

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

Université de Batna
Faculté de Technologie
Département de Génie Electrique

Mémoire

Présenté par

BENCHELOUI Mohamed
Ingénieur d'état en électronique

En vue de l'obtention du diplôme de
Magister en Electronique
Option : Robotique

Thème

Reconstruction Incrémentale de Cartes d'Environnement en Robotique Mobile

Soutenu le : 06/12/2011 devant le jury composé de :

<i>Dr. ABDESSEMED Yassine</i>	<i>Président</i>	<i>(M.C. A Université de Batna)</i>
<i>Dr. SLIMANE Nouredine</i>	<i>Rapporteur</i>	<i>(M.C. A Université de Batna)</i>
<i>Dr. BOUKABOU Abdelkrim</i>	<i>Examineur</i>	<i>(M.C. A Université de Jijel)</i>
<i>Dr. AMEDDAH Djamel-Eddine</i>	<i>Examineur</i>	<i>(M.C. A Université de Batna)</i>

Remerciements

En premier lieu, je remercie Dieu de m'avoir donné la force, le courage et la volonté pour achever ce modeste travail.

J'exprime toute ma gratitude à monsieur *SLIMANE Nouredine*, mon professeur et mon rapporteur, pour m'avoir efficacement encadré, pour tous ses conseils et ses directives durant toutes les étapes de ce travail.

Je remercie monsieur *ABDESSEMED Yassine*, maître de conférences à l'université de Batna, d'avoir accepté la présidence de ce jury de mémoire de magistère.

Je remercie sincèrement monsieur *BOUKABOU Abdelkrim*, maître de conférences à l'université de Jijel, pour avoir accepté de participer à ce jury en tant qu'examineur, malgré un emploi du temps très chargé.

Je tiens aussi à remercier monsieur *AMEDDAH Djamel-Eddine* d'avoir accepté d'examiner mon travail ainsi que pour les grandes qualités qu'il possède : honnêteté et simplicité.

Enfin, je tiens à remercier tous ceux qui m'ont soutenu, et plus particulièrement ma femme qui m'a toujours encouragé à poursuivre cette voie et soutenu dans les moments les plus difficiles.

dédicace

Je dédie ce modeste travail à :

La mémoire de ma grande - mère Merzaka ;
La mémoire de mon grand-père Ammar ;

Mes parents et surtout à ma mère ;

Ma femme ;
Mes enfants le symbole de l'espoir **Nour-el-isslam** et **Aridj** ;

Sommaire

Introduction Générale	1
------------------------------------	----------

Chapitre 1

Aperçus sur la robotique mobile

1.1. Introduction	3
1.2. Définitions	3
1.3. Les robots mobiles à roues	4
1.4. Types de robot mobile à roues	4
1.4.1. Robot mobile à roues différentielles	4
1.4.2. Les robots mobiles de type tricycle	4
1.4.3. Les robots mobiles de type voiture	5
1.5. Localisation	5
1.5.1. Localisation relative ou à l'estime.....	6
1.5.1.1. La méthode odométrique.....	6
1.5.1.2. Localisation inertielle.....	7
1.5.2. Localisation absolue.....	7
1.5.2.1. Repères artificiels.....	8
a. Balises actives et GPS.....	8
b. Balises passives.....	9
1.5.2.2. Repères naturels	9
1.6. La perception	10
1.7. La navigation	10
1.8. Conclusion	11

Chapitre 2

Capteurs en robotique mobile

2.1. Introduction	12
2.2. Définitions d'un capteur	12
2.3. Classification des capteurs	12
2.3.1. Les capteurs proprioceptifs	13

2.3.1.1. L'odometrie	13
2.3.1.2. Les systèmes radar doppler	14
2.3.1.3. Les systèmes inertiels	15
2.3.2. Les capteurs extéroceptifs	16
2.3.2.1. Les capteurs télémétriques	16
a. Télémètre à ultrasons	16
b. Télémètre à infrarouges	17
c. Télémètre laser	18
d. Modèle probabiliste	19
2.3.2.2. Les systèmes de vision	20
a. Les caméras simples	20
b. Les caméras stéréoscopiques	21
c. Les caméras panoramiques	21
2.3.2.3. Autre capteurs	22
a. Les capteurs tactiles	22
b. Les boussoles	22
c. Les balises	23
d. Le GPS	23
2.4. Conclusion	23

Chapitre 3

Méthodes de modélisation de l'environnement

3.1. Introduction	24
3.2. Modélisation	24
3.3. Représentation 2D d'un environnement d'intérieur	26
3.3.1. Cartes métriques	26
3.3.2. Cartes topologiques	27
3.3.3. Grilles d'occupation	28
3.3.4. Modèle de primitives	30
3.3.5. Cartes hybrides	31
3.3.6. Remarques sur les méthodes de modélisation	32
3.4. Localisation et modélisation simultanées de l'environnement (SLAM).....	33
3.5. Travaux de simulation	35

3.5.1. Introduction	35
3.5.2. Algorithme élaboré utilisant le filtrage de kalman	35
3.5.3. Résultat de simulation	36
3.6. Conclusion	39

Chapitre 4

Construction incrémentale de cartes d'environnement

4.1. Introduction	40
4.2. Rappel sur le filtrage de Kalman	41
4.2.1. Les systèmes linéaires	41
4.2.2. Les systèmes non linéaires	42
4.3. Descriptions des modèles utilisés	43
4.3.1. Modèle d'évolution du robot mobile	44
4.3.2. Modèle des amers	47
4.3.3. Observation extéroceptive	47
4.3.3.1. Télémétrie	47
4.3.3.2. Modèle d'observation	48
4.3.4. Modèle de cartographie des amers	49
4.4. Construction incrémentale de la carte d'environnement	50
4.4.1. Initialisation d'un amer	52
4.4.2. Prédiction	53
4.4.3. Observation	54
4.4.4. Mise à jour	55
4.4.5. Estimation	55
4.5. Travaux de simulations	56
4.6. Conclusion	71

Conclusion Générale

Conclusion Générale	72
---------------------------	----

Bibliographie

Bibliographie	74
---------------------	----

Introduction

L'avancement technologique de notre époque s'impose petit à petit dans notre vie pour résoudre tous nos problèmes professionnels et quotidiens. Aujourd'hui, il nous propose d'accepter de nouvelles entités artificielles intelligentes, pour qu'elles soient intégrées dans notre société humaine. Ces nouvelles machines qui essaient de copier nos capacités perceptuelles, intellectuelles et parfois physiques sont les robots. L'existence des robots dans notre univers nous invite à savoir de plus en plus comment il faut interagir avec eux. En revanche, notre existence dans leur univers exige qu'ils soient capables de nous percevoir, nous comprendre et interagir avec nous. Pour qu'un robot assume toutes ces fonctions, il doit exploiter tous ses capteurs qui représentent pour lui une approximation de certains sens de l'être humain.

Les robots sont intégrés dans notre vie quotidienne grâce à la multitude d'applications qu'ils pourraient accomplir. Doté de nombreux capteurs, capable de se déplacer en évitant les obstacles et d'aller se recharger en énergie sans intervention humaine, le robot mobile présente surtout l'avantage d'être une plate-forme ouverte à toute technologie. Robot ménager, gardien d'appartement, aide aux personnes handicapées, explorateur des planètes lointaines, support de recherches pour les laboratoires ou simple jouet, tous les espoirs sont donc permis avec ce petit bijou de la robotique.

L'autonomie d'un robot mobile est mesurée par sa capacité à achever une mission sans intervention humaine. Une carte bien établie sera indispensable pour qu'un robot puisse naviguer dans son environnement. Un robot qui ne possède à priori aucune information sur l'environnement dans lequel il doit se déplacer et agir, doit être capable de modéliser son environnement grâce à l'ensemble de ses capteurs. Ce modèle est indispensable pour sa localisation ainsi que pour planifier ses mouvements afin d'accomplir des missions. Dans certaines applications robotiques, une carte de l'environnement peut être fournie par des sources extérieures comme les images aériennes ou satellitaires, mais dans la plupart des cas, ces données sont insuffisantes pour les applications qui ont besoin de perception précise dans une zone d'activité locale du robot. D'autre part, un robot autonome doit être capable de réagir à des modifications inattendues dans son environnement. La construction d'une telle carte devra être incrémentale, en fusionnant les perceptions successives acquises par les capteurs du robot au cours de son déplacement.

Lorsque la carte est donnée au préalable au robot pour qu'il suive un chemin, c'est le problème de localisation : le robot doit à chaque instant connaître sa position sur la carte. Le deuxième cas est la cartographie : le robot fait des déplacements connus afin de construire une carte de l'environnement. Dans ce cas, on suppose que les positions successives du robot sont bien connues. Enfin, le dernier cas est le combinaison entre les deux cas précédents; le robot se déplace dans un environnement inconnu et fait différentes mesures pour se localiser et construire la carte en même temps, ce qui est connu dans la littérature sous le nom de Localisation et Cartographie simultanées (**Simultaneous Localisation And Mapping : SLAM**).

Le problème du SLAM est un objet de recherches depuis des années. La représentation peut être topologique basée sur les relations topologiques des différents lieux de l'environnement d'évolution du robot (typiquement des couloirs), ou métrique basée sur la géométrie de l'environnement. Les méthodes actuelles se sont focalisées sur la construction de représentations bidimensionnelles à partir des données télémétriques.

Dans le cadre de ce travail, nous allons aborder le problème de la construction incrémentale de carte d'environnement pour un robot mobile en utilisant l'approche métrique et en se basant sur la technique du SLAM.

Pour cela, notre travail est organisé comme suit :

Pour une présentation aussi claire que possible de notre travail, on a été emmené à voir, au premier chapitre, les différents types de robots mobiles et à étudier les deux types de localisations existantes à savoir la localisation relative et la localisation absolue.

Le deuxième chapitre est dédié à décrire les différents types de capteurs, utilisés en robotique mobile, qui sont très importants en navigation et qui permettent au robot mobile d'évaluer son environnement et d'évoluer d'une manière sûre. Le troisième chapitre est entièrement consacré aux méthodes de modélisation d'environnements avec quelques exemples de simulation. Dans le quatrième chapitre nous présentons les différentes étapes de construction de la carte incrémentale, de l'algorithme utilisé ainsi que les différents résultats de simulations.

Nous terminons notre travail par une conclusion générale et des perspectives.

Chapitre 1

Aperçus sur la robotique mobile

1.1. Introduction

De manière générale, on regroupe sous l'appellation *robots mobiles* l'ensemble des robots à base mobile [4], par opposition notamment aux robots manipulateurs.

L'usage veut néanmoins que l'on désigne le plus souvent par ce terme les robots mobiles à roues. Les autres robots mobiles sont en effet le plus souvent désignés par leur type de locomotion, qu'ils soient marcheurs, sous marins ou aériens.

On peut estimer que les robots mobiles à roues constituent la grande partie des robots mobiles. Historiquement, leur étude est venue assez tôt, suivant celle des robots manipulateurs. Leur faible complexité en a fait de premiers sujets d'études pour les roboticiens intéressés par les systèmes autonomes. Cependant, malgré leur simplicité apparente, ces systèmes ont soulevé un grand nombre de problèmes difficiles. De ce fait, les applications industrielles utilisant des robots mobiles sont rares. Contrairement aux robots manipulateurs qui travaillent exclusivement dans des espaces connus et de manière répétitive, les robots mobiles sont destinés à évoluer de manière autonome dans des environnements qui peuvent ne pas être connus.

1.2. Définitions

En général, on peut définir un robot mobile [3] comme étant une machine équipée de capacités de perception, de décision et d'action qui lui permettent d'agir de manière autonome dans son environnement en fonction de la perception qu'il en a.

En particulier, un robot mobile autonome est un système mécanique, électronique et informatique complexe mettant en oeuvre:

- un ensemble de capteurs. Ils peuvent être de deux types différents :
 - Extéroceptifs (télémètres, caméras, etc.).
 - Intéroceptifs (odomètres par exemple).

Les capteurs extéroceptifs ont pour objectif d'acquérir des informations sur l'environnement proche du véhicule. Les capteurs intéroceptifs fournissent des données sur l'état interne du robot (telles que sa vitesse ou sa position).

- un ensemble d'effecteurs.

L'objectif du robot est d'atteindre un objectif dans son environnement en évitant les obstacles. Le problème que l'on doit résoudre est de déterminer en fonction des données capteurs quelles commandes doivent être envoyées à chaque instant au robot pour atteindre cet objectif. Ces effecteurs permettent donc au robot d'évoluer dans son environnement.

1.3. Les robots mobiles à roues

Les roues sont le moyen de locomotion le plus répandu en matière de robotique mobile [5]. En fait, les robots mobiles à roues sont faciles à réaliser et présentent de grandes possibilités de déplacement et de manoeuvrabilité avec une vitesse et une accélération importantes. Bien évidemment, pour un ensemble donné de roues, toute disposition ne conduit pas à une solution viable. Un mauvais choix peut limiter la mobilité du robot ou occasionner d'éventuels blocages. Par exemple, un robot équipé de deux roues fixes non parallèles ne pourrait pas aller en ligne droite ! Pour qu'une position de roues soit viable et n'entraîne pas de glissement des roues sur le sol, il faut qu'il existe pour toutes ces roues un unique point de vitesse nulle autour duquel tourne le robot de façon instantanée. Ce point lorsqu'il existe, est appelé *centre instantané de rotation (CIR)*.

1.4. Type de robots mobiles à roues : On distingue trois types

1.4.1. Les robots mobiles à roues différentielles

Les robots à roues différentielles possèdent deux roues motrices conventionnelles non orientables et une ou deux roues folles pour assurer la stabilité du robot ; les roues motrices ont des angles de rotation indépendants et des axes de rotation confondus. Leur degré de mobilité est de deux. Ce type de robot est très répandu en raison de sa simplicité de construction et de ses propriétés cinématiques intéressantes.

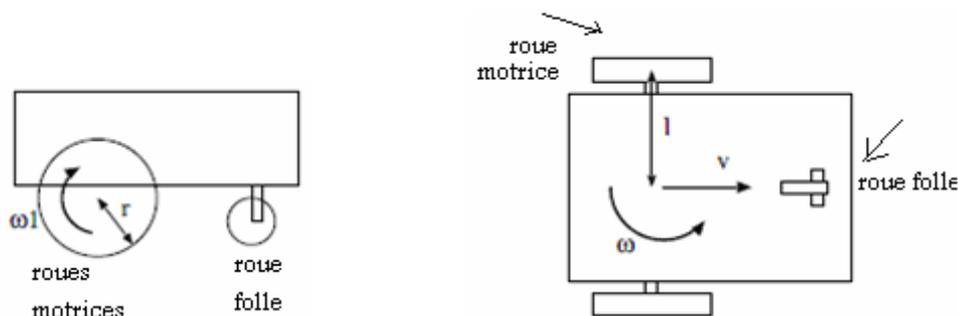


Figure 1-1 : Robot à roues différentielles

1.4.2. Les robots mobiles de type « tricycle » : sont équipés d'un essieu arrière fixe muni de deux roues non orientables et d'une roue avant centrée orientable. Ils n'ont qu'un degré de mobilité et un degré de directionnalité. Ce type de robot est très connu dans les applications des AGV pour leur simplicité inhérente. Pour la commande et la localisation de ce type de

robot, un capteur d'orientation est associé à la roue orientable, et deux encodeurs sont associés aux roues motrices.

