
الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Projet de Fin d'Études

présenté par

MESSAOUDI Abdelkrim

pour l'obtention du diplôme de Master en Électronique spécialité Systèmes de vision et Robotique

Thème

Fusion de données multisensorielle pour la perception d'un robot mobile

Proposé par : Mr A. Oualid DJEKOUNE & Mr BRADAI Rafik

Année Universitaire 2012-2013

Remerciements

Ce travail a été réalisé au sein de l'équipe de recherche **VAANIM** "Vision Artificielle et **AN**alyse d'**IM**ages" du Centre de Développement des Technologies Avancées (CDTA).

Je remercie tous ceux qui sont à l'origine de ce travail, et à tous ceux qui ont assisté dans la préparation, le suivi et la réalisation du présent mémoire, je parle bien évidemment de mes encadreurs Messieurs A. Oualid DJEKOUNE et BRADAI Rafik pour leur confiance qu'ils m'ont accordée et leur aide et conseils.

Je remercie Monsieur Bouzouia Brahim et Monsieur Hamerlain Mustapha, de m'avoir accueillie au sein du CDTA.

Je suis très reconnaissant à Mr OUADAH Noureddine et Mme Azouaoui Wahiba pour leurs orientations et conseils.

J'exprime ma sincère reconnaissance aux membres de jury pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant de juger ce travail.

Mes remerciements vont également à tous ceux qui ont permis de loin ou de près, de contribuer à l'aboutissement de ce travail, en particulier nos enseignants de deuxième année Master SVR de l'université de Blida.

Enfin, c'est aussi l'occasion d'adresser mes plus affectueux remerciements à mes parents et à toute ma famille pour leur précieux soutien et leurs encouragements et ce depuis . . . une petite trentaine d'années maintenant. Un remerciement particulier à ma petite famille pour m'avoir donné la force d'aller au bout de ce travail, pour leur patience et leur amour.

ملخص: عملنا يتضمن تطوير طرق إدماج المعطيات المختلفة المصادر من أجل التحسس للروبوت المتحرك ATRV2. في هذا الإطار عرضنا وقرارنا بين طريقتين تعتمدان على التوالي : نظرية البينة، وعلى نظرية بايز. هاتان الطريقتان تسمحان للروبوت المتحرك ATRV2 من تركيب بطاقة محيطه إنطلاقاً من المعطيات المتحصل عليها من المصادر المحملة عليه الفوق صوتية والكاميرات. نموذج المحيط الذي عرضناه هو النموذج القياسي الذي يعتمد على شبكة اليقين. **كلمات المفاتيح:** إدماج المعطيات، نظرية الوضوح، نظرية بايز، الروبوت المتحرك.

Résumé : Notre travail porte sur le développement de méthodes de fusion de données multisensorielle pour la perception du robot mobile ATRV2. Dans ce cadre, deux approches basées respectivement sur la théorie de l'évidence et sur la théorie de Bayes sont présentées et comparée. Elles permettent toutes deux au robot mobile de construire sa carte de l'environnement à partir de données issues de ses capteurs embarqués US et caméras.

Le modèle de l'environnement que nous avons présenté est un modèle métrique basé sur les grilles de certitude.

Mots clés : Fusion de données; Théorie de l'évidence ; Théorie de bayes ; Robot mobile.

Abstract : The work focuses on the development of multisensor data fusion for the perception of the ATRV2 mobile system. Two approaches, based respectively, on the evidence theory and the Bayesian theory, are investigated and compared within this framework. Both lead the ATRV2 system to build his map using data from its onboard sensors US and Camera.

The environment model that we presented is a metric model based on the certainty grids.

Keywords: Data fusion; Evidence theory; Bayes theory; Mobile robot.

Table des matières

Résumé

Abstract

Listes des acronymes et abréviations

Table des matières

Table des figures

Liste des tableaux

Introduction générale	1
Chapitre 1 : La perception	4
1.1. Les capteurs utilisés dans les systèmes de robotique mobiles	5
1 .1.1. Les capteurs proprioceptifs	6
a. Capteurs de déplacement	6
b. Capteurs d'attitude.	10
1 .1.2. Les Capteurs extéroceptifs	11
a. Les Capteurs télémétriques.....	11
b. Les Capteurs à micro-onde.	17
c. Les Capteurs tactiles	18
d. Les GPS	18
e. Les caméras.	19
1 .2. Représentation d'un environnement de navigation.	20
1 .2.1 Représentation métrique.	20
a. Représentation géométrique	20
b. Représentation de l'environnement du Robot dans la grille de certitude	22
1 .2.2 Représentation topologique	22
1.3. Conclusion.	24

Chapitre 2 : Fusion des données capteurs	25
2 .1. Précision sur les notions d'incertitude et d'imprécision	27
2 .2. Méthodes et Approches de fusion	28
2 .2.1. Méthodes de fusion liées à un traitement non probabiliste de l'incertain	29
a. Combinaison par la théorie des possibilités.	29
b. Utilisation de la théorie de l'évidence.	32
2.2.2. Méthode de fusion Dérivées de l'intelligence artificielle	33
2 .2.3. Méthodes d'optimisation	34
2 .2.4 La théorie des ensembles flous	34
2 .2.5. Autres modèles de gestion de l'incertain	35
a. Systèmes experts à degrés de confiance	35
b. Filtrage de Kalman	36
2 .3 Fusion en traitement d'images	36
2 .4. Raisonnement Bayésien :	37
2.4.1. La Décision	39
2.5. Conclusion	41
Chapitre 3 : Application de la théorie	42
3.1. Le Matériel existant : Le robot mobile ATRV2	43
3.2. Construction de la carte (Map construction).....	45
3.2.1. Modèle de l'environnement	46
a. La carte locale.	46
b. La carte globale.	46
3.2.2. Représentation des mesures issues des capteurs à ultrasons.....	47

3.2.3. Représentation des mesures issues	
du système de vision	51
3.3. Calibrage Capteurs à ultrasons-Banc stéréoscopique	52
3.4. La Fusion	54
3.4.1. Fusion de données par la théorie de l'évidence.....	55
3.4.1. Fusion de données par la théorie de Bayes.....	57
3.5. Résultats de Simulation	59
3.5.1. Construction basée sur les données capteurs ultrasonores	59
3.5.2. Construction basée sur les données du banc stéréoscopique	60
3.5.3. Fusion de données par la théorie de l'évidence	60
3.5.4. Fusion de données par la théorie de Bayes	61
3.5.5. La décision	64
3.6. Conclusion.....	65
Conclusion générale.....	66
Annexe.....	68
Bibliographie.....	79

Liste des figures

Figure 1.1 : Principe de l'odométrie.	8
Figure 1.2 : Principe du capteur à effet Doppler.	9
Figure 1.3 : Exemples de télémètres ultrasonores.....	12
Figure 1.4 : Exemple de ceinture de 12 capteurs à ultrasons.	13
Figure 1.5 : Exemple d'utilisation d'un capteur tri-aural.	13
Figure 1.6 : Deux obstacles renvoyant la même mesure.....	13
Figure 1.7 : Phénomène de spécularité.	14
Figure 1.8 : Exemple de réflexions multiples.	14
Figure 1.9 : Exemple de diaphonie.	15
Figure 1.10 : Télémètre infrarouge Sharp de la famille GP2.	16
Figure 1.11 : Télémètre laser SICK fournissant 180 mesures réparties sur 180 degrés.	17
Figure 1.12 : Création d'une RCD (Regions of Constant Depth)	21
Figure 2.1 : Exemple d'opérateurs à comportement constant	30
Figure 2.2 : Fusion en cas de conflit important	31
Figure 3.1 : Le robot mobile ATRV2.	44
Figure 3.2 : Vue de haut du robot mobile ATRV2.	44
Figure 3.3 : Le repère de l'ATRV2 dans le repère absolu.....	44
Figure 3.4 : Système de vision de l'ATRV2.	45
Figure 3.5 : Fonction de probabilité d'un capteur idéal.	47
Figure 3.6 : Grille pour un capteur idéal.	48
Figure 3.7 : Grille pour un capteur idéal prenant en compte l'espace libre.	48

Figure 3.8 : Exemple d'obstacle mal perçu.	49
Figure 3.9 : Grille prenant en compte mal l'ouverture angulaire du capteur.	49
Figure 3.10 : Modélisation du capteur à ultrasons.	50
Figure 3.11 Positions et orientations des 12 capteurs ultrasonores embarqués de l'ATRV2.....	52
Figure 3.12 Modèle géométrique du banc stéréoscopique : vue de perspective.....	53
Figure 3.13 Calibrage du banc stéréoscopique du robot mobile ATRV2.....	53
Figure 3.14 : Le champ de vision commun entre les capteurs à ultrasons et le banc stéréoscopique.....	54
Figure 3.15 : Exemple de fusion des données capteurs basée sur la combinaison adaptative.....	55
Figure 3.16 : Inférence Bayésien.....	58
Figure 3.17 : Le Robot devant des obstacles	59
Figure 3.18 : Résultats de la décision par MAP et comparaison avec une scène réelle	64

Liste des tableaux

Tableau 2.1 : Grille d'occupation et sa distribution de probabilité	40
Tableau 3.1 : Distribution des valeurs de CV des cellules de la grille selon Capteur US.	59
Tableau 3.2 : Distribution des valeurs de CV des cellules de la grille selon Banc stéréoscopique.	60
Tableau 3.3 : Distribution des valeurs de CV des cellules de la grille après fusion par la théorie de l'évidence.	60
Tableau 3.4 Données capteurs et résultats de la fusion	61
Tableau 3.5 Nouvelles valeurs après Fusion.....	62
Tableau 3.6. Evolution des probabilités.	62
Tableau 3.7: Distribution de probabilités des cellules de la grille après première fusion par la théorie de Bayes.	63
Tableau 3.8 : Etat final des cellules après Fusion.	64
Tableau 3.9 Comparaison du résultat obtenus par Bayes et théorie de l'évidence.....	65

Introduction générale

La robotique mobile vise à rendre un système autonome dans ses déplacements. Un robot, doté de capacités de perception et d'information sur son environnement, doit pouvoir se mouvoir en autonomie, sans se perdre et tout en évitant les obstacles. Une des tâches que doit accomplir le robot et donc de planifier sa trajectoire dans l'environnement.

Le module de perception joue un rôle essentiel dans l'évolution des robots mobiles vers une autonomie croissante et la localisation est l'une des fonctions essentielles. C'est pourquoi le problème fondamental de la localisation constitue une voie de recherche privilégiée en robotique mobile depuis de nombreuses années. Pour le résoudre on est très souvent conduit à exploiter les mesures fournies par un système multicapteurs et les exemples de solutions utilisant la fusion de données multisensorielles sont nombreux.

Le type d'environnement dans lequel devra se déplacer le robot mobile détermine bien entendu le type de capteurs à utiliser pour la perception. De très nombreux capteurs sont utilisables : Caméras, Ultra Son, Laser, etc. Mais aucun d'entre eux ne peut à lui seul rendre compte de tout ce que le robot mobile doit connaître sur le monde qui l'entoure. La perception de chacun d'eux est partielle et entachée d'erreurs. La solution consistera donc, à faire coopérer un grand nombre de capteurs. Cette coopération entre capteurs est très intéressante, voire indispensable pour la réalisation des objectifs de la perception.

Elle peut se faire entre des capteurs de nature différente (vision et capteurs acoustiques, par exemple) permettant la perception de caractéristiques totalement différentes des objets, ou de même type, placés à différents endroits diminuant ainsi les problèmes de résolution, et de champ de vue.

La fusion de données multisenseurs représente le stade ultime d'intégration, en coordonnant les différentes fonctions de perception pour obtenir un système de perception général. La fusion est également une opération à caractère probabiliste.

La fusion de données permet d'augmenter la confiance dans l'estimation de l'état et de réduire l'ambiguïté par l'analyse d'informations de nature redondante. Par exemple, un capteur peut confirmer les résultats fournis par un autre.

C'est dans ce contexte que se situent le travail de notre projet. Le but général de ce travail est de proposer une méthode de fusion de données issues de deux sources différentes Capteurs US et Banc stéréoscopique, embarquées sur le robot mobile ATRV2¹, afin d'être exploitée pour navigation et évitement d'obstacles.

Plan de mémoire :

Ce mémoire est divisé en trois grands chapitres. Le premier chapitre est un état de l'art concernant tous les points devant être abordés pour l'intégration d'un système de perception sur un robot mobile. Les différents types de capteurs disponibles sur le marché et les approches traitant de la modélisation-fusion de leurs mesures sont présentés dans le premier chapitre ainsi que les différentes représentations d'environnements proposées dans la littérature.

Le deuxième chapitre présente les différentes techniques de fusion de données multisensorielles, et en particulier le raisonnement Bayésien.

Dans le troisième chapitre nous proposons une approche permettant la fusion multisensorielle de données visuelles et télémétriques (US) par la théorie de Bayes.

Et afin de montrer l'efficacité de notre approche, elle a été comparée avec les résultats de fusion issus de la théorie de l'évidence dans le but d'avoir plus de précision et plus de fiabilité concernant la construction de la carte globale de l'environnement du robot mobile.

Nous évoquons ensuite quelques perspectives que nous trouvons les plus intéressantes pour la suite de ces travaux.

¹ *Le robot mobile, tout-terrain, ATRV2 est une plate forme expérimentale construite par la société iRobot, équipé d'une ceinture de douze capteurs ultra sonores et d'un banc stéréoscopique avec deux caméras couleur.*

Chapitre 1

La perception

Chapitre 1 La perception

La notion de perception en robotique mobile est relative à la capacité du système à recueillir, traiter et mettre en forme des informations utiles au robot pour agir et réagir dans le monde qui l'entoure [1]. Aussi, pour extraire les informations utiles à l'accomplissement de sa tâche, il est nécessaire que le robot dispose de nombreux capteurs mesurant aussi bien son état interne que l'environnement dans lequel il évolue. Dans ce chapitre, nous présentons les différents types de capteurs utilisés dans les robots mobiles et les approches traitant de la modélisation de leurs mesures ainsi que les différentes représentations d'environnement proposées dans la littérature.

1.1. Les capteurs utilisés dans les robots mobiles:

Comme les organes sensoriels chez l'homme, les capteurs constituent les seules sources d'informations qui renseignent le robot mobile sur son état interne, sur sa situation relative à l'environnement, et sur l'état de l'environnement lui-même. Plus le robot mobile dispose d'informations complémentaires et riches, plus il est capable de réaliser des tâches complexes.

Nous distinguons deux types de capteurs : Les capteurs proprioceptifs qui permettent de mesurer l'état interne du robot, et les capteurs extéroceptifs qui permettent de mesurer l'état du robot par rapport à son environnement et de percevoir l'environnement à distance.

1 .1.1. Les capteurs proprioceptifs :

Les capteurs proprioceptifs fournissent par intégration des informations élémentaires sur les paramètres cinématiques du robot mobile. Les informations sensorielles gérées dans ce cadre sont généralement des vitesses, des accélérations, des angles de giration, des angles d'altitude. Cependant, ils ne peuvent pas procurer de renseignements lors de l'arrêt du robot mobile.

On peut regrouper les capteurs proprioceptifs en deux familles [2] :

◆ Les capteurs de déplacement qui comprennent les odomètres, les accéléromètres et les radars Doppler. Cette catégorie permet de mesurer des déplacements élémentaires, des variations de vitesse ou d'accélération sur des trajectoires rectilignes ou curvilignes.

◆ Les capteurs d'attitude, qui mesurent deux types de données: les angles de cap et les angles de roulis et de tangage. Ils sont principalement constitués par les gyroscopes, les gyromètres, les gyrocompas, les capteurs inertiels composites, les inclinomètres et les magnétomètres. Ces capteurs sont en majorité de type inertiel.

a. Capteurs de déplacement [3] :

a.1. Les odomètres.

Les systèmes odométriques fournissent la position du robot mobile pendant son mouvement, par intégration des rotations élémentaires de ses roues.

Pour les applications de robotique mobile, les mesures de rotation des roues sont effectuées dans la plupart des cas par des codeurs optiques incrémentaux. Il existe néanmoins d'autres codeurs (magnétiques, inductifs, capacitifs, etc.).

Le principe de l'odométrie est le suivant :

Le déplacement angulaire d'un robot mobile à deux roues motrices est :

$$\delta\theta = \frac{R_d \delta\theta_d - R_g \delta\theta_g}{L} \quad (1.1)$$

Où R_d et R_g désignent les rayons des deux roues, L représente la longueur de l'essieu entre les roues motrices, $\delta\theta_d$ et $\delta\theta_g$ indiquent les rotations élémentaires des roues droite et gauche.

Le déplacement élémentaire du robot mobile est :

$$\delta d = \frac{R_d \delta\theta_d + R_g \delta\theta_g}{2} \quad (1.2)$$

En supposant que le déplacement élémentaire δd est circulaire ou rectiligne, et que le déplacement angulaire $\delta\theta$ reste assez petit (Figure 1.1), on peut calculer la position (x_t, y_t, θ_t) actuelle du système en fonction de la position $(x_{t-1}, y_{t-1}, \theta_{t-1})$ précédente par :

$$\begin{cases} x_t = x_{t-1} + \delta d_{t-1} \cos\left(\theta_{t-1} + \frac{\delta\theta_{t-1}}{2}\right) \\ y_t = y_{t-1} + \delta d_{t-1} \sin\left(\theta_{t-1} + \frac{\delta\theta_{t-1}}{2}\right) \\ \theta_t = \theta_{t-1} + \delta\theta_{t-1} \end{cases} \quad (1.3)$$

Si l'on note $U_t = (\delta d_t, \delta\theta_t)^T$, on peut écrire les relations du système ci-dessus sous la forme :

$$X_{t+1} = f(X_t, U_t) \quad (1.4)$$

L'avantage des capteurs odométriques est qu'ils fonctionnent indépendamment de l'environnement et que la méthode est simple, facile à mettre en œuvre et d'un faible coût. Les inconvénients de ces capteurs sont qu'ils sont sujets aux problèmes provenant du glissement, de l'usure ou du fléchissement des roues et que les erreurs

sur la position croissent au fur et à mesure du déplacement du fait de l'intégration des mesures nécessaire pour obtenir la position du robot mobile [4], [5], [6], [7], [8].

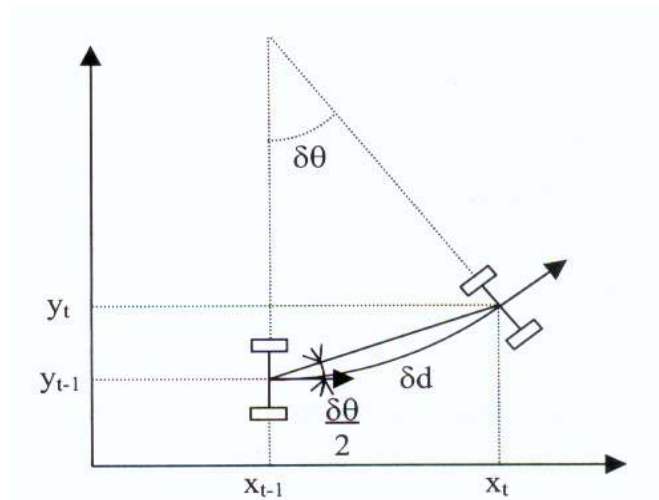


Figure 1.1 : Principe de l'odométrie.

a.2. Les accéléromètres.

