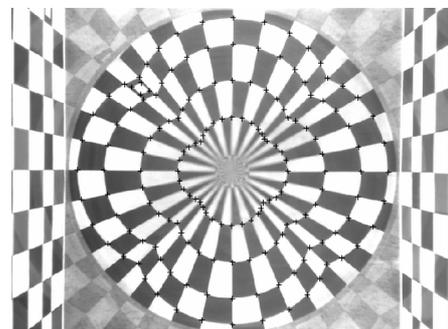


Figure 19. – L'ensemble des points de calibration.

Ensuite, nous calculons les intersections entre les droites radiales et les portions d'ellipses (figure 18) de manière à obtenir l'ensemble des points de calibration avec une précision sub-pixellique (figure 19).

L'ensemble des points 2D et 3D de calibration nous fournit un système surdéterminé. Pour résoudre ce système, on utilise la méthode non linéaire de Levenberg-Marquardt [28]. Les résultats obtenus lors de cette calibration sont résumés dans le tableau 1.

Tableau 1. – Estimation des paramètres du système avec les points de la figure 19.

α_u	α_v	u_0	v_0	r	h	k_1
1 020,79	1 016,43	384,56	287,18	87,5	93,83	$-2,31 e^{-7}$
α	β	γ	t_X	t_Y	t_Z	
-0,221	2,060	0,000	0,715	0,021	214,67	
α'	β'	γ'	t'_X	t'_Y	t'_Z	
0,396	-0,556	5,644	1,218	0,160	-2,417	

7.4. reconstruction

Ne connaissant pas avec précision les valeurs réelles des différents paramètres du modèle, et afin de pouvoir juger de la qualité des valeurs estimées, nous avons voulu voir, et comparer la projection de la mire avec le modèle ainsi estimé. Pour cela, en utilisant le modèle calibré, nous avons calculé une image synthétique des segments de la mire, et nous l'avons superposée à l'image réelle (figure 20).

Sur la figure 20, nous pouvons remarquer que la projection synthétique (en noir) sur l'image réelle de la mire, avec les paramètres précédemment calculés, est très proche de la réalité. Ici, les erreurs moyennes de reconstruction sont inférieures à 1 pixel.

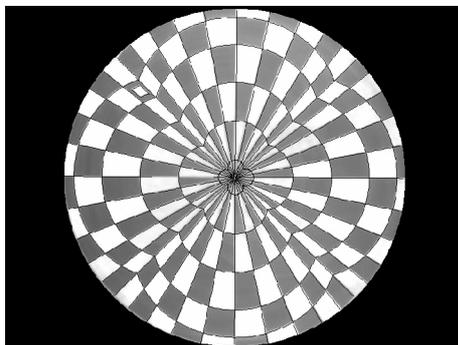


Figure 20. – Reconstruction des segments de la mire sur l'image réelle.

7.5. les résultats de la calibration

De manière à mieux estimer les paramètres du système, nous avons acquis une multitude d'images omnidirectionnelles de la mire, afin de calculer la moyenne pour chaque paramètre, en accord avec Puget et Skordas [31]. Le tableau 2 montre les résultats obtenus. Sur ce tableau, seuls les paramètres intrinsèques et ceux représentant la transformation cône/caméra sont donnés car, pour chaque image, une rotation de quelques degrés était imposée à la mire. Ainsi, nous obtenons une bonne estimations des paramètres propres au capteur en essayant de se délier du repère du monde. Les valeurs en gras indiquent les estimations des paramètres et en italiques leurs écarts types.

Tableau 2. – Valeurs moyennes estimées des paramètres du capteur SYCLOP.

$\bar{\alpha}_u$	$\bar{\alpha}_v$	\bar{u}_0	\bar{v}_0	\bar{r}	\bar{h}	\bar{k}_1
1 015,8	1 011,2	384,06	287,79	87,5	93,83	$-2,29 e^{-7}$
1,91	1,88	2,05	1,57	0	0	$2,58 e^{-8}$
$\bar{\alpha}$	$\bar{\beta}$	$\bar{\gamma}$	\bar{t}_X	\bar{t}_Y	\bar{t}_Z	
0,200	0,503	0,000	1,814	-0,866	210,88	
0,12	0,38	0	1,69	1,08	3,04	

7.6. le simulateur

La modélisation de ce phénomène, puis sa calibration, nous ont conduit à un système qui nous permet de parfaitement synthétiser le processus. Nous avons donc développé un simulateur en langage C.

La figure 21a présente une vue de dessus de l'environnement d'essai que nous avons utilisé pour notre simulateur, ainsi qu'une vue en 3 dimensions (figure 21b). Il s'agit d'une pièce de notre laboratoire. Elle mesure environ six mètres par cinq, et comporte de nombreux éléments de projection. Le simulateur reçoit donc en entrée un fichier qui décrit la scène observée par le capteur et calcule une image en niveau de gris de la scène observée.

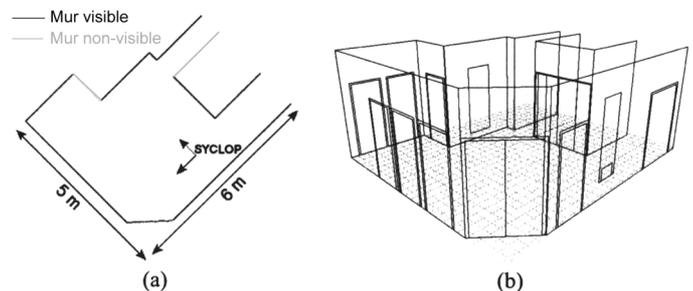
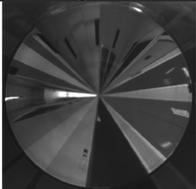
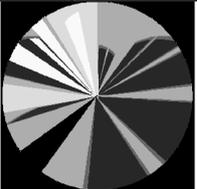
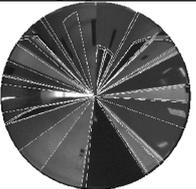
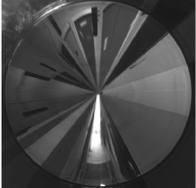
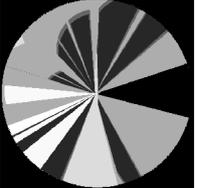
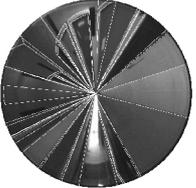


Figure 21. – Environnement d'essai du simulateur.

Tableau 3. – Comparaison entre des images réelles et synthétiques.

	Image réelle	Image simulée	Superposition
Exemple 1			
Exemple 2			

8. la localisation par base d'images

Dans cette section, nous allons présenter la méthode de localisation que nous avons implémenté. Nous allons donc rechercher la configuration du robot (position et orientation) dans le plan. Ensuite, nous montrerons quelques résultats expérimentaux avec des acquisitions réelles. Mais tout d'abord, intéressons nous à l'environnement d'évolution.

8.1. l'environnement

Notre simulateur fournit des images synthétiques avec un modèle d'illumination « flat » (pas de texture). De ce fait, nous avons choisi de créer un environnement artificiel composé de nombreux polygones qui font office de texture. La seconde contrainte que nous nous sommes imposée était de ne pas avoir ou très peu de droites radiales dans les images omnidirectionnelles. L'environnement de travail (figure 22) de dimensions 2 mètres par 3,5 mètres est composé de 5 blocs d'une hauteur de 1,25 mètres chacun, et de différentes largeurs. Chaque bloc est recouvert d'un ensemble de motif unique par face et par bloc ce qui facilite l'identification dans les détections de contour.

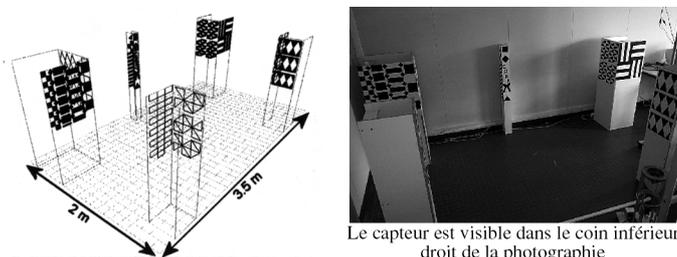


Figure 22. – Environnement artificiel pour la localisation.

8.2. la base d'images

La première solution consiste à envisager le déplacement de notre capteur dans son environnement pour construire une base d'images. Cette solution développée initialement par [19] [20] [21] n'est pas très adéquate. En effet, déplacer un robot équipé de moyens perceptifs en couvrant tout l'espace d'un environnement nécessite beaucoup de précision dans les positionnements de l'engin mobile et reste une tâche fastidieuse en fonction de la précision requise.

La seconde solution consiste à utiliser une base d'images omnidirectionnelles synthétiques. Nous l'avons montré, avec notre simulateur, nous sommes capables de calculer des images omnidirectionnelles synthétiques très précises et correspondant parfaitement aux images réelles aux niveaux des contours. Le seul inconvénient (s'il en est réellement un) est la construction, très précise, de la carte 3D de l'environnement. L'avantage évident par rapport à la solution précédente est que la base d'images est obtenue par calcul sans avoir besoin de déplacer le robot mobile dans l'intégralité de l'environnement.

Pour stocker les images omnidirectionnelles dans la base de données images, nous avons dû faire face au problème crucial de l'espace disque. En effet, si nous stockons par position, brutalement, l'image dans sa position initiale (434 Ko) avec une précision en orientation de $0,5^\circ$, il faudrait envisager 720 images soit approximativement 305 Mo par possibilité de localisation. La première contrainte que nous nous sommes fixé était de ne stocker qu'une seule image par position correspondant à une seule orientation et de recalculer systématiquement, en ligne, les 719 autres orientations à partir de la première image. Cette solution a rapidement été éliminée aussi car les temps de calculs, surtout pour les rotations d'images, sont encore longs sur les machines actuelles.

Toutes ces contraintes (capacité de stockage, temps de calcul) nous ont amenés à la solution suivante : utiliser une base d'images synthétiques, cependant les images ne seront pas omnidirectionnelles mais panoramiques. Avec le modèle mathématique du capteur SYCLOP, et avec les valeurs des paramètres calculées durant la calibration, nous pouvons définir un cylindre virtuel dans le champ de vision du capteur. Ainsi, nous pouvons calculer une projection du plan image sur le cylindre virtuel.

La figure 23 présente la projection du cylindre virtuel sur le plan image. Chaque « carré » représente une zone de 10 par 10 pixels dans l'image panoramique.

L'intérêt des images panoramiques est double. Le premier réside dans la taille des images à stocker. En effet, avec les résolutions que nous nous sommes fixées (1440×100), le stockage d'une image ne nécessite que 142 Ko ce qui réduit par un peu plus de trois l'espace disque nécessaire. Ensuite, le second avantage se situe dans le calcul des rotations. En effet, sur une image panoramique, la translation horizontale correspond à la rotation de l'image omnidirectionnelle. Les calculs sont donc simplifiés, et par conséquent accélérés.

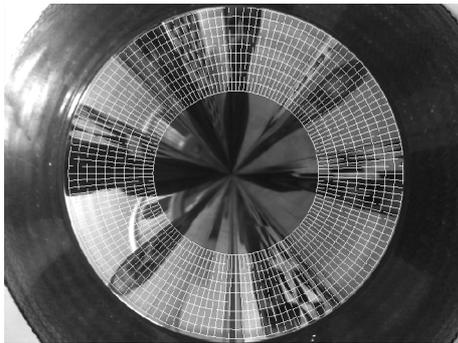


Figure 23. – Projection du cylindre virtuel sur une image omnidirectionnelle.

Finalement, nous avons subdivisé l'environnement d'évolution du robot avec un pas de 5 centimètres. Ainsi, la base d'images est composée de 1 906 images panoramiques synthétiques. Une fois que nous avons la carte tridimensionnelle, le calcul des 1 906 images synthétiques nécessite environ une heure sur un Pentium® III 800 MHz.

8.3. la mise en correspondance

Posséder la base d'images fut la première phase à la mise en œuvre de notre méthode de localisation. Toutefois, une seconde phase était nécessaire pour atteindre notre objectif : la mise en correspondance. Contrairement aux applications déjà existantes, nous allons chercher à mettre en correspondance des images réelles avec des images synthétiques.

Notre environnement de travail se caractérise par uniquement cinq blocs pourvus de motifs géométriques noirs sur fond blanc

(voir figure 22) qui, au niveau de la formation des images (réelles ou synthétiques), donnent des projections uniquement dans des zones spécifiques limitées. Les images panoramiques, avec leur résolution angulaire de $0,25^\circ$, vont nous permettre de déterminer la meilleure orientation en calculant pour chacune des images de la base le coefficient de corrélation avec l'image réelle. Nos images panoramiques ont une définition horizontale de 1440 pixels, ce qui implique 1440 corrélations à calculer par position. Puisque nous travaillons avec des images, il s'agit de corrélations en 2 dimensions. Toujours dans un souci de rapidité de calculs, les corrélations d'images ont été ramenées à des corrélations 1D. En effet, les éléments constituant la scène étant singulièrement différents, nous avons choisi de mettre en correspondance les images panoramiques en calculant les corrélations des cumuls en colonne des images binarisées après extraction des contours. De cette manière, nous mettrons en correspondance deux signaux 1D en calculant leur corrélation. La figure 24 montre une image réelle et une image synthétique à la même position avec leur segmentation et leur cumul respectif. Pour la binarisation, le seuil est déterminé en appliquant la méthode des centres mobiles sur l'histogramme de l'image. Comme vous pouvez le constater, les deux signaux (e) et (f) sont très similaires. Ces cumuls en colonne peuvent être discutés, surtout dans le cas général, mais dans des environnements d'intérieur standards, le capteur SYCLOP est utilisé pour détecter des amers verticaux, or cette transformations conserve ces éléments puisqu'il s'agit d'un cumul selon les droites radiales de l'image omnidirectionnelle. Donc, bien sûr, cela reste à démontrer mais cette technique devrait fonctionner dans des environnements d'intérieurs types.