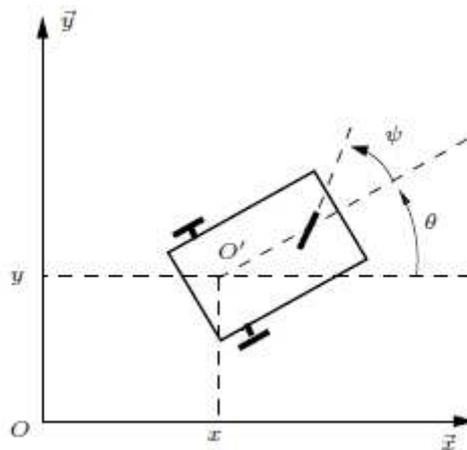


Figure 1-2 : Robot de type tricycle

1.4.3. Les robots mobiles de type "voiture" : possèdent, de manière classique, à l'arrière un essieu non orientable muni de deux roues non orientables et libres en rotation et, à l'avant deux roues centrées orientables (équivalentes à une simple roue centrée orientable). Ceci leur confère un degré de mobilité et un degré de directionnalité.

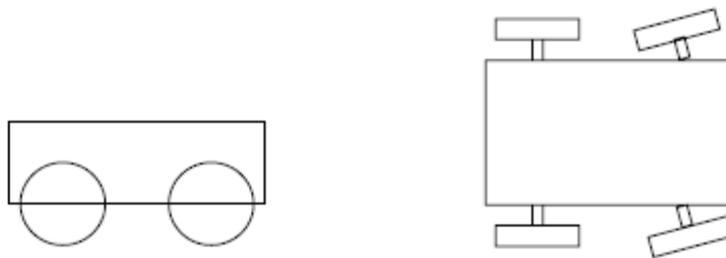


Figure 1-3: Robot de type voiture

1.5. Localisation

On trouve dans la littérature une définition très générale de la localisation : "fonction consistant à déterminer, dans un repère de travail donné, certains paramètres de position et/ou d'attitude du robot qui sont nécessaires à l'accomplissement de sa mission"[6]. Il est à noter l'importance du repère et du lieu entre les paramètres à estimer et la mission.

La localisation d'un robot mobile s'effectue par des capteurs proprioceptifs et/ou extéroceptifs. Cette localisation est d'autant plus nécessaire que le lieu d'évolution est encombré et complexe. Le comportement de l'être vivant illustre bien ces propos, en effet il doit toujours connaître sa situation pour se déplacer d'un point à un autre, soit en identifiant des repères artificiels, on parle de localisation absolue, soit tout simplement en mesurant les distances parcourues et les directions empruntées depuis sa position initiale. Un robot mobile

doit connaître ses coordonnées de position pour être autonome vis -à- vis de l'espace et de l'intervention humaine.

Pour les robots mobiles navigant sur un plan (2-D), ce qui englobe une très large partie des systèmes existants, localiser le robot revient alors à déterminer trois paramètres : deux coordonnées cartésiennes pour la position et un angle pour l'orientation.

Plusieurs techniques et méthodes ont été développées pour assurer la connaissance exacte et de façon autonome de la position d'un robot mobile dans son environnement. A ce jour, ces techniques peuvent être regroupées en deux catégories principales : Les méthodes de *localisation relative* et les méthodes de *localisation absolue*.

1.5.1. Localisation relative ou à l'estime

La position du robot est calculée en incrémentant sa position précédente de la variation mesurée de ses déplacements grâce à des capteurs proprioceptifs.

Les erreurs dues à cette méthode peuvent être importantes car cumulatives avec la distance et fonction du type de trajectoires. On distingue deux méthodes principales de localisation relative : La méthode odométrique et la méthode inertielle.

1.5.1.1. La méthode odométrique

La technique d'odométrie est très utilisée pour localiser les robots mobiles, elle présente l'avantage d'être simple d'emploi et d'un coût faible. L'idée fondamentale de cette méthode est l'intégration de l'incrément de la position, calculé grâce à des encodeurs montés sur les roues, par rapport au temps. Les déplacements dU_g et dU_d des roues droite et gauche permettent de calculer la variation de l'orientation ainsi que la variation de la position dU entre l'état n et l'état $n+1$ (figure 1.4).

Il en résulte malheureusement une accumulation non bornée de l'erreur. L'erreur en orientation induit d'importantes erreurs en position et les deux erreurs croissent en fonction de la distance parcourue. Les erreurs peuvent être regroupées en deux catégories selon leur source. Les erreurs systématiques résultent des imperfections du modèle géométrique du robot (diamètres des roues différents, incertitude sur les dimensions des axes de la base,...).

Les erreurs non systématiques résultent de l'interaction entre le robot et son environnement telle que les glissements des roues avec le sol.

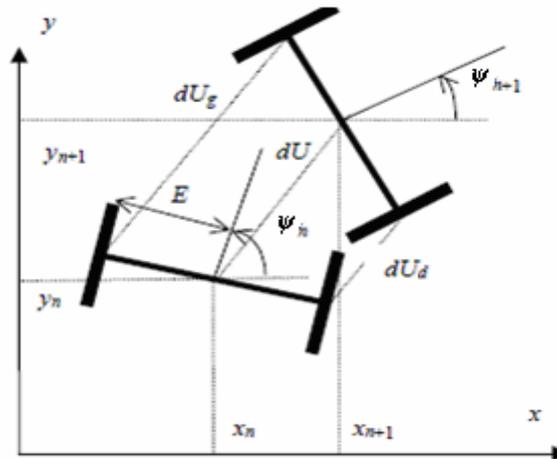


Figure 1-4 : Calcul de la position grâce à l'odométrie [6]

1.5.1.2. Localisation inertielle

Cette technique utilise des accéléromètres pour calculer l'accélération subie par la base mobile et des gyroscopes pour calculer la variation de sa rotation. L'intégration de cette mesure (ou la double intégration dans le cas de l'accéléromètre) permet de calculer la variation de la position. Les capteurs utilisés dans ce type de localisation présentent l'avantage d'être « auto-suffisants » puisqu'ils ne nécessitent aucune référence externe. Cependant, une erreur même minimale est amplifiée par l'intégration. De plus, le rapport signal/bruit n'est pas très élevé. Dans le cas des accéléromètres, l'environnement de travail doit être parfaitement horizontal sous peine de détecter une composante de la gravitation terrestre comme étant due à un déplacement du robot.

1.5.2. Localisation absolue

La localisation absolue est une technique qui permet à un robot de se repérer directement dans son milieu d'évolution, que ce soit en environnement extérieur (mer, espace, terre), ou en environnement intérieur (ateliers, immeubles, centrales nucléaires...). Ces méthodes de localisation sont basées sur l'utilisation de capteurs extéroceptifs.

Pour répondre à la problématique qu'est la localisation d'un robot dans son environnement, deux types de stratégies sont utilisables : la première consiste à utiliser des points de repère naturels et la deuxième à utiliser des points de repère artificiels.

Il est à noter que quelque soit le cas de figure, la localisation absolue nécessite toujours une représentation de l'environnement. Le robot possède donc une banque de données regroupant les caractéristiques des références externes qui est appelée carte de l'environnement.

1.5.2.1. Repères artificiels

Les repères artificiels sont des balises caractéristiques qui sont ajoutées au milieu d'évolution du robot et dont les positions sont connues. L'inconvénient de ce type de techniques réside essentiellement dans son manque de souplesse et dans sa lourdeur d'utilisation. En effet un domaine d'évolution vaste nécessitera un investissement lourd en équipement. En outre tout changement de configuration de l'environnement impliquera une remise en cause du réseau de balises. En revanche cette technique a le gros avantage d'être précise, robuste et surtout de satisfaire la contrainte temps réelle. Précisons à ce niveau que cette approche ne pourra répondre à la problématique de modélisation incrémentale et localisation simultanée.

Les balises artificielles peuvent être de deux types :

1. Actives : elles émettent des signaux.
2. Passives : elles ne peuvent pas émettre.

a)- Balises actives et GPS

Les balises actives sont généralement interactives avec le système de perception de l'engin mobile puisque ce sont elles qui émettent l'onde captée par l'équipement de mesure. Les deux principaux types d'organes de transmission utilisés sont les émetteurs de sources lumineuses (infrarouge par exemple) et les antennes émettrices hyperfréquences. Ces ondes peuvent être émises en continu ou être déclenchées par ordre provenant de l'équipement embarqué sur le mobile. Les systèmes à balises actives sont le moyen de navigation le plus communément utilisé pour les bateaux et les avions.

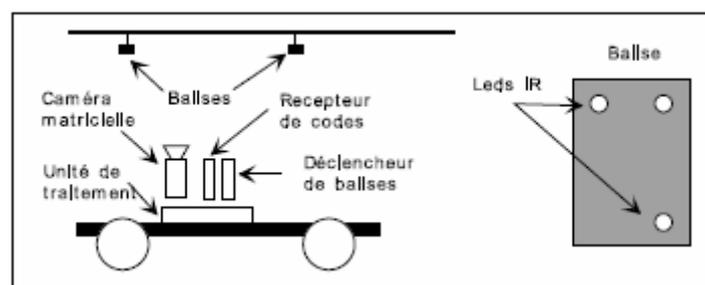


Figure 1-5 : Système de localisation par repérage de balises actives [1].

Le système GPS est finalement un système de localisation en environnement extérieur basé sur le repérage de balises actives que sont les satellites.

Ce système, développé par le Département de La Défense des Etats-Unis, est composé de vingt-quatre satellites [1]. En utilisant des méthodes avancées de trilatération, le récepteur terrestre peut calculer une position en mesurant le temps de vol des ondes renvoyées par les

satellites. En théorie, trois satellites peuvent permettre de calculer la latitude, la longitude et l'altitude du récepteur.

b)- Balises passives

On appelle balises passives des repères artificiels n'échangeant pas de signaux avec le système de perception [1]. Comme précédemment ce type de méthode est basé sur le repérage de balises artificielles placées à des positions connues dans le milieu d'évolution du robot. La différence se situe au niveau de l'identification de la balise qui doit être faite par le système de perception. Ainsi le problème de la mise en correspondance est généralement facilité par un codage au niveau du marquage de la balise. Ces systèmes ont l'avantage d'être moins lourds à installer que les systèmes précédents.

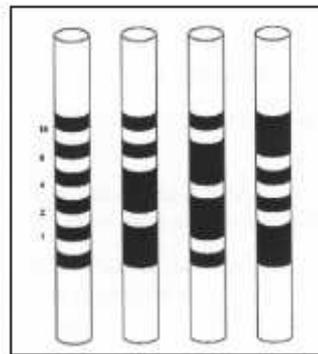


Figure 1-6 : Balises passives [1]

1.5.2.2. Repères naturels

Cette technique consiste à utiliser les éléments caractéristiques de l'environnement pour estimer la position du robot. L'intérêt de ces méthodes est donc sa souplesse d'utilisation puisqu'elles ne nécessitent pas d'aménager le milieu d'évolution du robot. Pour la problématique de localisation, une connaissance de l'environnement sera nécessaire. Il s'agira d'une représentation cartographique qui intégrera la position des amers qui serviront à localiser le robot. Suivant le niveau sémantique adopté pour décrire l'environnement, plusieurs types de représentations cartographiques pourront être gérés.

La fonction localisation peut se décliner en deux étapes :

- la construction du modèle sensoriel : elle consiste à conditionner les mesures capteur.
- la mise en correspondance de ce modèle avec la carte de l'environnement : elle consiste à apparier les observations avec des primitives cartographique. Il s'agit là de l'étape prépondérante permettant d'estimer la configuration du robot.

1.6. La perception :

La notion de perception en robotique mobile est relative à la capacité du robot à recueillir, traiter et mettre en forme des informations qui lui sont utiles pour agir et réagir dans l'environnement qui l'entoure [3], [4]. Elle est donc la faculté de détecter et /ou appréhender l'environnement proche ou éloigné du robot.

Alors que pour des tâches de manipulation, on peut considérer que l'environnement du robot est relativement structuré, ce n'est plus le cas lorsqu'il s'agit de naviguer de manière autonome dans des lieux très partiellement connus. 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'état de l'environnement dans lequel il évolue. Le choix des capteurs dépend bien évidemment de l'application envisagée.

La perception est nécessaire pour la sécurité du robot, la modélisation de l'environnement et l'évitement et le contournement d'obstacles.

Les moyens utilisés pour la perception de l'environnement sont nombreux et variés, parmi ceux-ci nous pouvons citer :

- Les télémètres laser et ultrasonores
- Les capteurs optiques et infrarouges
- Les capteurs tactiles.
- Les systèmes de vision (Caméras)

1.7. Navigation

Les sections précédentes ont permis de mettre en place les outils nécessaires pour faire naviguer un robot mobile dans un environnement d'intérieur : compréhension du mode de locomotion et localisation de ce robot dans son environnement. Il s'agit maintenant d'utiliser au mieux la motricité du robot et sa localisation pour accomplir la tâche de navigation de manière autonome.

Un mouvement est une application définie en fonction du temps t , reliant un point initial à l'instant t_0 à un point final à l'instant t_f . Une trajectoire est le support d'un mouvement. Il s'agit donc d'une courbe paramétrée par une variable s quelconque, par exemple l'abscisse curviligne normalisée ($s \in [0; 1]$) de la courbe sur laquelle se déplace le robot. L'évolution du paramètre s en fonction du temps t est appelée mouvement sur la trajectoire. Le problème de navigation d'un robot mobile consiste de la manière la plus générale à trouver un mouvement dans l'espace des configurations sans collisions, traditionnellement noté C_{free} . Ce mouvement amène le robot d'une configuration initiale $q_0 = q(t_0)$ à une configuration

finale $q_f = q(t_f)$. On peut néanmoins donner des définitions différentes de la tâche de navigation à accomplir, selon le but recherché : par exemple on peut souhaiter seulement placer le robot dans une zone donnée ou relâcher la contrainte d'orientation, etc. La tâche de navigation ainsi définie est donc limitée à un seul mouvement.