L'accéléromètre est un capteur qui mesure l'accélération linéaire en un point donné. En pratique, la mesure de l'accélération est effectuée à l'aide d'une masse d'épreuve M , de masse m , reliée à un boîtier du capteur. Le principe de ce capteur est de mesurer l'effort massique non gravitationnel qu'on doit appliquer à M pour le maintenir en place dans le boîtier lorsqu'une accélération est appliquée au boîtier. Le calcul du déplacement élémentaire du robot mobile est obtenu par double intégration de ces informations. Cette double intégration conduit généralement à des accumulations importantes d'erreurs. Ce capteur est plus coûteux que des odomètres.

a.3. Le radar Doppler [9] :

Les capteurs radar Doppler sont employés couramment pour des applications aéronautiques et maritimes pour mesurer la vitesse linéaire du véhicule par rapport à la terre en se basant sur l'effet *Doppler-Fizeau*. Le principe est de diriger un faisceau électromagnétique de fréquence F vers le sol. Le faisceau reçu après rediffusion sur le sol présente un décalage de fréquence ΔF proportionnel à la vitesse V du déplacement

relatif du véhicule par rapport au sol (Figure 1.2). L'intégration de la mesure de vitesse fournira une estimation du déplacement du mobile.

Ces capteurs sont le plus souvent utilisés en milieu extérieur. Ils présentent le gros avantage d'être insensible au patinage et aux glissements des roues, raison pour laquelle ils sont employés dans certaines applications pour réduire les effets des erreurs odométriques. En revanche, leur précision se dégrade rapidement avec la diminution de la vitesse. De plus ils sont généralement lourds à mettre en œuvre, aussi bien du point de vue électronique que du point de vue du traitement des informations reçues.

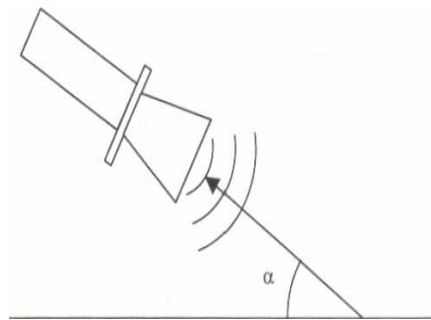


Figure 1.2 : Principe du capteur à effet Doppler.

L'expression de la vitesse est :

$$v = \frac{c \Delta F}{2 F \cos \alpha} \quad (1.5)$$

avec :

v : la vitesse de déplacement de l'émetteur,

c : la vitesse de propagation de l'onde,

ΔF : la différence de fréquence,

F : la fréquence d'émission,

α : l'angle d'inclinaison entre le capteur et le sol.

b. Capteurs d'attitude.

Les capteurs d'attitude permettent d'estimer les paramètres intrinsèques du robot mobile qui sont les angles de cap, de roulis et de tangage. Ces capteurs sont principalement de type inertiel. Ces capteurs ont pour point commun d'être généralement coûteux et sensibles au bruit, d'où une intégration moins fréquente dans les systèmes embarqués que les odomètres.

b.1. Les gyroscope, gyromètre et gyrocompas.

Les gyroscopes permettent la mesure de l'angle de rotation de la trajectoire du robot mobile. Ces mesures sont intégrées pour fournir la position du robot mobile. Ces capteurs sont particulièrement répandus en positionnement de systèmes mobiles car ils aident à compenser pour la plupart, l'imprécision sur l'orientation fournie par l'odomètre [10], [11], [12]. Une erreur d'orientation odométrique peut entraîner une erreur de position cumulative qui peut être diminuée voire compensée par l'utilisation conjointe de gyroscopes [11]. Les gyroscopes très précis sont trop onéreux pour être utilisés en robotique mobile. Cependant, les gyroscopes à fibre optique, connus pour leur grande précision, ont vu leur prix chuter et sont donc devenus une solution attractive pour la navigation en robotique mobile.

Le gyromètre est un capteur qui permet de mesurer une vitesse angulaire. Il existe plusieurs types de gyromètres : les premiers à avoir fait leur apparition furent mécaniques, aujourd'hui, on utilise surtout des gyromètres laser ou des gyromètres optiques [13].

b.2. Les magnétomètres.

Les capteurs magnétiques sont des instruments qui mesurent la direction du champ magnétique terrestre. Ils sont utilisés pour déduire l'orientation du robot mobile. Ces derniers étant perturbés par les masses métalliques, l'utilisation du compas magnétique n'est possible que pour des systèmes mobiles évoluant dans la nature, moyennant une procédure d'initialisation pour compenser l'influence magnétique de l'engin porteur. Comme les capteurs inertiels, les magnétomètres sont utilisés pour indiquer l'orientation du robot mobile [14], [15].

1 .1.2. Les Capteurs extéroceptifs :

Les capteurs extéroceptifs sont employés en robotique mobile pour collecter des informations sur l'environnement d'évolution du robot mobile. Ils sont le complément indispensable aux capteurs proprioceptifs présentés précédemment.

Des méthodes de fusion de données sont alors utilisées pour conditionner et traiter les informations sensorielles de natures différentes (voir le chapitre suivant).

Ils sont notamment utilisés dans les domaines d'application tels que l'évitement d'obstacle, la localisation, la navigation et la modélisation d'environnements. Les principaux capteurs utilisés en robotique mobile sont : les capteurs télémétriques (les ultrasons, les lasers et les infrarouges), le GPS et les caméras.

a. Les Capteurs télémétriques.

On appelle télémétrie toute technique de mesure de distance par des procédés acoustiques, optiques ou radioélectriques. L'appareil permettant de mesurer les distances est appelé télémètre. Il existe différentes technologies pour réaliser un télémètre.

Nous présentons dans ce qui suit les télémètres les plus utilisés dans les robots mobiles, en donnant une idée de leur gamme de mesure et d'application.

a.1. Les Ultrasons.

Les capteurs à ultrasons (ou télémètres ultrasonores) sont aujourd'hui les capteurs les plus communément employés dans les systèmes de robotique mobile autonome en raison de leurs bas prix, de leur faible consommation, de leur simplicité et de leur compacité (Figure 1.3). Ils ont été exploités dans des domaines tels que la navigation, la modélisation d'environnement, l'évitement d'obstacle ou l'estimation de la position. Le capteur à ultrasons mesure le temps de vol d'une onde ultrasonore (de 20 KHz à 200 KHz) entre son émission et sa réception après réflexion. A partir de ce temps et connaissant la vitesse de propagation de l'onde, la distance séparant le capteur de l'obstacle qu'il perçoit est directement disponible sans analyses complémentaires. Les acquisitions des mesures sont rapides, ils peuvent donc être utilisés pour les processus qui demandent un traitement en temps réel comme l'évitement d'obstacles [16]. Il existe néanmoins des erreurs potentielles comme la variation de la vitesse de

propagation de l'onde qui peut être influencée par les changements de température, par les courants d'air et dans une moindre mesure par l'humidité. Une autre caractéristique de ces capteurs est leur cône d'émission assez large (de 20 à 30°) qui ne permet pas de connaître précisément la position de l'obstacle dans le cône d'émission du capteur.

Le prix des capteurs à ultrasons n'étant pas excessif, il est possible de les disposer en ceinture autour du robot mobile afin de percevoir une grande partie de l'environnement. Par ce dispositif, des régions à trous correspondant à l'espace entre les cônes de deux capteurs voisins apparaissent (Figure 1.4).

Une autre méthode pour obtenir un balayage complet de l'environnement est d'utiliser un capteur tournant. Cela nécessite l'utilisation d'un système électromécanique qui commande les rotations du capteur [17].

Par ailleurs, des systèmes composés de plusieurs capteurs ont été conçus pour affiner les mesures, par exemple un émetteur-récepteur et deux récepteurs qui constituent un capteur tri-aural (Figure 1.5) [18], [19]. La différence entre les temps de réception de l'onde des trois récepteurs détermine l'orientation et la forme de la cible (coin, plan, cylindre, etc.). En effet, si les trois points de mesure sont alignés, l'obstacle détecté est certainement un plan; par contre si les trois points forment un arc, il s'agit sans doute d'un coin (arc courbé vers le capteur) ou d'une arête (arc fuyant le capteur). La valeur de l'angle est donnée par l'expression suivante :

$$\theta = \frac{\Delta l}{2d} \quad (1.6)$$

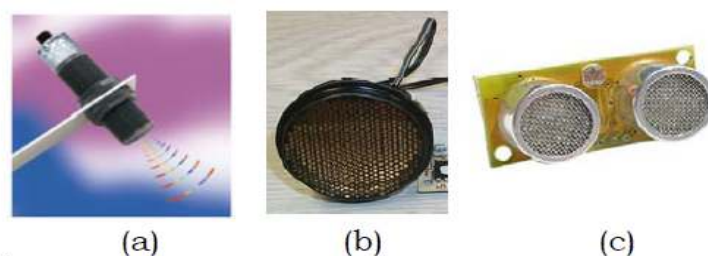


Figure 1.3 : Exemples de télémètres ultrasonores, (a) Télémètre ultrasonore Polaroid Migatron RPS 409 IS, (b) Télémètre ultrasonore Polaroid série 600, (c) Télémètre ultrasonore MSU08.

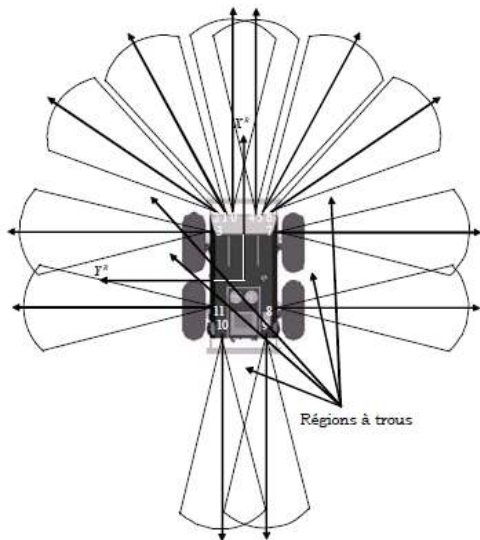


Figure 1.4 : Exemple de ceinture de 12 capteurs à ultrasons.

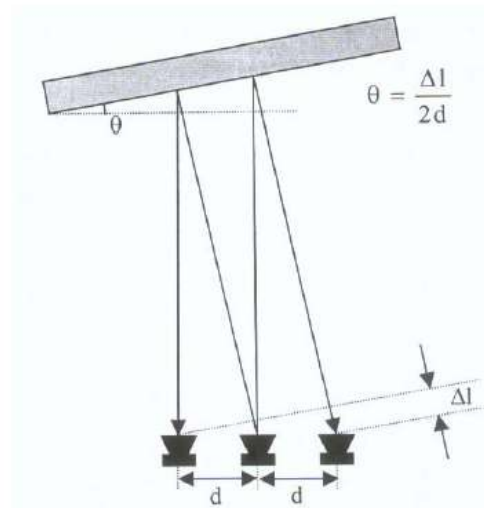


Figure 1.5 : Exemple d'utilisation d'un capteur tri-aural.

Le capteur à ultrasons présente l'avantage de donner directement une information de distance mais cette mesure est assez imprécise. La figure 1.8 illustre la situation où deux obstacles possibles produisent la même mesure.

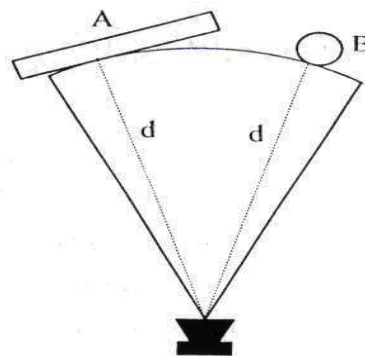


Figure 1.6 : Deux obstacles renvoyant la même mesure

Une incertitude sur la distance mesurée, appelée également incertitude radiale, est aussi présente. Elle provient des phénomènes atmosphériques (température, courants d'air, etc.) pouvant modifier la vitesse de l'onde.

Quand une onde acoustique heurte un objet, l'écho détecté représente seulement une petite partie du signal original. L'énergie restante est réfléchiée dans des directions

dispersées et peut être absorbée par la cible ou être passée à travers elle, ceci dépendant de la surface de l'objet et de l'angle d'incidence du rayon.

➤ **La spécularité** : La spécularité, encore appelée effet miroir peut provoquer la non détection des obstacles. En effet, la fiabilité des mesures ultrasonores est très dépendante de la texture de la surface réfléchissante de l'objet. Les surfaces rugueuses retournent l'onde ultrasonore produite par le capteur quel que soit l'angle d'incidence, contrairement aux surfaces lisses qui ne renvoient que les ondes ayant un angle d'incidence proche d'un angle droit (Figure 1.7).

➤ **Les réflexions multiples** : Le phénomène de spécularité peut se produire plusieurs fois, il s'ensuit des réflexions multiples. (Figure 1.8). Les mesures issues de réflexions multiples ne correspondent pas à un obstacle de l'environnement et risquent de fausser la localisation en associant la mesure à un autre obstacle situé plus loin.

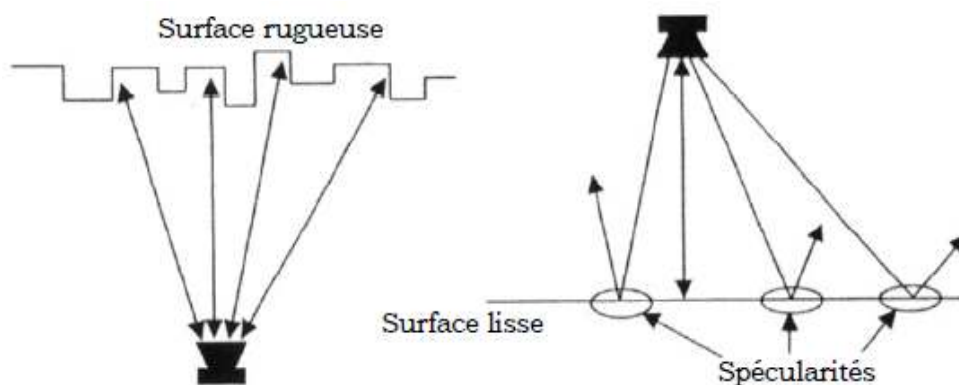


Figure 1.7 : Phénomène de spécularité.

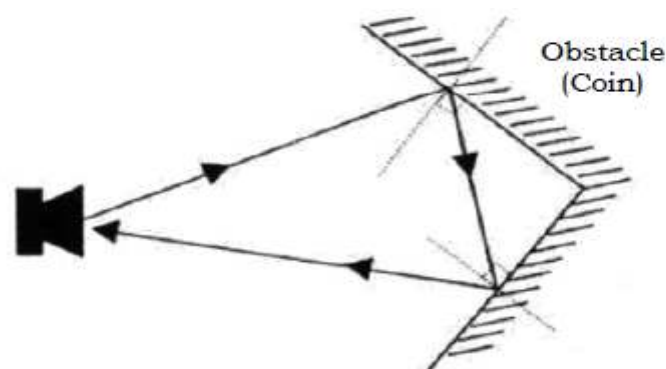
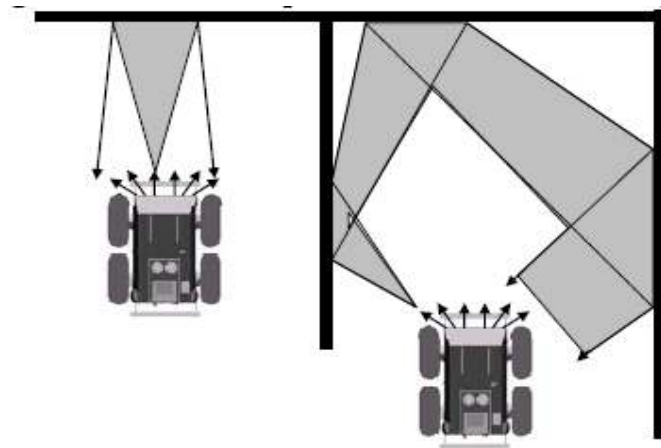


Figure 1.8 : Exemple de réflexions multiples.



a) Chemin critique direct.

b) Chemin critique indirect.

Figure 1.9 : Exemple de diaphonie.

➤ **La diaphonie** : La diaphonie intervient quand un capteur perçoit l'onde émise par un autre. (Figure 1.9.a- b). Le regroupement des capteurs sous forme de nœuds vise à limiter la diaphonie en évitant d'activer simultanément des capteurs voisins.

En conséquence, le modèle que nous proposons représente les incertitudes angulaires et radiale mais ne tient pas compte des autres phénomènes.

a.2. Les capteurs à infrarouges.

Les capteurs à infrarouges fonctionnent suivant le même principe que les capteurs à ultrasons. Ils se composent d'un couple émetteur-récepteur (Figure 1.10). L'émission s'effectue par une diode électroluminescente infrarouge. Le récepteur est une photodiode ou un phototransistor, sensible au flux lumineux rétrodiffusé par la cible.

Les capteurs à infrarouges sont d'un faible encombrement mais sensibles aux perturbations lumineuses ainsi qu'à la nature des surfaces réfléchissantes. Leurs portées n'étant que de quelques mètres, ils sont utilisés essentiellement pour détecter les obstacles proches [20].

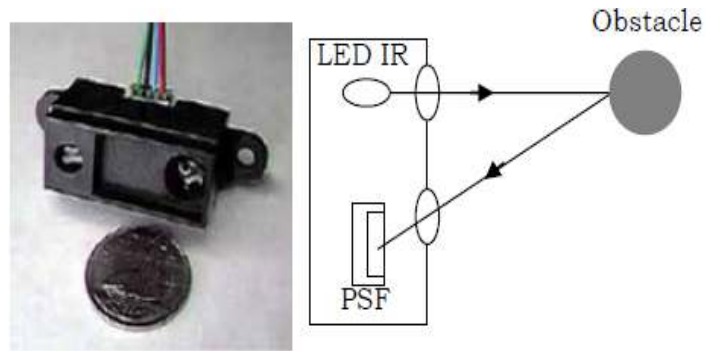


Figure 1.10 : Télémètre infrarouge Sharp de la famille GP2.

a.3. Les lasers.

Il existe deux manières de mesurer une distance grâce à un système laser.

Soit il émet en mode continu et la distance est déterminée à partir du déphasage entre l'onde émise et l'onde réfléchiée par l'obstacle, soit il émet en mode pulsé et la distance est proportionnelle au « temps de vol » de l'onde entre son émission et sa réception. Le faisceau d'ondes émis est très concentré, ce qui permet d'avoir un cône d'émission très étroit et donc une bonne précision de mesure. Pour obtenir un balayage de l'environnement en deux, voir en trois dimensions, différents systèmes de miroirs tournants peuvent être associés au laser [21], [22], [23].

Les lasers existants diffèrent par leurs caractéristiques techniques et leurs domaines d'applications (Figure 1.11). En effet, la distance maximale mesurable des lasers peut aller d'une dizaine de mètres jusqu'à quelques centaines de mètres.

La précision angulaire des systèmes laser est meilleure que celle des capteurs à ultrasons, ils sont cependant moins utilisés car plus coûteux, plus fragiles et plus délicats à mettre en œuvre en raison du matériel optique utilisé (lentilles, miroirs, etc.). De plus, ils nécessitent un entretien très fréquent car les mesures sont affectées si le système n'est pas propre et bien ajusté. Ils sont aussi grandement influencés par les conditions environnementales telles que la température, la neige, la pluie et la brume. Dans ces conditions, la qualité du signal est atténuée.



Figure 1.11 : Télémètre laser SICK fournissant 180 mesures réparties sur 180 degrés.

b. Les Capteurs à micro-onde.