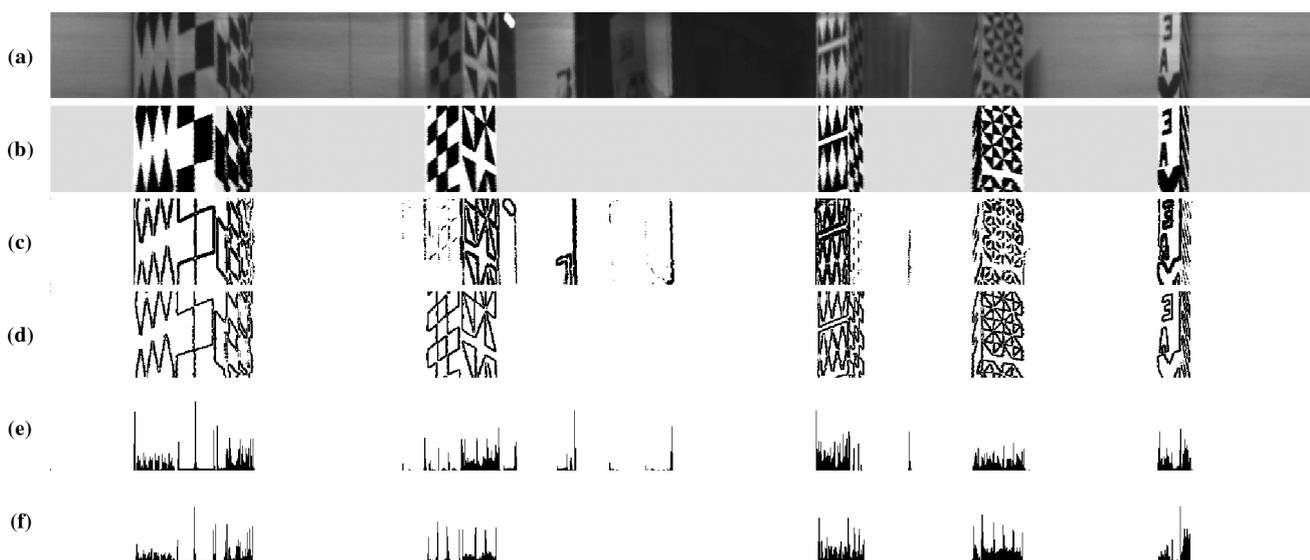
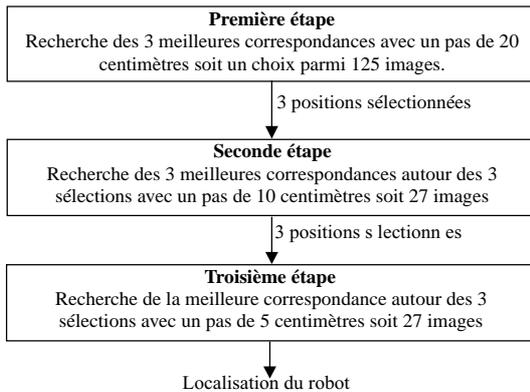


Figure 24. – Comparaison entre les traitements sur deux images panoramiques : une réelle et une synthétique.

(a) Image panoramique réelle – (b) Image panoramique synthétique – (c) Segmentation de l'image panoramique réelle – (d) Segmentation de l'image panoramique synthétique – (e) Somme en colonne de la segmentation de l'image panoramique réelle – (f) Somme en colonne de la segmentation de l'image panoramique synthétique

8.4. l'algorithme

Le diagramme suivant résume les trois étapes de la localisation absolue :



Première étape : Par expérimentation, nous avons pu constater que la base de départ devait correspondre à un quadrillage de l’environnement avec un pas de 20 centimètres. Au-delà de ce pas, les images sont trop distantes pour assurer une mise en correspondance correcte. Donc, pour notre environnement, la base initiale sera composée de 125 cumuls en colonne. Durant cette étape, nous conservons les trois meilleures correspondances suivant le critère de corrélation.

Seconde étape : Ensuite, autour des trois positions retenues, nous allons calculer la corrélation entre les cumuls avec un pas de 10 centimètres. Cela donne donc au maximum 27 positions à tester. Pour chaque position, nous déterminons la meilleure orientation avec le calcul de la corrélation, que nous pondérons ensuite avec la corrélation 2D entre l’image réelle et l’image synthétique. Ici, le même poids est donné aux deux corrélations. Là encore, les trois meilleures correspondances sont conservées pour la suite du traitement.

Troisième étape : Comme précédemment, nous allons calculer la corrélation entre les cumuls autour des trois positions retenues mais avec un pas de 5 centimètres. De nouveau, nous avons 27 positions à tester. Comme dans la deuxième étape, nous pondérons les corrélations entre les cumuls et entre les images, mais la corrélation 2D à un poids de 2 contre 1 pour la corrélation 1D. Le schéma ci-dessous résume l’algorithme de localisation :

Au final, comme le montre la figure 25, pour une localisation nous avons au maximum 179 tests à effectuer dans une base qui contient en réalité 1 906 images panoramiques.

8.5. résultats expérimentaux

Le but de cette expérimentation est de valider la méthode de mise en correspondance énoncée précédemment. Pour cela, nous avons fait évoluer notre capteur dans l’environnement.

Trois trajectoires ont été réalisées : deux rectilignes et une ovoïde, comme le montre la figure 26.

La première trajectoire est rectiligne et à une longueur de 2,65 mètres. Lors du déplacement, une acquisition tous les 5 centimètres a été faite. Donc, pour cette trajectoire, nous obtenons 54 images à traiter. La figure 27 présente les résultats obtenus lors des 54 localisations. Aucune mauvaise mise en correspondance n’est constatée. L’écart maximal entre une position supposée, et une position calculée est de 43,51 millimètres avec un écart moyen de 22,48 millimètres. Dans le cas idéal, tous les écarts auraient été inférieurs à la moitié de la diagonale. Ce n’est pas toujours le cas ici, mais globalement le résultat est satisfaisant et la trajectoire est suivie sans échec. L’orientation supposée du robot était 106,54° et l’orientation moyenne calculée est 106,32°. La seconde trajectoire est elle aussi rectiligne. Elle mesure 2,35 mètres ce qui nous donne 48 acquisitions à traiter. La figure 28 montre les résultats des mises en correspondance. Là encore, il n’y a pas eu d’erreurs importantes puisque l’écart maximum constaté est de 44,96 millimètres, et l’écart moyen est de 21,66 millimètres. L’orientation supposée était de 64,86° et la moyenne des estimations est de 64,63°.

Enfin, la troisième et dernière trajectoire a une forme d’ovoïde, mesure 5,6 mètres et comporte 114 images. La figure 29 présente les résultats de localisation. Cette fois, l’écart maximum est un plus important puisqu’il est de 56,44 millimètres et que l’écart moyen est de 22,69 millimètres. Mais cela reste toujours largement satisfaisant.

La figure 30 montre un exemple de mise en correspondance entre une image réelle (acquisition n° 28 de la troisième trajectoire) et d’une image synthétique de la base. Dans cet exemple, l’écart entre la position supposée du robot et celle de l’image synthétique associée est d’environ 35 mm. Sur les images figure 30a et figure 30b, nous pouvons observer cette différence, spécialement sur la gauche des images. Ceci est dû aux conditions d’éclairage de l’environnement réel.

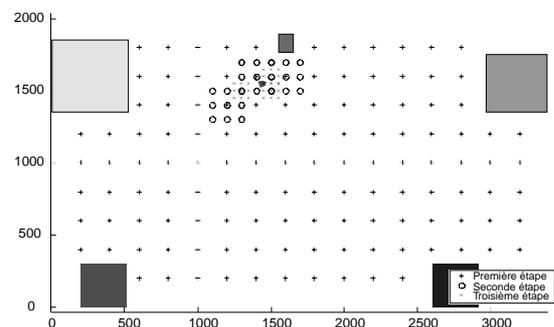


Figure 25. – Représentation de tous les tests effectués lors d’une localisation.

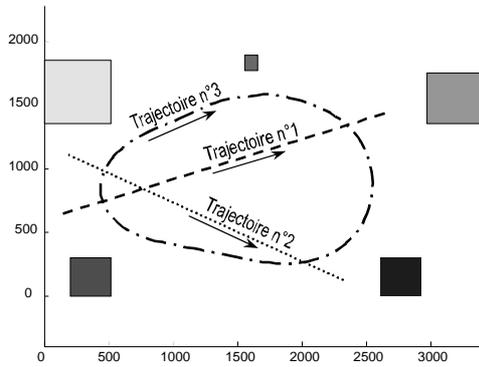


Figure 26. – Représentation des trajectoires dans l'environnement.

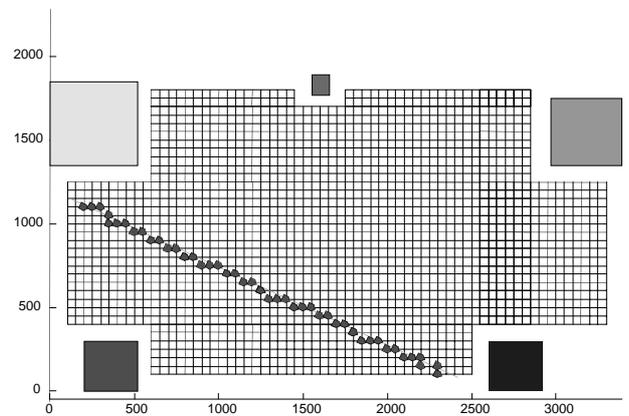


Figure 28. – Résultats de la mise en correspondance avec la base d'images synthétiques pour la seconde trajectoire.

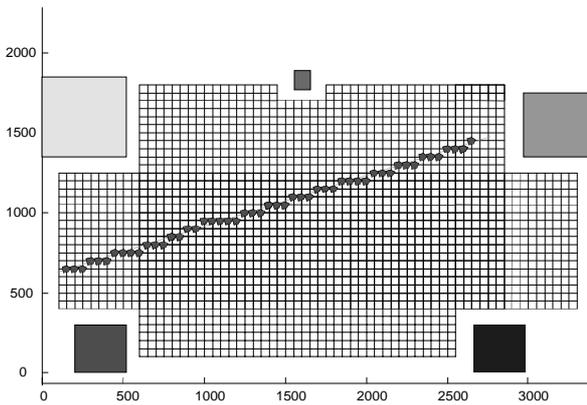


Figure 27. – Résultats de la mise en correspondance avec la base d'images synthétiques pour la première trajectoire.

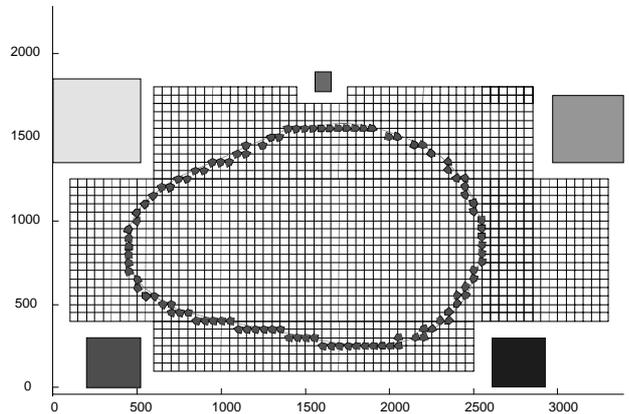


Figure 29. – Résultats de la mise en correspondance avec la base d'images synthétiques pour la troisième trajectoire.

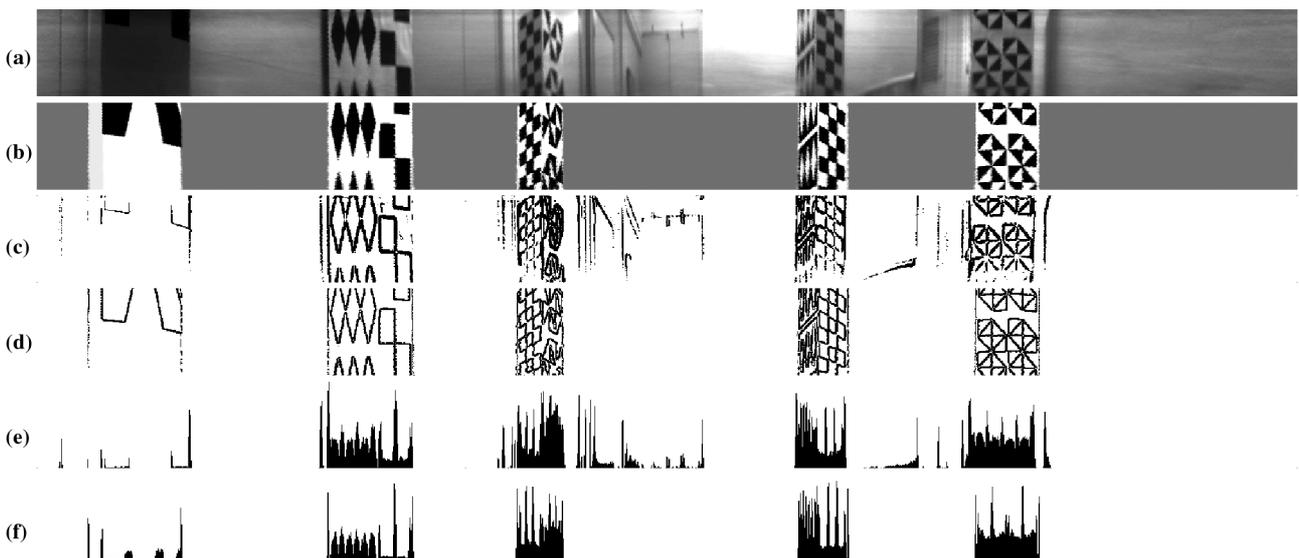


Figure 30. – Résultats pour l'acquisition n° 28 de la troisième trajectoire.