Il existe néanmoins une très grande variété de travaux et de méthodes permettant d'aborder ce problème difficile. Pour différencier les techniques de navigation, on peut de manière classique (et grossière) distinguer deux approches :

- la première consiste à planifier le mouvement dans l'espace des configurations et à l'exécuter par asservissement du robot sur le mouvement de consigne (Schéma planification- exécution) ;
- la seconde consiste à offrir un ensemble de primitives plus réactives. Elles correspondent alors à des sous tâches (suivre un mur, éviter un obstacle) dont on estime que l'enchaînement est du ressort d'un planificateur de tâches ayant décomposé la tâche globale.

1.8. Conclusion

Les robots mobiles à roues sont les robots les plus répandus, vu leurs structure mécanique simple et leurs commande relativement plus facile que les autres robots mobiles qui diffèrent par leurs moyens de locomotion.

Chapitre 2

Capteurs en robotique mobile

2.1. Introduction

Le robot mobile, pour accomplir sa tâche correctement, doit être doté de capteurs permettant d'appréhender, en temps réel, son environnement. Ces capteurs constituent une source d'informations qui était réservée à l'homme, à savoir un sens de la vue, du toucher, de l'odorat, de l'ouïe et du goût. L'ensemble des informations perçues par les capteurs et relative à l'environnement doit ensuite être analysé par le robot afin d'en déduire certaines valeurs prises comme modèle. Elles seront ensuite utilisées comme base de référence dans l'évaluation de l'action à engendrer par le robot pour réaliser la tâche qui lui est spécifiée.

2.2. Définition d'un capteur

Le capteur est un instrument qui permet de déceler l'information contenue dans un objet ou issue d'un phénomène. Ce dispositif est soumis à l'action d'une mesurante non électrique, et fournit un signal électrique à sa sortie. Il va assurer la mesure permanente des grandeurs réelles en question.

2.3. Classification des capteurs

En robotique mobile, on classe traditionnellement les capteurs en deux catégories selon qu'ils mesurent l'état du robot lui-même ou l'état de son environnement.

Dans le premier cas, à l'image de la perception chez les êtres vivants, on parle de proprioception et donc de *capteurs proprioceptifs*.

On trouve par exemple dans cette catégorie les capteurs de position ou de vitesse des roues et les capteurs de charge de la batterie. Les capteurs renseignant sur l'état de l'environnement, donc de ce qui est extérieur au robot lui-même, sont eux appelés *capteurs extéroceptifs*. Il s'agit de capteurs donnant la distance du robot à l'environnement, la température, signalant la mise en contact du robot avec l'environnement, etc.

Nous présentons dans cette section les capteurs les plus couramment utilisés en robotique mobile pour les besoins de la navigation.

2.3.1. Les capteurs proprioceptifs

Les capteurs proprioceptifs permettent une mesure du déplacement du robot. Ce sont les capteurs que l'on peut utiliser le plus directement pour la localisation, mais ils souffrent d'une dérive au cours du temps qui ne permet pas en général de les utiliser seuls.

2.3.1.1. L'odométrie

L'odométrie permet d'estimer le déplacement à partir de la mesure de rotation des roues. La mesure de rotation est en général effectuée par un codeur optique disposé sur l'axe de la roue ou sur le système de transmission. Le problème majeur de cette mesure est que l'estimation du déplacement fournie dépend très fortement de la qualité du contact entre la roue et le sol. Elle peut être relativement correcte pour une plate-forme à deux roues motrices sur un sol plan de qualité uniforme, mais est en général quasiment inutilisable seule pour un robot à chenille par exemple. Notons cependant que l'erreur de ces méthodes se retrouve en général principalement sur l'estimation de la direction du robot, tandis que la mesure de la distance parcourue est souvent de meilleure qualité.

La majorité des modèles de localisation et de cartographie font appel à un modèle probabiliste de cette mesure. Ces modèles vont donner, en fonction de la mesure réalisée, la probabilité du déplacement réel. Il existe divers types de modèles, mais les plus simples et les plus utilisés sont des modèles de bruit gaussiens sur la direction et la longueur du déplacement, ainsi que sur le changement de direction du robot. Les écarts types de ces différentes gaussiennes dépendent de la valeur de la mesure : l'erreur sur la longueur du déplacement est par exemple proportionnelle à cette longueur (Figure 2-1).

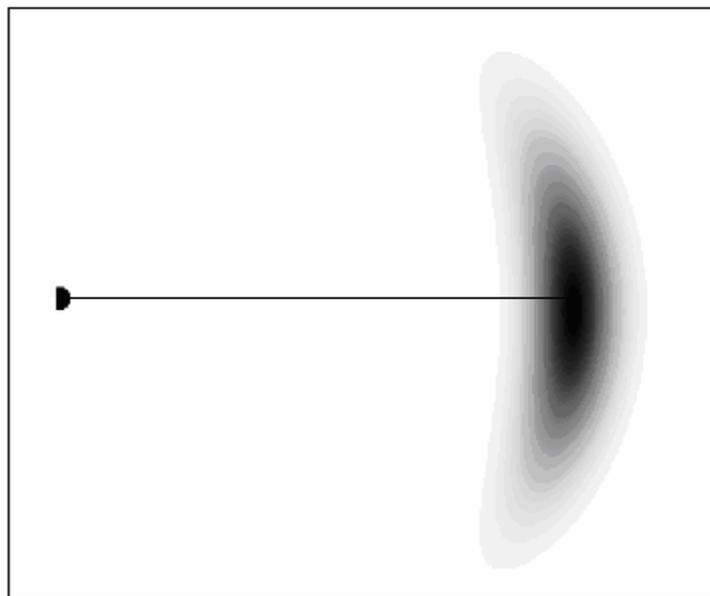


Figure 2-1 : Exemple de modèle probabiliste simple de l'odométrie [3].

Le niveau de gris représente la probabilité de la position après un déplacement rectiligne vers la droite. Le modèle utilise un bruit gaussien sur la longueur du déplacement et sur la direction du déplacement.

Il est bien sûr possible d'utiliser des modèles beaucoup plus fins de l'odométrie, par exemple en faisant une hypothèse de bruit gaussien sur la mesure de rotation de chaque roue, et en en déduisant l'erreur de déplacement du robot. Ces modèles probabilistes peuvent être utilisés pour générer des positions possibles du robot selon la distribution de probabilité déduite de la mesure de l'odométrie. L'application successive de plusieurs modèles probabilistes déduits de plusieurs mesures d'odométrie permet de les combiner et d'estimer la distribution de probabilité de position finale du robot (Figure 2-2).

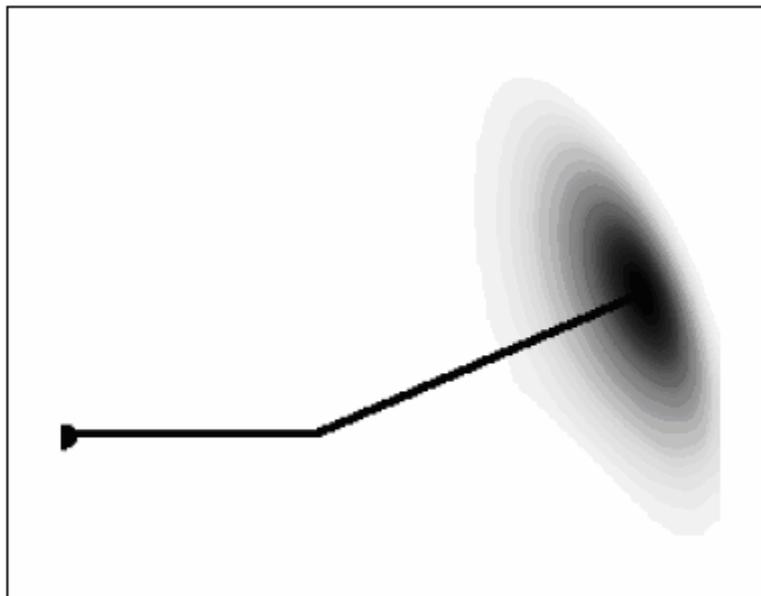


Figure 2-2 : Exemple de combinaison de mesures pour les modèles probabilistes de l'odométrie.

2.3.1.2. Les systèmes radar doppler

Au lieu de mesurer le déplacement par des mesures sur les roues, il est possible d'utiliser un petit radar pointé vers le sol qui permet de mesurer la vitesse du véhicule par effet Doppler. Le principe est de diriger un faisceau électromagnétique de fréquence F vers le sol avec une inclinaison α par rapport à la direction de déplacement du véhicule. 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 [1]. L'intégration de la mesure de vitesse fournira une estimation du déplacement du mobile. Ce capteur est le plus souvent utilisé en milieu extérieur.

Ce système présente l'avantage d'être beaucoup plus précis que la mesure passant par les roues, et d'être indépendant des dérapages possibles de ces roues [3], mais est en général plus cher et encombrant. Il est de plus très rare sur les petites plates-formes car il ne peut mesurer de faibles vitesses de déplacement.

2.3.1.3. Les systèmes inertiels

La mesure de déplacement potentiellement la plus fiable provient de la mesure des accélérations de la plate-forme par des capteurs inertiels. Cette mesure est potentiellement fiable car elle ne dépend pas de la nature locale de l'environnement, cependant les capteurs inertiels sont tous entachés de bruit de mesure qui produit une dérive de l'estimation de la position au cours du temps [3].

La qualité des mesures inertielles dépend très fortement du type de capteurs utilisés. Historiquement, les premiers capteurs ont été réalisés à base de systèmes mécaniques et peuvent fournir des mesures extrêmement précises, au prix d'un coût et d'une masse très élevés. Ces dernières années ont vu apparaître de nouvelles technologies de capteurs, notamment basés sur les techniques de microélectronique, qui ont permis la réalisation de capteurs inertiels "bas coût" et l'apparition de ces capteurs dans des produits grand public.

La précision de ces capteurs est toutefois de quelques ordres de grandeur plus faible, ce qui rend leur utilisation isolée quasiment impossible. Ces capteurs fournissent toutefois un très bon complément à l'odométrie, notamment pour l'estimation de la direction.

L'accélération en translation de la plate-forme est mesurée par des *accéléromètres* linéaires. On dispose en général deux accéléromètres pour prendre des mesures dans deux directions perpendiculaires du plan de déplacement du robot. Un troisième peut être disposé verticalement afin de mesurer la position en trois dimensions.

L'accélération angulaire est mesurée par *des gyromètres*. On dispose en général un gyromètre selon l'axe vertical, qui permet ainsi de mesurer l'angle de lacet du robot.

Deux autres gyromètres peuvent être positionnés selon deux axes du plan de déplacement afin d'estimer la direction en trois dimensions.

Il est également possible de mesurer la rotation du robot par rapport à un axe de référence en utilisant un *gyroscope*. Cette mesure s'effectue en général par rapport à un axe de référence mis en rotation et isolé mécaniquement le plus possible du robot, ce qui rend sa direction indépendante de la direction du robot. Cette mesure peut être moins bruitée que l'intégration du signal d'accélération mais dépend très fortement de la qualité de la réalisation mécanique du système, qui dépend très directement du prix du gyroscope.

L'ensemble de ces éléments (3 accéléromètres et 3 gyromètres) peut être réuni pour former une centrale inertielle qui permet d'estimer complètement les six degrés de libertés de la position dans un espace à 3 dimensions. Les centrales inertielles "bas coût" sont cependant aujourd'hui de qualité insuffisante pour une utilisation isolée, tandis que les centrales de qualité correcte restent très chères. Ce domaine est cependant en évolution rapide avec l'arrivée de nouvelles technologies et l'apparition de centrales "bas coût" de qualité correcte devrait se faire dans les prochaines années.

L'utilisation des données fournies par ce type de senseurs passe aussi en général par un modèle probabiliste, qui peut être du type de celui présenté pour l'odométrie.

2.3.2 .Les capteurs extéroceptifs

Les capteurs extéroceptifs permettent de percevoir le milieu d'évolution du robot. Ils sont généralement le complément indispensable aux capteurs présentés précédemment. Des méthodes de fusion de données seront alors utilisés pour conditionner et traiter les informations sensorielles de natures différents [1]. Deux familles de capteurs extéroceptifs embarqués peuvent être identifiées : les capteurs télémétriques et les systèmes de vision.

2.3.2.1. Les capteurs télémétriques

Il existe différents types de télémètres, qui permettent de mesurer la distance à l'environnement, utilisant divers principes physiques.

a)- Télémètres à ultrasons

Les télémètres à ultrason sont historiquement les premiers à avoir été utilisés. Ils utilisent la mesure du temps de retour d'une onde sonore réfléchiée par les obstacles pour estimer la distance (Figure 2. 3). Ces télémètres sont très simple et peu cher, et sont donc très répandus, mais possèdent de nombreux inconvénients.

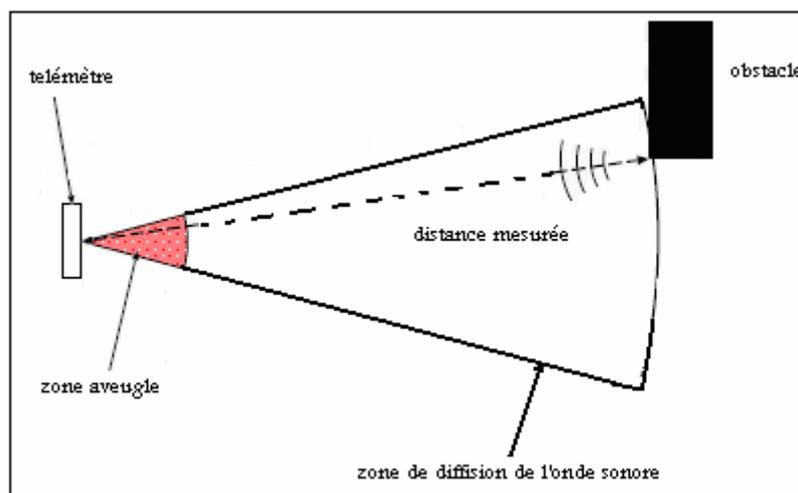


Figure 2-3 : Principe du télémètre à ultrasons

En premier lieu, deux télémètres voisins ne peuvent être utilisés simultanément, car il est impossible de savoir par lequel des deux télémètres une onde réfléchie a été émise (phénomène de “crosstalk”). Un robot possédant plusieurs télémètres doit donc les activer l’un après l’autre, ce qui entraîne un taux de rafraîchissement global des mesures relativement faible. Ces télémètres possèdent une “zone aveugle”, de quelques dizaines de centimètres, en dessous de laquelle ils ne peuvent détecter les obstacles. Cette zone est due à une temporisation entre l’émission de l’onde sonore et le début de la détection de l’onde réfléchie qui est nécessaire pour ne pas perturber cette mesure. De plus, l’onde réfléchie est très sensible aux conditions environnementales locales. Ainsi, si l’angle entre l’obstacle et la direction de l’onde sonore est trop faible, il n’y aura pas de retour de l’onde sonore et l’obstacle ne sera pas perçu. L’onde de retour dépend également de la texture de l’obstacle. Un mur couvert de moquette pourra par exemple ne pas être détecté.