Le capteur à micro-onde, ou radar, est basé sur le rayonnement d'un signal électromagnétique de l'ordre du gigahertz. Il peut fonctionner en trois modes différents [24]. La télémétrie peut être utilisée pour fournir une information de distance, comme dans le cas des capteurs télémétriques précédents [25], [26]. On peut aussi, en utilisant un radar à émission continue, exploiter le principe de l'effet Doppler afin d'obtenir une indication de mouvement d'une cible.

Toutefois, l'effet Doppler ne donne aucune indication de distance [25], [26].

Le troisième mode permet d'obtenir la distance en plus de déterminer si l'obstacle est mobile ou non. Il s'agit d'utiliser un radar à émission continue en lui ajoutant une modulation de la fréquence d'émission. Plusieurs formes d'ondes sont possibles pour effectuer la modulation [25], [26].

Les capteurs à micro-onde ont comme avantages d'avoir une très longue portée (mètres à kilomètres) et une très grande précision. De plus, ils sont un des seuls types de capteurs à être pratiquement insensibles aux conditions environnementales comme la pluie et les écarts de température [26]. Mais ils ont aussi leurs inconvénients, dont le

principal est leur coût très élevé. Une autre caractéristique qui les rend inadéquats pour certaines applications est la dimension assez importante de l'émetteur. L'effet des micro-ondes sur la santé des individus exposés aux rayonnements est un autre point à considérer [25].

c. Les Capteurs tactiles :

Les capteurs tactiles sont des détecteurs sensibles au contact. Il existe plusieurs variétés de capteurs tactiles qui peuvent avoir de nombreuses formes et différents niveaux de sensibilité. La plupart de ces capteurs ne sont pas coûteux.

Dans un système de détection à distance, ce type de capteur n'est pas le centre d'intérêt mais peut quand même être utilisé pour compléter le système, en assurant par ailleurs une sécurité supplémentaire [24].

d. Les GPS :

Un des systèmes les plus connus de ces dernières années est le Système de Positionnement Global (GPS) du département de la défense des Etats-Unis qui exploite une constellation de vingt-quatre satellites en orbite à haute altitude.

Chaque satellite détecte les récepteurs terrestres fixes ou mobiles qui se trouvent dans sa zone de visibilité et transmet à chacun, à période fixe, un signal contenant des informations telles que son identification, l'heure d'émission du signal et les paramètres définissant son orbite donc sa position. Théoriquement, un récepteur doit être visible d'au moins trois satellites, pour pouvoir calculer sa position dans un repère centré sur la terre, en calculant l'intersection de trois sphères (trois cercles pour un robot mobile au sol) ; de fait, pour tenir compte des décalages temporels entre les mesures fournies par les satellites, quatre mesures de distance entre le satellite et le récepteur sont requises pour disposer d'une précision satisfaisante [27].

Ce système est cependant loin de résoudre tous les problèmes de localisation des systèmes mobiles. Il fonctionne en effet difficilement dans des environnements urbains, et n'est pas utilisable à l'intérieur des bâtiments car les ondes employées sont fortement atténuées en traversant les murs. Sa précision est de plus souvent trop

faible pour qu'un robot mobile terrestre puisse utiliser ces informations seules. En pratique, il est souvent couplé à un système inertiel qui permet de pallier aux pertes du signal GPS et il ne remplace de toute façon pas les capteurs du robot mobile qui lui permettent de percevoir son environnement immédiat [28].

e. Les caméras.

Depuis les années 70, les caméras CCD (Charge Coupled Device) ont été déterminantes dans l'évolution de la vision: la rapidité d'acquisition, la robustesse et la miniaturisation sont autant d'avantages qui ont facilité leur intégration.

Elles sont très performantes en termes de portée, précision et quantité d'informations exploitables.

Elles sont de plus les seules capables de restituer une image sensorielle de l'environnement la plus proche de celle perçue par l'être humain. C'est sans doute le capteur fournissant la plus grande variété d'informations à partir d'une seule acquisition. En effet, en appliquant divers algorithmes de traitement d'images, il est possible d'extraire des éléments caractéristiques de l'environnement comme des segments de droite, des plans, mais aussi des balises et des couleurs.

En revanche, l'inconvénient majeur de tels capteurs se situe d'abord au niveau de la gestion du flux important de données exploitables (traiter une image demeure une opération délicate et surtout coûteuse en temps de calcul), ensuite à leur sensibilité aux conditions d'éclairage.

Pour augmenter le champ de vision de ces caméras, on peut les associer soit avec d'autres caméras ou soit à des systèmes de réflexion de type miroir : il s'agit des techniques de vision omnidirectionnelle. Cette association permet d'obtenir une vue sur 360 degrés de l'environnement [29].

Utilisée seule, une caméra CCD ne peut fournir qu'une information 2D. Les techniques qui permettront d'obtenir des informations 3D à partir d'un tel capteur sont généralement liées à l'adjonction d'un autre capteur. Dans ce cadre nous pouvons identifier les techniques suivantes:

1 .2. Représentation d'un environnement de navigation :

Deux grandes familles de représentation d'un espace de navigation se distinguent [34]:

- les représentations métriques : Elles décrivent explicitement la position "géométrique" des éléments de l'environnement [30]
- les représentations topologiques : Elles sont basées sur des graphes représentant des informations de plus haut niveau comme certaines places caractéristiques de l'environnement (coins, croisement de deux couloirs, jonctions en T, etc.).

1 .2.1 Représentation métrique :

Dans cette représentation, l'environnement est représenté par un ensemble d'objets auxquels sont associées des positions dans un espace métrique, généralement en deux dimensions. Elle peut être subdivisée en deux sous familles:

- Représentation purement géométrique qui utilise explicitement les positions "cartésiennes" des primitives cartographiques.
- Représentation par grille d'occupation, qui décrit les propriétés métriques par discrétisation de l'environnement en y ajoutant des informations d'incertitude.

a. Représentation géométrique :

C'est une représentation cartésienne de l'environnement où les coordonnées x , y voire z des amers (caractéristiques de l'environnement) sont décrites explicitement. Ces caractéristiques sont des points, des segments de droite, des rectangles, des polygones, etc., obtenues à partir des mesures et constituant une représentation des différents éléments de l'environnement.

Ces représentations sont obtenues soit à partir des mesures de capteurs télémétriques qui donnent la limite des obstacles, soit à partir des modèles établis à partir d'une image d'un capteur de vision qui donne une autre perception de l'environnement.

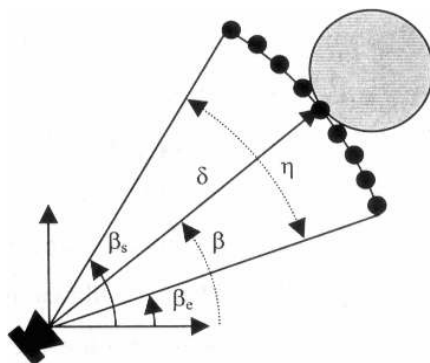
a.1. Par télémétrie.

Il existe différents filtrages et regroupements de points de mesure. Par exemple la méthode proposée dans [31] consiste à prendre une par une les mesures d'un capteur à ultrasons tournant, et à créer un segment dès que trois mesures sont suffisamment proches et alignées. Pour qu'un nouveau point puisse appartenir à un segment existant, il faut que la distance du point au segment soit plus petite que l'incertitude sur la mesure. D'autres travaux ont repris cette approche en adaptant la détection des segments en fonction des capteurs utilisés [32].

Quand plusieurs mesures consécutives renvoient une distance semblable, elles sont regroupées en un arc défini par la distance δ entre le capteur et l'obstacle, l'orientation β de l'axe central du RCD et l'ouverture angulaire η (Figure 1.12).

a.2. Par vision.

Pour obtenir une représentation géométrique de l'environnement à partir d'un capteur de vision, il faut réaliser un prétraitement de l'image. Ce traitement consiste soit à extraire les contours des objets présents dans l'image grâce à un filtre de Sobel [33], [34] ou encore un filtre de Deriche [35], soit à établir une liste de segments à partir de ces points contours. En utilisant un capteur de vision stéréoscopique [36], il est possible d'obtenir, une carte composée de segments 3D [23].



$$\beta = (\beta_e + \beta_s) / 2 \quad (1.7)$$

$$\eta = \beta_e - \beta_s \quad (1.8)$$

Figure 1.12 : Création d'une RCD (Regions of Constant Depth).

b. Représentation de l'environnement du Robot dans la grille de certitude :

Dans cette grille, les mesures sont représentées sous forme d'un ensemble de cellules.

Pour des scènes d'intérieur, où le sol est plat, la plupart des chercheurs décrivent l'état de chaque cellule par un attribut unique qui est la probabilité d'occupation.

1 .2.2. Représentation topologique :

La représentation topologique permet de monter en niveau sémantique par rapport à la représentation précédente. Le principe est ici de décrire l'environnement sous forme de graphes qui représentent la connectivité entre des lieux caractéristiques et prépondérants de l'environnement au sens de la navigation.

Ces lieux doivent correspondre à des places fortes permettant de localiser le robot mobile de façon sûre, robuste et précise. Ces places sont généralement significatives d'une densité forte d'amers naturels observables. Ces configurations privilégiées de l'environnement pourront par exemple décrire des coins, des croisements de couloirs, des jonctions en T.

Les espaces libres sont utilisés comme lieu distinctif "distinctive places" dans [37], les auteurs décrivent l'espace de manière hiérarchique en prenant des niveaux topologiques qui représentent la connectivité entre lieux distinctifs "distinctive places". Les arcs du graphe correspondent à la stratégie utilisée par le robot mobile pour aller du nœud de départ au nœud d'arrivée de l'arc.

Les systèmes de vision sont des systèmes privilégiés pour construire des graphes de zones significatives au sens de la navigation. Des méthodes propres au traitement d'images permettant d'établir des corrélations fortes entre des images et une base de données pourront dans ce cadre être utilisées pour déterminer les places significatives. Ainsi l'analyse en composante principale est utilisée par Dudek dans [38] pour sélectionner des points d'intérêt dans des séquences d'images.

La vision omnidirectionnelle, particulièrement bien adaptée dans ce cas de figure, est aussi utilisée dans [39] où un système de localisation reposant sur une représentation topologique est proposé. Là encore, la méthode repose sur la comparaison de l'image perçue par une caméra panoramique avec des images appartenant à une base de données représentatives des différents lieux de l'environnement.

Un avantage important de cette représentation est qu'elle ne requière pas de modèle métrique des capteurs pour fusionner les données proprioceptives et les perceptions au sein d'une représentation unifiée de l'environnement. Cela est avantageux pour deux raisons. D'une part, ces modèles métriques peuvent, comme nous l'avons vu, être difficiles à obtenir ou s'avérer peu fiables. D'autre part, le fait de ne pas fusionner les deux sources d'informations permet de séparer les influences des erreurs correspondantes.

En effet, l'estimation de la position d'objets, lorsque l'on utilise un modèle métrique, dépend à la fois des valeurs mesurées par les capteurs et de la position du robot mobile. Une erreur sur la position d'un objet peut donc provenir des deux sources. Déterminer la contribution de chacune des sources peut être difficile. Dans la représentation topologique, au contraire, le bruit sur les mesures des capteurs influe principalement sur la reconnaissance des lieux, tandis que le bruit sur les données proprioceptives influe principalement sur la position associée à chaque lieu [28].

En conséquence, la représentation topologique nécessite en général une exploration très complète de l'environnement pour le représenter avec précision.

En particulier, tous les lieux intéressants que l'on souhaite trouver dans la carte devront être visités au moins une fois au cours de la construction de la carte, parce qu'ils ne peuvent pas être perçus à distance. Dans le cas où les lieux représentés sont des structures d'assez haut niveau (comme des couloirs ou des pièces), cela n'est pas gênant car ces lieux sont peu nombreux et une exploration exhaustive est donc relativement rapide. En revanche, dans les cartes topologiques représentant des lieux avec une assez grande densité spatiale, cela peut être un inconvénient, car l'exploration complète de l'environnement demandera un temps important [28].

1.3. Conclusion :

Nous avons présenté dans ce chapitre une vue d'ensemble des systèmes de perception utilisés dans le domaine de la robotique rendant les robots mobiles autonomes dans diverses applications où ils auront à se déplacer dans des environnements d'intérieur ou d'extérieur.

Deux familles de capteurs sont utilisées : proprioceptives et extéroceptives. Nous avons pu constater que celles-ci sont plus complémentaires que concurrentes.

C'est la raison pour laquelle ces robots mobiles sont généralement munis de plusieurs types de capteurs.

Chapitre 2

Fusion des données capteurs

Chapitre 2 Fusion des données capteurs

L'idée d'utiliser plusieurs sources d'informations hétérogènes pour améliorer la connaissance d'une situation donnée entachée d'imprécision et d'incertitude a été évoquée depuis fort longtemps en traitement de l'information. De plus en plus, de nombreux types de capteurs sont mis au point pour donner des informations supplémentaires sur un objet physique donné. Les méthodes de fusion de données ont été élaborées pour permettre de gérer des informations multiples, en tenant compte éventuellement de leur conflit éventuel ou de leur désaccord.

La fusion de données multisensorielles peut se définir comme l'ensemble des processus de gestion et de traitement de données multisenseurs ayant pour objectif d'obtenir une représentation cohérente et robuste à partir de données élémentaires et de représentations complémentaires, qui doivent concourir à produire une description unique. La fusion de données consiste à combiner de manière logique, numérique ou probabiliste, des informations issues des capteurs ou de toutes sources de connaissance sur l'état observé.

La fusion comporte donc, à la base, un caractère multivariable. Le recours à des informations multiples permet d'élargir la dimension de l'état observé. Ainsi, on peut augmenter la couverture spatiale en utilisant plusieurs types de capteurs. Par exemple, on peut combiner le traitement d'images d'une caméra avec les mesures d'un télémètre laser pour réaliser une véritable vision 3D.

Dans ce chapitre nous allons présenter les différentes techniques de fusion de données multisensorielles, et en particulier le raisonnement Bayésien.

2 .1. Précision sur les notions d'incertitude et d'imprécision :

La fusion propose des formalismes pour gérer des informations hétérogènes, de manière à limiter l'imprécision ou l'incertitude. La notion d'incertain exprime le fait qu'une donnée peut être précise, mais que sa réalisation n'est pas sûre. En revanche, la notion d'imprécision relève du fait que nous n'avons pas assez de connaissances sur la donnée, donc nous la décrivons avec des termes vagues, flous. Par contre, si elle n'est pas incertaine, sa réalisation est sûre.

Prenons un exemple pour expliciter ces deux notions :

La phrase « Il pleuvra à Blida demain » est incertaine. Le fait est précis : la notion de pluie est clairement définie par les météorologistes, de même que la position géographique de Blida est bien connue et avec précision. Par contre, cette information est incertaine dans le sens où je ne suis pas sûr que ce fait se réalisera.

La notion d'imprécision est exprimée par la phrase : « Il a plu en Algérie hier ». Si le fait que la pluie est tombée hier peut être prouvé de manière certaine par des relevés météorologiques ou des observations dont la fiabilité est prouvée, on peut affirmer que cette affirmation est certaine (ou sûre). Sa réalisation est vérifiée et confirmée. Par contre, elle est fort imprécise quant à la localisation des intempéries sur le territoire national.

Très souvent, les notions d'incertitude et d'imprécision forment une dualité. On ne peut en privilégier une qu'au détriment de l'autre. Prenons, par exemple, le cas d'une évaluation d'une grandeur par un intervalle. Plus l'intervalle est réduit (donc plus la précision est grande), moins j'ai de chances pour que la vraie valeur soit à l'intérieur de cet intervalle (donc plus ma proposition est incertaine). Inversement, en augmentant la taille de l'intervalle, je gagne en certitude au détriment de la précision.

2.2. Méthodes et Approches de fusion :

La gestion des données à fusionnées demeure une préoccupation. Plusieurs méthodes ont été proposées dans la littérature [40]. Ces dernières sont adaptées à de nombreux problèmes liés à la fusion de données en provenance de plusieurs sources différentes.

Le problème de la combinaison d'informations à partir de plusieurs sources se rencontre dans de nombreux champs d'application souvent liés au besoin de vouloir percevoir un environnement à partir de capteurs plus ou moins fiables et précis.

En se basant sur les principaux travaux effectués ces dernières années en robotique mobile, nous rappelons dans ce qui suit un panel non exhaustif des principales techniques de fusion rencontrées. Ces techniques sont appliquées à la combinaison et à l'intégration de données hétérogènes provenant de plusieurs sources. C'est pourquoi nous les appelons « approches classiques ».

Si l'on se restreint au domaine de l'intelligence artificielle et de la robotique, on peut identifier principalement trois grandes classes d'approches de fusion :

- celle basée sur la théorie de l'évidence.
- celle basée sur la théorie des ensembles flous.
- celle basée sur les modèles probabilistes.

On peut distinguer trois types de fusion [41]:

- **Fusion complémentaire:** Chaque capteur ne fournit qu'une information partielle de l'état du système. Très souvent, un capteur proprioceptif (comme l'odométrie) est combiné à un capteur extéroceptif (balises) [42]. Ce type de fusion permet de fournir une information ne pouvant être obtenue séparément avec chacun des capteurs.
- **Fusion compétitive:** les capteurs de type différent mesurent le même paramètre (exemple un sonar et une caméra mesurant la distance d'un objet au robot mobile). Ce type de fusion accroît la précision et le degré de confiance d'une donnée obtenue avec plusieurs capteurs distincts.

- **Fusion coopérative:** l'un des capteurs ne réalise une mesure qu'après avoir reçu le résultat de mesure d'un autre capteur (exemple : deux caméras d'un montage stéréoscopique sont nécessaires pour estimer la dimension d'un objet situé dans leur champ commun).

On trouve également les notions suivantes :

- **Fusion statique :** quand le résultat de l'opération de fusion est obtenu indépendamment des états antérieurs. On exploite alors uniquement les données de l'instant courant.
- **Fusion dynamique :** quand le résultat tient compte des états antérieurs. Tout processus de fusion ayant une formulation itérative rentre dans ce contexte.

2.2.1. Méthodes de fusion liées à un traitement non probabiliste de l'incertain :

Les probabilités sont l'une des mesures de confiance possibles. On peut utiliser pour la fusion d'autres mesures non additives, qui peuvent donner lieu à des combinaisons et des agrégations de types plus variés et supposent moins de connaissance a priori sur les données.

a. Combinaison par la théorie des possibilités.

Les mesures de possibilité et de nécessité constituent la première famille utilisable. On peut associer à une source d'information X , une distribution de possibilités notée π_X , prenant ses valeurs sur l'intervalle $[0,1]$; $\pi_X(x)$ représente le degré de possibilité pour que $X=x$.

Les possibilités permettent de manipuler conjointement les notions d'imprécision et d'incertitude, ce qui permet à la source d'information d'être caractérisée par cette distribution de possibilité.

Les manières de fusionner des distributions de possibilité correspondent à trois types d'opérateurs [43] :

- les opérateurs qui ont un comportement constant et indépendant du contexte;
- les opérateurs qui ont un comportement variable et indépendant du contexte;
- les opérateurs qui ont un comportement dépendant du contexte.

Le premier type comprend l'intersection des distributions de possibilité des sources qui donne donc une idée pessimiste de la combinaison (T-normes), l'union de ces distributions qui au contraire donne une vision trop optimiste (T-conormes) et les moyennes de différents types peu adaptées à la fusion si les informations sont contradictoires. La Figure 2.1 donne un exemple avec la Tnormemin et la T-conorme max. Le second type correspond aux sommes symétriques qui, selon les valeurs respectives des sources, se comportent comme des opérateurs de conjonction, de disjonction ou de moyenne.