(a) Image panoramique de la 28^{ème} acquisition – (b) Image panoramique synthétique associée à la 28^{ème} acquisition.
 (c) Segmentation de l'image panoramique de la 28^{ème} acquisition – (d) Segmentation de l'image panoramique synthétique associée à la 28^{ème} acquisition.
 (e) Cumul en colonne de la segmentation de la figure 30c – (f) Cumul en colonne de la segmentation de la figure 30d

9. de la localisation absolue à la poursuite multi-cibles

Dans cette première méthode, nous avons utilisé le capteur de vision omnidirectionnelle SYCLOP seul afin de réaliser une localisation absolue d'un robot mobile. Les résultats présentés montrent une robustesse assez importante puisque sur 216 acquisitions, il n'y a pas eu d'erreurs de mise en correspondance importantes. Il est vrai que la meilleure solution n'est pas toujours retenue parmi les trois meilleures propositions, néanmoins, comme le montre les différents résultats, une solution très proche l'est systématiquement. Par contre, au fil des trajectoires, seule la connaissance *a priori*, c'est-à-dire la carte de l'environnement, est utilisée pour localiser la plate-forme. Ainsi, pour chaque acquisition, l'espace de recherche est l'environnement dans son intégralité. Cela implique des temps de traitement plus importants.

Pour palier cet inconvénient, nous proposons une seconde méthode de localisation. Elle est basée sur de la poursuite multi-cibles à l'aide d'un système de perception combinant le capteur SYCLOP à un capteur de profondeur. Le suivi permet donc de réduire l'espace des associations à la mise en correspondance des données sensorielles obtenues à l'instant n avec des données sensorielles obtenues à l'instant $n - 1$. Le suivi est donc vu comme la possibilité de propager un appariement initial tout au long du déplacement du robot.

10. le système de perception utilisé dans le cadre de la poursuite multi-cibles

Le système de perception utilisé dans le cadre de ce travail consiste en l'association du capteur SYCLOP précédemment décrit et d'un capteur de profondeur à triangulation active. Cette fois-ci, le capteur SYCLOP est utilisé en mode goniométrique et non plus en mode vision.

Cette association nous permet avant tout de tirer partie de la complémentarité et de la redondance des données fournies par les deux capteurs.

SYCLOP fournit par l'intermédiaire des droites radiales des observations angulaires sur les amers verticaux de l'environnement (murs, portes, etc.). Par contre, la notion de profondeur ne peut pas être obtenue en une seule acquisition. Il est ainsi impossible de distinguer le « vide » (par exemple un long couloir ou une porte ouverte) d'un autre amer : tous deux sont représentés par un secteur sur le cône.

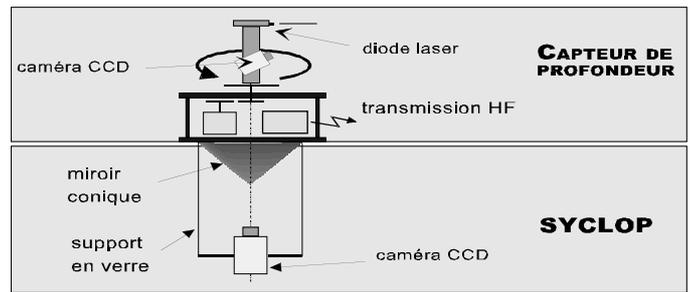


Figure 31. – Le système de perception multi-capteur.

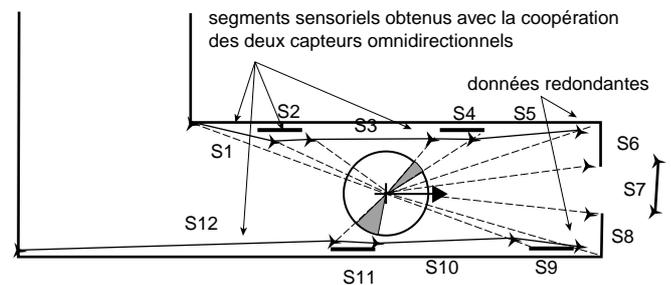


Figure 32. – Carte obtenue par coopération multi-capteur.

Le capteur télémétrique fournit quant à lui une information de profondeur : après segmentation, on peut obtenir la distance du mur le plus proche [9]. En revanche, il est incapable de différencier deux amers (par exemple deux portes) situées sur le même plan vertical (par exemple sur le même mur). En outre, à l'instar de SYCLOP, il est capable de donner une information angulaire, néanmoins celle-ci est moins précise que celle de SYCLOP.

Il est donc intéressant de noter que ces deux capteurs sont complémentaires (l'un donne une information de profondeur, l'autre une information angulaire sur tous les amers) et redondants (ils peuvent tous les deux donner une information angulaire sur certains types d'amers comme les coins et les arêtes). En fusionnant les informations issues de ces deux capteurs, on obtient donc un modèle sensoriel semblable à celui de la figure 32.

On voit donc que la complémentarité des deux capteurs permet d'obtenir un modèle sensoriel beaucoup plus riche que ceux obtenus par les deux capteurs pris séparément. En outre, par un traitement approprié des données redondantes sur les informations susceptibles d'être détectées par les deux capteurs, on peut palier une non-détection d'une donnée de la part d'un capteur par la détection de cette donnée par l'autre capteur. Enfin, l'aspect redondant des données permet d'exprimer une forte probabilité d'existence pour les amers détectés par les deux capteurs.

11. construction du modèle sensoriel

11.1. détermination des primitives segments

Les primitives du modèle bi-sensoriel sont des primitives de type segment déterminées en tenant compte des deux types de données suivants :

- *Les données complémentaires.* On distingue deux cas de données complémentaires :
 - **Cas 1 :** Données détectées par SYCLOP mais pas par le capteur de profondeur (« *données complémentaires (I)* » sur la figure 33). Le traitement associé consiste à « découper » les segments issus du capteur de profondeur en sous-segments grâce aux droites radiales issues du cône (segment S_2 de la figure 33).
 - **Cas 2 :** Données détectées par le capteur de profondeur mais pas par SYCLOP (« *données complémentaires (II)* » sur la figure 33). Dans ce cas, le point de rupture issu de la segmentation des données télémétriques est considéré directement (segment S_1 de figure 33).
- *Les données redondantes.* Les données redondantes sont celles détectées simultanément par les deux capteurs. Dans le cas d'un tel amer détecté par les deux capteurs (extrémité du segment S_3 de la figure 33), nous prenons comme hypothèse de travail d'utiliser la droite radiale pour déterminer l'extrémité du segment. En effet, nous estimons que la précision angulaire est meilleure avec SYCLOP qu'avec le capteur de profondeur.

11.2. calcul de l'incertitude des primitives segment

Il s'agit dans ce paragraphe d'estimer l'incertitude de chacun des segments du modèle bi-sensoriel. Ceci est la première étape de notre architecture de propagation d'incertitude montrée figure 34 dont l'objectif est, rappelons le, de propager des incertitudes depuis des données bas niveau pour aboutir à une incertitude globale sur la localisation du robot.

Pour réaliser cette étape E1, nous prenons en compte cinq critères que nous fusionnons grâce à la théorie des croyances de Dempster-Shafer [34]. Cette théorie possède l'avantage, par rapport à la théorie des probabilités, de pouvoir manipuler de façon cohérente l'incertitude : informations faibles (proches de l'ignorance totale), informations fortes (proches de la connaissance totale), connaissance partielle et même ignorance. En effet, la théorie des croyances permet de manipuler non seulement des hypothèses simples (comme la théorie bayésienne), mais aussi des disjonctions d'hypothèses.

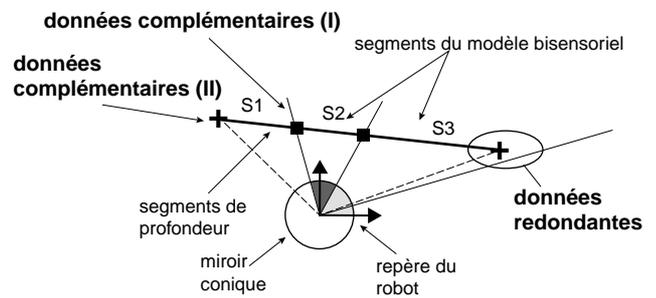


Figure 33. – Les trois types de données pris en compte.

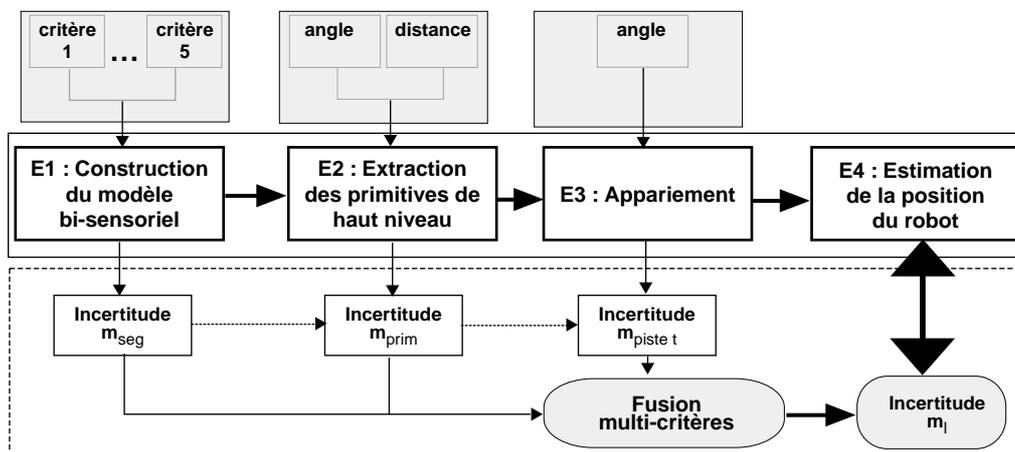


Figure 34. – Architecture de propagation des incertitudes.

Cadre de discernement. Notre cadre de discernement est composé de deux hypothèses : OUI et NON correspondant respectivement aux deux assertions « Oui, le segment existe » et « Non, le segment n'existe pas ».

$$\Theta = \{OUI, NON\}$$

Critère 1 : distance moyenne des points au segment. Pour chacun des segments du modèle bi-sensoriel, nous calculons la distance moyenne des points par rapport à ce segment. Plus cette distance est importante, plus les points sont en moyenne loin du segment et donc le segment n'approxime pas bien le nuage de points. On le considère donc dans ce cas comme plutôt peu fiable. Expérimentalement, on a déterminé le jeu de masse m_1 montré sur la figure 35. On peut noter l'intégration de l'ignorance au niveau de ce jeu de masse. On peut également préciser que la majeure partie des jeux de masses que nous manipulons au cours de ce travail possèdent l'allure « triangulaire » de la figure 35, avec l'ignorance au centre, ce qui permet à l'expert de ne pas être en contradiction avec lui-même (c'est à dire de ne jamais porter de la masse sur les hypothèses singleton NON et OUI en même temps).

Critère 2 : densité des points supportés par le segment. Ce critère, qui correspond au nombre de points par unité de longueur du segment, est intéressant parce qu'il est lié à la distance du segment par rapport au capteur de profondeur : plus un segment est éloigné du capteur, moins il comporte de points. Or, l'un des défauts majeurs de notre capteur de profondeur est qu'il devient moins précis lorsque la distance augmente : la précision est inversement proportionnelle à la distance [9]. Si la densité est faible, le nombre de points par unité de longueur est faible, donc le segment est éloigné par rapport au capteur : on peut donc le qualifier de peu fiable.

Critère 3 : nombre de capteurs ayant détecté un amer. Ce critère consiste à affirmer qu'un segment détecté par les deux capteurs est plus fiable qu'un segment détecté par un seul capteur. On considère en outre qu'une détection d'extrémité par SYCLOP est plus fiable qu'une détection d'extrémité par le capteur de profondeur.

Au total, on distingue cinq cas. Le cas le plus défavorable est le cas 1 de la figure 36, où les deux extrémités du segment S_1 ne

sont détectées que par le capteurs de profondeur. Le cas le plus favorable concerne le segment S_1 du cas 2 de la même figure, où les deux extrémités sont détectées par les deux capteurs. Entre ces deux cas extrêmes, on distingue trois autres cas [9].

En fonction des cas, on attribue les masses décrites dans le tableau 4 pour former le jeu de masse m_4 .

Tableau 4. – Masses associées aux différents cas.