Les télémètres ultrason détectent les obstacles se situant dans un cône relativement large (d’angle au sommet d’environ 30 degrés). Cette caractéristique peut être à la fois un avantage et un inconvénient. C’est un inconvénient car un obstacle détecté n’est pas localisé en angle à l’intérieur du cône de détection, et on obtient donc une mesure de la position relativement imprécise. C’est par contre un avantage car des éléments relativement fins (les pieds de table ou de chaise par exemple) sont détectés dans ce cône, alors qu’ils pourraient ne pas être détectés par des télémètres ayant un angle d’ouverture très fin.

b)- Télémètres à infrarouges

Ces télémètres possèdent l’avantage d’avoir un cône de détection beaucoup plus restreint. Ils utilisent une lumière infrarouge au lieu d’une onde sonore pour la détection et peuvent être basés sur différentes techniques qui permettent de recueillir plus ou moins d’information. Il est possible de mesurer simplement le retour ou le non-retour d’une impulsion codée, ce qui permet de détecter la présence ou l’absence d’un obstacle dans une certaine portion de l’espace.

Il est également possible de réaliser une triangulation sur le faisceau de retour de l’onde lumineuse, ce qui permet d’avoir une mesure de la distance de l’obstacle.

Les inconvénients de ces télémètres sont liés à leur portée, en général relativement restreinte, et à leur sensibilité aux fortes sources de lumières qui contiennent un fort rayonnement infrarouge. Un projecteur du type de ceux utilisés pour la télévision pointé sur le robot, par exemple, sature en général complètement le récepteur et empêche toute détection d’obstacle. Ils sont également très sensibles à la couleur et à la nature de la surface de l’obstacle (par exemple, ils détectent difficilement les vitres).

c)- Télémètres laser

Les télémètres les plus utilisés à l'heure actuelle pour des applications de cartographie et de localisation sont les télémètres laser à balayage. Ils utilisent un faisceau laser mis en rotation afin de balayer un plan, en général horizontal, et qui permet de mesurer la distance des objets qui coupent ce plan (Figure 4). Cette mesure peut être réalisée selon différentes techniques (mesure du temps de retour, interférométrie...).

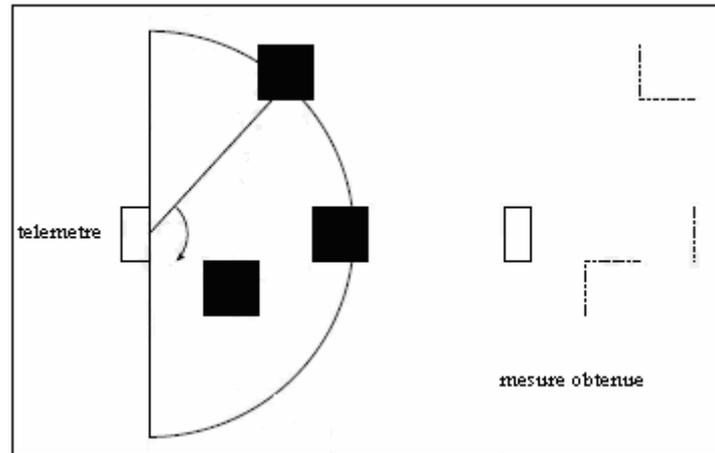


Figure 2-4 : Illustration d'un télémètre Laser.

Les télémètres les plus courants ont une bonne résolution angulaire car ils permettent d'obtenir une mesure de distance tout les demi degrés, sur une zone de 180 ou 360 degrés selon les modèles. La mesure est de plus relativement précise (avec un bruit de l'ordre de quelques centimètres) à une distance relativement grande (plusieurs dizaines de mètres). La fréquence d'acquisition est en général de l'ordre de la dizaine de Hertz, voire proche de la centaine pour certains modèles.

Ces télémètres sont très utilisés en environnement intérieur car ils fournissent des données abondantes et précises sur la position des objets caractéristiques de l'environnement tels que les murs. Ils possèdent toutefois un certain nombre d'inconvénients. En premier lieu, leur zone de perception est restreinte à un plan et ne permet donc pas de détecter les obstacles situés hors de ce plan (un petit objet posé au sol par exemple).

Ils ne peuvent pas non plus détecter les objets ne réfléchissant pas correctement la lumière du laser (en premier lieu les vitres, mais aussi certains objets très réfléchissants, tels que les objets chromés). Pour limiter ces inconvénients, il est possible de les utiliser en conjonction avec des capteurs à ultrason qui ont un cône de détection plus large et qui peuvent détecter les vitres. Enfin, la plupart des algorithmes de cartographie et de localisation existants supposent

que le plan de mesure du télémètre laser reste horizontal et à hauteur constante, ce qui n'est plus vrai en cas de sol irrégulier ou, dans la majorité des cas, en extérieur.

A l'heure actuelle, des télémètres laser balayant l'espace selon deux axes commencent à apparaître. Ils permettent ainsi d'obtenir une image de distance selon un angle solide de l'ordre de quelques dizaines de degrés dans les deux dimensions. Ces télémètres restent toutefois chers et fragile du fait de la mécanique nécessaire au balayage. De plus, la fréquence d'acquisition est relativement faible (de l'ordre de quelques Hertz), ce qui pose problème lorsque le robot est en mouvement.

Des systèmes sans balayage permettant d'obtenir une image de profondeur sont également en cours de développement. Il restent aujourd'hui du domaine de la recherche mais sont d'un très grand intérêt potentiel pour la robotique mobile.

d)- Modèle probabiliste

Les modèles probabilistes associés à ces capteurs permettent de donner la probabilité de la mesure en fonction de la distance réelle de l'obstacle. Les probabilités sont estimées pour chacune des mesures individuelles prises depuis une position, puis agglomérées par produit :

$$P(\text{Scan}|\text{Obstacles}) = \prod_{i=1}^M P(\text{mesure}_i|\text{distance obstacles}).$$

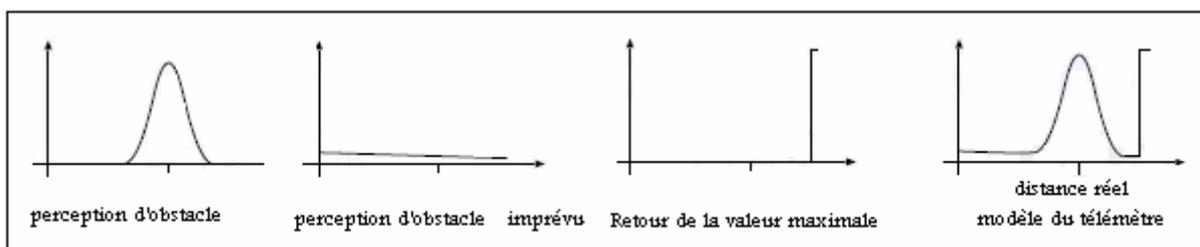


Figure 2-5 : Modèle probabiliste de télémètre.

Pour estimer la probabilité d'une mesure individuelle, il est possible d'utiliser une simple loi gaussienne comme modèle probabiliste, mais les modèles sont en général un peu plus évolués et utilisent une combinaison de lois qui modélisent divers phénomènes (Figure 2. 5) :

- la mesure effective de l'obstacle visé, modélisé par une gaussienne en général
- la perception d'un obstacle imprévu, modélisé par une loi décroissante
- la non perception de l'obstacle qui donne une mesure à la distance maximale du télémètre, modélisé par un pic. Les paramètres de cette combinaison de lois peuvent être réglés manuellement ou estimés à partir d'un ensemble de mesures, par exemple en utilisant un algorithme de maximisation de l'espérance. Ces modèles peuvent être adaptés à tous les types de télémètres.

2.3.2.2. Les systèmes de vision (les caméras)

L'utilisation d'une caméra pour percevoir l'environnement est une méthode attractive car elle semble proche des méthodes utilisées par les humains. Le traitement des données volumineuses et complexes fournies par ces capteurs reste cependant difficile à l'heure actuelle, même si cela reste une voie de recherche très explorée.

a)- Caméras simples

Une caméra standard peut être utilisée de différentes manières pour la navigation d'un robot mobile. Elle peut être utilisée pour détecter des amers visuels (des points particuliers qui servent de repère, tels que des portes ou des affiches) à partir desquels il sera possible de calculer la position du robot. Si ces amers sont simplement ponctuels, ou de petite taille, il sera en général simplement possible d'estimer leur direction. Dans le cas où les amers sont des objets connus en 2 ou 3 dimensions, il sera en général possible d'estimer complètement la position du robot par rapport à la leur. Elle peut également être utilisée pour détecter des "guides" de navigation pour le robot, tels que des routes ou des couloirs.

Il est également possible d'utiliser globalement une image pour caractériser une position ou un point de vue dans l'environnement. Il faudra alors comparer cette image aux nouvelles images acquises par le robot pour savoir si le robot est revenu à cette position. Cette comparaison peut faire appel à de très nombreuses techniques, notamment à celles utilisées dans le domaine de l'indexation d'image.

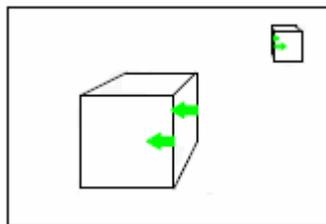


Figure 2-6 : Illustration du principe de base du flot optique.

Lorsque le robot est en mouvement, il est également possible de tirer parti du *flot optique* (le mouvement apparent des objets dans l'image, voir figure 2-6), afin d'avoir une estimation de la distance des objets. En effet, les objets les plus proches ont un déplacement apparent plus important que les objets lointains. Cette méthode permet notamment de réaliser un évitement d'obstacles ou de réaliser une reconstruction tridimensionnelle de l'environnement (par des techniques connues sous le nom de *structure from motion*).

b)- Caméras stéréoscopiques

Lorsque l'on dispose de deux caméras observant la même partie de l'environnement à partir de deux points de vue différents, il est possible d'estimer la distance des objets et d'avoir ainsi une image de profondeur, qui peut être utilisée pour l'évitement d'obstacles ou la cartographie [3]. Cette méthode suppose toutefois un minimum d'éléments saillants dans l'environnement (ou un minimum de texture) et peut être limitée, par exemple dans un environnement dont les murs sont peints de couleurs uniformes. La qualité de la reconstruction risque également de dépendre fortement des conditions de luminosité. La résolution et l'écartement des deux caméras impose également les profondeurs minimum et maximum qui peuvent être perçues, ce qui peut être limitatif pour la vitesse de déplacement du robot.

Des techniques similaires peuvent également être utilisées pour estimer la profondeur à partir d'une caméra en mouvement (méthodes de *structure from motion*), la difficulté étant alors d'estimer à la fois la profondeur et les positions relatives de la caméra lors de la prise des deux images.

c)- Caméras panoramiques

Les caméras panoramiques (catadioptriques) sont constituées d'une caméra standard pointant vers un miroir de révolution (par exemple un simple cône, ou un profil plus complexe qui peut s'adapter à la résolution exacte que l'on veut obtenir sur le panorama) (figure 2-7). L'image recueillie permet d'avoir une vision de l'environnement sur 360 degrés autour de la camera. Le secteur angulaire vertical observé dépend de la forme du miroir et peut être adapté aux besoins de chaque application (Figure 2-7).

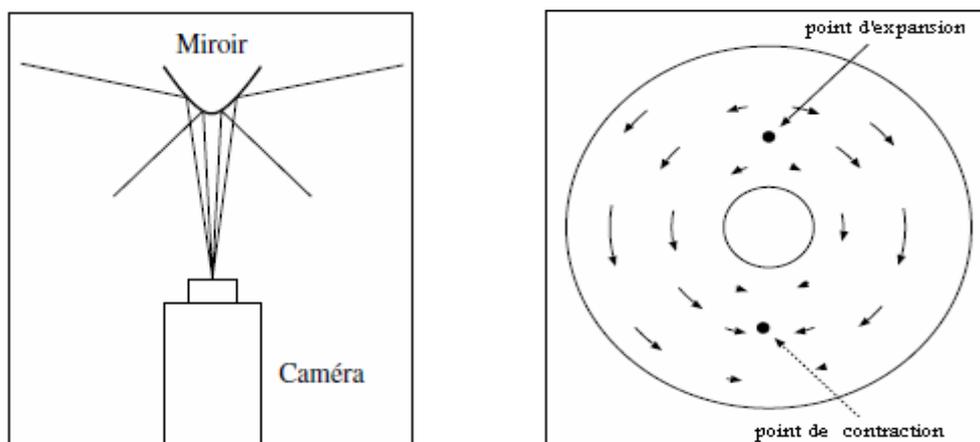


Figure 2-7 : Principe des caméras panoramiques catadioptriques et exemple d'image obtenue.

Ce type de caméra est très pratique pour la navigation car une image prise par une caméra panoramique orientée verticalement permet de caractériser une position, indépendamment de

la direction du robot. En effet, pour une position donnée et pour deux orientations différentes, la même image sera formée par la caméra, à une rotation autour du centre près, tandis que pour une caméra standard, orientée horizontalement, la scène serait différente.

Ces caméras sont donc très pratiques lorsque l'on caractérise une position de manière globale, mais peuvent aussi être utilisées pour détecter des amers ou pour estimer le flux optique. Dans ce cas, toutefois, comme la géométrie de l'image formée est relativement complexe et comme la résolution obtenue varie énormément selon la direction observée, les algorithmes doivent être adaptés, ce qui pose un certain nombre de problèmes. Concernant le flux optique, cependant, les caméras panoramiques possèdent l'avantage de contenir toujours le point d'expansion et le point de contraction dans l'image, ce qui rend l'estimation du mouvement beaucoup plus aisée.

2.3.2.3. Autres capteurs

a)- Les capteurs tactiles

Les robots peuvent être équipés de capteurs tactiles, qui sont le plus souvent utilisés pour des arrêts d'urgence lorsqu'il rencontre un obstacle qui n'avait pas été détecté par le reste du système de perception [3].