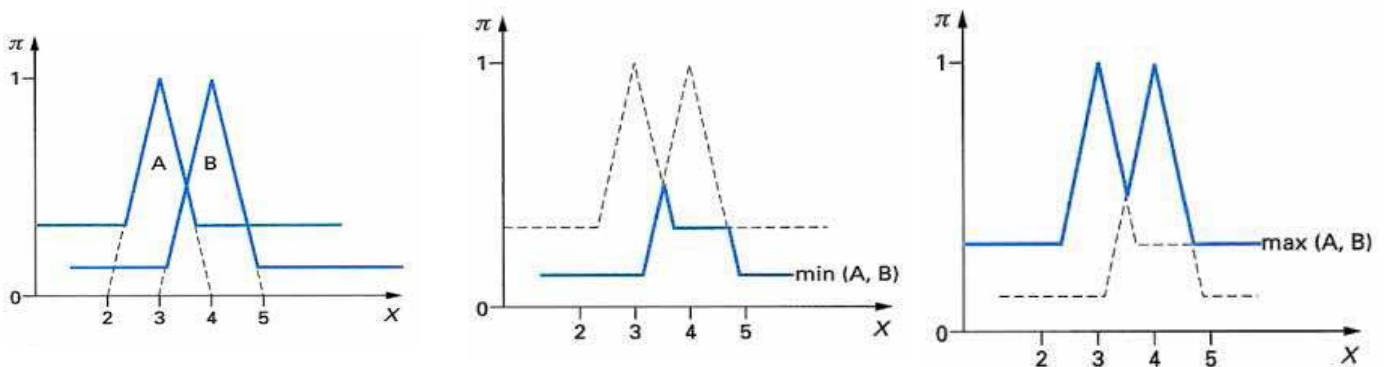


Figure 2.1 : Exemple d'opérateurs à comportement constant.

Les opérateurs dépendant du contexte sont quant à eux beaucoup plus puissants car, selon le conflit existant entre les sources ou la fiabilité de celles-ci, on module leur comportement : par exemple, si les sources présentent un consensus, on réalisera une conjonction, s'il y a conflit, on réalisera une disjonction et si le conflit est faible, on réalisera un compromis.

L'une des règles heuristiques repose sur une mesure de conflit $1-h$ entre deux sources A et B, dont les informations sont caractérisées par des distributions de possibilité π_A et π_B [40]

$$1 - h = 1 - \sup_x \min(\pi_A(x), \pi_B(x)) \quad (2.1)$$

La combinaison de A et B par cet opérateur adaptatif donne une distribution de possibilité π_{adap} calculée de la façon suivante [33] :

$$\pi_{adap} = \sup\left(\frac{\min(\pi_A(x), \pi_B(x))}{h}, \min(\max(\pi_A(x), \pi_B(x)), 1 - h)\right) \quad (2.2)$$

Plus le conflit entre deux informations est important (Figure 2.2), plus l'incertitude sur le résultat augmente.

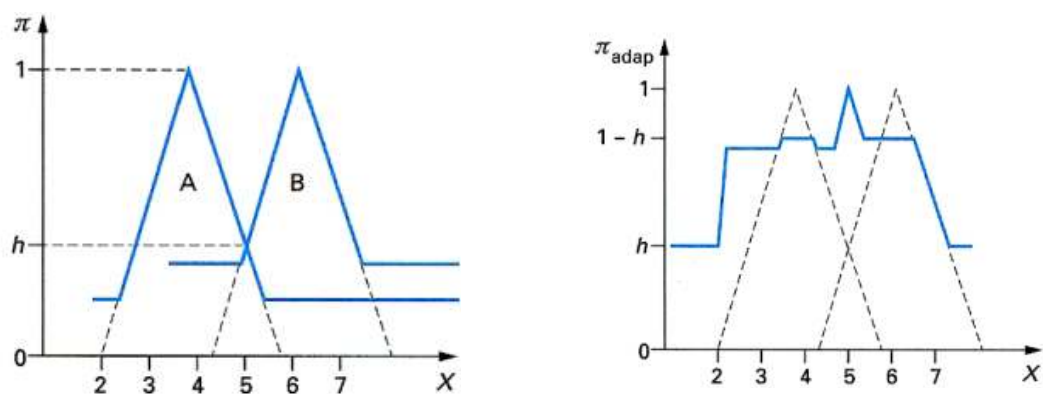


Figure 2.2 : Fusion en cas de conflit important.

b. Utilisation de la théorie de l'évidence.

L'autre mesure de confiance très utilisée concerne la théorie de l'évidence appelée aussi théorie des fonctions de croyances ou de Dempster Shafer. Cette théorie permet de représenter l'ignorance de façon explicite en se dispensant de la clause d'équirépartition qui existe avec une mesure additive [44].

La méthode de Bayes donne les mêmes résultats que la théorie de l'évidence lorsque les hypothèses sont mutuellement exclusives et que l'ensemble des hypothèses est exhaustif, ce qui est rarement le cas en pratique [45].

Dans de nombreuses applications, cette modélisation de l'ignorance est en effet nécessaire, que ce soit au niveau des capteurs délivrant des informations incomplètes ou à un niveau sémantique plus élevé, pour déterminer la vraisemblance d'hypothèses basées sur des évidences multiples.

L'ensemble des propositions élémentaires est appelé cadre de discernement. On assigne à chaque ensemble connu de faits (correspondant soit à une proposition élémentaire soit à une combinaison de propositions élémentaires) une masse m appelée masse d'assignement probabiliste qui permet de calculer la crédibilité et la plausibilité de ces combinaisons.

La crédibilité Cr (quelquefois notée Bel , pour belief) s'obtient à partir des masses élémentaires, par exemple pour trois propositions élémentaires :

$$Cr(A_1 \vee A_2 \vee A_3) = m(A_1) + m(A_2) + m(A_3) + m(A_1 \vee A_2) + m(A_1 \vee A_3) + m(A_2 \vee A_3) + m(A_1 \vee A_2 \vee A_3) \quad (2.3)$$

De la même façon, la plausibilité Pl d'une proposition A_i est définie par :

$$Pl(A_i) = 1 - Cr(\overline{A_i}) \quad (2.4)$$

La sortie d'un processus de Dempster Shafer est un ensemble d'intervalles d'évidence (Cr, Pl) qui encadrent la probabilité.

Il s'avère que, particulièrement dans les applications de type militaire, où les observations peuvent être troublées par des contre-mesures, la possibilité donnée dans cette théorie à la modélisation de l'ignorance est particulièrement appréciable [45].

2.2.2. Méthode de fusion Dérivées de l'intelligence artificielle :

Dans de nombreuses applications de fusion de données [46], on rencontre la nécessité de réaliser des déductions de haut niveau qui peuvent éventuellement compléter une fusion bas niveau numérique ayant permis d'obtenir une estimation de paramètres ou une identification. Ces déductions peuvent concerner l'interprétation de contexte, la prédiction d'intentions, la découverte de relations entre des faits ou des objets, le diagnostic. On trouvera donc l'utilisation de systèmes à base de connaissances tant dans des applications d'interprétation d'imagerie (médicale ou satellitaire) que dans des applications robotiques ou militaires.

Un système expert comprend une base de connaissances qui contient l'expertise (sous forme de règles de production, de réseau sémantique, de frame ou de script), une base de données qui enregistre la dynamique du système et un moteur d'inférence qui permet de tirer des conclusions. Le processus d'inférence fonctionne en chaînage avant ou arrière. La sélection de la règle à activer peut être effectuée par une technique de réfraction, d'actuation, de classement de règles, de datage, de spécificité ou par un choix aléatoire. Le système expert permet d'associer diverses techniques de représentation de l'incertitude : probabilité, raisonnement basé sur l'une des théories de l'évidence, facteurs de confiance, ensembles flous. Le choix d'une telle technique est délicat et doit, le plus souvent être basé sur l'expérimentation afin de déterminer la méthode la plus intéressante vis à vis de l'utilisation visée.

2.2.3. Méthodes d'optimisation :

On peut formuler le problème de la fusion de données comme un problème d'optimisation combinatoire. Les réseaux de neurones permettent, après une phase d'apprentissage, de fusionner des informations de natures différentes.

Le réseau de neurones est alors un composant d'un système de fusion qui permet une précision et des performances temporelles meilleures que les approches traditionnelles de ce type de problème.

L'algorithme génétique partage avec le réseau de neurones ces avantages de parallélisme et d'indépendance aux paramètres d'entrée [47].

On trouve des applications dans le domaine du suivi de cibles, de surveillance de zones sensibles.

2.2.4 La théorie des ensembles flous :

Introduite par Zadeh en 1965, la théorie des ensembles flous a été appliquée dans des nombreux champs d'applications. Il est plus pertinent où les relations floues désignent mesure sur des variables continues (telles que la hauteur, la distance, l'âge, etc.) Quantification est réalisée par l'identification des fonctions d'appartenance (ou fonctions possibilité), qui sont des distributions de l'adhésion ensemble $[0,1]$ sur la variable pertinente. Une valeur de 1 indique l'appartenance jeu complet membres, d'une valeur de 0 indique l'exclusion et les valeurs entre $(0,1)$ indiquent degrés d'appartenance à un ensemble partiel.

Tout comme il est difficile de déterminer les probabilités antérieures pertinentes et conditionnelles pour une approche Bayésienne et il est difficile de justifier la rationalité de des données dans l'approche de Luo, de sorte que la production de fonctions d'appartenance n'est pas chose facile. Ils sont souvent dérivés par des méthodes empiriques.

2 .2.5. Autres modèles de gestion de l'incertain :

Les trois modélisations de l'incertain basées sur la théorie de l'évidence, la théorie des ensembles flous et sur les modèles probabilistes sont celles que nous trouvons le plus souvent dans la littérature se rapportant à la fusion [29]. Il existe néanmoins d'autres méthodes de modélisation des connaissances apportées par un capteur sur l'état d'un système, mais elles sont utilisées de manière beaucoup plus marginale.

a. Systèmes experts à degrés de confiance :

Les systèmes experts et systèmes à base de connaissance sont des systèmes de fusion à haut niveau, proches de l'intelligence artificielle.

Ils sont composés d'un certain nombre de règles d'inférence, de la forme SI.... ALORS... SINON..., définies en accord avec un expert. Chaque proposition se voit affecté d'un degré de confiance, obtenu en faisant inférer le système à base de règles à partir de faits. Ce degré de confiance est un nombre entre -1 et 1 [29].

Il permet d'évaluer la connaissance que l'on a dans une proposition. Si une proposition est affectée d'un degré de confiance égale à 1, on est sûr qu'elle est vérifiée. Par contre, si son degré de confiance vaut -1, on est sûr qu'elle est fausse. Toutes les valeurs intermédiaires permettent de nuancer notre jugement. Ainsi, une proposition dont on sait qu'elle est presque sûre aura un degré de confiance proche de 1, mais une proposition dont on ne sait rien aura un degré de confiance proche de 0. En effet, le 0 est une valeur de degré de confiance un peu particulier, exprimant l'ignorance sur un fait. On ne peut pas décider si elle est plutôt vraie ou plutôt fausse, donc on laisse son degré de confiance à 0. Ce genre de système à base de règles pondérées permet bien de définir l'incertitude que l'on possède sur une proposition, mais il n'est pas adapté pour gérer l'imprécision. De plus, les degrés de confiance se dégradent très vite si on a quelques propositions dans lesquelles on a peu de confiance.

b. Filtrage de Kalman :

Le filtrage de Kalman est couramment utilisé en automatique et en gestion de systèmes. Il utilise la modélisation des systèmes par les variables d'état, et est bien adapté à la modélisation de systèmes dynamiques.

A partir d'une observation, on cherche à retrouver la valeur du vecteur d'état en tenant compte des propriétés statistiques de bruits additifs dans le système.

On arrive par itération à retrouver l'estimation optimale, au sens d'un critère des moindres carrés, du vecteur d'état. Depuis quelques temps, nous avons vu apparaître des méthodes de fusion de données intégrant le filtrage de Kalman [29].

2.3. Fusion en traitement d'images :

L'idée de combiner des images entre elles est née de la multiplication des modalités d'imagerie dans de nombreux domaines d'application. Dans un premier temps, le but de cette combinaison est de mettre les images en correspondance, afin d'exprimer les coordonnées des différentes images à combiner dans un même référentiel. C'est ce que l'on appelle la phase de recalage ou de mise en correspondance. Cela permet de pouvoir comparer de manière précise les différentes images, qui ne sont pas forcément prises sous le même angle de vue. Cette phase est indispensable pour pouvoir utiliser conjointement les informations provenant des différentes images.

La fusion d'images trouve sa place dès lors que plusieurs acquisitions du même « objet » (au sens large) sont effectuées et sont à analyser. Les premiers essais de fusion d'images ont été réalisés à partir d'images satellitaires et aériennes, puis pour des images dites « naturelles ».

L'imagerie aérienne et satellitaire est le premier domaine où les méthodes de fusion numérique d'images ont été mises en place. Les premières applications furent militaires [29]. La fusion a été développée pour permettre la reconnaissance d'objets, la poursuite de cibles ou encore la surveillance du champ de bataille.

Le commandant en chef dispose de nombreuses sources d'informations (radar, laser, infrarouge, visible...) Le but de la fusion est de combiner de manière rapide et sûre toutes ces informations de manière à offrir au stratège une aide à la décision.

Dans le domaine médical, le médecin a à sa disposition un nombre croissant d'images issues de modalités d'imagerie différentes (imagerie par rayons X, par ultrasons, par résonance magnétique, par émission de positons, ou encore imagerie nucléaire). Il s'agit pour lui de synthétiser toutes ces informations afin d'établir un diagnostic le plus fiable, le plus précis et le plus exact possible.

2.4. Raisonnement Bayésien :

L'utilisation de raisonnement de type Bayésien, [48] basé sur la théorie des probabilités, fait partie des méthodes de prise de décision les plus anciennes. L'inférence utilisant le théorème de Bayes permet de mettre à jour la vraisemblance d'une hypothèse à partir d'une estimation précédente de cette vraisemblance et d'observations nouvelles. Cette technique peut utiliser des probabilités classiques (le type d'incertitude représenté est lié à la fréquence d'apparition des événements) ou des probabilités subjectives. Soient H_1, H_2, \dots, H_n des hypothèses exhaustives et mutuellement exclusives pouvant expliquer une observation E , alors :

$$P\left(\frac{H_i}{E}\right) = \frac{P(E/H_i) P(H_i)}{\sum_i P(E/H_i) P(H_i)} \quad (2.5)$$

$$\sum_i P(H_i) = 1,$$

$P\left(\frac{H_i}{E}\right)$ la probabilité *a posteriori* que l'hypothèse H_i devienne vraie étant donnée l'évidence E .

$P(E/H_i)$ la probabilité d'observer l'évidence E sachant que H_i est vraie.

Si l'on considère un nombre k de capteurs observant une entité dont l'identité est inconnu. Cette entité peut avoir m identités différentes, chaque capteur C peut fournir nc déclarations différentes sur l'identité de l'objet, on connaît les probabilités a priori que le capteur déclare que l'objet est du type i lorsqu'il est du type j : $P_c(D_i/O_j)$.

Si le capteur était seul, on obtiendrait la probabilité a posteriori que l'objet soit de type j par :

$$P_c \left(\frac{O_j}{D_c} \right) = \frac{P_c(D_c/O_i) P(O_i)}{\sum_j P_c(D_c/O_i) P(O_i)} \quad (2.6)$$

Pour combiner l'ensemble des déclarations des capteurs, on peut également employer la formule de Bayes :

$$P \left(\frac{O_j}{D_1 \wedge D_2 \wedge \dots \wedge D_k} \right) = \frac{P(O_j) P_1(D_1/O_j) \dots \dots P_k(D_k/O_j)}{\sum_i P(O_i) P_1(D_1/O_i) \dots \dots P_k(D_k/O_i)} \quad (2.7)$$

On peut alors prendre une décision concernant la nature de l'objet par exemple en choisissant l'objet O_j pour lequel la probabilité conjointe $P \left(\frac{O_j}{D_1 \wedge D_2 \wedge \dots \wedge D_k} \right)$ est maximale.

On peut utiliser ce type de méthode à différents niveaux, que ce soit à partir d'observations multicapteurs ou pour combiner des évidences de plus haut niveau.

2.4.1. La Décision :

La dernière étape concerne la décision, par exemple le choix de la classe à laquelle appartient un point. Cette décision binaire peut être assortie d'une mesure de la qualité de cette décision, pouvant éventuellement conduire à la rejeter. La règle la plus utilisée pour la décision probabiliste et Bayésienne est le maximum *a posteriori* [49], [50]:

$$x \in C_i \text{ si } p(x \in C_i / I_1, \dots, I_l) = \max\{ p(x \in C_k / I_1, \dots, I_l), 1 \leq k \leq n \} \quad (2.8)$$

mais de très nombreux autres critères ont été développés par les probabilistes et les statisticiens, pour qu'ils s'adaptent au mieux aux besoins de l'utilisateur et au contexte de sa décision.

La règle de décision maximum *a posteriori* (MAP) peut être écrite sous la forme :

$$\begin{cases} C \text{ est occupée} & \text{si } P(s(C) = occ) > P(s(C) = libre) \\ C \text{ est libre} & \text{si } P(s(C) = occ) < P(s(C) = libre) \\ C \text{ est inconnue} & \text{si } P(s(C) = occ) = P(s(C) = libre) \end{cases} \quad (2.9)$$

Dans les grille d'occupation présentée par A. Elfes [51], les mesures sont représentées sous forme d'un ensemble de cellules. Chaque cellule possède plusieurs attributs exprimant chacun une propriété de la zone correspondante, notamment son occupation.

Pour des scènes d'intérieur, où le sol est plat, la plupart des chercheurs décrivent l'état de chaque cellule par un attribut unique qui est la probabilité d'occupation.

On parle alors de grille d'occupation. Une cellule est dite libre si sa probabilité d'occupation est inférieure à un seuil choisi et occupée dans le cas inverse.

Moravec, Elfes et Matthies [52], [53] ont été parmi les premiers à utiliser le principe des grilles d'incertitude (ou grille d'occupation). L'objectif de leurs travaux est de construire de manière autonome la carte de l'environnement d'un robot mobile.

Chaque mesure de distance fournie par les capteurs est interprétée comme définissant un volume d'espace probablement vide et un volume probablement

occupé dans le cône d'émission du capteur. Cette information d'occupation est une densité de probabilité que l'on projette verticalement sur une carte à deux dimensions, où l'on voit apparaître des aires élémentaires vides, occupées et inexplorées. [54], [55].