CAS	$M_4(OUI)$	$M_4(\Theta)$	$M_4(NON)$
1	0	0,6	0,4
2	0	1	0
3	0,3	0,7	0
4	0,6	0,4	0
5	1	0	0

Critère 4 : distance moyenne des niveaux de gris par rapport à une droite d'ajustement. À partir d'une image SYCLOP, nous calculons le niveau de gris moyen sur 360 degrés. Pour ce faire, nous relevons sur l'image les valeurs des niveaux de gris sur quatre cercles concentriques ayant pour centre le centre du cône, et ceci par pas de un degré. Puis nous calculons la moyenne de ces quatre niveaux de gris. Ceci nous donne une courbe où figure en abscisse l'angle (0-360 degrés) et en ordonnée la valeur moyenne de niveau de gris correspondante (0-255). On découpe ensuite cette courbe en fonction des segments du modèle bi-sensoriel (cf. figure 37 où on a la valeur des niveaux de gris pour chacun des 18 segments du modèle bi-sensoriel). Pour chaque segment, on ajuste ensuite cette courbe des niveaux de gris par une droite calculée au sens des moindres carrés. Enfin, on détermine la distance moyenne des niveaux de gris par rapport à cette droite (figure 37). Si la distance moyenne est élevée, cela veut dire qu'un ou plusieurs « pics » de niveaux de gris sont présents, donc qu'un amer de « contraste différent » n'a pas été détecté. C'est, par exemple, le cas du segment 18 de la figure 37 où l'on remarque clairement deux groupes de niveaux de gris. Cela signifie que deux amers de « contraste différent » auraient dû être détectés. Ce segment 18 est donc peu fiable puisque non représentatif d'un unique amer (il s'agit d'un montant de porte qui n'a pas été détecté). À l'inverse, le segment 4 est fiable puisqu'il n'y a aucun pic (c'est un seul et même amer).

Toutefois, ce critère n'est discriminant que s'il est appliqué avec des segments d'une certaine longueur, c'est-à-dire sur un ensemble significatif de points de niveau gris. Aussi nous estimons que si plus de vingt pixels de niveau de gris sont considé-

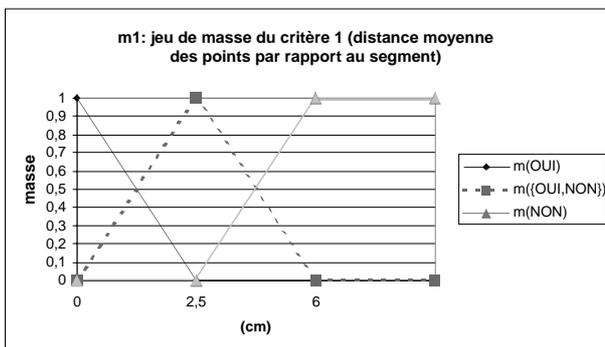


Figure 35. – Jeu de masses pour le premier critère.

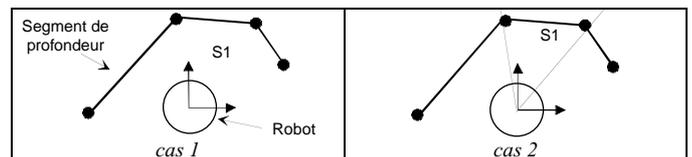


Figure 36. – Les deux cas extrêmes de détection d'un segment.

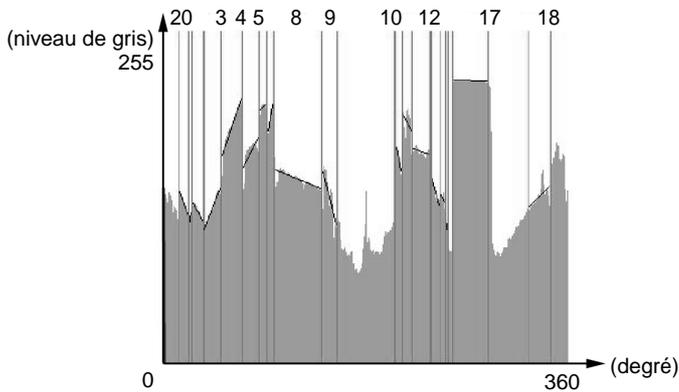


Figure 37. – Courbe moyenne des niveaux de gris avec droites ajustées au sens des moindres carrés.

rés, ce critère est totalement fiable. Sinon, nous affaiblissons (opération de discounting [34]) le jeu de masse de manière inversement proportionnelle au nombre de point : plus le nombre de pixels sur lesquels on applique l’algorithme est petit, moins le critère est discriminant et donc plus la masse est affaiblie.

Fusion des critères. Nous avons testé ces cinq critères sur un ensemble significatif de cinquante relevés expérimentaux. Nous avons particulièrement observé la valeur du conflit pour essayer de déterminer si les critères sont cohérents entre eux (ces cinq critères sont redondants, donc ils peuvent engendrer du conflit). Or, il s’avère que le conflit est dans la quasi-totalité des cas faible (conflit moyen : 0,13). Ceci prouve que nos critères sont pertinents et consensuels. Cependant, il existe un faible nombre de cas où le conflit est très élevé. À partir notamment de ce constat, nous avons décidé de travailler en monde ouvert, c’est-à-dire de ne pas renormaliser comme le veut la règle de Dempster. Les raisons qui nous poussent à ne pas normaliser sont doubles : (1) normaliser en cas de fort conflit peut mener à des aberrations, ainsi que l’a montré Zadeh [23], (2) on perd en normalisant toute information sur le conflit total, information qui peut s’avérer précieuse. Ainsi, à l’issue de la fusion, comme le préconise Michèle Rombaut [32], nous reportons le conflit (la masse sur l’ensemble vide \emptyset) sur l’ignorance (la masse sur Θ). Ceci nous permet de ne pas entacher la masse sur le OUI et sur le NON avec le conflit.

Finalement, la fusion des quatre critères décrits précédemment nous permet d’obtenir $m_{seg}(OUI)$, $m_{seg}(NON)$ et $m_{seg}(\Theta)$. Ces trois valeurs nous permettent d’obtenir une quantification de l’incertitude sur le segment.

11.3. détermination des primitives de haut niveau et de leur incertitude associée

Il s’agit ici d’augmenter le niveau sémantique : jusqu’à présent, nous avons manipulé des primitives de types segments. Nous essayons maintenant de travailler avec des primitives plus descriptives et significatives tel que des murs, des coins, des arêtes

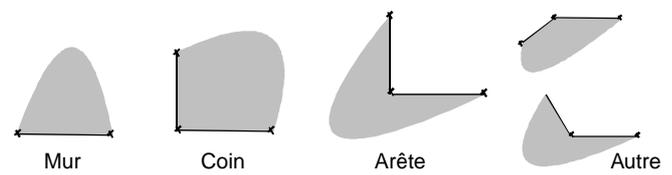


Figure 38. – Primitives à haut niveau sémantique.

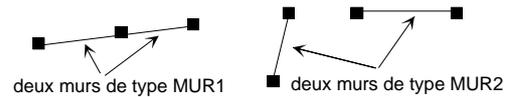


Figure 39. – Les deux types de murs.

et d’autres configurations angulaires (que nous désignerons ensuite par le terme « autre »), cf. figure 38. Nous nous situons à l’étape E2 de notre architecture de propagation des incertitudes (figure 34).

Nous utilisons ces entités de haut niveau pour deux raisons :

- Les entités COIN, ARETE et AUTRE, qui mettent en jeu deux segments bi-sensoriels, ont une forte probabilité d’existence et sont généralement observables de façon discriminante dans un environnement de type intérieur. Ils peuvent donc contribuer efficacement à réduire l’incertitude sur la position du robot.
- L’angle d’azimut de ces entités COIN, ARETE et AUTRE est un angle « fort » : il ne subit pas de phénomènes d’occlusion contrairement aux deux extrémités d’un segment qui peuvent être occultées.

En outre, nous associons une incertitude à ces primitives de haut niveau sémantique en propageant l’incertitude calculée sur les segments lors de la construction du modèle bi-sensoriel. Pour atteindre ce but, nous procédons en deux étapes :

- Étape 1 : nous déterminons le type de la primitive (COIN, ARETE, etc.)
- Étape 2 : Nous calculons son incertitude.

Étape 1. La détermination du type de la primitive est réalisée grâce à la théorie de Dempster Shafer. Notre cadre de discernement est composé de cinq éléments : COIN, ARETE, AUTRE, MUR1 et MUR2. La présence de MUR1 et MUR2 peut paraître surprenante au premier abord mais, pour établir les fonctions de masses présentées ci-après, nous sommes obligés de distinguer deux types de paires de mur (figure 39) : MUR1 qui correspond à deux murs joints et situés sur le même plan et MUR2 qui correspond à deux murs qui ne sont pas situés sur le même plan mais qui sont disjointes (éloignées l’un de l’autre)

Le cadre de discernement est donc :

$$\Theta = \{\text{COIN, ARETE, AUTRE, MUR1, MUR2}\}$$

La décision est prise en prenant en compte deux critères (figure 40). Le premier critère est l’angle α entre deux segments consécutifs $S1$ et $S2$ du modèle bi-sensoriel. Le second est la distance d entre les extrémités de deux segments $S1$ et $S2$ du modèle bi-sensoriel

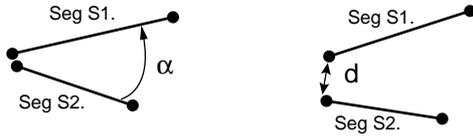


Figure 40. – Critères de détermination des primitives de haut niveau.

Pour chacun des deux critères, nous avons déterminé les fonctions de masses m_{t1} et m_{t2} montrées dans [9] et dont la fusion avec la règle de Dempster donne un jeu de masse m_{type} . Les deux critères étant complémentaires, le conflit est dans ce cas nul. La décision retenue est celle qui possède la crédibilité maximale. Pour une primitive mur, la crédibilité est

$$Cr(MUR1 \cup MUR2).$$

Étape 2. La deuxième étape consiste à calculer l'incertitude de la primitive de haut niveau. Dans cette optique, nous prenons en compte deux types d'incertitudes :

- L'incertitude du ou des segments composant la primitive (incertitude calculée lors de la construction du modèle bi-sensoriel et dénotée par le jeu de masse m_{seg}).
- L'incertitude sur le type de la primitive dénoté par le jeu de masse déterminé à l'étape précédente m_{type} .

L'incertitude de la primitive est déterminée là aussi grâce à la théorie des croyances de Dempster-Shafer. Le cadre de discernement est composé de deux éléments : OUI et NON correspondant respectivement aux deux assertions « La primitive existe » et « la primitive n'existe pas ».

Le cadre de discernement est donc : $\Theta = \{OUI, NON\}$

Critère 1. Le premier critère dénote l'incertitude du ou des segments composant la primitive. Ce jeu de masse nous permet donc de propager sur la primitive de haut niveau les incertitudes du ou des segments qui la composent. Nous devons distinguer deux cas.

Cas d'un mur

Dans le cas d'un mur composé d'un segment $S1$, le jeu de masse m_{p1} pour ce premier critère est défini de la façon suivante :

$$\begin{cases} m_{p1}(OUI) = m_{seg}^{S1}(OUI) \\ m_{p1}(NON) = m_{seg}^{S1}(NON) \\ m_{p1}(\Theta) = m_{seg}^{S1}(\Theta) \end{cases}$$

Ici, ce jeu de masse m_{p1} est tout simplement égal au jeu de masse m_{S1seg} représentant l'incertitude sur le segment calculée lors de la construction du modèle bi-sensoriel .

Cas d'une autre primitive

Dans le cas d'une autre primitive composée de deux segments $S1$ et $S2$, le jeu de masse m_{p1} est défini comme suit :

$$\begin{cases} m_{p1}(OUI) = m_{seg}^{S1}(OUI) \oplus m_{seg}^{S2}(OUI) \\ m_{p1}(NON) = m_{seg}^{S1}(NON) \oplus m_{seg}^{S2}(NON) \\ m_{p1}(\Theta) = m_{seg}^{S1}(\Theta) \oplus m_{seg}^{S2}(\Theta) \end{cases}$$

Critère 2. Le second critère prend en compte l'incertitude sur le type de la primitive. Pour une primitive de type T ($T \in \{COIN, ARETE, AUTRE, MUR1 \cup MUR2\}$), le jeu de masse m_{p2} est défini selon les règles suivantes :

$$\begin{cases} m_{p2}(OUI) = Cr(T) \\ m_{p2}(NON) = \sum_{A \subseteq \Theta, A \cap T = \emptyset} m_{type}(A) \\ = Cr(\bar{T}) \\ m_{p2}(\Theta) = \sum_{A \subseteq \Theta, A \neq T, A \cap T = \emptyset} m_{type}(A) \\ = Pl(T) - Cr(T) \end{cases}$$

La masse pour le OUI est égale à la croyance que nous avons sur le fait que la primitive soit de type T , c'est-à-dire la crédibilité de T $Cr(T)$. La masse pour le NON est égale à la non-croyance que nous avons sur le fait que la primitive soit de type T , c'est à dire la masse qui n'est pas sur T . Enfin, la masse sur l'ignorance représente l'incertitude sur le type T c'est à dire la masse portée sur les éléments focaux n'incluant pas T soit la plausibilité de T $Pl(T)$ à laquelle on retranche la crédibilité de T $Cr(T)$. Ces règles nous permettent de respecter la contrainte sur la somme des masses qui doit être égale à 1.

Fusion des deux critères. Les deux jeux de masse m_{p1} et m_{p2} sont fusionnés pour obtenir un jeu de masse quantifiant l'incertitude de la primitive à travers les trois masses $m_{prim}(OUI)$, $m_{prim}(NON)$ et $m_{prim}(\Theta)$. Cette incertitude a été obtenue par propagation des incertitudes de bas niveau des segments du modèle bi-sensoriel.

Ainsi, à l'issue de cette étape, nous avons quatre listes de primitives (une liste de COIN, d'ARETE, etc...) avec une incertitude associée à chaque primitive.