Ces capteurs peuvent être de simples contacteurs répartis sur le pourtour du robot. Il ne détecte alors le contact qu'au dernier moment. Il est également possible d'utiliser des petites tiges arquées autour du robot pour servir d'intermédiaire à ces contacteurs, ce qui permet une détection un peu plus précoce et donne ainsi plus de marge pour arrêter le robot.

b)- Les boussoles

Les boussoles permettent, par la mesure du champ magnétique terrestre, de déduire la direction du nord. Ces capteurs peuvent utiliser différentes technologies et ont l'avantage de fournir une direction de référence stable au cours du temps (au contraire des gyroscopes qui dérivent). Ces capteurs sont toutefois très délicats à utiliser en intérieur car ils sont très sensibles aux masses métalliques présentes dans la structure des bâtiments. En pratique, on les utilise donc principalement en extérieur en apportant le plus grand soin à leur positionnement sur le robot pour éviter les influences des composants du robot, notamment les moteurs électriques.

c)- Les balises

Dans certaines applications, il est également possible d'utiliser des balises dont on connaît la position, et qui pourront être facilement détectées par le robot, afin de faciliter sa localisation. Des techniques très diverses peuvent être utilisées pour ces balises. On peut par exemple utiliser un signal radio, émis de manière omnidirectionnel par la balise. Le robot sera alors équipé d'une antenne directionnelle qui lui permettra de détecter la direction des différentes balises, afin de déduire sa position par triangulation. On peut également utiliser des codes couleurs ou des codes barres qui pourront être détectés par une caméra.

d)- Le GPS

Les besoins de localisation étant omniprésents dans de très nombreux secteurs de la vie actuelle, l'idée d'avoir un système de localisation le plus universel possible a donné lieu à l'apparition du Global Positioning System. C'est un système de balises dont on a placé les balises sur des satellites en orbite terrestre et qui est par conséquent accessible de quasiment partout à la surface du globe. Ce système permet donc d'avoir une mesure de sa position dans un repère global couvrant la terre avec une précision variant de quelques dizaines de mètres à quelques centimètres suivant les équipements.

Ce système est cependant loin de résoudre tous les problèmes de localisation des robots mobiles. Il fonctionne en effet difficilement dans des environnements urbains, et n'est pas utilisable à l'intérieur des bâtiments. Sa précision est de plus souvent trop faible pour qu'un robot terrestre puisse utiliser ces informations seules. En pratique, il est souvent couplé à un système inertiel qui permet de palier aux pertes du signal **GPS** et il ne remplace de toute façon pas les capteurs du robot qui lui permettent de percevoir son environnement immédiat, qui constitue la source d'information principale pour la navigation à court terme (par exemple l'évitement d'obstacles, par opposition à la navigation à long terme qui consiste à rejoindre un but distant).

2. 4. Conclusion

On a essayé dans ce chapitre de ne pas faire une étude détaillée sur les capteurs qui relèvent à la fois de la physique, de l'électronique et du traitement du signal. Nous nous sommes contentés d'expliquer le principe de fonctionnement des capteurs présentés et on tâchera simplement de garder à l'esprit que les défauts inhérents aux différents systèmes de mesure utilisés (bruits, erreurs ou échecs de mesures, difficulté de modélisation) influent fortement sur la perception que le robot a de l'environnement et donc peuvent entraîner des perturbations et de mauvaises estimations de commande sur les actionneurs du robot mobile.

Chapitre 3

Méthodes de modélisation de l'environnement

3.1. Introduction

La connaissance du milieu dans lequel évolue le robot mobile n'est établie en général qu'après avoir effectué une campagne de mesures de l'ensemble des éléments constituant l'environnement. Cette procédure fastidieuse peut être évitée si le robot construit lui-même son modèle d'environnement de manière dynamique [6].

Donc c'est par la construction de modèles de l'environnement que le robot structure et rend exploitable l'ensemble des données qu'il perçoit. Ce problème a été énormément étudié dans la communauté des roboticiens, de nombreuses méthodes de construction de cartes de l'environnement ont été proposées.

Le problème de la construction des cartes est déterminant pour la localisation de certaines entités, telles que des amers ou des obstacles dans une référence globale.

3.2. Modélisation

Une définition du robot pourrait être : Système automatique mécanisé capable d'effectuer une ou plusieurs tâches, dans un environnement donné, de manière autonome, par l'exécution d'un programme. Le terme robot correspond donc à un type bien précis de système. Ainsi, si certaines caractéristiques ne sont pas présentes, une machine, même très complexe, ne peut être qualifiée de robot. Bien évidemment, l'autonomie est un caractère intrinsèque lié au robot. Un robot autonome est un système capable d'agir et de réagir seul face à un événement imprévu. L'autonomie suppose que le robot prévoit l'occurrence de certains événements, puis les réactions appropriées à ceux-ci. Ainsi, pour que le robot atteigne un degré supérieur d'autonomie, il doit être doté de moyens pour appréhender l'environnement, construire et mettre à jour des représentations internes de cet environnement, décider des actions adéquates et réagir aux événements imprévus.

En robotique mobile, nous rencontrons en général deux types d'environnements : statique et dynamique. Dans un environnement statique, tous les objets (obstacles) sont immobiles : seul le robot se déplace. Les objets peuvent se déplacer ou être déplacés dans un environnement

dynamique ou évolutif. Réaliser des tâches avec un robot dans un environnement dynamique est beaucoup plus ambitieux que dans un milieu statique. Nous ne considérons dans notre travail que les environnements statiques. Pour un robot mobile autonome, être capable de se déplacer dans un environnement non préparé est à la fois indispensable et extrêmement complexe. Avoir un modèle, plus ou moins détaillé de son environnement, est essentiel pour assurer l'exécution de ses missions. Un modèle de l'environnement donne au robot les capacités de réalisation des tâches suivantes :

- Planification de mouvements et déplacements. En fait, sans avoir un modèle de son environnement, le robot ne peut planifier un chemin pour aller d'un point de départ à un point d'arrivée. De plus, le modèle permet au robot d'évaluer et de quantifier les actions de déplacement qu'il effectue.
- Réalisation des mouvements. Le modèle permet de détecter des éléments sur lesquels le robot s'appuie pendant son déplacement, que ce soit des amers qui lui permettent de se localiser, ou des buts successifs à atteindre dans un enchaînement de commandes référencées capteur.
- Localisation. Un bon modèle est indispensable pour le robot afin de se localiser. En effet, la localisation du robot à chaque instant assure l'exécution du chemin planifié.
- Planification et exécution des tâches en contexte multi-robots. Un modèle commun donne les moyens à un ensemble de robots pour planifier et exécuter des tâches communes et complémentaires.

Historiquement, le problème de modélisation en robotique mobile est traité comme un problème de construction d'une carte (Cartographie ou Mapping).

La cartographie est l'ensemble des études et des opérations, scientifiques, artistiques et techniques, intervenant à partir des résultats d'observations directes ou de l'exploitation d'une documentation, en vue de l'élaboration et de l'établissement de cartes, plans et autres modes d'expression, ainsi que dans leur utilisation .

La cartographie est considérée comme l'un des plus importants problèmes dans la construction d'un robot mobile quasi autonome. En dépit des progrès remarquables réalisés dans ce domaine, il reste l'un des sujets les plus ambitieux. Actuellement, sur le marché de la robotique, on a seulement des méthodes pour la cartographie des environnements statiques, structurés et de tailles limitées. Cartographier des environnements non structurés, dynamiques ou de grandes tailles reste un sujet de recherche ouvert.

La cartographie en robotique mobile est habituellement divisée en deux grands types d'approches : métrique et topologique. Les cartes métriques capturent les propriétés

géométriques de l'environnement, alors que les cartes topologiques décrivent la connectivité de différents lieux (pièces, couloirs, etc.). La grille d'occupation est une autre approche pour représenter une carte, dans laquelle la carte est une grille de cellules et la valeur de chaque cellule révèle si elle est occupée ou libre. Nous détaillerons ces différentes représentations 2D dans ce qui suit.

3.3. Représentation 2D d'un environnement d'intérieur

En robotique mobile, plusieurs types de représentation de l'environnement ont été développés. Il existe un consensus général sur le fait que ces différents types ont des avantages et des limitations et qu'ils sont plus ou moins adaptés selon la mission à accomplir. Par exemple, les cartes métriques sont difficiles à construire et à maintenir à cause de l'incohérence entre le mouvement du robot et la perception. Elles sont moins adaptées pour les problèmes symboliques.

En revanche, les cartes topologiques sont mieux adaptées pour représenter les grands environnements, pour rajouter un niveau symbolique ou pour communiquer avec l'homme. Mais ces cartes permettent seulement au robot de se localiser de manière globale, et de planifier la trajectoire de façon sous optimale. Lors de la construction des cartes topologiques, la distinction des différentes composantes est difficile sans l'utilisation d'informations métriques.

Ces représentations s'avèrent souvent complémentaires. Leur utilisation conjointe est susceptible de favoriser l'exploitation de la carte résultante pour les besoins de la navigation du robot. C'est pourquoi les approches hybrides, qui combinent différents types de modèles élémentaires, se généralisent.

3.3.1. Cartes métriques

Dans une carte métrique, l'environnement est représenté par un ensemble d'objets auxquels sont associées des positions dans un espace métrique, généralement en deux dimensions. Cet espace est, la plupart du temps, celui dans lequel s'exprime la position du robot estimée par les données proprioceptives.

Les perceptions permettent, en utilisant un modèle métrique des capteurs, de détecter ces objets et d'estimer leur position par rapport au robot. La position de ces objets dans l'environnement est alors calculée en utilisant la position estimée du robot. La fusion des deux sources d'information au sein d'un même cadre de représentation est caractéristique des cartes métriques. Les objets mémorisés dans la carte peuvent être très divers. Dans certaines implantations, ces objets correspondent aux obstacles que le robot pourra rencontrer dans son

environnement. La carte de l'environnement correspond alors directement à l'espace libre, c'est-à-dire à l'espace dans lequel le robot peut se déplacer.

L'avantage principal des cartes métriques est de permettre de représenter l'ensemble de l'environnement, et non un petit sous-ensemble de lieux. Cette représentation complète permet ainsi d'estimer avec précision et de manière continue la position du robot sur l'ensemble de son environnement. De plus, cette représentation complète ne se limite pas aux positions physiquement explorées, mais s'étend à toutes les zones que le robot a pu percevoir depuis les lieux qu'il a visités. Cette propriété peut permettre la construction d'une carte plus exhaustive de l'environnement en un temps plus court.

Une telle représentation permet une réutilisation plus facile d'une carte sur des robots différents, équipés de capteurs différents, l'essentiel de l'adaptation se déroulant au niveau des modèles de capteurs. Ce type de représentation est aussi facilement interprétable par un humain, ce qui peut être important dans le cas où il doit intervenir dans les déplacements du robot.

3.3.2. Cartes topologiques

Les cartes topologiques permettent de représenter l'environnement du robot sous forme de graphe. Les noeuds du graphe correspondent à des lieux, c'est-à-dire des positions que le robot peut atteindre. Les arêtes liant les noeuds marquent la possibilité pour le robot de passer directement d'un lieu à un autre et mémorisent en général la manière de réaliser ce passage.

La détection et la mémorisation des lieux reposent en général sur deux procédures qui utilisent les perceptions. La première permet simplement de comparer deux perceptions et donc de reconnaître un lieu de la carte ou de détecter un lieu nouveau. La seconde procédure permet de mémoriser un nouveau lieu ou d'adapter la définition d'un lieu lors des passages successifs du robot en ce lieu. Comme nous l'avons déjà mentionné, la reconnaissance d'un lieu est soumise aux problèmes de la *variabilité perceptuelle*. En conséquence, la première procédure peut donner des résultats erronés. Par exemple, un lieu déjà visité peut ne pas être reconnu, ou un lieu nouveau peut être confondu avec un lieu déjà mémorisé. Pour résoudre ces problèmes, la reconnaissance des lieux fera donc appel aux données proprioceptives en plus des perceptions. De nombreuses méthodes ont été mises en oeuvre dans ce but.

Les données mémorisées dans les arêtes du graphe sur les relations de voisinage entre lieux proviennent, pour leur part (en général), des données proprioceptives. Cela est caractéristique des cartes topologiques, dans lesquelles les perceptions ne sont en général pas utilisées pour

estimer les positions relatives des lieux visités, mais seulement pour reconnaître un lieu. Ces données peuvent être des informations sur les positions relatives des noeuds, ou des informations sur les actions à effectuer pour parcourir cette arête.

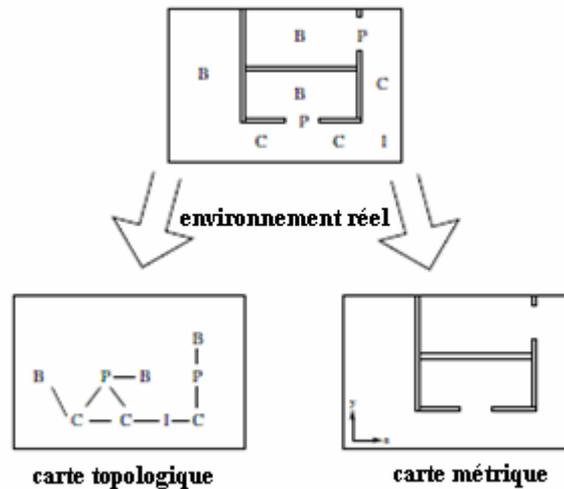


Figure 3.1 : Cartes métrique et topologique

La carte métrique mémorise un ensemble d'objets perçus (des murs dans cet exemple) avec une position dans un cadre de référence globale.