Exemple :

Considérons la grille d'occupation suivante comportant 64 cellules, représentant un environnement de navigation d'un robot mobile :

Pour la première cellule la valeur 80 représente la probabilité de 0.8 que la cellule soit occupée, et 0.2 qu'elle soit libre. Son histogramme peut être représenté par le tableau 2.1.

occupée	80	20	70	50	50	50	50	50	50	85	5	5	90	50	50	90	10
Libre	20	80	30	50	50	50	50	50	50	15	95	95	10	50	50	10	90
occupée	80	20	70	70	70	70	70	70	70	70	5	5	90	90	90	90	10
Libre	20	80	30	30	30	30	30	30	30	30	95	95	10	10	10	10	90
occupée	80	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
Libre	20	80	80	80	80	80	80	80	80	80	80	80	80	80	80	80	80
occupée	80	20	20	20	20	20	20	20	20	20	95	20	20	20	20	20	20
Libre	20	80	80	80	80	80	80	80	80	80	5	80	80	80	80	80	80

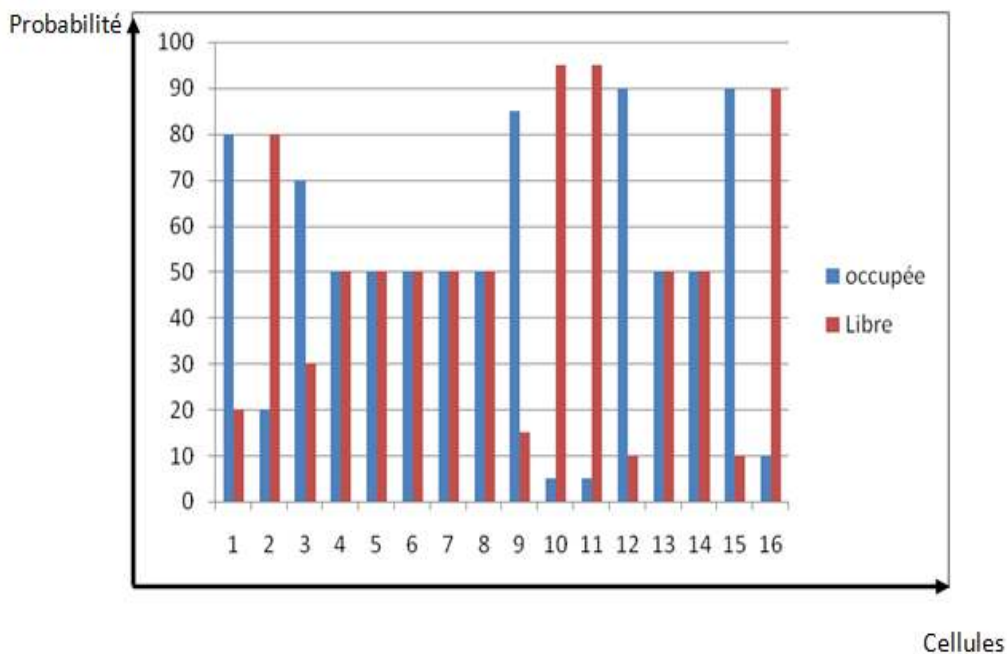


Tableau 2.1 : Grille d'occupation et sa distribution de probabilité

2.5. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté les différentes techniques de fusion de données multisensorielles existantes, dans le but d'avoir une précision accrue, une plus grande portée de détection, une fiabilité supérieure.

Plusieurs méthodes sont proposées dans la littérature. Ces dernières sont adaptées et adaptables à de nombreux problèmes liés à la fusion de données en provenance de plusieurs sources différentes. Nous avons présenté le raisonnement Bayésien ainsi le critère de prise de décision MAP (*Maximum a posteriori*).

Le chapitre suivant présentera plus de détails concernant la fusion de données basée sur la théorie de Bayes.

Chapitre 3

Application de la théorie

Chapitre 3 Application de la théorie

Après avoir présenté les différentes techniques de fusion de données multisensorielles, et en particulier le raisonnement Bayésien, nous présentons dans ce chapitre la construction d'une grille d'occupation à partir de deux données sensorielles différentes (US et caméra) issues des capteurs embarqués sur le matériel existant qui est le robot mobile ATRV2, et nous proposons une approche pour les fusionner.

3.1. Le Matériel existant : Le Robot mobile ATRV2 [40]:

Le robot mobile ATRV2 (All Terrain Robot Vehicle 2) est une plate forme expérimentale construite par la société iRobot (Figures 3.1-2) pouvant se déplacer sur un terrain accidenté et possédant quatre roues motrices différentielles (4-wheel differential-drive skid-steering configuration) commandées par quatre moteurs indépendants. La paire de roues du même côté roule avec une même vitesse et sont commandées indépendamment de celles du côté opposé. Si les deux paires de roues roulent avec une même vitesse, donc le robot mobile se déplace dans le même sens de déplacement des roues, mais si elles roulent avec des vitesses opposées, le robot mobile va tourner sur lui même. Et si ces deux paires roulent avec des vitesses différentes (un côté roule plus vite que l'autre), le robot mobile suivra une courbe du côté roulant avec la vitesse la plus faible.



Figure 3.1 : Le robot mobile ATRV2.

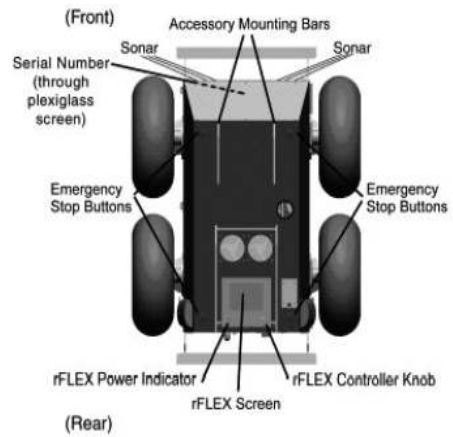


Figure 3.2 : Vue de haut du système mobile ATRV2.

Le robot mobile ATRV2 (Figure 3.3.a) est équipé de douze capteurs à ultrasons montés en horizontal autour du système (six à l'avant, deux à l'arrière et deux sur chaque côté). La portée de leur mesure s'étend sur une distance allant de six centimètres jusqu'à quatre mètres. Le lobe principal de leur fonction de sensibilité (ou angle d'ouverture) est contenu dans un angle solide de 30° .

Grâce à ces capteurs, l'ATRV2 peut acquérir rapidement une perception panoramique complète à 360° (Figure 3.3.b).

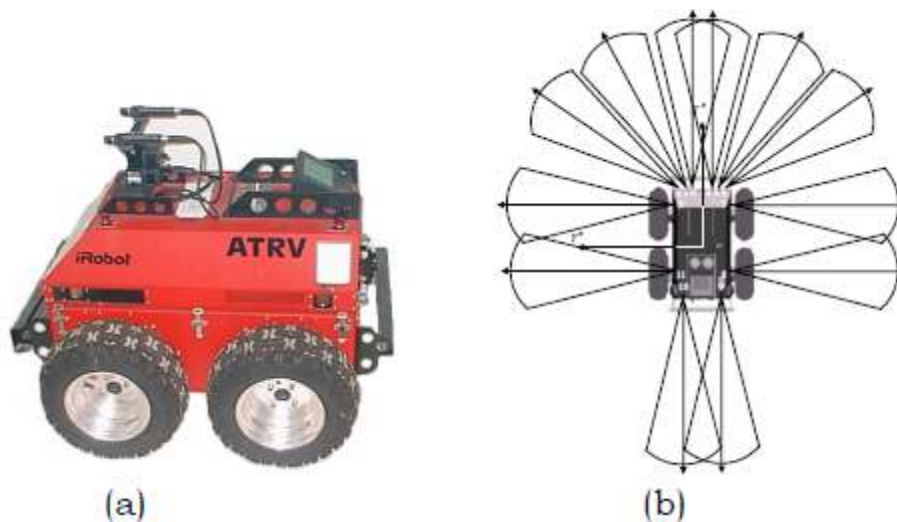


Figure 3.3 : (a) Le robot mobile ATRV2, (b) Perception panoramique de l'ATRV2.

Cependant, tous ces capteurs sont actionnés en même temps et cela peut provoquer une diaphonie importante entre capteurs (causée par une résolution angulaire faible, des erreurs dues aux réflexions multiples ou des réflexions spéculaires loin du capteur).

Le système de vision du robot mobile ATRV2 est composé de deux caméras CCD couleurs montées sur une tourelle Pan Tilt (Figure 3.4). Leur utilisation a pour avantage de fournir des informations très riches sur l'environnement. A partir de ces informations tels que des points et segments de droite extraits de l'image de la scène observée, on peut contrôler le déplacement relatif et la position du robot mobile vis à vis d'éléments caractéristiques de l'environnement.



Figure 3.4 : Système de vision de l'ATRV2.

3.2 Construction de la carte de l'environnement (Map construction) :

La construction d'une carte locale de l'environnement est un problème dual du problème de localisation. Dans le cas de la localisation, à partir de mesures d'un environnement connu a priori, le problème consistait à estimer la localisation courante du robot. Ici, il s'agit de déterminer une représentation de l'environnement, en supposant connue la position du robot. La modélisation de l'environnement obtenue apparaît généralement sous la forme d'une carte géométrique ou d'une carte d'occupation.

3.2.1 Modèle de l'environnement :

Le modèle de l'environnement existant est le modèle métrique (grille de certitude) basé sur l'algorithme HIMM (Histogramic In Motion Mapping en anglais) présenté dans [56]. Il utilise une grille histogramme à deux dimensions pour la représentation des obstacles.

Ce modèle est exploitable dans tout type d'environnement sans nécessiter d'aménagements particuliers, et peut être utilisé à partir des mesures issues de plusieurs types de capteurs. Chaque capteur construit sa carte locale qui va ensuite être intégrée à une carte locale du robot mobile servant à établir la carte globale de l'environnement.

a. La carte locale.

La carte locale est centrée sur le robot mobile et sa taille est ajustée sur la plus grande mesure du système de perception embarqué.

A l'arrêt, les cellules occupées par le robot mobile sont considérées libres.

Lorsque le robot mobile se déplace, il utilise sa position, son orientation et les mesures de son système de perception embarqué pour construire sa carte locale.

b. La carte globale.

La carte globale de l'environnement de navigation définit l'espace ou l'endroit dans lequel le robot mobile va se mouvoir.

Toutes les cartes locales sont intégrées pour former une seule carte (carte globale). Chaque carte locale est intégrée à l'ancienne carte globale pour donner une nouvelle carte globale (mise à jour) de l'environnement.

3.2.2. Représentation des mesures issues des capteurs à ultrasons :

Un moyen de modéliser le capteur à ultrasons consiste à déterminer la fonction de densité de probabilité $P[r/d]$ de la mesure de profondeur r connaissant la distance d entre le capteur et l'obstacle [3].

En supposant le capteur idéal, la mesure est interprétée comme étant la distance au plus proche obstacle dans la direction de l'axe acoustique (Figure 3.5)

$$P[r/d] = \begin{cases} 1 & \text{si } r = d \\ 0 & \text{si } r \neq d \end{cases} \quad (3.1)$$

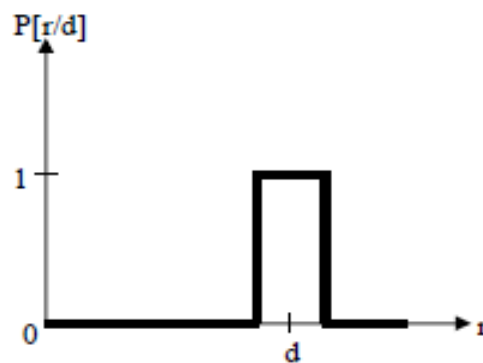


Figure 3.5 : Fonction de probabilité d'un capteur idéal.

En enregistrant ce modèle dans une grille, seule la cellule située sur l'axe acoustique du capteur à la distance mesurée est modifiée (Figure 3.6). De cette façon, l'incertitude sur la distance mesurée peut être contenue dans la cellule.

Ce modèle a été utilisé pour effectuer des tâches d'évitement d'obstacles pour un robot mobile [56]. Les cellules de la grille représentant l'environnement sont initialisées à la valeur zéro. Puis, au cours du déplacement du robot mobile, chaque obstacle détecté incrémente la valeur de la cellule correspondante. Ainsi, au fur et à mesure du déplacement, les obstacles sont repérés par des cellules dont les valeurs augmentent, ce qui permet de les éviter.

Une autre modification a été apportée sur ce modèle, il prend en compte l'espace libre entre le capteur et l'obstacle [57]. Comme précédemment, la valeur initiale de chaque cellule de la grille est nulle. Puis, lors d'une acquisition, les valeurs des cellules correspondant à l'espace libre sont décrémentées tandis que la valeur de la cellule

représentant l'obstacle est augmentée de la valeur 3, les valeurs des cellules restantes n'étant pas modifiées (Figure 3.7).

Le problème de ces modèles est qu'ils ignorent l'incertitude angulaire des capteurs à ultrasons. Un capteur de type Polaroid possède un cône d'émission de 24° à 30° , les réflexions retournées au capteur peuvent provenir d'objets situés dans la périphérie du cône. Ramener la mesure simplement sur l'axe de tir, considérant le capteur à ultrasons comme un capteur ponctuel (comme le laser), peut donc être source d'erreurs car beaucoup d'obstacles seront mal ou pas perçus (Figure 3.8).

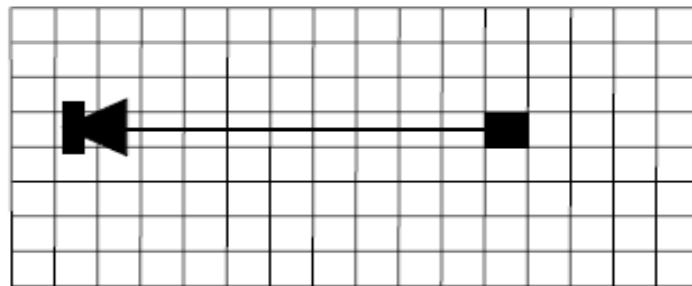


Figure 3.6 : Grille pour un capteur idéal.

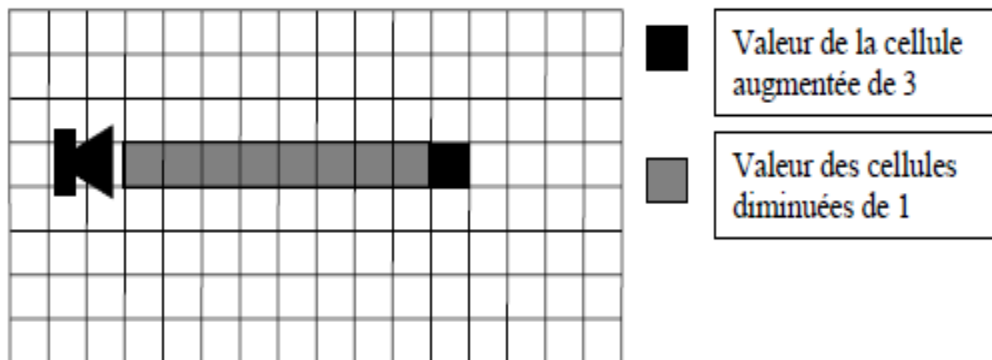


Figure 3.7 : Grille pour un capteur idéal prenant en compte l'espace libre.

L'incertitude sur les mesures intervient donc sur la profondeur r , mais aussi sur l'angle θ par rapport à l'axe de tir. Une première approche utilisée pour la détection d'obstacles lors de la navigation de systèmes mobiles consiste à modifier le premier modèle (Figure 3.6) en un arc de cercle (Figure 3.9) [57]; la valeur attribuée à chaque cellule étant inversement proportionnelle au nombre de cellules recouvertes par l'arc entier.

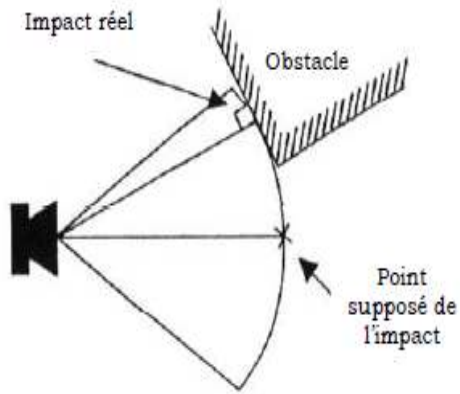


Figure 3.8 : Exemple d'obstacle

mal perçu.

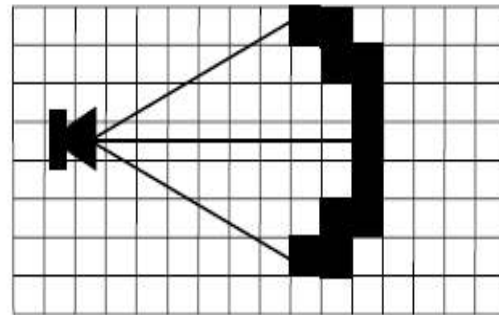


Figure 3.9 : Grille prenant en compte mal

l'ouverture angulaire du capteur.

En partant de l'idée n'ayant aucune informations complémentaires sur la mesure ultrasonore, notre contribution a consisté à considérer tous les points de l'arc sont équivalents pour une position possible de l'obstacle, il nous paraît logique d'attribuer la même valeur à chacune des cellules représentant le même état (libre ou occupé).

Notre modèle utilise cette idée en décrémentant de 1 les valeurs CV des cellules correspondant à l'espace libre jusqu'à un seuil minimum défini ($\text{Min_Vote_Seuil}=0$), et en incrémentant de 3 les valeurs CV des cellules de l'arc de cercle représentant l'obstacle jusqu'à un seuil maximum défini (Max_Vote_Seuil).

Les valeurs des cellules restantes ne sont pas modifiées.

Le modèle du capteur à ultrasons ainsi obtenu et sa grille correspondante sont représentés par la figure 3.10.

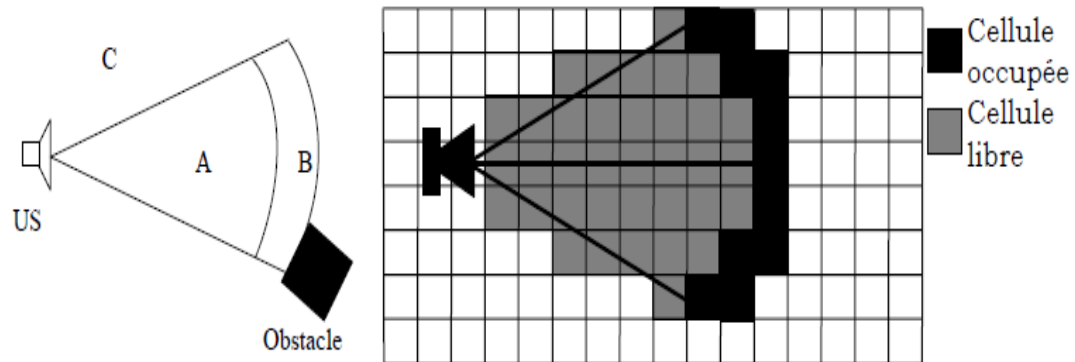


Figure 3.10 : Modélisation du capteur à ultrasons.

La règle de mise à jour des valeurs CV des cellules de la grille est exprimée comme suit:

$$CV(X) = \begin{cases} CV(X) + 3 & \text{if } X \in B \\ CV(X) - 1 & \text{if } X \in A \\ CV(X) & \text{if } X \in C \end{cases} \quad (3.2)$$

$$CV_{Min} \leq CV(X) \leq CV_{Max}$$

Ce modèle présente l'avantage d'éviter le traitement des mesures à l'aide de lois de probabilités lourdes à gérer.

3.2.3. Représentation des mesures issues du système de vision :

Connaissant le modèle de projection de chaque caméra et la relation spatiale entre les caméras du banc stéréoscopique [40], on peut calculer les coordonnées 3D d'un point à partir de ses projections dans les différentes images.

Afin de reconstruire en 3D la scène observée à partir des images acquises, le processus de stéréovision comporte une chaîne de traitement qui se présente de la façon suivante :

1. Le calibrage (ou calibration).
3. La mise en correspondance (ou appariement).
4. La reconstruction 3D.

Les points 3D de l'environnement obtenus lors des acquisitions sont filtrés avant d'être sauvegardés dans le modèle de l'environnement choisi. Le filtrage se fait comme suit :

1. Tous les points dont la profondeur (suivant l'axe des X – voir Annexe2) est supérieure à un seuil donné sont éliminés.
2. Tous les points dont la hauteur (suivant l'axe des Z) est inférieure à un seuil donné sont éliminés.
3. Les points 3D restants sont sauvegardés dans le modèle de la manière suivante :
Tous les points sont projetés en un seul point sur le sol (le plan XY) et la valeur CV de la cellule correspondante prendra comme valeur le nombre de points projetés (pour plus de détails voir Annexe 3).