12. méthode de localisation dynamique

12.1. algorithme

Notre méthode de localisation est basée sur une poursuite des primitives à haut niveau sémantique déterminées dans le paragraphe précédent. Le but est de propager un appariement initial au long des acquisitions réalisées durant le déplacement du robot (étape E3 sur le schéma de la figure 34). Le mécanisme retenu est du type prédiction-observation-vérification : nous réalisons une **prédiction** qui sera ensuite comparée avec les **observations** pour **vérifier** l'appariement. Nous avons donc développé un système de prédiction basé sur l'extrapolation linéaire des

courbes des angles d'azimut des primitives. Ceci est expliqué sur la figure 41. On cherche à prédire la valeur de l'angle d'azimut θ_4 par rapport à la primitive coin suivie depuis l'instant $t - 3$. Si on examine l'évolution des angles θ_1, θ_2 et θ_3 , on peut remarquer que la courbe formée par ces trois angles peut être extrapolé linéairement afin d'obtenir la prédiction θ_{4_p} concernant la valeur de l'angle θ_4 à l'instant t . Cette prédiction θ_{4_p} est ensuite comparée avec toutes les observations pour tenter de réaliser une mise en correspondance et ainsi obtenir θ_4 .

On voit que cette méthode d'extrapolation est basée sur une hypothèse de linéarité importante des courbes d'azimut. Cette hypothèse est vérifiée lorsque deux contraintes sont respectées : (1) des déplacements du robot avec des angles de braquages faibles et (2) une fréquence d'acquisition importante.

La méthode de prédiction est détaillée sur la figure 42. Pour chaque piste P_i , nous prenons comme support d'extrapolation les N_{mes} derniers angles d'azimut. Ceci nous fournit une prédiction concernant la valeur de l'angle d'azimut à l'instant $k + 1$ de la primitive concernée par la piste P_i . Dans la phase de vérification, cette prédiction est comparée aux observations. L'appariement est réalisé si une observation est proche de la prédiction. Sinon, la piste est momentanément ou définitivement interrompue.

Le problème est donc d'apparier pour chaque type de primitive les p observations angulaires relevées par le robot à l'acquisition t avec les q prédictions. Ces q prédictions ont été obtenues par extrapolations sur les N_{mes} dernières mesures.

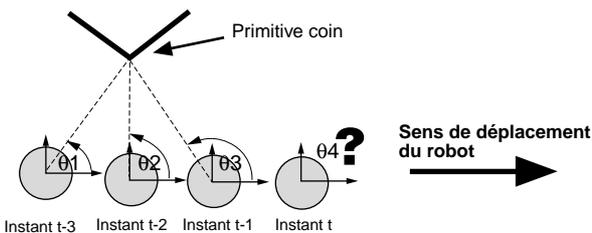


Figure 41. – Prédiction du prochain angle d'azimut en fonction des précédents.

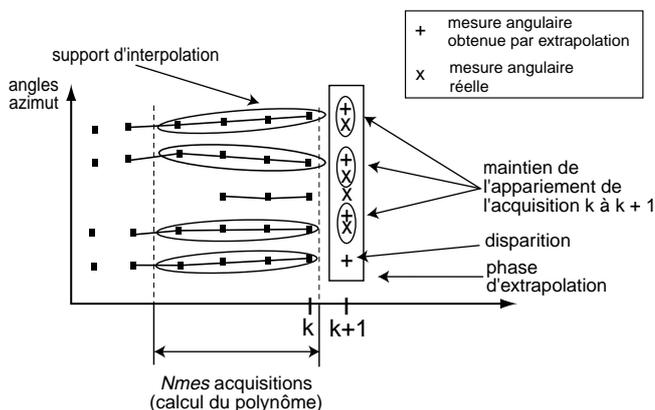


Figure 42. – Principe de l'extrapolation des mesures angulaires.

L'algorithme que nous avons retenu est issu des travaux de Gruyer [15] et utilise la théorie de Demspter Shafer. Nous travaillons dans un *monde ouvert étendu* [33] en raison de l'introduction dans le cadre de discernement d'une hypothèse * représentant les hypothèses non modélisées. L'algorithme est le suivant :

Pour chaque prédiction Q_j ($j \in [1, q]$), nous appliquons l'algorithme suivant :

- Le cadre de discernement Θ_j est composé de $p + 1$ éléments :
 - Les p observations représentées par les hypothèses P_i ($i \in [1, p]$) correspondant aux assertions « La prédiction Q_j est apparée avec l'observation P_i ».
 - Et un élément noté * qui correspond à l'assertion « La prédiction Q_j ne peut pas être apparée avec une des p observations ».

$$\text{Donc } \theta_j = \{P_1, P_2, \dots, P_p, *\}$$

- Le critère d'appariement est la différence angulaire entre observation et prédiction.
- Pour chaque observation P_i ($i \in [1, p]$), nous calculons
 - la masse associée à l'assertion « P_i est apparée avec Q_j »
 - la masse associée à l'assertion « P_i n'est pas apparée avec Q_j »
 - la masse représentant l'ignorance sur l'observation P_i .

Les masses $m_i(.)$ sont calculées avec le jeu de masse présenté sur la figure 43.

- Après le traitement des toutes les P_i observations, nous avons p triplets :

$m_1(P_1)$	$m_1(\bar{P}_1)$	$m_1(\Theta_1)$
$m_2(P_2)$	$m_2(\bar{P}_2)$	$m_2(\Theta_2)$
...		
$m_p(P_p)$	$m_p(\bar{P}_p)$	$m_p(\Theta_p)$

En remarquant que

$$m_i(\bar{P}_i) = m_i(P_1 \cup P_2 \cup \dots \cup P_{i-1} \cup P_{i+1} \cup \dots \cup P_p \cup *)$$

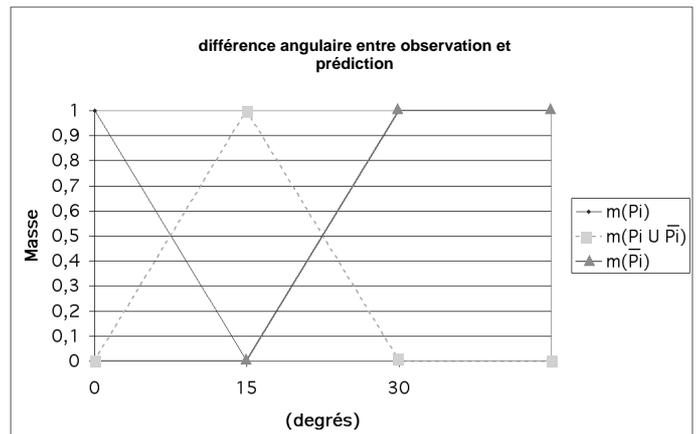


Figure 43. – Fonction de masse pour l'appariement entre prédiction et observation.

On fusionne ces p triplets avec la théorie de Demspster Shafer en utilisant les formules obtenues par Gruyer [15] pour obtenir $m_{app}(P_1), m_{app}(P_2), \dots, m_{app}(P_p), m_{app}(*)$ et $m_{app}(\Theta)$.

- $m_{app}(P_i)$ est la masse portée sur la proposition « l'observation P_i est appariée avec la prédiction Q_j ».
- $m_{app}(*)$ est la masse portée sur la proposition « la prédiction Q_j ne peut pas être appariée avec une des observations P_i ».
- $m_{app}(\Theta)$ est la masse portée sur la proposition « on ne sait rien sur l'appariement de la prédiction Q_j ».

– La décision finale est celle de masse maximale.

Expérimentalement, on peut noter dans de très rares cas que des ambiguïtés et des conflits peuvent survenir après cette étape, mais seulement sur les primitives de type *mur* : une observation *mur* peut éventuellement être appariée avec deux prédictions. Or, ceci est impossible dans la réalité. Donc, pour cette classe de primitives, il serait intéressant d'utiliser un algorithme d'affectation pour appairer une prédiction avec une observation. C'est la stratégie qu'a adoptée Gruyer par l'intermédiaire de l'algorithme hongrois [15].

Quant aux primitives de haut niveau gérées avec la notion d'angle fort, elles n'ont jamais été sujet à ambiguïté sur les essais expérimentaux que nous avons réalisés.

Finalement, on peut remarquer que cette méthode d'appariement permet de traiter facilement les apparitions et disparitions de primitives :

- Si une observation P_i du cadre de discernement ne peut pas être appariée, P_i est une nouvelle primitive et une piste peut être initialisée. Il est à noter (cela fait partie des améliorations possibles de ce travail) qu'au lieu d'initialiser immédiatement une nouvelle piste, on pourrait attendre une confirmation à l'acquisition suivante. Ceci pourrait éviter les fausses détections.
- Si une prédiction Q_j est appariée avec $*$, la primitive a disparu et la piste est temporairement perdue, mais maintenue sur un certain nombre d'acquisitions pour prendre notamment en compte le cas d'une occultation momentanée.

12.2. gestion de l'apparition d'une primitive

À l'étape précédente, nous avons tenté de propager les pistes. Les observations non appariées peuvent correspondre à de nouveaux amers apparus dans le champ de perception du robot. Dans ce cas, ils sont susceptibles de donner naissance à une nouvelle piste. À partir de la position du robot dans le repère du monde, nous tentons donc d'initialiser une nouvelle piste, c'est-à-dire d'appairer une de ces primitives apparues avec une primitive de l'environnement. Le robot est donc en possession d'une représentation théorique de l'environnement composé de quatre cartes (une carte de primitives coins, une carte d'arêtes, etc.).

Comme précédemment, nous devons distinguer deux cas : soit la primitive apparue est de type mur, soit elle est de type coin, arête ou autre, auquel cas un angle fort est à considérer.

Apparition d'une primitive de type mur. Soit une primitive apparue de type mur S . Nous tentons d'appairer S avec un segment S_{th} de la carte théorique. Pour cela, nous considérons trois tests de similarité qu'utilise Crowley [11] (figure 44).

- La différence angulaire α entre le segment S et le segment S_{th}
- La différence de longueur $(L - L_{th})$ entre le segment S et le segment S_{th}
- La distance d entre les centres du segment S et du segment S_{th}

La fusion de ces trois traitements est là encore réalisée à l'aide de la théorie de Dempster Shafer. Le cadre de discernement est composé de deux éléments : OUI et NON correspondant respectivement aux assertions « Oui, on peut appairer le segment S avec le segment S_{th} » et « Non, on ne peut pas appairer le segment S avec le segment S_{th} ». Donc $\Theta = \langle \text{OUI, NON} \rangle$.

Pour chacun des trois critères, nous avons déterminé trois fonctions de masse présentées dans [9] et dont la fusion donne un jeu de masse $m_{app\ ini}$.

Nous travaillons en monde ouvert, c'est-à-dire que nous utilisons la règle de Dempster sans renormalisation. En effet, ces critères sont redondants et peuvent par conséquent générer du conflit. Ceci arrive par exemple lorsqu'on examine des segments situés sur le même plan (c'est-à-dire des murs alignés). Dans ce cas, le premier critère aura une valeur fortement proche du OUI, tandis que les autres non. Ceci génère un fort conflit. Or, le fait de ne pas normaliser nous donne une précieuse indication sur le conflit global.

Appariement d'une primitive de type coin, arête ou autre.

Soit une primitive P de type coin, arête ou autre. Nous tentons d'appairer P avec une primitive P_{th} de la carte théorique. Pour cela, nous considérons deux tests (figure 45) :

- La différence entre la distance robot-primitive sensorielle d_P et la distance robot-primitive théorique $d_{P_{th}}$.
- La différence d'angle entre l'angle de la primitive sensorielle Θ_P et l'angle de la primitive théorique $\Theta_{P_{th}}$

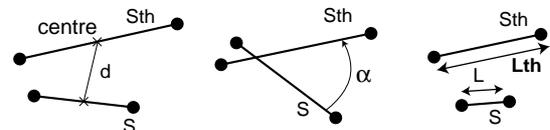


Figure 44. – Les trois tests de correspondances.

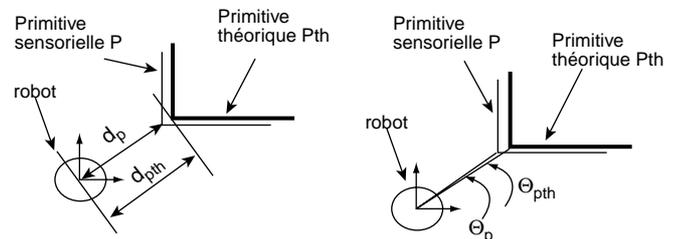


Figure 45. – Les deux critères de mise en correspondances.

La fusion de ces deux traitements est réalisée à l'aide de la théorie de Dempster Shafer. Le cadre de discernement est toujours composé de deux éléments : OUI et NON correspondant respectivement aux assertions « Oui, on peut apparier la primitive P avec la primitive P_{th} » et « Non, on ne peut pas apparier la primitive P avec la primitive P_{th} ». Donc $\Theta = \{ \text{OUI, NON} \}$. Pour chacun des deux critères, nous avons déterminé deux fonctions de masse présentées dans [9].

On peut remarquer que cet algorithme d'appariement de primitives sensorielles avec des primitives théoriques peut être utilisé comme première partie d'un algorithme de localisation absolue. Il permettrait de réaliser l'étape de mise en correspondance nécessaire lors d'une localisation absolue. Ainsi, si par exemple aucune piste ne peut être propagée, cela signifie que le robot est perdu. On peut donc tenter de le relocaliser et d'initialiser de nouvelles pistes en utilisant cet algorithme avec toutes les primitives sensorielles.