La carte topologique mémorise un ensemble de lieux, ainsi que les manières de se déplacer de l'un à l'autre (dans cet exemple, B=Bureau, C=Couloir, P=Porte et I=Intersection)

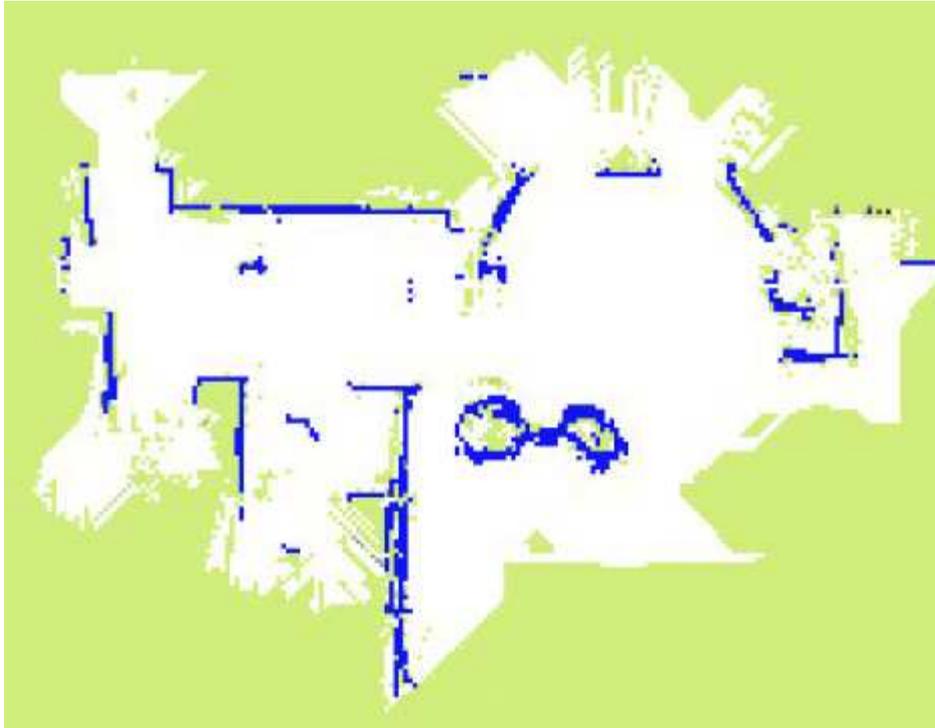
3.3.3. Grilles d'occupation

Dans la représentation de l'environnement sous forme d'une grille d'occupation, l'espace est partitionné en un ensemble de cellules distinctes. Un vecteur d'attributs (éventuellement un seul nombre ou un seul bit dans le cas de cartes binaires) est attaché à chacune des cellules pour représenter ses propriétés : souvent, il s'agit du degré d'encombrement par un obstacle (indice indiquant que la cellule correspondante est occupée ou non par un obstacle).

Les grilles d'occupation constituent une représentation surfacique simple et populaire. Dans ce type de modèle, l'espace est discrétisé selon une grille régulière en cellules carrées ou rectangulaires de même taille. Chaque cellule contient un indice (probabilité, histogramme, etc.) indiquant si l'espace correspondant est plutôt libre ou occupé. La figure 3.2 illustre une grille d'occupation.

L'avantage principal des grilles d'occupation est leur capacité à représenter l'espace de manière très dense, en fonction du pas de discrétisation de la grille. Elles sont adaptées à des environnements de forme quelconque, et elles donnent une estimation statistique de la confiance dans les données. De plus, elles fournissent des informations d'occupation et donc

sur les positions des obstacles. Ainsi, elles sont souvent utilisées lorsque l'application visée repose sur la connaissance de l'espace libre, en particulier pour la planification de trajectoires (à partir de transformations en distance ou de champs de potentiels par exemple). Elles sont en général relativement faciles à interpréter par l'homme.



*Figure 3.2: Exemple d'une grille d'occupation 2D. Les valeurs d'occupation sont codées comme suit : (Vert : inconnu ; blanc : libre ; bleu : occupé)
La superficie est (10 x 10m), une cellule correspond à (5 x 5cm)*

Le principal inconvénient des grilles d'occupation réside dans leur manque de compacité : elles sont plutôt adaptées à la représentation d'environnements encombrés mais s'avèrent particulièrement inefficaces dans les grands espaces vides. De plus, la finesse de la discrétisation étant prédéfinie, elles ne sont pas capables de s'adapter automatiquement à la densité ou à la taille des obstacles. En conséquence, si les grilles d'occupation se prêtent bien à certains algorithmes de planification, elles peuvent cependant se révéler inefficaces du fait du manque d'adaptation à l'échelle de l'environnement (en raison de la multiplication des cellules libres dans les espaces ouverts par exemple). Les approches hiérarchiques telles que les quadrees peuvent toutefois limiter ces problèmes de compacité et d'adaptation à l'échelle. On peut également reprocher aux représentations de type grille, le processus de positionnement complexe et coûteux qu'elles entraînent pour le véhicule (notamment par rapport à une carte de balises où les objets à comparer sont moins nombreux) ; vis à vis du

SLAM, ce type de représentation est inadaptée, puisqu'elles ne peuvent pas être corrigées lorsque la position du robot s'améliore. De plus, elles paraissent peu appropriées, contrairement aux cartes topologiques par exemple, aux algorithmes de résolution de problèmes exprimés de manière symbolique.

3.3.4. Modèle de primitives

Les primitives ou les amers sont des parties distinctives de l'environnement que l'on peut facilement extraire via un type de capteur donné et qui admettent une description paramétrique : notons qu'on parle généralement de balises quand il s'agit d'amers artificiels.

Un amer géométrique pour la localisation doit vérifier plusieurs critères : pouvoir discriminant, domaine de visibilité important, stabilité, invariance et bonne adaptation à la métrologie. Et afin de maintenir une représentation cohérente de l'environnement, les cartes d'amers doivent de plus modéliser les incertitudes sur ces primitives géométriques.

En général, comme nous le verrons, ces incertitudes sont représentées par des distributions gaussiennes sur les paramètres géométriques de la primitive (positions cartésiennes ou polaires, longueurs, etc.).

La représentation par amers fournit un cadre de travail mieux adapté pour résoudre le problème de la cartographie et localisation simultanées (SLAM), à travers les approches basées sur le filtre de Kalman étendu : la fermeture de boucles est gérée de manière transparente via la matrice de covariance. Le nombre des amers étant limité, les mises en correspondance sont souvent moins coûteuses que dans une grille d'occupation par exemple.

Par ailleurs, les cartes d'amers offrent une description plus compacte des larges espaces ouverts que les grilles d'occupation. Mais elles sont moins adaptées aux environnements encombrés de petits objets où les amers se multiplient. Cependant, les cartes d'amers peuvent en principe atteindre une meilleure précision que les grilles d'occupation car les objets sont localisés selon des coordonnées en nombres flottants alors que dans les grilles, l'espace est discrétisé.

En revanche, les cartes d'amers sont souvent peu denses et contrairement aux grilles d'occupation, elles ne contiennent pas les informations d'encombrement nécessaires pour la planification de trajectoires. En effet, les amers ponctuels renseignent peu sur la position des obstacles continus de grande dimension et les amers de type segment ne sont généralement pas jointifs : le contour des obstacles est rarement continu et fermé, ce qui génère des ambiguïtés (par exemple, on peut se demander si l'on a observé une ouverture dans l'interstice entre deux murs non jointifs). En général, les représentations à base d'amers de haut niveau

sont faciles à appréhender par l'homme. Les cartes d'amers constituées par des amers géométriques structurés (segments, plans, etc.) voire par des objets, sont plus faciles à comprendre que celles avec des amers très basiques (notamment des points).

Les cartes d'amers géométriques sont peu adaptées pour représenter l'environnement d'extérieur. Cependant, ce type de représentations est relativement bien adapté aux environnements structurés tels que l'intérieur des bâtiments, mais, elle est souvent limitée à des régions pouvant être décrites sous forme d'éléments géométriques simples (points, segments, plans, etc.). Les approximations polygonales sont mal adaptées aux environnements présentant des courbes, et donc sont difficilement ajoutées à la carte. Thrun suggère une solution à ce problème : ajouter à la carte des modèles d'objets. On constate que les cartes d'amers sont généralement capables de s'adapter automatiquement à la densité des objets et aux changements d'échelle, ce qui constitue un avantage par rapport aux grilles d'occupation.

3.3.5. Cartes hybrides

L'idée des cartes hybrides est d'utiliser deux ou plusieurs types de représentation ensemble, ce qui va permettre de profiter des points forts de chaque représentation, et pourrait aider à surmonter les points faibles. Par exemple, plusieurs auteurs ont proposé des méthodes hybrides métriques-topologiques dans l'intention de combiner la précision des cartes métriques avec l'extensibilité des cartes topologiques [[2],[32], [33], [34], [35]].

Par exemple, afin d'obtenir une représentation dense de l'environnement, les grilles d'occupation peuvent être utilisées pour représenter les informations denses, un algorithme de SLAM basé sur les primitives est utilisé pour estimer les positions du robot. Mais, si les deux cartes sont indépendantes, la carte globale sera incohérente. Un exemple d'incohérence peut être illustrée lors de la fermeture de boucle. L'algorithme feature-based SLAM est capable de propager l'incertitude en arrière pour toute la carte, ce qui permet d'avoir une carte cohérente. Mais, si les deux cartes sont indépendantes, les corrections réalisées par l'algorithme SLAM ne seront pas propagées dans la carte d'occupation. Cela donne par exemple qu'un objet se trouve dans deux positions différentes dans les deux cartes.

La solution est de maintenir les corrélations entre la carte d'amers et la grille d'occupation. Maintenir toutes ces corrélations résout le problème de cohérence, mais cette solution est envisageable seulement pour les petits environnements.

Nieto et al [28] ont proposé une solution à ce problème par la construction d'une carte métrique et hybride (Hybrid Metric Maps : HyMMs) qui combine les éléments de la carte avec d'autres informations sensorielles. Les auteurs présentent comment combiner

efficacement un algorithme SLAM basé sur les primitives et une carte sous forme d'une grille d'occupation. La carte globale est partitionnée en un ensemble de régions triangulaires locales connectées, qui fournit un repère pour une description multi-échelles de l'environnement. Pour eux, la carte hybride est représentée par un graphe de systèmes de coordonnées, telle que chaque sommet dans le graphe représente un repère local, et les arêtes représentent les transformations entre les repères adjacents.

Bien que les cartes hybrides offrent plus d'avantages que les cartes individuelles, elles possèdent des problèmes qui n'apparaissent pas dans les cartes simples. Un problème évident est la complexité introduite par les synergies. Par exemple, la sortie de localisation provenant d'une composante va être utilisée comme l'entrée d'un capteur virtuel, et donc on doit définir un modèle sensoriel pour cette entrée, ce qui n'est pas toujours évident. D'autre part, on risque d'avoir une propagation de l'erreur via les différentes composantes.

3.3.6. Remarques sur les méthodes de modélisation

Les deux grands types de méthodes de modélisation que nous avons présentées ont des avantages et des inconvénients. Les approches métriques dites probabilistes, sont robustes et relativement efficaces. En outre elles permettent de répondre au problème de divergence lié à l'utilisation du filtrage de Kalman étendu dans des approches dites géométriques. En revanche elles possèdent le gros désavantage d'être lourdes en temps de calcul et limitées en précision. L'autre problème de ces méthodes est leurs niveaux sémantiques faibles qui globalement se limitent à une certitude sur l'existence d'une cellule. La deuxième approche (approche topologique) quant à elle permet justement d'intégrer une description de plus haut niveau que dans les approches métriques, ceci en intégrant la notion de places significatives au sens de la navigation. Ces lieux caractéristiques, ainsi que les liens entre ces lieux sont généralement gérés dans un graphe, d'où une combinatoire moindre et une optimisation du paramètre « mémoire » pour le stockage des données. En outre la quantification précise des contraintes géométriques entre ces places significatives, par exemple pour des petits déplacements du robot, s'avère être un problème.

Nous pouvons finalement constater que ces deux approches sont complémentaires. Il est donc intéressant de pouvoir associer ces deux types de représentation dans un module de génération de carte. Cette approche complémentaire, que l'on peut qualifier d'approche hybride, est de plus en plus intégrée dans des travaux récents. Les résultats obtenus montrent clairement l'efficacité d'une telle approche.

3.4. Localisation et modélisation simultanées de l'environnement (SLAM)

Lorsque la carte de l'environnement du robot n'est pas connue a priori, un module de génération de carte incrémentale doit obligatoirement être intégré au système de navigation.

Il s'agit là d'une étape supplémentaire qui consiste à mettre à jour, au fur et à mesure des acquisitions, une représentation du milieu d'évolution du robot. La cartographie et localisation simultanée (SLAM) est la technique la plus utilisée actuellement pour la construction de robots autonomes. Le robot crée une carte de l'environnement et, simultanément, se localise grâce à celle-ci. La carte ainsi que la position du robot sont totalement inconnues au départ. En particulier le robot ne possède aucune information sur le type de l'environnement (statique ou dynamique), ni sur sa topologie. La carte de l'environnement est créée à partir de ses observations. Celle-ci est en réalité une collection d'amers dont il estime la position à partir de sa propre position et des données acquises par ses capteurs. Ces mêmes amers, utilisés conjointement avec l'odométrie, permettent d'estimer la position du robot. Déterminer la position du robot demande par conséquent une bonne connaissance de l'environnement, qui elle-même nécessite une connaissance précise de la position du véhicule. Les estimations sont donc dépendantes les unes des autres, c'est un problème du type l'oeuf ou la poule.

L'étape de localisation devient alors indissociable de celle de modélisation et on parle alors d'un système de localisation et modélisation simultanée.

Le problème connu dans la littérature sous le sigle *SLAM* (**S**imultaneous **L**ocalization and **M**apping) ou *CML* (**C**oncurrent **L**ocalization and **M**apping) consiste à estimer conjointement la position du robot et les positions d'un ensemble d'objets remarquables de l'environnement, ces objets sont appelés amers et sont supposés immobiles.

L'algorithme du SLAM a suscité un intérêt remarquable dans la communauté de la robotique mobile car c'est un outil permettant une navigation autonome totale [[2], [22], [29]].

L'algorithme de base, fondé sur le filtre de Kalman, apparaît dans le papier de Smith et al [25], qui s'inspire des travaux antérieurs de Ayache et Faugeras [26] et de Chatila et Laumond [27]. Un robot capable de se localiser et de construire en même temps une carte de l'environnement peut évoluer de façon autonome dans des environnements inconnus. La majorité des travaux est focalisée sur les techniques d'estimation stochastique pour construire et maintenir les estimations de la position du robot et des positions des amers. En particulier, le filtre de Kalman étendu était proposé comme un mécanisme permettant de fusionner les informations acquises par le robot pour obtenir une carte cohérente de manière incrémentale. Pour l'algorithme SLAM initial, les amers sont supposés fixes; dans des travaux récents, cet

algorithmes ont été modifiés pour donner naissance au SLAMMOT (Slam and Mobile Object Tracking) avec lequel un robot peut appréhender un environnement dynamique.

La figure suivante présente les différentes étapes du SLAM :

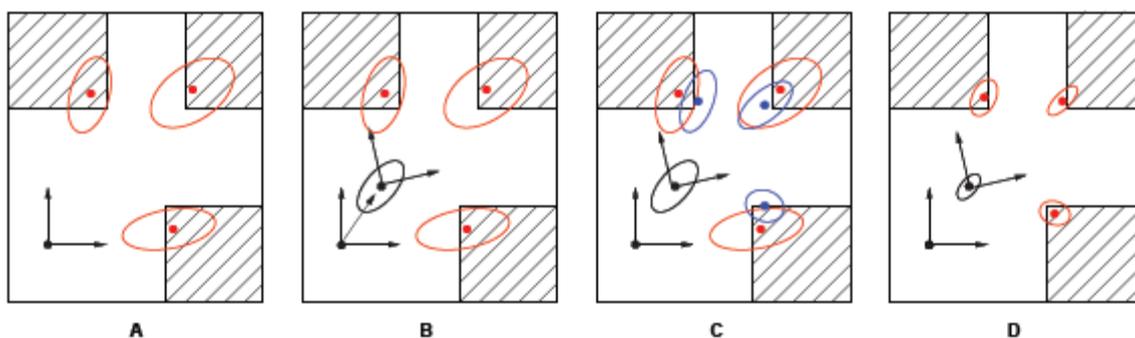


Figure 3.3 : Etapes du SLAM

(A) Le robot observe une première fois les trois amers (les angles des carrés), (B) le robot se déplace, il connaît sa position avec incertitude, (C) le robot réobserve les amers, (D) la fusion de cette observation avec la carte construite précédemment permet de diminuer à la fois les incertitudes sur les positions des amers et sur la position du robot.