3.3. Calibrage Capteurs à ultrasons-Banc stéréoscopique :

Le calibrage des systèmes multicapteurs est une étape primordiale pour représenter les données provenant des différents capteurs dans un même repère, ce qui est indispensable avant toute analyse ou fusion de ces données. Le banc stéréoscopique et les capteurs ultrasonores sont montés sur le robot mobile ATRV2 dans un but de coopération et de fusion, leur calibrage est ainsi devenu une nécessité. Le banc stéréoscopique fournit les informations d'intensité sous la forme d'une paire d'images, alors que les capteurs ultrasonores apportent les informations de profondeur sous la forme d'un vecteur de profondeur.

Le calibrage calcule les transformations rigides entre le repère lié au banc stéréoscopique et celui lié à chaque capteur ultrasonore (US). La connaissance de ces transformations permet de projeter les points 2D des repères capteurs ultrasonores dans le repère banc stéréoscopique (voir Annexe 2).

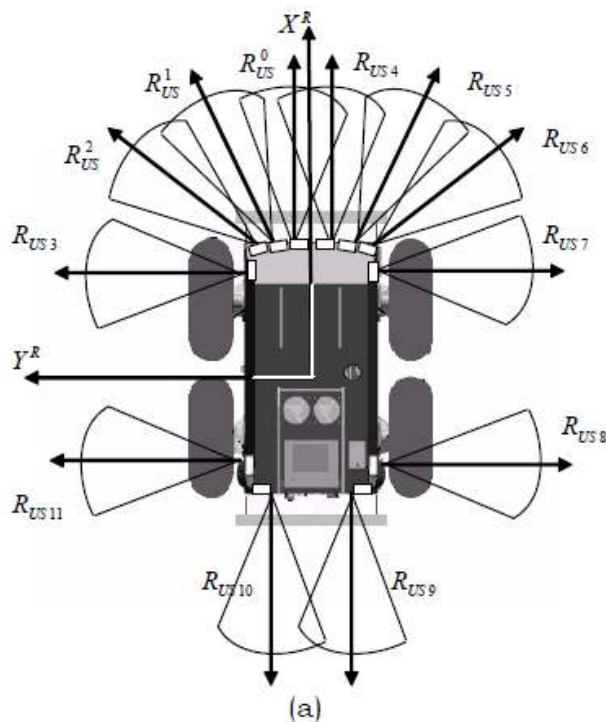


Figure 3.11 Positions et orientations des 12 capteurs ultrasonores embarqués de l'ATRV2

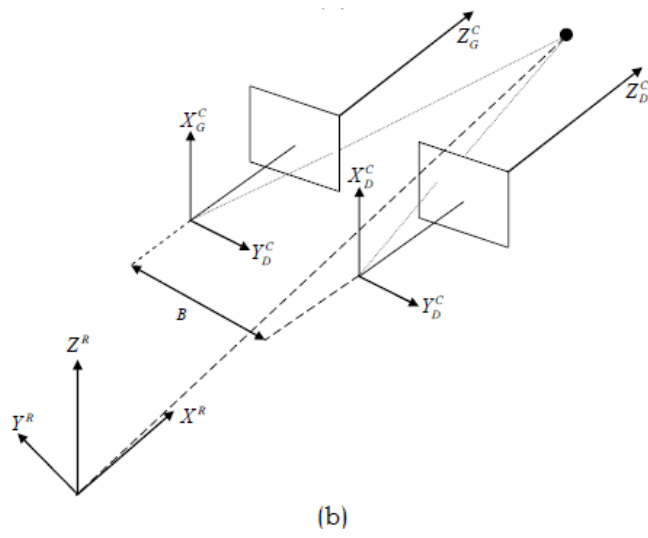


Figure 3.12 Modèle géométrique du banc stéréoscopique : vue de perspective.



Figure 3.13 Calibrage du banc stéréoscopique du robot mobile ATRV2.

3.4. La Fusion :

Le champ de vision commun est discrétisé en cellules conformément au modèle de l'environnement choisi. Dans ce dernier, chaque cellule possède une valeur de certitude CV qui représente la confiance de l'algorithme dans l'existence d'un obstacle à cet endroit. Cette valeur est modifiée après comparaison, à chaque acquisition, dès que les capteurs ultrasonores ou le banc stéréoscopique détectent un nouvel obstacle.

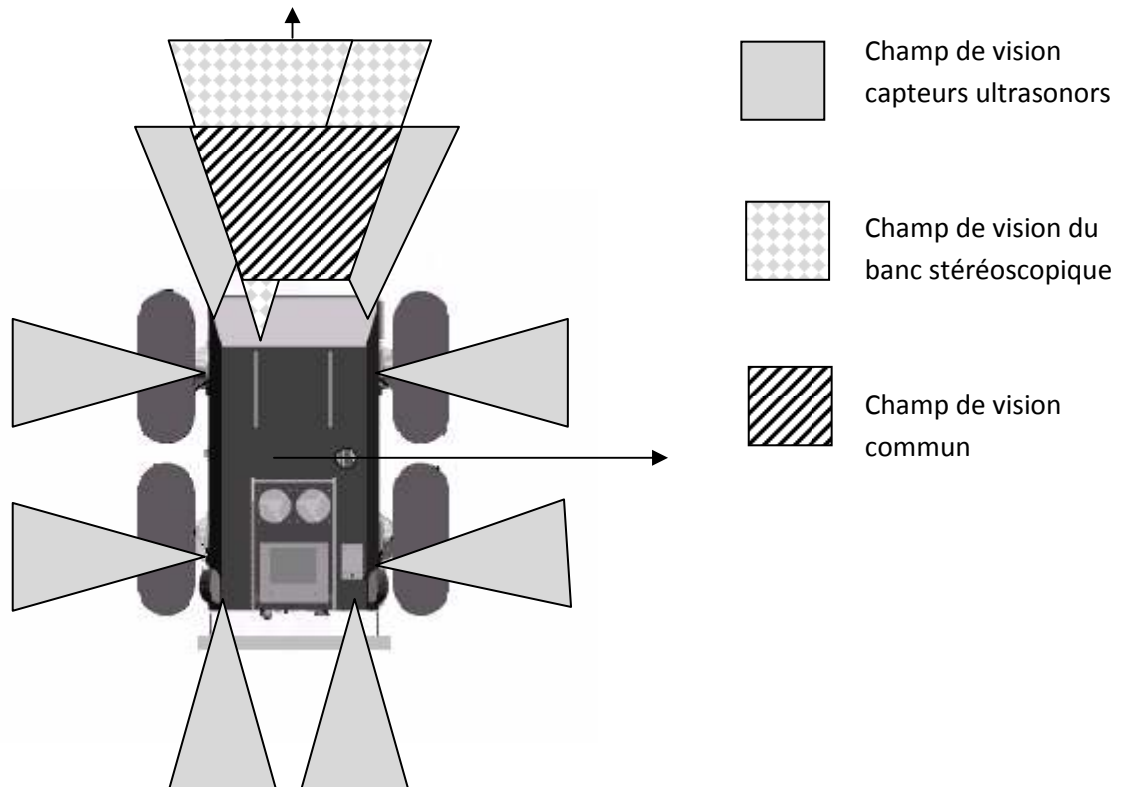


Figure 3.14 : Le champ de vision commun entre les capteurs à ultrasons et le banc stéréoscopique.

3.4.1. Fusion de données par la théorie de l'évidence [40]:

La méthode de fusion des données US-banc par la théorie de l'évidence définit une distribution de possibilité pour chaque classe, occupée ou libre, et est calculée pour chaque cellule du champ de vision commun, et donne son degré de possibilité d'appartenir à une classe donnée (libre ou occupée).

Pour mieux comprendre le principe, prenons l'exemple mentionné dans [40] :

Soient les grilles A et B de la Figure 3.12 les portions de l'environnement perçues respectivement par les capteurs ultrasonores et le banc stéréoscopique.

La grille C est la grille résultant de la fusion des données obtenue par combinaison adaptative des grilles A et B en utilisant l'équation (2.2)

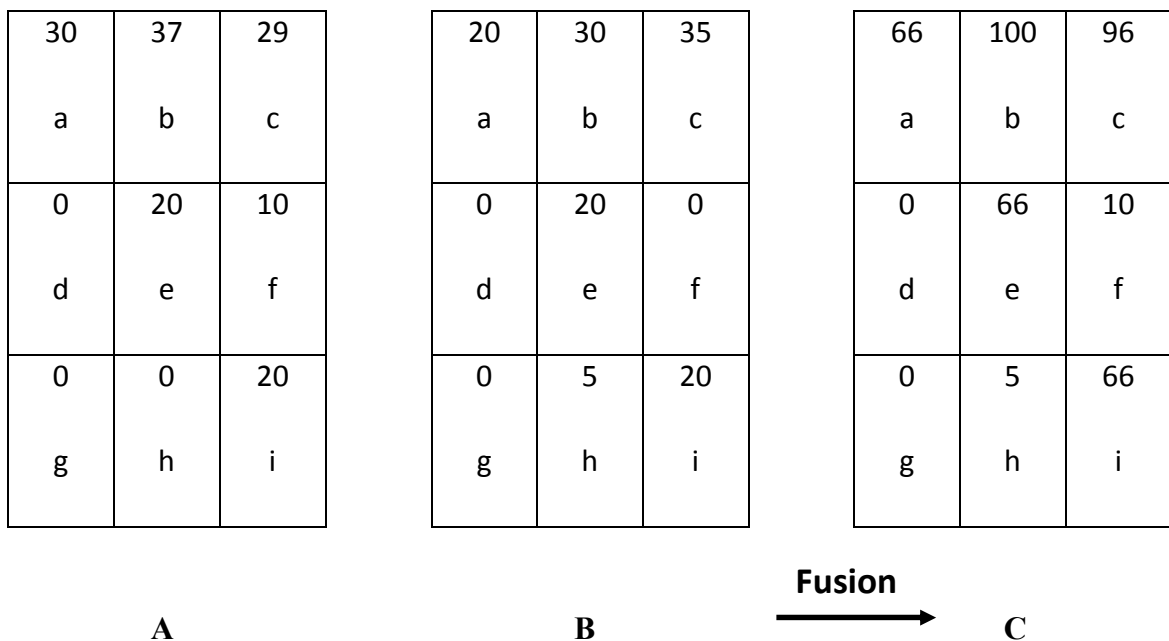


Figure 3.15 : Exemple de fusion des données capteurs basée sur la combinaison adaptative.

A : portions de l'environnement perçues par les capteurs ultrasonores.

B : portions de l'environnement perçues par le banc stéréoscopique.

C : La grille résultant de la fusion des données obtenue par combinaison adaptative des grilles A et B.

Pour chaque valeur CV d'une cellule des grilles A et B, on associe une probabilité P représentant son état, calculée comme suit :

$$P = \frac{CV}{Max_Vote_Seuil} \quad (3.3)$$

La mesure de possibilité de cette cellule prendra donc la valeur suivante :

$$\pi_{US\ ou\ Banc} = P \quad (3.4)$$

En cas de différence de perception d'état d'une cellule donnée par les capteurs ultrasonores et le banc stéréoscopique, un opérateur adaptatif $\pi_{adap} = \pi_{US, Banc}$ est utilisé et calculé de la façon suivante [40]:

$$\pi_{US, Banc} = \max\left(\frac{\min(\pi_{US}, \pi_{Banc})}{h(\pi_{US}, \pi_{Banc})}, \min(\max(\pi_{US}, \pi_{Banc}), 1 - h(\pi_{US}, \pi_{Banc}))\right) \quad (3.5)$$

La nouvelle valeur de CV représente donc une nouvelle information plus riche, plus précise et plus fiable sur l'état de la cellule.

3.4.2. Fusion de données par la théorie de Bayes :

Prenons les mêmes données de l'exemple précédent Figure 3.15 A, B), et on utilisant l'équation de l'inférence Bayésien (3.6) pour fusionner les données :

$$P \left(O_j / D_1 \wedge D_2 \wedge \dots \wedge D_k \right) = \frac{P(O_j) P_1(D_1/O_j) \dots \dots P_k(D_k/O_j)}{\sum_i P(O_i) P_1(D_1/O_i) \dots \dots P_k(D_k/O_i)} \quad (3.6)$$

$O_j = \{ \text{Occupée, Libre} \}$.

$D_1 = \text{Ultrason}$

$D_2 = \text{Banc stéréoscopique.}$

La règle utilisée pour la décision est le maximum *a posteriori* [49], [50]:

$$x \in C_i \text{ si } p(x \in C_i / I_1, \dots, I_n) = \max \{ p(x \in C_k / I_1, \dots, I_n), 1 \leq k \leq n \} \quad (3.7)$$

Avec :

x : Représente une cellule de la grille.

$C_i = \{ \text{Occupée, Libre} \}$.

$I_1 = \text{Capteur US.}$

$I_2 = \text{Banc stéréoscopique.}$

D'après l'équation (3.7), une cellule x est déclarée occupée si $P(x)_{\text{Occupée}} > P(x)_{\text{Libre}}$

30	37	29
a	B	c
0	20	10
d	E	f
0	0	20
g	H	i

A. portions de l'environnement perçues par le capteur ultrasonore.

20	30	35
a	b	C
0	20	0
d	e	F
0	5	20
g	h	I

B. portions de l'environnement perçues par le banc stéréoscopique.

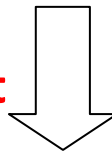
0.66	1	0.96
a	B	c
0	0.66	0.10
d	E	f
0	0.05	0.66
g	H	i

a. Probabilité que la cellule soit Occupée.

0.34	0	0.04
a	b	C
1	0.34	0.90
d	e	F
1	0.95	0.34
g	h	I

b. Probabilité que la cellule soit Libre.

Inférence et



Décision

Occupée	Occupée	Occupée
Libre	Occupée	Libre
Libre	Libre	Occupée

Figure 3.16 : Inférence Bayésien

D'après les résultats de la fusion de données par la théorie de Bayes (Figure 3.16) nous avons eu une information plus précise et plus fiable sur l'état des cellules représentant l'environnement du Robot mobile qui coïncide celle obtenue par la théorie de l'évidence.

3.4. Résultats de Simulation :

Pour valider notre approche de fusion par la théorie de Bayes, les résultats de simulation sont présentés et comparés avec ceux obtenus par la théorie de l'évidence.



Figure 3.17 : Le Robot devant des obstacles

3.4.1. Construction basée sur les données capteurs ultrasonores :

Cette grille est basée uniquement sur les données en provenance de 12 capteurs ultrasonores embarqués sur le robot mobile ATR2.

Valeurs de CV Occupée / Libre	35/ 65	75/ 25	37/ 63	66/ 34	60/ 40	62/ 38	65/ 35	35/ 65	85/ 50	75/ 25	65/ 35	29/ 71	29/ 71	29/ 71	29/ 71	70/ 30
Valeurs de CV Occupée / Libre	35/ 65	35/ 65	37/ 63	37/ 63	37/ 63	37/ 63	37/ 63	37/ 63	37/ 63	5/ 95	5/ 95	29/ 71	29/ 71	29/ 71	29/ 71	85/ 15
Valeurs de CV Occupée / Libre	35/ 65	85/ 65	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	35/ 65	35/ 65
Valeurs de CV Occupée / Libre	35/ 65	29/ 71	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	65/ 35	35/ 65	35/ 65

Tableau 3.1 valeurs de CV des cellules de la grille selon Capteur US.

3.4.2. Construction basée sur les données du banc stéréoscopique :

Cette grille est basée uniquement sur les données en provenance de caméras embarquées.

Valeurs de CV Occupée / Libre	0/ 100	20/ 80	70/ 30	50/ 50	50/ 50	50/ 50	50/ 50	50/ 50	85/ 15	5/ 95	5/ 95	29/ 10	50/ 50	50/ 50	29/ 10	80/ 20
Valeurs de CV Occupée / Libre	0/ 100	20/ 80	70/ 30	70/ 30	70/ 30	70/ 30	70/ 30	70/ 30	70/ 30	5/ 95	5/ 95	90/ 10	90/ 10	90/ 10	5/ 95	25/ 75
Valeurs de CV Occupée/ Libre	0/ 100	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	5/ 95	20/ 80
Valeurs de CV Occupée/ Libre	80/ 20	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	20/ 80	0/ 100

Tableau 3.2 Valeurs de CV des cellules de la grille selon Banc stéréoscopique.

3.4.3. Fusion de données par la théorie de l'évidence :

Après fusion des données issues des capteurs US et banc stéréoscopique suivant la formule de l'équation (2.2) nous obtenons :

0	66,6	100	100	100	100	100	100	100	16,6	16,6	96,6	96,6	96,6	96,6	80
0	40,0	100	100	100	100	100	100	100	0,7	0,7	100	100	100	6,67	0
0	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	10	0
100	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	66,6	10	0

Tableau 3.3 Distribution de la valeur CV d'occupation des cellules de la grille après fusion par la théorie de l'évidence.

3.4.4. Fusion de données par la théorie de Bayes :

Pour mieux expliquer l'application de la théorie de Bayes prenons le cas d'une seule cellule qui est remplie par la gris (tableaux 3.1- 3.2 – 3.3):

Les deux capteurs US et banc stéréoscopique fournissent une probabilité que la cellule soit Libre ou occupée.

Notons Y_1^1 la dernière valeur donnée par le capteur US formée par addition de la nouvelle valeur y_1^1 et l'ancienne donnée Y_0^1 .

Notons aussi Y_1^2 la dernière valeur donnée par le Banc stéréoscopique formée par addition de la nouvelle valeur y_1^2 et l'ancienne donnée Y_0^2 .

Capteur US : Anciennes valeurs	Banc stéréoscopique : Anciennes valeurs
$P(\text{occupée} / Y_0^1) = 0.5$	$P(\text{occupée} / Y_0^2) = 0.7$
$P(\text{Libre} / Y_0^1) = 0.5$	$P(\text{Libre} / Y_0^2) = 0.3$

Capteur US : nouvelles valeurs	Banc stéréoscopique : nouvelles valeurs
$P(\text{occupée} / Y_1^1) = 0.7$	$P(\text{occupée} / Y_1^2) = 0.8$
$P(\text{Libre} / Y_1^1) = 0.3$	$P(\text{Libre} / Y_1^2) = 0.2$

Résultats de la Fusion précédente
$P(\text{occupée} / Y_0^1 Y_0^2) = 0.6$
$P(\text{Libre} / Y_0^1 Y_0^2) = 0.4$

Tableau 3.4 Données capteurs et résultats de la fusion

Pour $x = \{occupée, Libre\}$ on utilisant la règle de Bayes [58] on aura :

$$P(x/Y_1^1 Y_2^2) = P(x/y_1^1 y_1^2 Y_0^1 Y_0^2). \quad (3.8)$$

$$P(x/Y_1^1 Y_2^2) = \frac{P(x/Y_1^1) P(x/Y_1^2) P(x/Y_0^1 Y_0^2)}{P(x/Y_0^1) P(x/Y_0^2)}$$

Par application numériques des données du tableau 3.4 on obtient :

Résultats de la nouvelle Fusion
$P(occupée / Y_1^1 Y_1^2) = 0.96$
$P(Libre / Y_1^1 Y_1^2) = 0.04$

Tableau 3.5 Nouvelles valeurs après Fusion

On comparons les valeurs de P(occupée) et P(libre) des deux tableaux 3.4 et 3.5 nous constatons que les deux valeurs de probabilités d'occupation de la cellule de 0.7 et 0.8 provenant respectivement des deux capteurs US et banc stéréoscopique ont été fusionnées pour mettre à jours l'ancienne valeur de 0.6 pour une nouvelle valeur de 0.96 (Tableau 3.5).