12.3. disparition d'une primitive

Ce cas de figure correspond à une disparition momentanée d'une piste : ceci peut être provoqué par une occultation complète ou partielle d'un amer au cours du déplacement du robot. Nous intégrons donc la notion « d'effet mémoire » d'une piste. Donc, si un appariement n'est pas propagé, la piste n'est pas immédiatement abandonnée, mais son incertitude croit. Comme on le verra dans le paragraphe suivant, si cette incertitude devient trop élevée, la piste sera définitivement abandonnée.

12.4. gestion de l'incertitude liée aux pistes

Nous gérons une incertitude pour chacune des pistes afin de quantifier la fiabilité qui peut lui être accordée. Comme précédemment, nous utilisons la théorie de Dempster-Shafer. Le cadre de discernement est composé des deux éléments OUI et NON correspondant respectivement aux assertions « La piste existe » et « La piste n'existe pas ». Donc $\Theta = \{ \text{OUI, NON} \}$

Initialisation de l'incertitude. Ce cas de figure correspond à l'initialisation d'une nouvelle piste, c'est à dire quand une primitive sensorielle qui n'a pas été mise en correspondance avec une des pistes suivies a été apparierée avec une primitive théorique de l'environnement. Une nouvelle piste est donc créée et, dans ce paragraphe, nous calculons son incertitude initiale. Cette incertitude de la piste au temps zéro est calculée à partir de deux incertitudes :

- L'incertitude de la primitive à travers le jeu de masse m_{prim} calculé dans le paragraphe 11.3. Il s'agit là de l'incertitude liée à l'étape de classification.
- L'incertitude de l'appariement à travers le jeu de masse $m_{app\ ini}$ calculée dans le paragraphe 12.2. Il s'agit de l'incertitude liée à la mise en correspondance.

Critère 1 : incertitude de la primitive de haut niveau. La fonction de masse m_1 est égale à celle correspondant à l'incertitude de la primitive de haut niveau :

$$m_1 = m_{prim}$$

Ceci nous permet de propager l'incertitude de la primitive de haut niveau (étape de classification) sur l'incertitude de la piste.

Critère 2 : incertitude du premier appariement. La fonction de masse m_2 correspondant à ce critère est indiquée figure 46. Elle prend en compte l'incertitude du premier appariement en se basant sur $m_{app\ ini}(\text{OUI})$.

Par exemple, si $m_{app\ ini}(\text{OUI}) = 0$, alors $m_2(\text{NON}) = 1$, $m_2(\text{OUI}) = m_2(\Theta) = 0$.

Fusion des deux critères. La fusion est toujours réalisée avec la règle de Dempster. Nous avons noté sur les résultats expérimentaux qu'un fort conflit pouvait apparaître, mais seulement dans un cas : un bon appariement d'une primitive non fiable. Notre stratégie pour gérer ce conflit est de réduire le poids de l'incertitude sur la primitive par une opération d'affaiblissement. En effet, si un conflit existe, cela signifie qu'une primitive mal détectée a été bien apparierée. Si l'appariement est bon, cela veut dire que la primitive est certes mal détectée, mais elle existe. Cet appariement correspond donc à une réalité et il apparaît donc logique de réduire la masse concernant l'incertitude de cette primitive au sein de la fusion. Ainsi, si l'appariement est sûr, c'est-à-dire si $m_2(\text{OUI})$ est supérieur à zéro, alors on affaiblit m_1 proportionnellement à son incertitude : plus la primitive est incertaine, plus la masse est affaiblie [9].

Finalement, on obtient le jeu de masse $m_{piste\ 0}$ correspondant à l'incertitude de la piste à l'instant zéro en fusionnant m_1 et m_2 par la règle de Dempster sans renormalisation. La masse sur l'ensemble vide $m_{piste\ 0}(\emptyset)$ est reportée sur la masse représentant l'ignorance $m_{piste\ 0}(\Theta)$.

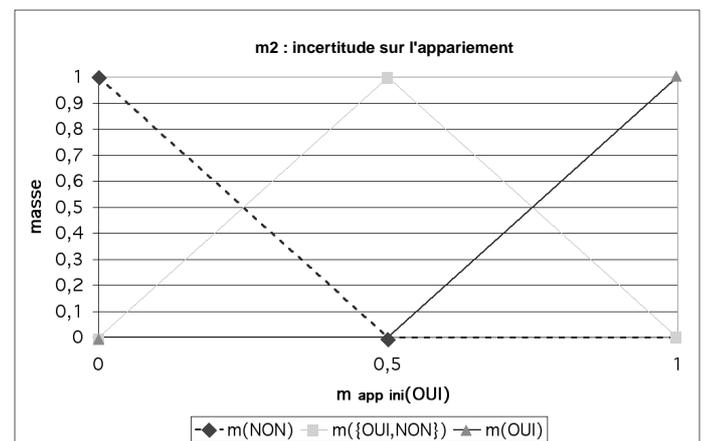


Figure 46. – Fonction de masse du critère 2.

Si $m_{piste\ 0}(NON)$ est supérieur à $m_{piste\ 0}(OUI)$, nous considérons que l'incertitude sur la piste est trop importante et nous ne l'initialisons pas. Ceci nous permet de ne travailler qu'avec des pistes robustes. Plutôt que de conserver beaucoup de pistes dont certaines non fiables, nous privilégions les données fiables.

Propagation de l'incertitude. Dès que la piste est initialisée, nous mettons à jour son incertitude à chaque nouvelle acquisition. Deux cas sont à considérer :

- Un appariement entre prédiction et observation a été trouvé à l'instant t : la piste est prolongée et sa certitude est mise à jour en considérant ce nouvel appariement.
- Une prédiction n'a été appariée avec aucune observation. La certitude de la piste sera réduite. Si cette certitude reste suffisamment élevée, on conserve la trace de la piste. Sinon, la piste est définitivement abandonnée.

Premier cas : l'appariement est réalisé. Si on parvient à prolonger une piste à l'instant t , son incertitude est mise à jour en tenant compte de trois incertitudes :

- En relation avec l'instant précédent $t - 1$: l'incertitude de la piste à l'instant $t - 1$
- En relation avec l'instant t : l'incertitude de la primitive à travers le jeu de masse m_{prim} calculé dans le paragraphe 11.3. et l'incertitude sur l'appariement réalisé à travers le jeu de masse m_{app} calculé dans le paragraphe 12.1.

Critère 1 : incertitude de la piste à l'instant précédent. La fonction de masse m_{pt1} pour ce premier critère correspond à l'incertitude de la piste à l'instant $t - 1$:

$$\begin{cases} m_{pt1}(OUI) = m_{piste\ t-1}(OUI) \\ m_{pt1}(NON) = m_{piste\ t-1}(NON) \\ m_{pt1}(\Theta) = m_{piste\ t-1}(\Theta) \end{cases}$$

Ce jeu de masse permet de mettre à jour l'incertitude de la piste en tenant compte de son incertitude à l'instant précédent.

Critère 2 : incertitude de l'appariement. La fonction de masse m_{pt2} est construite à partir de l'incertitude de l'appariement à l'instant t en se basant sur $m_{app}(OUI)$, à l'instar du jeu de masse de la figure 46.

Par exemple, si $m_{app}(OUI) = 0$, alors $m_{pt2}(NON) = 1$, $m_{pt2}(OUI) = m_{pt2}(\Theta) = 0$

Ceci permet de prendre en compte la qualité de l'appariement pour la détermination de l'incertitude de la piste.

Critère 3 : incertitude de la primitive. La fonction de masse m_{pt3} de ce critère est égale à celle dénotant l'incertitude de la primitive :

$$m_{pt3} = m_{prim}$$

Avec ce critère, nous prenons donc en compte l'incertitude que nous avons sur la primitive.

Fusion des trois critères. La fusion est réalisée comme précédemment et, comme à l'étape d'initialisation d'une piste, nous avons ici aussi noté sur les résultats expérimentaux qu'un fort conflit peut apparaître dans le cas d'un bon appariement d'une

primitive non fiable. Nous reprenons donc la même stratégie pour gérer ce conflit.

Finalement, on met à jour le jeu de masse $m_{piste\ t}$ correspondant à l'incertitude de la piste à l'instant t en fusionnant m_{pt1} , m_{pt2} et m_{pt3} par la règle de Demspter sans renormalisation. La masse sur l'ensemble vide $m_{piste\ t}(\emptyset)$ est reportée sur la masse représentant l'ignorance $m_{piste\ t}(\Theta)$.

Deuxième cas : l'appariement n'est pas propagé

Si une prédiction n'est appariée avec aucune observation, l'incertitude de la piste croit. Cette incertitude est mise à jour en fusionnant les deux jeux de masses suivants :

Critère 1 : incertitude de la piste à l'instant $t - 1$

Le jeu de masse m_{pt1} de ce critère correspond à l'incertitude de la piste à l'instant précédent $t - 1$:

$$m_{pt1} = m_{piste\ t-1}$$

Critère 2 : jeu de masse prédéfini

$$\begin{cases} m_{pt2}(OUI) = 0 \\ m_{pt2}(NON) = 0,2 \\ m_{pt2}(\Theta) = 0,8 \end{cases}$$

Ce jeu de masse m_{pt2} a été fixé de manière expérimentale afin d'obtenir une augmentation régulière de l'incertitude en portant de la masse sur l'hypothèse NON correspond à l'assertion « non, la piste n'existe pas ».

Fusion des deux critères. Finalement, on obtient le jeu de masse $m_{piste\ t}$ correspondant à l'incertitude de la piste à l'instant t en fusionnant m_{pt1} et m_{pt2} par la règle de Demspter sans renormalisation. Si $m_{piste\ t}(NON)$ est supérieur à $m_{piste\ t}(OUI)$, nous considérons que l'incertitude sur la piste est trop importante car elle n'a pas pu être propagée depuis un certain nombre d'acquisitions (les prédictions n'ont pu être appariées avec aucune observation). Nous prenons donc la décision de l'abandonner. Encore une fois, ceci nous permet de ne travailler qu'avec des pistes robustes.

Gestion des transitions entre une primitive mur et un autre type de primitive. Nous gérons dans notre système les transitions entre des primitives de type mur et des primitives d'autres types (coin, arête, autre). Un exemple de telle transition est montré sur la figure 47.

À l'instant t , le robot suit la primitive mur M . À l'instant $t + 1$ suivant, le robot perçoit une nouvelle primitive A de type arête (les deux faces sont visibles par le robot) dont l'une des faces est le mur M . La piste concernant le mur ne peut pas être propagée tandis qu'une nouvelle piste concernant l'arête A est créée. Or, il s'agit en fait d'une seule et même piste puisque l'arête A contient le mur M . Ainsi, pour calculer la certitude à l'instant $t + 1$ de la piste concernant cette arête A , on reprend la certitude de la piste du mur M à l'instant t que l'on met à jour en utilisant, comme expliqué précédemment, l'incertitude sur le type de la primitive et l'incertitude sur le nouvel appariement.

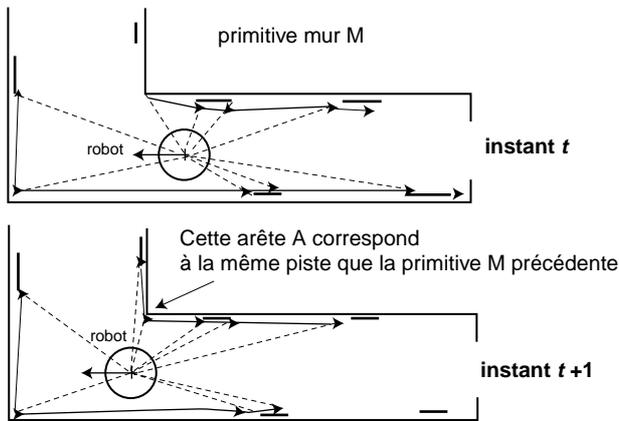


Figure 47. – Un exemple de transition arête → mur.

Ce type de transition est géré pour toutes les primitives de type coin, arête et autre, et ceci dans les deux sens (mur vers coin, arête ou autre et coin, arête ou autre vers mur).

12.5. incertitude globale liée à la localisation

L'étape finale de notre architecture de gestion et propagation de l'incertitude (étape E4 de la figure 34) consiste à calculer l'incertitude liée à la localisation du robot. Pour déterminer cette incertitude, nous utilisons à nouveau la théorie de Dempster Shafer. Le cadre de discernement est composé de deux éléments OUI et NON correspondant respectivement aux hypothèses « Oui, l'estimation de position est bonne » et « Non, l'estimation de position n'est pas bonne ». Les critères pris en compte sont au nombre de $p + 2$ et sont les suivants :

Critère 1 : nombre de pistes propagées. Ce premier critère prend en compte le nombre de pistes (quel que soit leur type) que l'on a réussi à propager. En effet, ce critère est lié à l'incertitude de la position finale du robot : une position calculée avec trois primitives est forcément moins robuste qu'une position calculée à partir de dix primitives.

Critère 2 : ratio nombre de primitives appariées/nombre de primitives relevées. Ce ratio est calculé en divisant le nombre de primitives sensorielles appariées par le nombre total de primitives relevées :

$$ratio = \frac{\text{nombre de primitives appariées}}{\text{nombre de primitives relevées}}$$

Ce ratio nous semble un bon indicateur de la fiabilité de la localisation. Par exemple, si sur quinze primitives relevées, nous avons réussi à en appairier uniquement quatre, cela veut sans doute dire qu'il y a eu un problème au niveau de l'étape de classification ou au niveau de l'étape de mise en correspondance. Ce critère refléterait donc l'aspect non fiable de l'estimation de position.