Le SLAM est destiné à être implanté sur une plate-forme temps réel, de plus le robot a besoin de construire de manière incrémentale son modèle du monde car il utilise ce modèle à tout instant [5]. Son fonctionnement est représenté par la figure suivante :

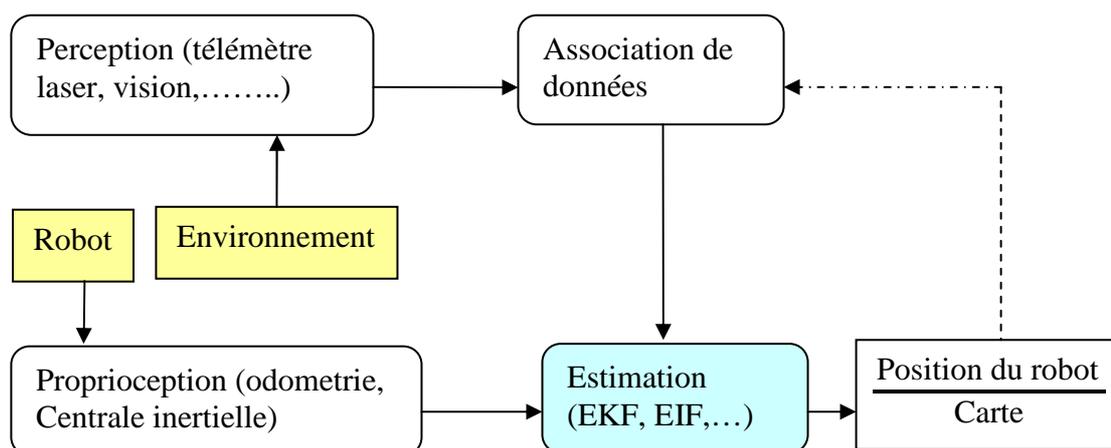


Figure 3.4 : Algorithme SLAM [5]

La figure (3.4) présente une vue générale d'un algorithme SLAM. Les différents blocs sont :

Perception : Les algorithmes de perception fournissent à partir des données issues de capteurs tel qu'un télémètre laser, une camera . . . , un ensemble d'observations des éléments de l'environnement qui constitue des amers.

Association de données : Étant donné une observation, on doit décider si cette observation correspond à un amer déjà présent dans la carte, et de quel amer il s'agit, ou bien alors si c'est un nouvel amer à ajouter à la carte.

Proprioception : Les données proprioceptives sont des mesures internes au système, et renseignent sur l'évolution de son état. Pour le SLAM, nous nous intéressons à la position du robot dont l'évolution est typiquement fournie par des capteurs odométriques ou une centrale inertielle.

Estimation : L'algorithme d'estimation doit intégrer les données issues de la perception ainsi que de la proprioception afin de fournir une estimée de la position du robot et des positions des amers, ainsi que les incertitudes associées à ces estimées.

3.5. Travaux de simulation

3.5.1. Introduction

Les problèmes de la modélisation d'environnement et de la localisation sont intimement liés, et peuvent par conséquent être résolus de manière unifiée. L'algorithme utilisé repose sur le filtrage de Kalman pour estimer les déplacements du robot et pour reobserver les amers précédemment cartographiés qui sont les points d'intérêt détectés lors de l'évolution du robot mobile. Plusieurs simulations ont été effectuées, en changeant chaque fois le nombre d'itérations.

3.5.2. Algorithme élaboré utilisant le filtrage de kalman

Fonction $[x_k, a] = \text{Slam} [x_{k-1}, z_k, a]$

e01: $\hat{x}_{k/k-1} = f(\hat{x}_{k-1/k-1}, u_k)$	Prédiction
e02: $F_x = \frac{\partial f}{\partial x}(x_{k-1/k-1}, u_k)$	Jacobienne
e03: $F_u = \frac{\partial f}{\partial u}(\hat{x}_{k-1/k-1}, u_k)$	Jacobienne
e04: $P_{k/k-1} = F_x \cdot P_{k-1/k-1} \cdot F_x^T + F_u \cdot P_{k-1/k-1} \cdot F_u^T$	Prédiction
e05: $z(k) \leftarrow \text{capteurObs}(x(k))$	Observation
e06: $\hat{z}(k) \leftarrow h(\hat{x}_{k/k-1})$.	Prédiction – Observation
e07: $\mu_k = z(k) - \hat{z}(k)$	Innovation
e08: $R \leftarrow z_k$	Covariance d'Observation
e09: $H_x = \frac{\partial h}{\partial x}(\hat{x}_{k/k-1})$	Jacobienne
e10: $S = H_x P_{k/k-1} H_x^T + R$	Covariance de l'innovation

- e11: $K_k = H_x P_{k/k-1} S^{-1}$ Gain de Kalman
- e12: $\hat{x}_{k/k} = x_{k/k-1} + K_k \cdot \mu_k$ Mise à jour de l'état
- e13: $P_{k/k} = P_{k/k-1} - K_k S K_k^T$ Mise à jour de Covariance
- e14: $\hat{x}_{k/k} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{k/k} \\ g(\hat{x}_{k/k}, z_k) \end{bmatrix}$ Carte –Cartographie d'un amer
- e15: $G_x = \frac{\partial g}{\partial x}(x_{k/k}, z_k)$ Jacobienne
- e16: $G_z = \frac{\partial g}{\partial z}(x_{k/k}, z_k)$ Jacobienne
- e17: $P_{va} = P_{k/k} \cdot G_x^T$ Inter- Covariance : Véhicule- amer
- e18: $P_{aa} = G_x P_{k/k} G_x^T + G_z R G_z^T$ Variance : amer- amer
- e19: $P_{k/k} = \begin{bmatrix} P_{k/k} & P_{va} \\ P_{va}^T & P_{aa} \end{bmatrix}$ Matrice de Covariance augmenté
- e20: $k = k + 1$