Etat de Cellule	Ancienne valeurs	Dernière données capteurs		Nouvelles valeurs	Décision
		Capteur US	banc stéréoscopique		
Occupée	0.6	0.7	0.8	0.96	Occupée
Libre	0.4	0.3	0.3	0.04	Libre

Tableau 3.6. Evolution des probabilités.

Ainsi au fur et à mesure que le robot est en mouvement, une mise à jour des valeurs de probabilités va être faite suivant l'équation 3.8.

La nouvelle valeur représente donc une nouvelle information plus riche, plus précise et plus fiable sur l'état de la cellule.

Ainsi pour le robot ATRV2, la fiabilité de la détection d'obstacles est améliorée en utilisant la grille d'occupation probabiliste construite après fusion de données.

La même procédure est appliquée pour le reste des cellules, et les résultats de la fusion sont présentés dans le tableau suivant (Tableau 3.7)

Probabilité Occupée / Libre	0/ 100	58/ 42	58/ 42	66/ 34	60/ 40	62/ 38	65/ 35	65/ 35	75/ 25	86/ 14	95/ 05	55/ 45	71/ 29	71/ 29	55/ 45	96/ 04
Probabilité Occupée / Libre	0/ 100	88/ 12	58/ 42	58/ 42	58/ 42	58/ 42	58/ 42	58/ 42	58/ 42	0/ 100	0/ 100	79/ 21	79/ 21	79/ 21	2/ 98	60/ 40
Probabilité Occupée/ Libre	0/ 100	75/ 25	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	3/ 97	82/ 18
Probabilité Occupée/ Libre	68/ 32	75/ 25	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	32/ 68	3/ 97	0/ 100

Tableau 3.7. Distribution de probabilités des cellules de la grille après fusion par la théorie de Bayes (Valeurs * 100)

3.4.5. La décision :

D'après le critère de Maximum de probabilité a posteriori (MAP), on obtient à partir des résultats du tableau 3.9 des décisions concernant l'occupation ou non des différentes cellules de notre grille, qui en réalité représente l'environnement de navigation du robot.

Occupée / Libre	L	O	O	O	O	O	O	O	O	O	O	O	O	O	O	O
Occupée / Libre	L	O	O	O	O	O	O	O	O	L	L	O	O	O	L	O
Occupée / Libre	L	O	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L	O
Occupée / Libre	O	O	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L

Tableau 3.8 Etat final des cellules après Fusion.

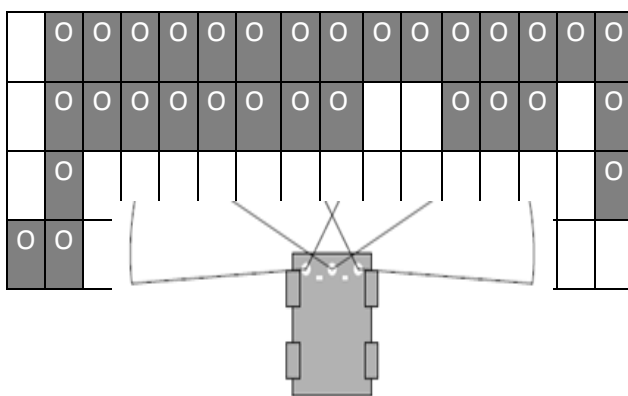


Figure 3.18 : Résultats de la décision par MAP et comparaison avec une scène réelle

Etat de Cellule	Ancienne valeurs	Dernière données capteurs		Fusion par théorie de l'évidence	Fusion par théorie de Bayes	Décision
		Capteur US	banc stéréoscopique			
Occupée	0.6	0.7	0.8	0.85	0.96	Occupée
Libre	0.4	0.3	0.3	0.15	0.04	Libre

Tableau 3.9 Comparaison du résultat obtenus par Bayes et théorie de l'évidence.

D'après les résultats du tableau 3.9, la nouvelle valeur (0.96) obtenue après fusion par la théorie de Bayes, représente donc une nouvelle information plus riche, plus précise et plus fiable sur l'état de la cellule que celle obtenue par la théorie de l'évidence.

3.5. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté en premier les caractéristiques spécifiques du robot mobile ATRV2.

En se basant sur La grille de certitude qui est une Représentation de l'environnement du Robot, on a appliqué l'inférence Bayésien pour la fusion des données issues du capteur Ultrason et Banc stéréoscopique où Chaque capteur construit sa carte locale qui va ensuite être intégrée à une carte locale du robot mobile servant à établir la carte globale de l'environnement.

La fusion de données par la théorie de bayes a permis d'avoir une information riche, plus précise et plus fiable sur l'état des cellules représentant l'environnement du Robot mobile. La comparaison des résultats de fusion par la théorie de bayes avec ceux obtenus par la théorie de l'évidence a démontré l'efficacité de l'approche bayésienne pour la fusion de données multisensorielles.

Conclusion générale

Les travaux présentés dans ce mémoire sont une contribution à l'élaboration d'une méthode de fusion de données issues de deux sources différentes embarquées sur le robot mobile ATRV2, afin d'être exploitée pour la navigation et évitement d'obstacles.

Le robot mobile ATRV2 est équipé de douze capteurs à ultrasons montés en horizontal et d'un système de vision composé de deux caméras CCD couleurs montées sur une tourelle Pan Tilt.

Notre motivation était de rendre ce système capable de percevoir et d'utiliser ses données perceptuelles pour augmenter son autonomie de déplacement, pouvoir agir et réagir face à son environnement et accomplir ses tâches de façon autonome tout en évitant les obstacles imprévus. Cet objectif requiert des capacités de traitement pour effectuer la mission demandée.

Dans le but d'avoir une information riche, plus précise et plus fiable sur l'état des cellules représentant l'environnement du Robot mobile, différentes techniques de fusion de données multisensorielles ont été développées. Parmi ces techniques la fusion basée sur la théorie de Bayes dont nous avons utilisé occupe une grande place dans les travaux de recherches sur la fusion de données multisensorielles.

En se basant sur la représentation de l'environnement du Robot, nous avons appliqué la théorie de Bayes pour la fusion de données issues des capteurs Ultrason et le Banc stéréoscopique avec comparaison de nos résultats avec ceux obtenus par la théorie de l'évidence, pour déterminer la probabilité d'occupation d'une cellule et prendre une décision sur l'état de la cellule suivant le critère MAP (*Maximum a posteriori*). La simulation a été faite sous Matlab version 7.12.0.

Enfin, le point important à souligner est que la fusion de données a apporté une aide à la décision, elle a évalué la quantité et la qualité de la connaissance apportée par chaque capteur et elle a combiné ces informations afin de déterminer la meilleure décision parmi les hypothèses possibles.

Perspectives :

Malgré les résultats encourageants obtenus, de nombreuses pistes restent à explorer qui s'inscrivent dans la suite de notre travail tel que l'implémentation de ce dernier sur le robot mobile ATRV2 pour pouvoir évaluer exactement son efficacité, et l'insertion d'autres capteurs que l'ultrason tels que le Laser pour pouvoir comparer les résultats obtenus et d'aller vers le maximum de précision et efficacité.

1. Le théorème du révérend Thomas Bayes



Thomas Bayes Pasteur de l'Église presbytérienne et mathématicien Britannique (~1701-1761).

Étudie la logique et la théologie à l'Université d'Edimbourg Auteur de deux ouvrages publiés de son vivant:

La Bienveillance divine, ou une tentative de preuve que la fin première de la Providence divine et du Gouvernement est le Bonheur de ses créatures

Une introduction à la doctrine des fluxions, et une défense des mathématiciens contre les objections faites à l'auteur de l'Analyse (défense du calcul différentiel d'Isaac Newton)

Cet ouvrage aurait conduit à son élection à la Royal Society le 4 novembre 1742.

Après la mort de Bayes, son ami Richard Price retrouve, dans ses papiers, un Essai sur la manière de résoudre un problème dans la doctrine des risques qu'il présente à la Royal Society, où il sera publié en 1763. Celui-ci applique la fameuse « règle de Bayes ».

On savait résoudre les problèmes directs (étant donné une urne avec n balles blanches et p noires, quelle est la probabilité de tirer q noires). Le problème que résout Bayes concerne l'inversion du raisonnement: étant donné un tirage, que peut-on dire sur le contenu de l'urne ? Autrement dit, quelle est la probabilité des tirages suivants?

Notons toutefois que la « règle de Bayes » n'est rien d'autre que la règle du produit en théorie des probabilités, déjà connue de Bernoulli et de De Moivre. De plus, selon Jaynes, c'est Laplace (1774) et non Bayes qui en perçoit le premier toute la généralité.

Théorème de Bayes: conséquence immédiate de la loi de

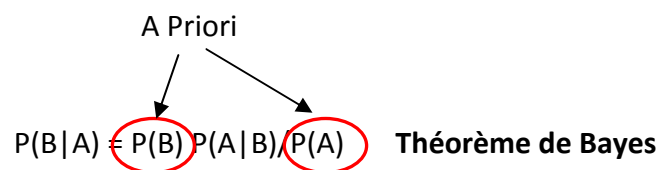
composition des probabilités (qui est nécessairement un des axiomes fondamentaux de toute théorie des probabilités).

Si A et B deux événements, loi de composition des probabilités indique: probabilité $P(AB)$ d'observer à la fois A et B est simplement donnée par:

$$P(AB) = P(A) P(B|A) = P(B) P(A|B)$$

où $P(A|B)$ se lit "probabilité d'observer A sachant que B s'est réalisé".

Cela implique immédiatement:



Propriétés

- **Approche Bayésienne** compare des hypothèses aux données réelles;

$$P(E|H) = \frac{P(H|E)P(E)}{P(H)}$$

- **Approche classique** compare les données réelles à des données hypothétiques.

- **Inférence Bayésienne** dépend des données examinées et des données et des connaissances (ou croyances...) antérieures;
- **Inférence classique** ne dépend que des seules données examinées.

Soit $(B_i), i=1\dots N$, une partition de l'espace W et A un événement.

supposons que l'on connaît les probabilités $P(B_i)$ et les probabilités conditionnelles $P(A|B_i)$ et que l'on s'intéresse à la probabilité conditionnelle d'un événement B_j sachant que A s'est réalisé, i.e. $P(B_j|A)$. On trouve:

$$P(B_j|A) = P(B_j \cap A)/P(A) = P(A|B_j) \cdot P(B_j)/P(A)$$

En exprimant $P(A)$ à l'aide des probabilités conditionnelles $P(A|B_i)$ en utilisant la loi de probabilité totale, on obtient la formule de Bayes:

$$P(B_j|A) = P(A|B_j) \cdot P(B_j) / \sum P(A|B_i) \cdot P(B_i)$$

Décision avec des probabilités

- **Maximum de probabilité a posteriori (MAP)**

$$H_{retenue} = Arg \max_{H_i \in \Omega} \left(P(H_i / d) = \frac{v_d(H_i)P(H_i)}{\sum_{H_j \in \Omega} v_d(H_j)P(H_j)} \right)$$

- **Maximum de vraisemblance (MV)**

$$H_{retenue} = Arg \max_{H_i \in \Omega} \left(v_{d1,2}(H_i) = \frac{v_{d1}(H_i) \cdot v_{d2}(H_i)}{\sum_{H_j \in \Omega} v_{d1}(H_j) v_{d2}(H_j)} \right)$$

Exemple d'application de la formule de Bayes

Il y a 4% d'absentéisme chez les employés travaillant de jour, 8% chez ceux qui travaillent le soir et 22% chez ceux qui travaillent de nuit. Sachant qu'il y a 80% des employés qui travaillent de jour, 10% qui travaillent de soir et 10% qui travaillent de nuit, déterminez la probabilité qu'un employé donné travaillent de jour sachant qu'il était absent du travail.

Solution

- B_1 = l'employé travaille de jour,
- B_2 = l'employé travaille de soir,
- B_3 = l'employé travaille de nuit,
- A = l'employé est absent.

Nous savons que

$$P(A|B_1) = 4\%, \quad P(A|B_2) = 8\%, \quad P(A|B_3) = 22\%, \\ P(B_1) = 80\%, \quad P(B_2) = 10\%, \quad P(B_3) = 10\%.$$

Nous cherchons

$$P(B_1|A) = \frac{P(A|B_1)P(B_1)}{P(A|B_1)P(B_1) + P(A|B_2)P(B_2) + P(A|B_3)P(B_3)} \\ = \frac{0.04 \times 0.80}{0.04 \times 0.80 + 0.08 \times 0.10 + 0.22 \times 0.10} \\ = 0.51613$$

Méthodes numériques de Fusion :

Méthode	Probabilités	Flou / Possibilités	Croyances
M_i^j	$P(C_i I_j)$	$\mu_i^j / \pi^j(C_i)$	$m_j(A), Cr_j(A), Pls_j(A)$
Fusion	Bayes	$F : [0, 1]^l \rightarrow [0, 1]$	règle orthogonale
Décision	MAP, etc.	max + contraintes	max-Cr, max-Pls, etc.

2. Calibrage Capteurs à ultrasons-Banc stéréoscopique :

Le calibrage calcule les transformations rigides entre le repère lié au banc stéréoscopique et celui lié à chaque capteur ultrasonore (US). La connaissance de ces transformations permettent de projeter les points 2D des repères capteurs ultrasonores dans le repère banc stéréoscopique.

Soient R_{US}^i le repère lié au capteur ultrasonores i (avec $i=1$ à 12) et R_k^c le repère lié à la caméra k (avec $k=G$ ou D) (voir Figure suivante a). Les matrices de passage M_{US}^i et M_k^c des repères R_{US}^i et R_k^c au repère local associé au robot mobile ATRV2 R^R (O^R, X^R, Y^R), sont calculées de telle sorte que pour un point P de coordonnées $P_{US}^i = [x_{US}^i, y_{US}^i, z_{US}^i]$ dans R_{US}^i , et de coordonnées $P_k^c = [x_k^c, y_k^c, z_k^c]$ dans R_k^c , on aura :

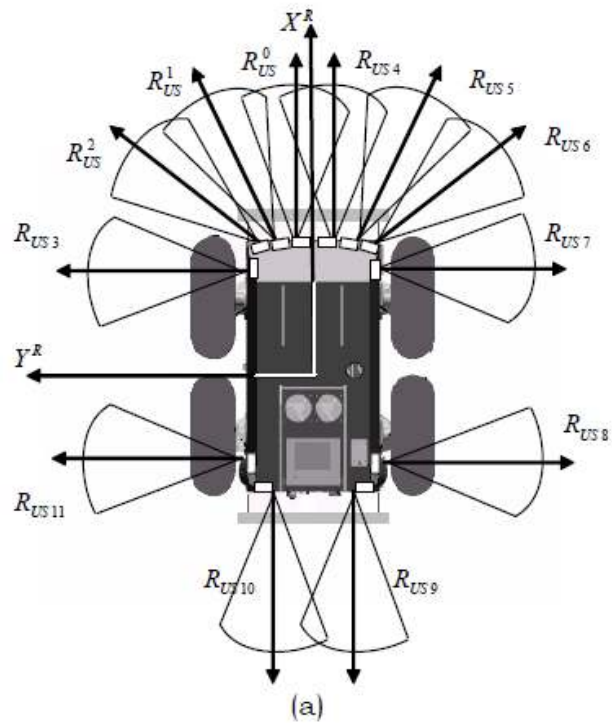
$$P^R = \begin{pmatrix} x^R \\ y^R \\ z^R \end{pmatrix} = \begin{cases} M_{US}^i P_{US}^i \\ M_k^c P_k^c \end{cases}$$

avec P^R un point de coordonnées $P^R = [x^R, y^R, z^R]$ dans R^R ,

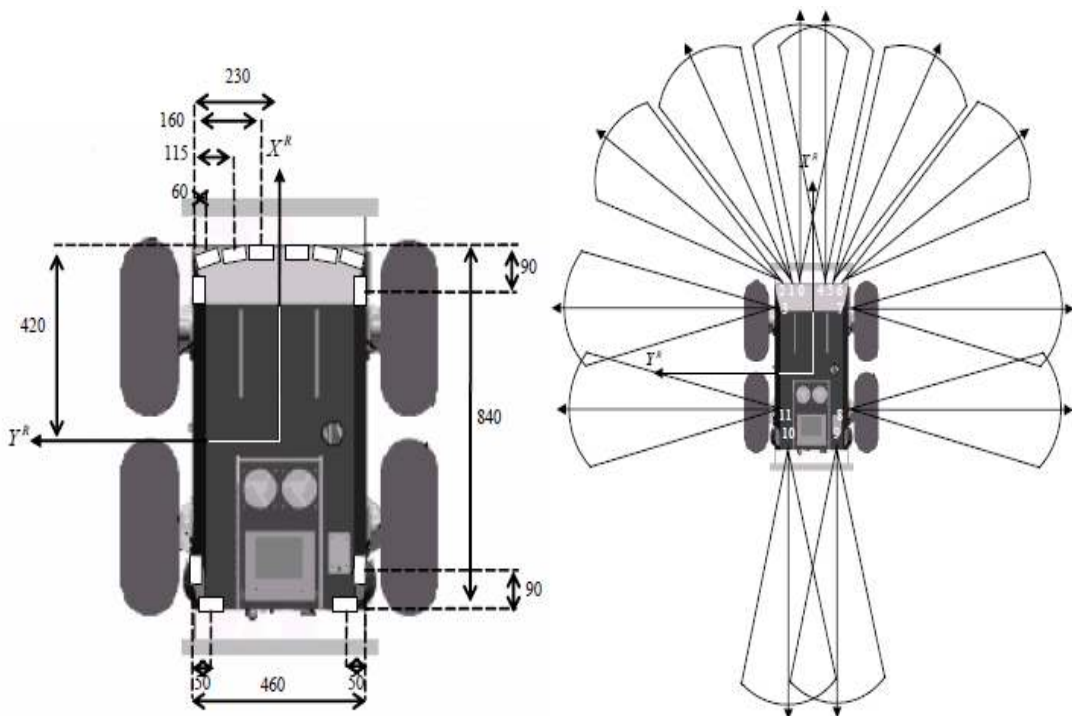
La matrice de passage entre les repères capteurs ultrasonores et les repères caméras est donnée par le système suivant :

$$P_k^c = M_k^{c-1} M_{US}^i P_{US}^i$$

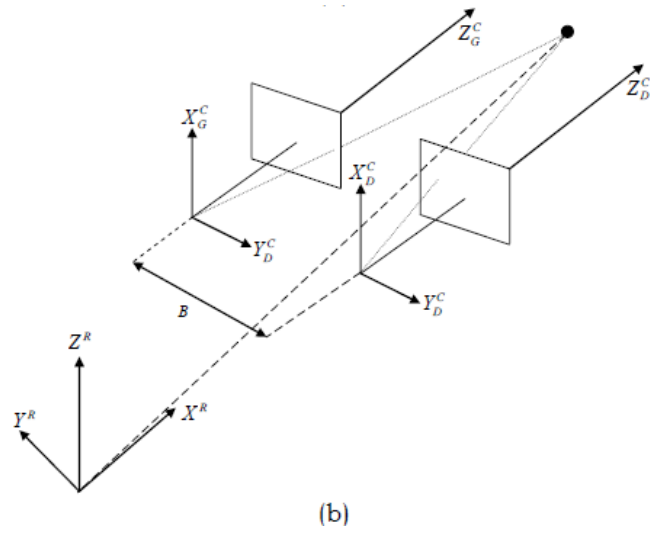
L'estimation de la matrice de passage M_k^c est obtenue en faisant un calibrage faible.