Autres critères : croyance sur les pistes. Les p derniers critères sont liés aux croyances des p pistes gérées à l'instant t . En effet, il semble intuitif que la fiabilité de la localisation découle de la fiabilité des pistes traitées. Se localiser avec des pistes peu fiables entraîne une localisation peu fiable. Comme nous fusionnons l'incertitude d'un nombre relativement élevé de pistes et que l'opérateur de Dempster n'est pas idempotent, nous opérons une opération d'affaiblissement sur les incertitudes des pistes. Ceci nous permet d'éviter que les masses finales augmentent trop vite, notamment la masse sur le OUI (une piste correctement propagée a une croyance élevée sur l'hypothèse OUI). En outre, le coefficient d'affaiblissement est différent selon le type de primitive. S'il s'agit d'une piste concernant une primitive de type coin, arête ou autre, il est plus élevé que celui d'une piste de primitive de type mur. Nous jugeons ainsi, comme on l'a déjà expliqué, que les primitives de type coin, arête et autre sont plus robustes et fiables que les primitives de type mur. Nous leur accordons donc plus de poids lors de la phase de fusion.

Fusion des critères. À l'issue de la fusion de ces $p + 2$ critères, nous obtenons un jeu de masse m_l concernant la fiabilité de l'estimation de position.

Finalement, la figure 48 résume les propagations d'incertitude depuis les données bas niveau pour aboutir à une incertitude globale sur la localisation du robot.

Déclenchement d'une procédure de localisation. Cette incertitude sur la localisation est utilisée pour déterminer si la localisation par propagation est devenue trop incertaine. Dans ce cas, cela veut généralement dire que les pistes sont trop peu nombreuses ou ne sont plus assez fiables. Nous réinitialisons alors le processus de propagation de mises en correspondance (suivi multi-pistes) par rapport à une localisation absolue détaillée dans le paragraphe 12.2. Ce déclenchement d'une estimation absolue nous permet alors de réinitialiser de nouvelles pistes. La localisation est alors réalisée en utilisant toutes les primitives sensorielles.

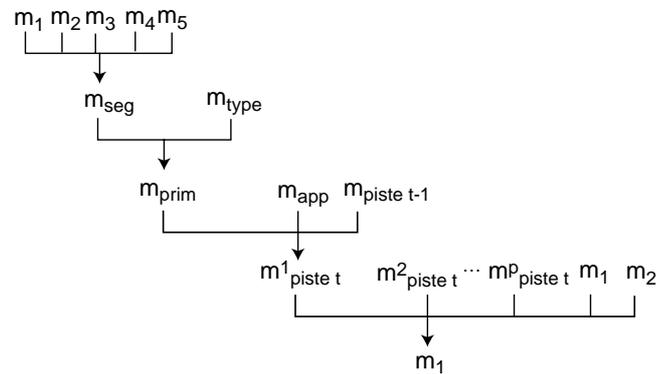


Figure 48. – Synthèse finale sur la propagation d'incertitude.

13. résultats expérimentaux sur la propagation des incertitudes

Nous avons testé notre algorithme dans l'environnement intérieur structuré montré sur la figure 49 et la figure 50. Il s'agit de la fin d'un couloir en « L ».

Nous avons fait réaliser à notre robot mobile Sarah deux trajectoires dans cet environnement (figure 50). Nous avons pu noter sur 42 acquisitions effectuées à 30 cm d'intervalles les unes des autres que la position du robot est déterminée avec une bonne précision : l'erreur moyenne est égale à 13 cm en position et 3 degrés en orientation.

Nous montrons figure 51 les amers poursuivis de la seconde trajectoire. Nous pouvons remarquer que le tracking est robuste et efficace : parmi le nombre important de primitives relevées, les primitives suivies sont correctement identifiées et les pistes ne sont généralement jamais perdues sauf si la primitive devient invisible du robot.

Une arête correspondant à l'arête théorique 13 apparaît lors de l'acquisition 22. Une piste est alors initialisée (figure 52). Cette arête est suivie jusqu'à l'acquisition 31 avec plus ou moins de



Figure 49. – Photographies de l'environnement de test.

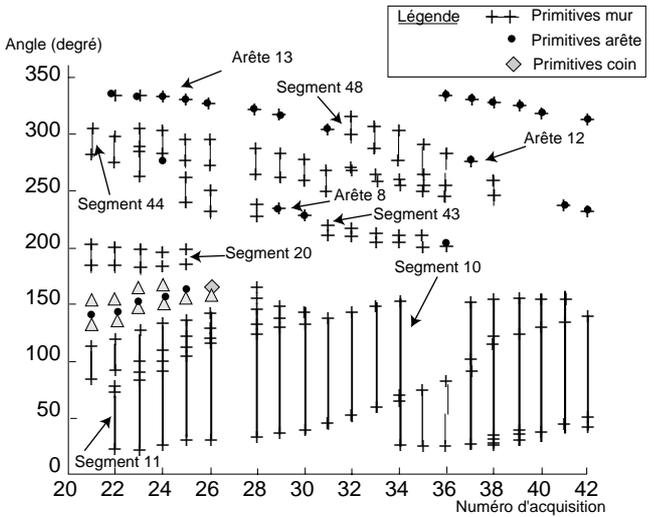


Figure 51. – Primitives appariées durant les 20 premières acquisitions de la seconde trajectoire.

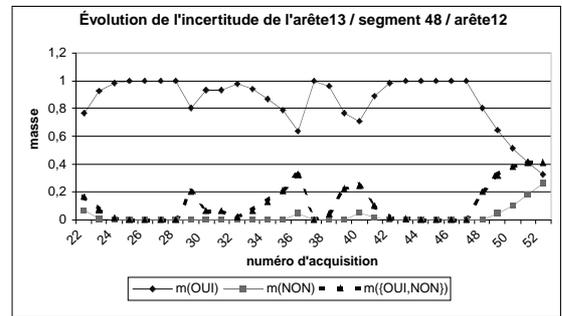


Figure 52. – Incertitude de la piste arête 13/segment 48/arête 12.

fiabilité : les segments qui la composent ne sont pas très fiables, ou le type n'a pas été déterminé avec certitude, ou enfin l'appariement n'a pas été très fiable. Ceci explique l'aspect « dents de scie » de la courbe représentant la masse sur le OUI $m_{piste t}(OUI)$. À l'acquisition 32, seule la face correspondant au segment 48 est visible. Dans ce cas, nous n'initialisons pas de nouvelle piste mais nous continuons sur la piste actuelle. On a à faire ici à une transition de type arête vers segment.

Ce segment 48 compose une autre arête : l'arête 12. À l'acquisition 37, les deux faces de cette arête 12 deviennent visibles. Là aussi, nous continuons de travailler sur la même piste. Il s'agit cette fois d'une transition segment vers arête. Enfin, l'arête 12 n'est plus visible à partir de l'acquisition 48, donc la masse pour le OUI $m_{piste t}(OUI)$ décroît tandis que $m_{piste t}(NON)$ augmente jusqu'à l'acquisition 53 où la piste est définitivement abandonnée (croyance sur le NON supérieure à celle sur le OUI). La piste correspondant au segment 44 (figure 53) est également composée de transition de type segment vers arête et arête vers segment. Le premier appariement a été réalisé de façon manuelle et l'incertitude initiale de la piste est dans ce cas fixée comme suit : $m_{piste 0}(OUI) = m_{piste 0}(\Theta) = 0,5$ et $m_{piste 0}(NON) = 0$.

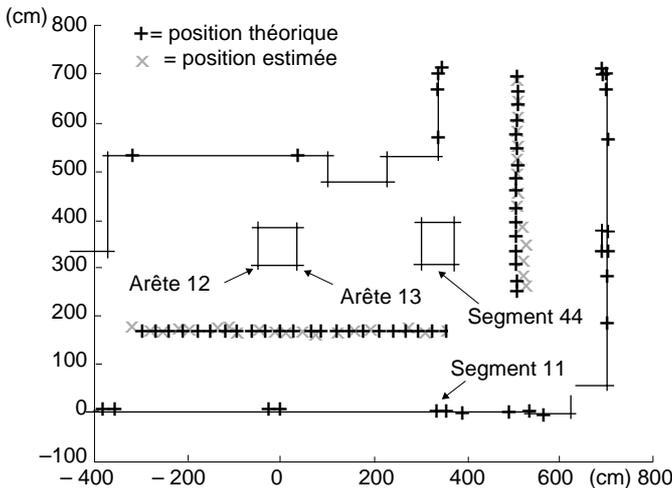


Figure 50. – Résultat de localisation des deux trajectoires.

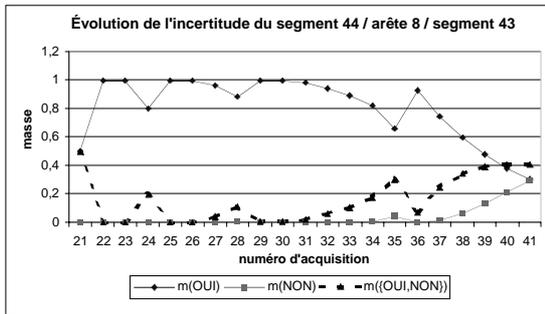


Figure 53. – Incertitude de la piste segment 44/arête 8/segment 43.

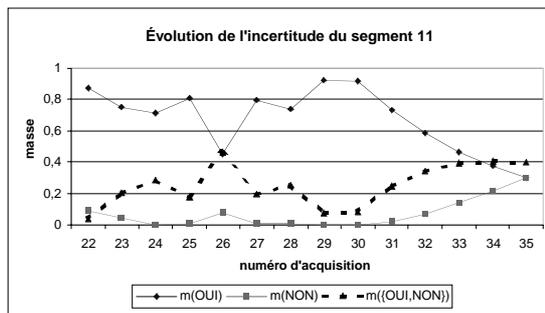


Figure 54. – Incertitude de la piste segment 11.

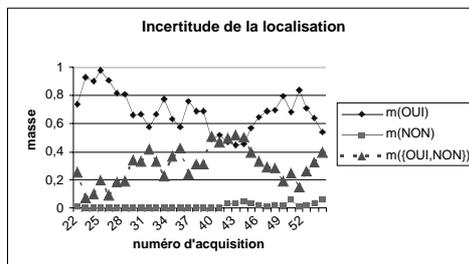


Figure 55. – Évolution de l'incertitude globale de la localisation.

Sur la figure 54, nous montrons l'évolution de la certitude de la piste correspondant au segment 11. Ce segment est petit, c'est pourquoi sa certitude est moins forte que celles des primitives que nous avons examinées jusqu'à présent. L'appariement n'a pas été propagé à l'acquisition 26, mais la piste a été retrouvée à l'acquisition suivante (acquisition 27). Ceci montre l'intérêt de ne pas abandonner une piste dès qu'une acquisition n'a pu être appariée et de la rendre pérenne jusqu'à ce que son incertitude devienne trop élevée.

Enfin, sur la figure 55, nous montrons l'évolution de l'incertitude de la localisation. Concernant les premières acquisitions, l'incertitude est faible. En effet, un nombre relativement élevé de pistes est suivi (neuf pistes). Puis le nombre de pistes diminue car certaines sont perdues. La certitude, c'est-à-dire la masse sur le OUI $m_l(OUI)$, décroît légèrement pour atteindre son niveau de plus bas aux acquisitions 40 jusque 44. À ce moment, le nombre de primitives suivies est faible (3 ou 4 primitives appariées). Puis de nouvelles pistes sont initialisées et la certitude augmente.

14. conclusion

Les avancées technologiques de ces dernières années ont amené le développement de nouvelles catégories de capteurs extéroceptifs pour la robotique mobile : les capteurs de vision omnidirectionnelle. Une caractéristique intrinsèque essentielle de ces capteurs est la projection sans déformation des amers verticaux de l'environnement en droites radiales sur le plan image. Dans la majorité des applications de robotique, seule cette information est utilisée. Ainsi, le capteur est exploité comme un capteur goniométrique plutôt que comme un capteur de vision. Pour étendre la détection à d'autres primitives il a fallu procéder à la modélisation et à la calibration d'un tel capteur.

La première méthode présentée repose essentiellement sur le développement d'une nouvelle manière d'utiliser ces capteurs récents et nous nous sommes attachés à valider ce travail en développant une application concernant la localisation absolue. Dans une première phase nous avons principalement travaillé sur le mécanisme de formation des images obtenues avec un système de vision omnidirectionnelle. Le but que nous nous étions fixé était de montrer comment un point de l'espace 3D était projeté sur le plan rétinien d'une caméra. Pour ce faire nous avons choisi d'initier notre travail en reposant toute notre étude sur le capteur SYCLOP qui a été élaboré au sein de notre laboratoire CREA. Ce système de perception est composé d'une caméra matricielle CCD et d'un miroir conique de révolution. La modélisation d'une caméra a fait l'objet de nombreux travaux dans le passé. Nous avons donc choisi de baser notre étude sur un modèle bien connu et reconnu : le modèle sténopé. En considérant notre capteur comme étant une caméra placée devant un miroir conique, il nous fallait modéliser cette réflexion. En considérant une section de coupe verticale comprenant l'axe de révolution du cône, le miroir conique s'apparente alors à un miroir plan. De cette manière, nous avons pu établir un modèle nous permettant de calculer un point dit « virtuel » associé à n'importe quel point réel de l'environnement. À l'aide d'une mire mise au point spécifiquement pour ce capteur, nous avons développé une méthode pour calibrer le capteur SYCLOP.

Avec le modèle calibré, nous avons développé un simulateur d'images omnidirectionnelles ainsi qu'une méthode de projection cylindrique afin d'obtenir des images panoramiques. Enfin, l'utilisation d'une base d'images panoramiques synthétiques nous a permis de mettre au point une méthode de localisation absolue. Comme l'ont montré les résultats expérimentaux, cette méthode est robuste et précise. En effet, sur l'ensemble des trois trajectoires implémentées, soit 216 acquisitions au total, aucune erreur importante de mise en correspondance n'a été constatée. L'écart le plus important entre une image réelle et la position de l'image de la base associée est de 56,44 mm pour un environnement de 7m². De plus, l'utilisation de cumuls en colonne et la subdivision de l'environnement d'évolution du robot nous a

conduit à une localisation absolue en seulement 25 secondes sur un Pentium® III 800 MHz. L'inconvénient de cette méthode est que la seule information utilisée est la base d'images. Ainsi, pour une trajectoire complète, chaque acquisition est recherchée dans l'intégralité de la base d'images.

Pour remédier à ce problème de combinatoire élevée, une seconde méthode a été présentée. Elle est basée sur le suivi de balises naturelles permettant une optimisation en robustesse et en temps de calcul des algorithmes de localisation classiques. Cet aspect optimisation est essentiellement lié à la possibilité de propager une mise en correspondance modèle sensoriel-carte de l'environnement au cours du temps. Notre approche a la particularité de comporter un système de gestion et de propagation multi-niveaux et multi-critères de l'incertitude pour aboutir à une incertitude sur la localisation du robot. L'association du capteur SYCLOP à un capteur télémétrique nous permet de gérer des données complémentaires et redondantes, offrant la possibilité de bâtir un modèle de l'environnement riche et robuste. Nous avons quantifié l'incertitude de chacun des segments du modèle bi-sensoriel grâce à la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer. Puis, nous avons construit un modèle plus riche d'un point de vue sémantique puisque composé de primitives de haut niveau de type coin ou arête. Enfin, la phase de suivi multi-cibles consiste à mettre en correspondance les amers obtenus à un instant t avec ceux obtenus à l'instant $t - 1$. Ce suivi est de nouveau basé sur l'utilisation des règles de Dempster-Shafer. Les hypothèses de travail sont un monde ouvert étendu et donc un cadre de discernement composé de l'hypothèse *, permettant de gérer la notion d'apparition ou de disparition de pistes. Nous traitons donc le problème de la « non observabilité momentanée » dans le cadre du suivi et de la mise à jour des incertitudes. L'incertitude gérée dans les niveaux précédents est prise en compte dans cette dernière étape. L'utilité de gérer ces incertitudes est multiple. Cela nous permet d'écarter les pistes non fiables et ainsi de travailler avec des données robustes ; cela nous permet aussi de ne pas supprimer brutalement une piste dès qu'un appariement n'est pas réalisé. Enfin, il nous est possible de déduire l'incertitude sur la localisation par propagation de l'incertitude de toutes les pistes. Nous avons validé nos méthodes de gestion de l'incertitude et de l'imprécision sur deux trajectoires durant lesquelles environ cinquante acquisitions ont été réalisées. Nous avons pu constater que notre méthode de localisation permet une localisation robuste, sans perte de mise en correspondance.

remerciement

Ce travail a été financé en partie par la Région Picardie sous le projet « Pôle DIVA » (SAACAM projet 00-2 – « Système Actif d'Aide à la Conduite pour Améliorer la sécurité autoMobile »).

BIBLIOGRAPHIE

- [1] S. Baker and S. Nayar, « A theory of catadioptric image formation », *Proceeding of the 6th International Conference on Computer Vision*, Bombay, India, pp. 35-42, January 1998.
- [2] H.A. Beyer, « Accurate Calibration of CCD-Cameras », *Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, Urbana-Champaign, Illinois, USA, pp. 96-101, 1992.
- [3] E. Bideaux, « STAN : Système de transport à apprentissage neuronal. Application de la vision omnidirectionnelle à la localisation d'un robot mobile autonome », *Thèse de Doctorat de l'Université de Besançon*, Janvier 1995.
- [4] P. Bonnifait et G. Garcia, « Design and experimental validation of an odometric and goniometric localization system for outdoor robot vehicles », *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 14, #4, pp. 541-548, 1998.
- [5] J. Borenstein, « Internal correction of dead-reckoning errors with a dual-drive compliant linkage mobile robot », *Journal of Robotic systems*, vol. 12, #4, pp. 257-273, 1995.
- [6] C. Cauchois, « Modélisation et Calibration du capteur omnidirectionnelle SYCLOP : Application à la Localisation Absolue en milieu structuré », *Thèse de Doctorat de l'Université de Picardie Jules Verne*, 2001.
- [7] F. Chenavier, « Localisation d'un robot mobile par odométrie et vision monoculaire », *Thèse de Doctorat de l'université de Grenoble*, Septembre 1992.
- [8] L. Cinque, D. Yasuda, L. Shapiro, S. Tanimoto, B. Allen, « Improved Algorithm for Relational Distance Graph Matching », *Pattern Recognition*, vol. 29, #2, pp. 349-359, 1996.
- [9] A. Clerentin, « Localisation d'un robot mobile par coopération multi-capteurs et suivi multi-cibles », *Thèse de doctorat de l'Université de Picardie Jules Verne*, 2001.
- [10] I.J. Cox et M.L. Miller, « On finding ranked assignments with application to multi target tracking and motion correspondence », *IEEE trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 32, #1, pp. 486-495.
- [11] J. Crowley, « Navigation for an intelligent mobile robot », *IEEE Journal on Robotics and Automation*, vol. RA-1, #1, pp. 31-41, 1985.
- [12] P. Dargenton, N. Vincent, H. Emptoz, « Appariement de Deux Graphes Structurels Quelconques pour la Reconnaissance de Lettres Manuscrites », *9^{ème} Congrès AFCET RFIA*, pp. 461-471, 1994.
- [13] C. Drocourt, L. Delahoche, C. Pegard et A. Clerentin, « Mobile Robot Localization Based on an Omnidirectional Stereoscopic Vision Perception System », *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'99)*, pp. 1329-1334, 1999.
- [14] A. Ferrand, « Localisation relative des robots mobiles : conception et mise en oeuvre d'un odomètre indépendant de la structure de locomotion du robot », *Revue d'Automatique et de Productique Appliquées*, vol. 5, #3, pp. 89-100, 1992.
- [15] D. Gruyer, V. Berge-Cherfaoui, « Matching and decision for vehicle tracking in road situation », *Proc. IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS'99)*, Korea, 1999.
- [16] J. Guivant, E. Nebot, H.F. Durrant-Whyte, « Simultaneous localization and map building using natural features in outdoor environments », *Intelligent Autonomous Systems 6 (IAS-6)*, vol 1, pp. 581-588, 2000.
- [17] J. Guivant, E. Nebot, S. Baiker, « Autonomous navigation and map building using laser range sensors in outdoor applications », *Journal of Robotic Systems*, vol. 17, #10, pp. 565-283, 2000.
- [18] J. Hollingum - « Caterpillar make the earth move : automatically », *Industrial Robot*, vol. 18, #2, pp. 15-18, 1991.
- [19] H. Ishiguro and S. Tsuji, « Image-based memory of environment », *IEEE International Conference on Intelligent Robotics and Systems*, pp. 634-639, 1996.

- [20] M. Jogan and A. Leonardis, « Robust localization using the eigenspace of spinning-images », *Proc. of the IEEE Workshop on Omnidirectional Vision (OMNIVIS'00)*, Hilton Head Island, South Carolina, USA, pp. 37-44, 2000.
- [21] M. Jogan and A. Leonardis, « Parametric Representations of Panoramic Images », *Proc. of the IEEE Workshop on « Omnidirectional Vision Applied to Robotic Orientation and Nondestructive Testing (NDT) » at 10th International Conference on Advanced Robotics (ICAR'01)*, Budapest, Hungary, p. 31-36, 2001.
- [22] E. Krotov, « Mobile robot localization using a single image », *Proc. IEEE Conference on Robotics and Automation*, Scottsdale, p. 978-983, 1989.
- [23] E. Lefevre, O. Colot, P. Vannourengerge et D. de Brucq, « A generic framework for resolving the conflict in the combination of belief structures », *Proc. 3rd Intern. Conf. Information Fusion*, Paris, France, 2000.
- [24] J. Leonard, H. Durrant-Whyte, « Mobile robot localization by tracking geometric beacons », *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 7, #3, p. 89-97, 1991.
- [25] S.S. Lin and R. Bajcsy, « The True Single View Point (SVP) Configuration for Omni-Directional View Catadioptric System Using Cone Mirror », *Proc. of International Conference on Computer Vision*, Vancouver, Canada, 2001.
- [26] B. Marhic, « Localisation absolue de robots mobiles par le capteur de vision omnidirectionnelle SYCLOP », *Thèse de doctorat de l'Université de Picardie Jules Verne*, 1999.
- [27] El M. Mouaddib and C. Pégard, « Localisation using omnidirectional vision », *In Proc. Intelligent Cooperative Autonomous Robots (ICAR)*, pp. 133-138, 1995.
- [28] « Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing - Second Edition », *Cambridge University Press*, ISBN 0-521-43108-5.
- [29] A. Ohya, A. Kosaka et A. Kak, « Vision-based navigation by a mobile robot with obstacle avoidance using single camera vision and ultrasonic sensing », *IEEE Transactions on Robotic and Automation*, vol. 14, #6, 1998.
- [30] C. Pégard, M. Mouaddib « A mobile robot using a panoramic view » *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Mineapolis, Minesota, USA, p. 89-94, 1996.
- [31] P. Puget and Th. Skordas, « An Optimal Solution for Mobile Camera Calibration », *Proc. on European Conference on Computer Vision*, Antibes, France, p. 187-198, 1990.
- [32] M. Rombaut, « Sur l'utilisation de la théorie de l'évidence pour la perception et la fusion de données », *exposé de la journée GDR ISIS du 18 Janvier 2001*, ENST, Paris
- [33] C. Royere, D. Gruyer, V. Cherfaoui, « Data association with believe theory », *3rd int. conf. on information fusion FUSION 2000*, Paris, France, 2000
- [34] G.A. Shafer, « A mathematical theory of evidence », *Princeton : university press*, 1976.
- [35] K. Simsarian, T.J. Olson et N. Nandhakumar, « View invariant regions and mobile robot self-localization », *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1996.
- [36] C.C. Slama, editor. « Manual of Photogrammetry, fourth edition ». *American Society of Photogrammetry and RemoteSensing*, Falls Church, Virginia, USA, 1980.
- [37] A. Stevens, H. Durrant-Whyte, « OXNAV: reliable autonomous navigation », *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, Nagoya, Aichi, Japan, pp. 2607-2612, 1995.
- [38] R.Y. Tsai, « A Versatile Camera Calibration Technique for High-Accuracy 3D Machine Vision Metrology Using Off-the-Shelf TV Cameras and Lenses », *IEEE Journal of Robotics and Automation*, vol. 3, #4, pp. 323-344, 1987.
- [39] J. Vaganay, « Conception d'un système multisensoriel de localisation dynamique 3D pour robot mobile », *Thèse de doctorat, LIRMM*, Montpellier, juillet 1993.
- [40] F. Wallner, B. Schiele, J.L. Crowley, « Position estimation for a mobile robot from principal components of laser range data », *5th int. Symposium on intelligent robotics systems, SIRS'97*, Stockholm, Suede, pp. 215-224, 1997.
- [41] G. Weiss, C. Wetzler et E. Von Puttkamer, « Keeping track of position and orientation of moving indoor systems by correlation of range finder scans », *IEEE int. conf. on intelligent robots and systems IROS'94*, Munich, Deutschland, pp. 595-601, 1994.
- [42] Y. Yagi, S. Kawato, T. Saburo, « Real-Time Omnidirectional Image Sensor (COPIS) for Vision-Guided Navigation », *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 10, #1, pp. 11-22, 1994.

Manuscrit reçu le 1^{er} juillet 2002

LES AUTEURS

Cyril CAUCHOIS



Cyril CAUCHOIS a obtenu son doctorat de robotique à l'Université de Picardie Jules-Verne en 2001. Il est actuellement contractuel à l'IUT d'Amiens. Ses centres d'intérêt en recherche sont la vision par ordinateur et plus particulièrement la calibration avec une application en vision omnidirectionnelle appliquée à la robotique mobile.

Éric 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'intérêt en recherche sont la vision omnidirectionnelle et plus particulièrement la calibration et les contours actifs appliqués à la localisation d'un véhicule automobile en milieu autoroutier.

Arnaud CLERENTIN



Arnaud CLERENTIN a obtenu son doctorat de robotique à l'Université de Picardie Jules-Verne en 2001. Il est actuellement contractuel à l'IUT d'Amiens. Ses centres d'intérêt en recherche concernent la vision omnidirectionnelle appliquée à la localisation des robots mobiles, la fusion de donnée (théorie de Demspter Shafer) et la coopération multi-capteur.

Cyril DROCOURT



Cyril DROCOURT a obtenu son doctorat de robotique à l'Université de Technologie de Compiègne en 2002. Il est actuellement ATER à l'IUT d'Amiens. Ses centres d'intérêt en recherche sont la vision omnidirectionnelle pour la reconstruction d'environnements d'évolution de robots mobiles à l'aide de l'analyse par intervalle.

Laurent DELAHOUCHE



Laurent DELAHOUCHE a obtenu son doctorat de robotique à l'Université de Picardie Jules-Verne en 1997. Il est actuellement Maître de Conférences à l'IUT d'Amiens. Ses centres d'intérêt en recherche concernent la reconstruction d'environnement et la localisation de robots mobiles, avec notamment une application d'aide au handicap.