Positions et orientations des 12 capteurs ultrasonores embarqués de l'ATRV2



Positions, orientations et zones couvertes des 12 capteurs ultrasonores de l'ATRV2.



Modèle géométrique du banc stéréoscopique : vue de perspective.



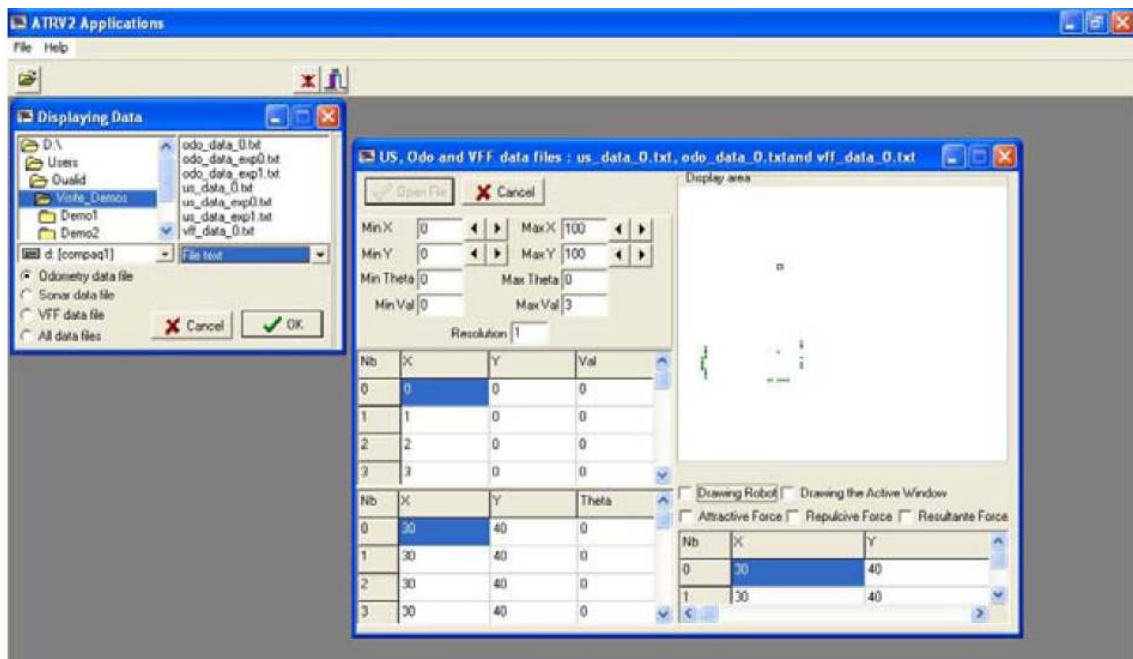
Calibrage du banc stéréoscopique du robot mobile ATRV2.

3. Construction du modèle de l'environnement :

La méthode de la construction du modèle de l'environnement qui a été développée dans [40] a été implémentée sur le PC embarqué (onboard) du robot mobile ATRV2 et testée à partir de plusieurs situations réelles (statiques et dynamiques).

Les données odométriques, ultrasonores et visuelles sont sauvegardées dans des fichiers de données sur le PC embarqué du robot mobile, ensuite ils sont transférés vers un autre PC hôte pour l'analyse et l'affichage.

Le programme d'analyse et d'affichage (Figure 3.1) est un programme écrit en langage C++ Builder sous l'environnement Windows, intégrant tous les algorithmes et procédures développés (lectures des données en provenance des différents capteurs, changement de repère, etc.). Son interface conviviale permet l'interaction avec l'utilisateur à travers un ensemble de menus, de boutons et de boîtes de dialogue qui permettent le choix et la variation des paramètres techniques liés à l'application.



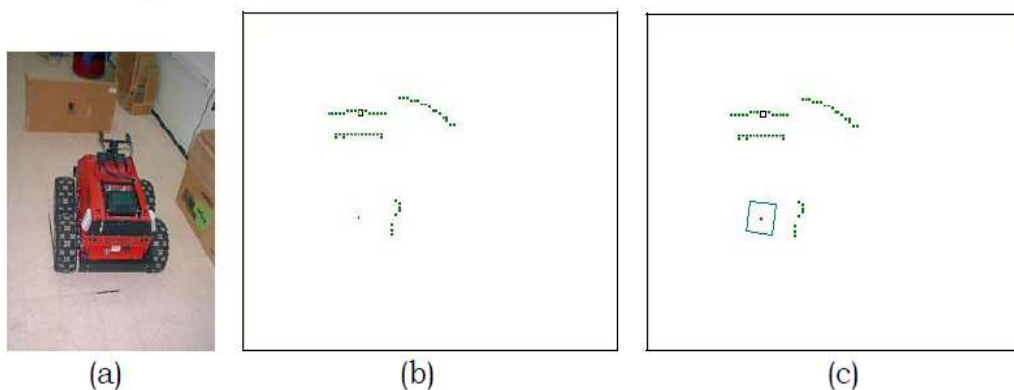
Le logiciel d'analyse et d'affichage développé.

3.1. Construction basée sur les données capteurs ultrasonores :

Plusieurs séries d'expériences ont été menées afin d'illustrer les différentes perceptions du robot mobile ATRV2 en se basant uniquement sur les données en provenance de ses 12 capteurs ultrasonores. L'environnement et les positions des obstacles sont inconnus par le robot mobile. Sa mission est donc de reconstruire fidèlement la carte de son environnement lors de ses déplacements à partir des situations réelles (statique ou dynamique).

La figure 3.2 montre la reconstruction de l'environnement entourant le robot mobile lorsqu'il est à l'arrêt. La figure 3.2.a montre l'image réelle de la situation du robot mobile, La figure 3.2.b montre le résultat de la reconstruction avec les points verts correspondant aux cellules de la grille occupées par les obstacles et le point rouge indiquant la cellule correspondant au centre de gravité du robot mobile. La figure 3.2.c est identique aux précédentes, un rectangle montrant la position et l'orientation du robot mobile a été ajouté en utilisant les données odométriques et les dimensions exactes du robot mobile.

Grâce à ces expérimentations, la carte de l'environnement est reconstruite et elle est jugée acceptable, mais toutefois, les problèmes inhérents à l'utilisation des capteurs ultrasonores tels que les réflexions multiples et la diaphonie mènent à des mesures aberrantes faussant ainsi le position des obstacles. En plus, nous remarquons bien que certaines arêtes rectilignes des obstacles ont été perçues courbées par la couronne ultrasonore du robot mobile ATRV2. Ceci est dû à la prise en compte de tout l'arc de cercle du cône représentant le modèle du capteur ultrasonore adopté.



Situation réelle statique

3.2. Construction basée sur les données du banc stéréoscopique :

Nous présentons dans cette partie la méthode de reconstruction tridimensionnelle de la scène observée par le banc stéréoscopique du robot mobile ATRV2.


L'algorithme de mise en correspondance qui a été implémenté [40] est un algorithme de recherche directe considéré comme l'un des algorithmes d'appariement les plus triviaux.


La figure 3.3 montre le résultat de l'appariement et de la reconstruction 3D de la scène observée en utilisant uniquement les points contours de la paire stéréo pour l'appariement et la reconstruction 3D.

En tenant compte des points contours de la paire stéréo, l'exécution de l'algorithme d'appariement est nettement plus rapide.


A partir des images de la disparité de la figure 3.3, nous remarquons que la qualité de l'appariement est moyenne. Cette dernière influence beaucoup la qualité de la reconstruction 3D de la scène observée. Ceci est dû premièrement aux inconvénients de la méthode cités ci-dessus et deuxièmement à la qualité de l'image (l'utilisation d'images un peu floues rend l'opération d'appariement et la reconstruction 3D quasi impossibles).

V4_image_NG_g & V4_image_NG_d

Left Image 

Right Image 

Disparity Algorithm I
 Disparity Algorithm II
 Disparity Algorithm III
 Disparity Algorithm V

Matched point disparity image 

Left Disparity is : 2
 Right Disparity is : 18
 Gradient threshold is : 10
 Scanned Row is : 3

Xmin: -22477,210937

Xmax: 35840,421875

Ymin: -1802,55139161


Ymax: 1672,32604980

Zmin: 247,312103271

Zmax: 1268,59777832

Res: 1000,1

Draw Robot

Top View 

Process Cancel

3D Reconstruction

Disparity Results

Nb	Row_g	Col_g	Row_d	Col_d	XR	YR	ZR
0	2	67	2	49	3047,18261	986,369750	1805,80834
1	2	68	2	69	4595,70458	1469,25476	2355,91918
2	2	103	2	99	4412,69384	1208,14306	2310,00463
3	2	104	2	98	4213,12353	1149,53710	2238,76855
4	2	105	2	98	4124,19755	1120,62841	2207,38715

Résultats d'appariement et la reconstruction 3D en utilisant les points contours de la paire stéréo.

Bibliographie

- [1] Bernard BAYLE: 'Robotique mobile', Support de cours, Université de Strasbourg, 2012.
- [2] G. Frappier, "Système inertiels de navigation pour robots mobiles", Séminaire Les robots mobiles, EC2, Paris, 1990.
- [3] Alain COURCELLE, "Localisation d'un robot mobile : Application à l'aide à la mobilité des personnes handicapées moteur", Doctorat de l'Université de Metz, France, janvier 2000.
- [4] J. Borenstein, "Internal Correction of Dead-reckoning Errors with the Smart Encoder Trailer", International Conference on Intelligent Robots and Systems, Munich, Germany, vol1, pp. 127–134, 1994.
- [5] J. Borenstein, "The CLAPPER: A dual-drive Mobile Robot with Internal Correction of Dead-reckoning Errors", International Conference on Robotics and Automation, University of Michigan, USA, vol. 3, pp. 3085–3090, 1995.
- [6] J. Borenstein, L. Feng, "Correction of systematic odometry errors in mobile robots", International Conference on Intelligent Robots and Systems, Pittsburgh, Pennsylvania, vol. 3, pp. 569–574, 1995.
- [7] J. Borenstein, L. Feng, "Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robots", IEEE Transactions on Robotics and Automation, University of Michigan, Ann Arbor, USA, vol. 12, pp.869–880, 1996.
- [8] J. Borenstein, "Experimental results from internal odometry error correction with the OmniMate mobile robot", IEEE Transactions on Robotics and Automation, University of Michigan, Ann Arbor, USA, vol. 14, pp. 963– 969, 1998.

- [9] M. Kazed , “ Intelligence robotique ”, cours de master robotique, 2012-2013.
- [10] A. Ferrand, “Conception et mise en oeuvre d'un système de capteurs proprioceptifs destiné à la localisation relative des robots mobiles”, Thèse de l'université de Toulouse, LAAS, 1991.
- [11] J. Borenstein, L. Feng, “Gyrodometry : a new method for combining data from gyros and odometry in mobile robots”, Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 423-428, 1996.
- [12] Y. Fuke, E. Krotkov, “Dead Reckoning for a lunar rover on uneven terrain”, Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 411-416, 1996.
- [13] J. Vaganay, “Conception d'un système multisensoriel de localisation dynamique 3D pour robot mobile”, Thèse de doctorat, LIRMM, Montpellier, Juillet 1993.
- [14] P. Arnould, “Etude de la Localisation d'un Robot Mobile par Fusion de Données”, Thèse de l'université de NANCY, INPL, septembre 1993.
- [15] O. Karch, H. Noltemeier, “Robot Localization: Theory and Practice”, Proceedings of the International Conference, IROS'97, pp. 850-856, 1997.
- [16] A. O. Djekoune, K. Achour, R. Toumi, “Ultrasonic sensing based navigation for mobile robot with obstacles avoidance”, IEEE International Computer Systems & Information Technology Conference, IEEE CSIT'05, Hilton du 19 au 21 juillet 2005.
- [17] M. Drumheller, “Mobile Robot Localization Using Sonar”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol 9, n°2, pp. 325-332, march 1987.
- [18] A. Ohya, E. Shoji, S. Yuta, “3-D range sensor using fiber grating for recognition of autonomous mobile robots passage space”, International Conference on Intelligent Robots and Systems, 1994.
- [19] A.M. Sabatini, O.D. Benedetto, “Towards a Robust Methodology for Mobile Robot Localisation Using Sonar”, Proceedings of the IEEE International Conférence on Robotics and Automation, pp. 3142-3147, 1994.

- [20] C. Gourley, M. Trivedi, "Sensor Based Obstacle Avoidance and Mapping for Fast Mobile Robots", Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 1306-1311, 1994.
- [21] K.W. Jorg, "World modeling for an autonomous mobile robot using heterogenous sensor information", Robotics and Autonomous Systems, vol 14 , pp. 159-170, 1995.
- [22] Y.D. Kwon, J.S. Lee, "A Stochastic Environment Modelling Method for Mobile Robot by using 2-D Laser scanner", Proceedings of the International Conference, IROS'97, pp. 1688-1693, 1997.
- [23] P. Weckesser, R. Dillmann, "Modeling unknown environments with a mobile robot", Robotics and Autonomous Systems, Vol. 23, pp. 293-300, 1998.
- [24] Eric LAURIN, "Système intelligent d'assistance à la perception dans la conduite de véhicule", Mémoire de maîtrise es sciences appliquées Spécialité: génie électrique, Université de SHERBROOKE, janvier 2000.
- [25] Y. Dubé, M. Kaffel, "Safety systems for school buses", Rapport technique, Département de génie mécanique, Université du Québec à Trois-Rivières, 1996.
- [26] H.R. Everett, "Sensors for Mobile Robots", Theory and Application. AK Peters ltd, 1995.
- [27] J. P. Laumond, "La robotique mobile", Hermès Science Publications, Paris, ISBN 2-7462-0246-8, 2001.
- [28] David FILLIAT, "Robotique Mobile", Cours C10-2, ENSTA, France, Octobre 2004.
- [29] Cyril Drocourt, "Localisation et modélisation de l'environnement d'un robot mobile par coopération de deux capteurs omnidirectionnels", Thèse doctorat, université de technologie de Compiègne, février 2002.
- [30] J. Neira, J. Tardos, J. Horn, G. Schmidt, "Fusing range and intensity images for mobile robot localization", IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 15, N°1, Fev. 1999.

- [31] J. Crowley, "World modelling and position estimation for a mobile robot using ultrasonic ranging", Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Scottsdale, pp. 674-680, May 1989.
- [32] P. Mackenzie, G. Dudek, "Precise Positioning Using Model-Based Maps", Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 1615-1621, 1994.
- [33] L. Delahoche, C. Pegard, B. Marhic, P. Vasseur, "A Navigation System Based on an Omnidirectional Vision Sensor", Proceedings of the International Conference IROS'97, pp. 718-724, 1997.
- [34] K.O. Arras, N. Tomatis, "Improving robustness and precision in mobile robot localization by using laser range finder and monocular vision", 3rd European Workshop on Advanced Mobile Robots (Eurobot'99), Zurich, Switzerland, september 6-8, 1999.
- [35] B. Marhic, E.M. Mouaddib, C. Pegard, N. Hutin, "Localisation Based on Invariant-Models Recognition by SYCLOP", Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS'99, pp. 793-798, 1999.
- [36] Mario Alberto : ' Vision multi-caméras pour la détection d'obstacles sur un robot de service', Thèse de doctorat, INSA de Toulouse, P14, 2011.
- [37] B. Kuipers, Y.T. Byun, "A robot exploration and mapping strategy based on a semantic hierarchy of spatial representations", Robotics and Autonomous Systems, 8, 1991.
- [38] G. Dudek, D. Jugessur, "Robust Place Recognition using Local Appearance based Methods", IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp 1030-1035, 2000.
- [39] I. Ulrich, I. Nourbaskhsh. "Appearance based Place Recognition for Topological Localization", IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 1023-1029, 2000.

- [40] A. O. Djekoune, " Localisation Et Guidage Du Robot Mobile Atrv2 Dans Un Environnement Naturel. ", Thèse doctorat, UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE HOUARI BOUMEDIENE , 2010.
- [41] A. Visser, F. Groen, "Organisation and design of autonomous systems. Organisation and Design of Autonomous Systems Course", M.Sc., Faculty of Mathematics, Computer Science, Physics and Astronomy, University of Amsterdam, August 1999.
- [42] J. Borenstein, H.R. Everett, L. Feng, D. Wehe, "Mobile robot positioning - sensors and techniques". Journal of Robotic Systems, special issue on mobile robots, Invited paper, 14(4), pp.231–249, April 1997.
- [43] I. Bloch, "Information Combination operators for data fusion : a comparative review with classification", SPIE, vol. 2315, pp.148-159, 1994.
- [44] A. Appriou, "Probabilités et incertitude en fusion de données multisenseurs", Revue Scientifique et Technique de la Défense, pp. 27-40, 1^{er} trim. , 1991.
- [45] "Traité Mesures et Contrôle", Techniques de l'Ingénieur, R 7 226, pp.1-9.
- [46] R.G. Zuidgeest, "Multi sensor data fusion and the use of artificial intelligence", 12e International Conference Artificial Intelligence, Expert Systems, Natural Language, Nanterre, pp. 73-84, 1992.
- [47] A. De Cegama, J. Smith, "Neural networks and genetic algorithms for combinatorial optimisation of sensor data fusion", SPIE, vol. 1699, pp. 108-115, 1992.
- [48] Jerome Idier : 'Approche Bayésienne pour les problèmes inverses', LAVOISIER, 2001.
- [49] Brique VOIR: 'Les méthodes de raisonnement dans les images', Support de cours, ENST, département TSI, 2004.
- [50] Alberto Elfes: ' Occupancy Grids: A Stochastic Spatial Representation for Active Robot Perception', Autonomous Robotics Laboratory Department of Computer Sciences IBM T. J. Watson Research Center NY.

- [51] Christophe COUE: 'Modèle bayésien pour l'analyse multimodale d'environnements dynamiques et encombrés : Application à l'assistance à la conduite en milieu urbain', INPG Grenoble, pp. 11-17, 2003.
- [52] H.P. Moravec, A. Elfes, "High Resolution Maps from Wide Angle Sonar". Proceeding of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, St Louis, Missouri, USA, pp. 116-121, March 1985.
- [53] A. Elfes, L. Matthies, "Sensor Integration for Robot Navigation Combining Sonar and Stereo Range Data in a Grid Based Representation", IEEE Conférence on Decision and Control, Los Angeles CA, December 1987.
- [54] J. Borenstein, Y. Koren, "The Vector Field Histogram— fast obstacle avoidance for mobile robots", IEEE Transactions on Robotics and Automation, 7(3), pp. 278-288, 1991.
- [55] B. Schiele, J.L. Crowley, "A comparison of position estimation techniques using occupancy grids", Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, San Diego, California, pp 1628-1634, May 1994.
- [56] J. Borenstein, Y. Koren, "Histogramic in-motion mapping for mobile robot obstacle avoidance", In: IEEE Journal of Robotics and Automation, Sscramento, California, Vol. 7, N° 4, pp. 535-539, 1991.
- [57] P. Menezes, J. Dias, H. Araujo, A.D. Almeida, "Using Sonar Sensors to Perform Obstacle Detection", Revue d'Automatique et de Productique appliquées, 1995.
- [58] Don Koks, Subhash Challa : 'An Introduction to Bayesian and Dempster-Shafer Data Fusion', DSTO Systems Sciences Laboratory, pp. 11-17, 2005.