3.5.3. Résultats de simulation

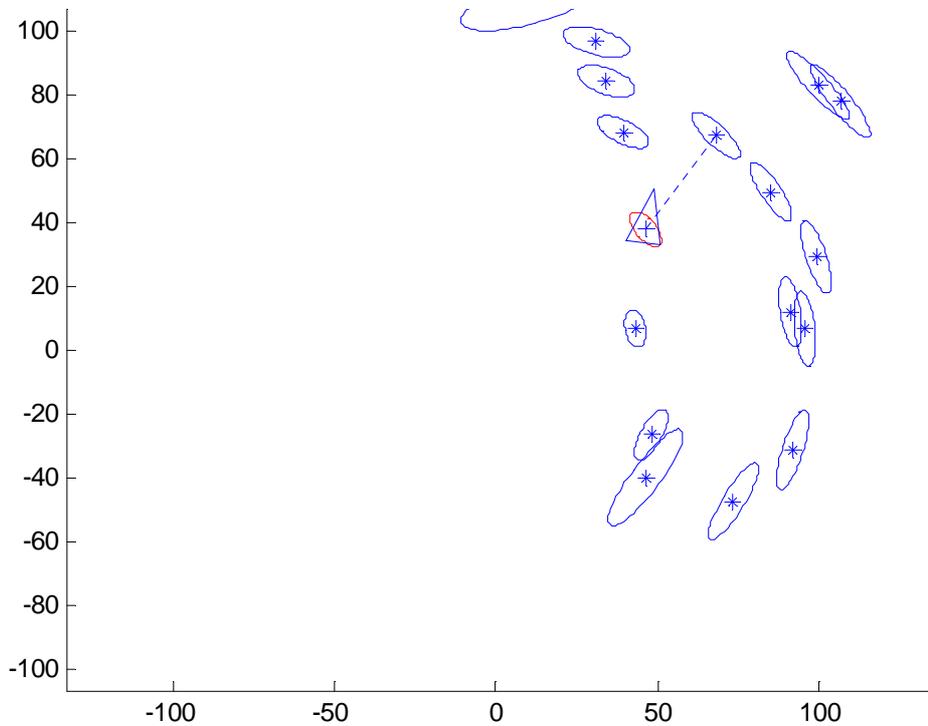


Figure 3.5 : Environnement obtenu après 500 itérations

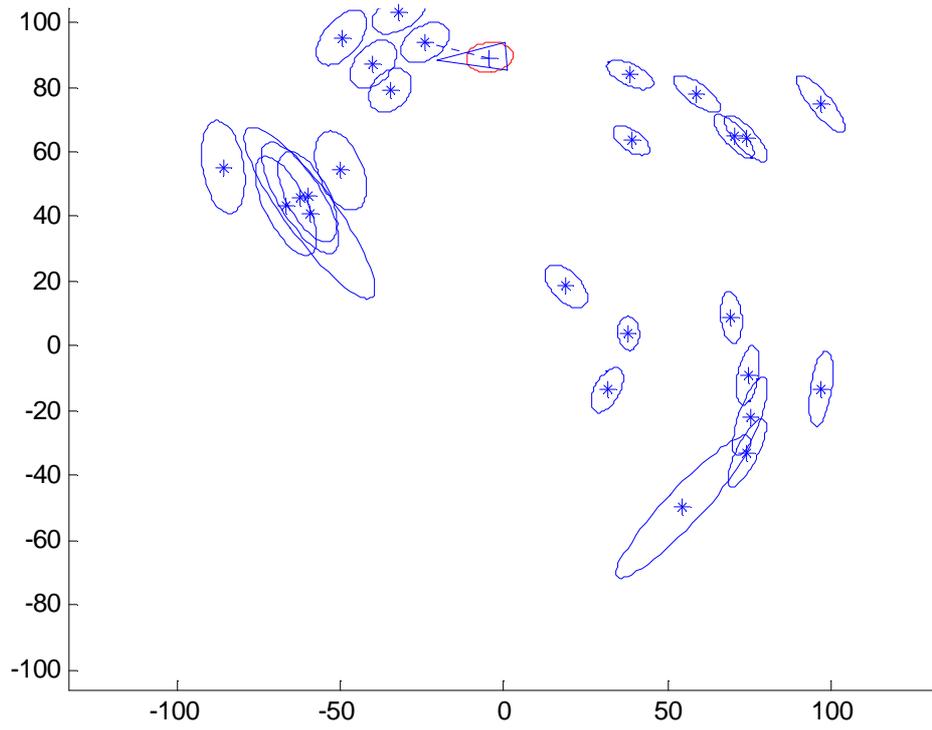


Figure 3.6 : Environnement obtenu après 1000 itérations

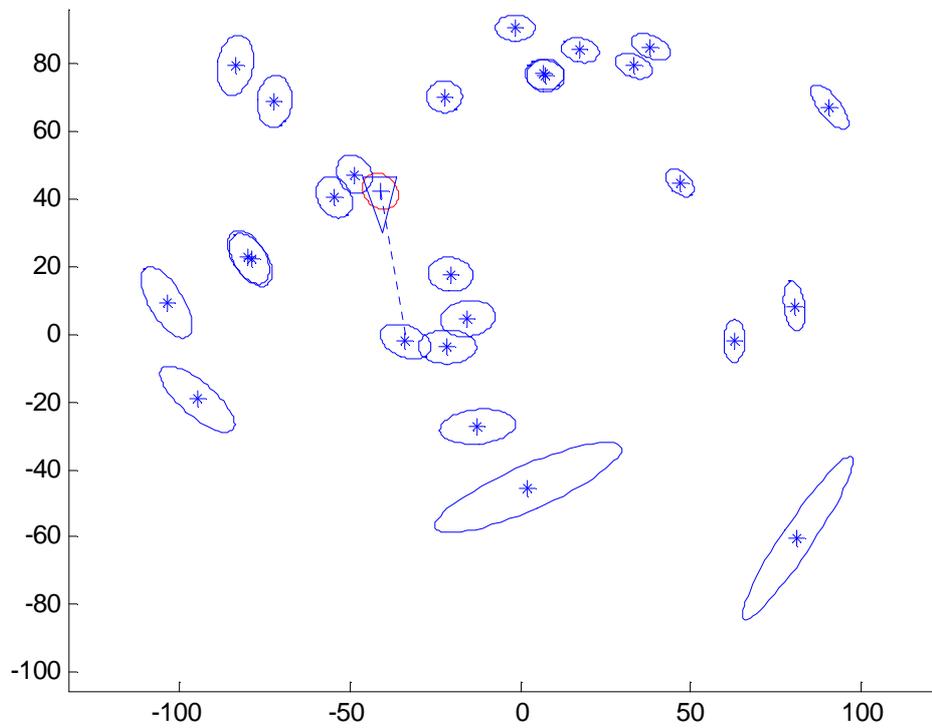


Figure 3.7 : Environnement obtenu après 1500 itérations

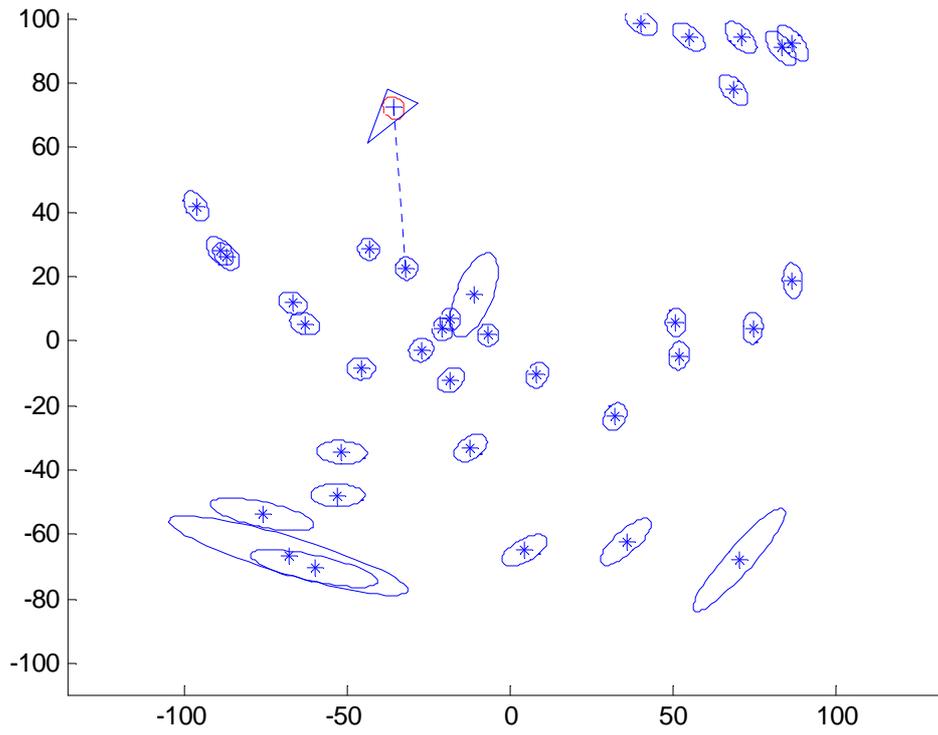


Figure 3.8 : Environnement obtenu après 3000 itérations

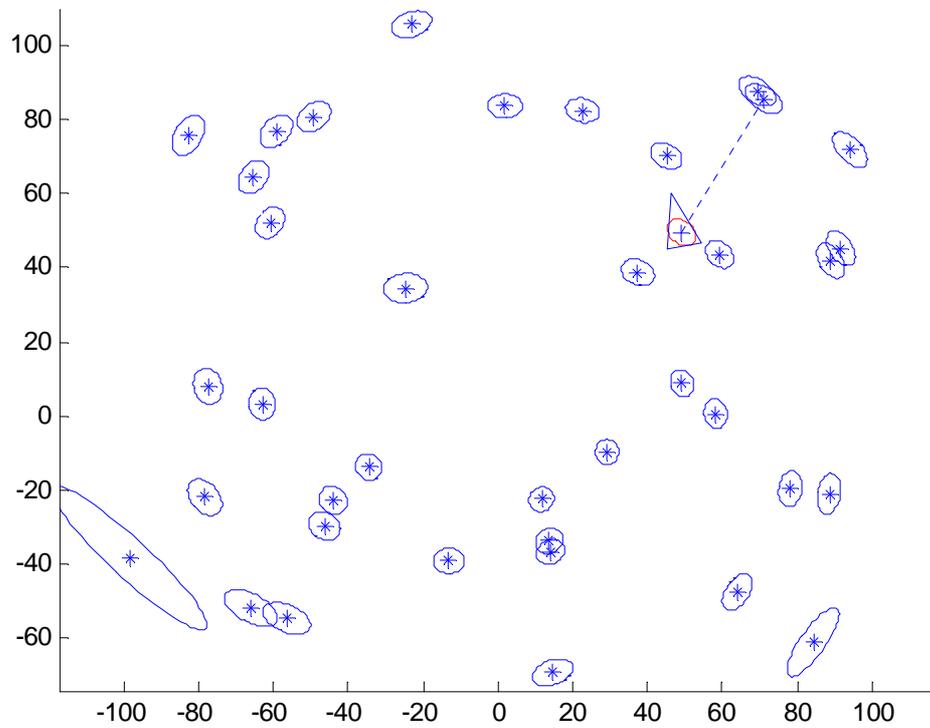


Figure 3.9 : Environnement obtenu après 6000 itérations

3.6. Conclusion

La localisation sans connaissance a priori nécessite d'intégrer un module de construction incrémentale de carte. Nous avons pu remarquer que quelque soit la catégorie de méthode de modélisation employée, l'étape de localisation est indissociable de celle de mise à jour. En d'autres termes, toute erreur sur l'estimation de la configuration du robot aura une influence sur celle commise lors de la mise à jour. Cette forte interaction est d'ailleurs à la base du constat, souvent fait dans les travaux portant sur cette problématique, qui souligne les phénomènes d'erreurs cumulatives sur des longs trajets. Les travaux de simulations entrepris montrent que plus longuement le robot inspecte son milieu d'évolution mieux est la précision de sa localisation et de la localisation des amers aperçus.

Chapitre 4

Construction incrémentale de cartes d'environnement

4.1. Introduction :

Le domaine de la robotique est relativement récent et a connu une évolution rapide qui a bénéficié de la puissance croissante des calculateurs. Les robots sont alors capables de réaliser des tâches de plus en plus complexes, comme les robots géologues envoyés sur Mars. Ces tâches de haut niveau reposent néanmoins sur des capacités de base que doit avoir un robot : Se localiser dans son environnement et s'y déplacer [5].

Un robot autonome introduit dans un environnement inconnu doit être capable de construire un modèle de ce monde et de se localiser afin de pouvoir exécuter une mission. Nous allons mettre en oeuvre une méthode qui nous permettra de construire une carte d'un environnement à priori inconnu du robot mobile et d'estimer en permanence sa position au sein de cette carte. Le robot dispose de deux types d'informations :

- Une information sur son déplacement qui provient par exemple de son odométrie, c'est à dire de l'estimation de la distance qu'il a parcourue en mesurant le nombre de tours effectués par chacune de ses roues.
- Une information qui provient de la perception des amers se trouvant dans son environnement, par un télémètre.

Ces deux sources d'information sont évidemment bruitées : l'odométrie devient rapidement peu fiable car les roues du robot peuvent glisser au sol et les perceptions fournissent une mesure entachée d'erreur.

L'objectif est d'estimer simultanément, à partir de ces deux types d'information, la position des amers (la carte de l'environnement) et la trajectoire du robot. Ce problème est connu sous le nom de SLAM (Simultaneous Localization And Mapping).

L'outil que nous allons utiliser pour résoudre le problème du SLAM est le filtre de Kalman étendu. Ce filtre permet d'estimer l'état du système à partir d'une prédiction (bruitée) de son évolution au cours du temps et des mesures (bruitées) de cet état. Pour le SLAM en robotique mobile, l'état du système est la position du robot et des amers. La prédiction de l'évolution

provient des données odométriques lors du déplacement du robot et les mesures proviennent de la perception des amers par le robot.

Dans notre travail, l'état sera donc un vecteur composé de la position (x, y) , de l'orientation θ du robot et des n amers. Le filtre de Kalman permet d'estimer cet état ainsi que l'incertitude sur cette estimation. Dans le cadre du filtre de Kalman, toutes les erreurs sur les différentes grandeurs sont supposées gaussiennes. L'incertitude d'une estimation est donc représentée par la variance de cette gaussienne.

En plus du vecteur d'état, le filtre de Kalman utilise aussi une matrice de covariance. Ainsi le filtre donne à chaque instant une estimation $\hat{X}_{k/k}$ de la valeur de l'état réel $X_{k/k}$ du système, ainsi qu'une estimation de la précision de cette estimation sous forme de matrice de covariance $P_{k/k}$.

4.2. Rappel sur le filtrage de Kalman

4.2.1. Les systèmes linéaires

Le filtre de Kalman est un estimateur récursif. Cela signifie que pour estimer l'état courant, seul l'état précédent et les mesures actuelles sont nécessaires. L'historique des observations et des estimations n'est ainsi pas requis. L'état du filtre est représenté par deux variables :

$\hat{X}_{k/k}$: L'estimation de l'état à l'instant k .

$P_{k/k}$: La matrice de covariance de l'erreur (une mesure de la précision de l'état estimé).

Le filtre de Kalman a deux phases distinctes : Prédiction et mise à jour.

La phase de prédiction utilise l'état estimé de l'instant précédent pour produire une estimation de l'état courant. Dans l'étape de mise à jour, les observations de l'instant courant sont utilisées pour corriger l'état prédit dans le but d'obtenir une estimation plus précise.

Prédiction

$$\hat{X}_{k/k-1} = F_k \cdot \hat{X}_{k-1/k-1} + B_k \cdot U_{k-1} \quad (\text{État prédit}) \quad (4.1)$$

$$P_{k/k-1} = F_k \cdot P_{k-1/k-1} \cdot F_k^T + Q_k \quad (\text{Estimation prédite de la covariance}) \quad (4.2)$$

Avec

- F_k : Matrice qui relie l'état précédent $k-1$ à l'état actuel k .
- U_k : entrée de commande.
- B_k : matrice qui relie l'entrée de commande U à l'état X
- $P_{k/k-1}$: matrice d'estimation *à priori* de la covariance de l'erreur

- $P_{k/k}$: matrice d'estimation à *posteriori* de la covariance de l'erreur
- Q_k : matrice de covariance du bruit de processus

Mise à jour

$$\hat{Y}_k = Y_k - H_k \cdot \hat{X}_{k/k-1} \quad (\text{Innovation}) \quad (4.3)$$

$$S_k = H_k \cdot P_{k/k-1} \cdot H_k^T + R_k \quad (\text{Covariance de l'innovation}) \quad (4.4)$$

$$K_k = P_{k/k-1} \cdot H_k^T \cdot S_k^{-1} \quad (\text{Gain de Kalman optimal}) \quad (4.5)$$

$$\hat{X}_{k/k} = \hat{X}_{k/k-1} + K_k \cdot \hat{Y}_k \quad (\text{Mise à jour de l'état}) \quad (4.6)$$

$$P_{k/k} = (I - K_k \cdot H_k) \cdot P_{k/k-1} \quad (\text{Mise à jour de la covariance}) \quad (4.7)$$

Avec Y_k : Observation ou mesure du processus à l'instant k.

H_k : Matrice qui relie l'état X_k à la mesure Y_k .

R_k : Matrice de covariance du bruit de mesure.

I : Matrice identité aux dimensions adéquates.

La formule de la mise à jour de la covariance est valide uniquement pour un gain de Kalman optimal. L'utilisation d'autres valeurs de gains nécessite des formules plus complexes.

4.2.2. Les systèmes non linéaires

Le filtre de Kalman est limité aux systèmes linéaires. Cependant, la plupart des systèmes physiques sont non linéaires. Le filtre n'est donc optimal que sur une petite plage linéaire osculatrice des phénomènes réels. La non linéarité peut être associée au modèle du processus, au modèle d'observation ou bien aux deux.

- **Filtre de Kalman étendu**

Dans le filtre de Kalman étendu (FKE), les modèles d'évolution et d'observation n'ont pas besoin d'être des fonctions linéaires de l'état mais peuvent être des fonctions différentiables.

$$X_k = f(X_{k-1}, U_k, W_k) \quad (4.8)$$

$$Z_k = h(X_k, V_k) \quad (4.9)$$

La fonction f peut être utilisée pour calculer l'état prédit à partir de l'état estimé précédent et, semblablement, la fonction h peut être employée pour calculer l'observation prédite de l'état prédit. Cependant f et h ne peuvent pas être appliquées directement au calcul de la covariance : une matrice des dérivées partielles, la Jacobienne est calculée.

À chaque instant, la Jacobienne est évaluée avec les états estimés courants. Ces matrices peuvent être employées dans les équations du filtre de Kalman. Ce processus linéarise essentiellement la fonction non linéaire autour de l'estimation courante.

Ceci donne les équations du filtre de Kalman étendu suivantes :

- **Prédiction**

$$\hat{X}_{k/k-1} = f(\hat{X}_{k-1/k-1}, U_k, 0) \quad (4.10)$$

$$P_{k/k-1} = F_k \cdot P_{k-1/k-1} \cdot F_k^T + Q_k \quad (4.11)$$

- **Mise à jour**

$$\tilde{Y}_k = Z_k - h(\hat{X}_{k/k-1}, 0) \quad (4.12)$$

$$S_k = H_k \cdot P_{k/k-1} \cdot H_k^T + R_k \quad (4.13)$$

$$K_k = P_{k/k-1} \cdot H_k^T \cdot S_k^{-1} \quad (4.14)$$

$$\hat{X}_{k/k} = \hat{X}_{k/k-1} + K_k \tilde{Y}_k \quad (4.15)$$

$$P_{k/k} = (I - K_k \cdot H_k) \cdot P_{k/k-1} \quad (4.16)$$

Où les matrices de transition et d'observation sont définies comme étant les Jacobiennes suivantes :

$$F_k = \frac{\partial f}{\partial x} \text{ évaluée en } \hat{X}_{k-1/k-1}; U_k \quad (4.17)$$

$$H_k = \frac{\partial h}{\partial x} \text{ évaluée en } \hat{X}_{k-1/k-1}. \quad (4.18)$$

4.3. Description des modèles utilisés

L'algorithme pour la résolution du problème de la localisation et cartographie simultanées utilise les trois modèles suivants :

1. Modèle de l'évolution du robot représenté par la fonction **f** (.)

$$X_v(k+1) = f(X_v(k), u(k)) + v(k) \quad (4.19)$$

2. Modèle de mesures ou d'observation des amers représenté par la fonction **h** (.)

$$Z(k) = h(X_v(k)) + w(k) \quad (4.20)$$

3. Modèle de cartographie des amers représenté par la fonction **g** (.)

$$\hat{X}_i(k) = g(\hat{X}_v(k/k), Z_i(k)) = \begin{bmatrix} x_v + r \cos(\varphi + \theta_v) \\ y_v + r \sin(\varphi + \theta_v) \end{bmatrix} \quad (4.21)$$

Avec : $Z_i(k) = [r \ \varphi]^T$ l'observation, v_k et w_k représentent des bruits gaussiens.

- Le premier modèle est caractérisé par une fonction $f(.)$ qui caractérise l'évolution du robot. Il utilise les connaissances de la dynamique du robot pour la projection de l'état.
- Le deuxième modèle prédit les observations des amers à cartographier.
- Le troisième modèle utilise les observations capteurs pour estimer la position d'un nouvel amer qui doit être ajouté à la carte.

4.3.1. Modèle d'évolution du robot mobile

Un modèle de l'évolution d'un robot mobile essaie de traduire la relation entre l'état précédent du robot $X_v(k)$, et son état courant $X_v(k+1)$, étant donné le vecteur de contrôle $u(k)$;
 $X_v(k+1) = f(X_v(k), u(k)) + v(k)$ Où $X_v(k)$ est le vecteur d'état à l'instant k et $v(k)$ est un vecteur aléatoire décrivant le bruit dans le modèle dynamique du robot.

Un modèle précis du véhicule est essentiel dans tous les systèmes de navigation. Ce modèle peut être plus au moins complexe. Selon la fiabilité obtenue pour estimer les déplacements élémentaires du véhicule à partir des capteurs proprioceptifs disponibles, des modèles plus ou moins précis peuvent être générés.

Un modèle idéal du véhicule pourrait prévoir le mouvement sans erreur et pour toute transition de l'état. C'est évidemment impossible, parce que les modèles choisis sont toujours imparfaits et sujets à des bruits qui endommagent la précision de l'état estimé.

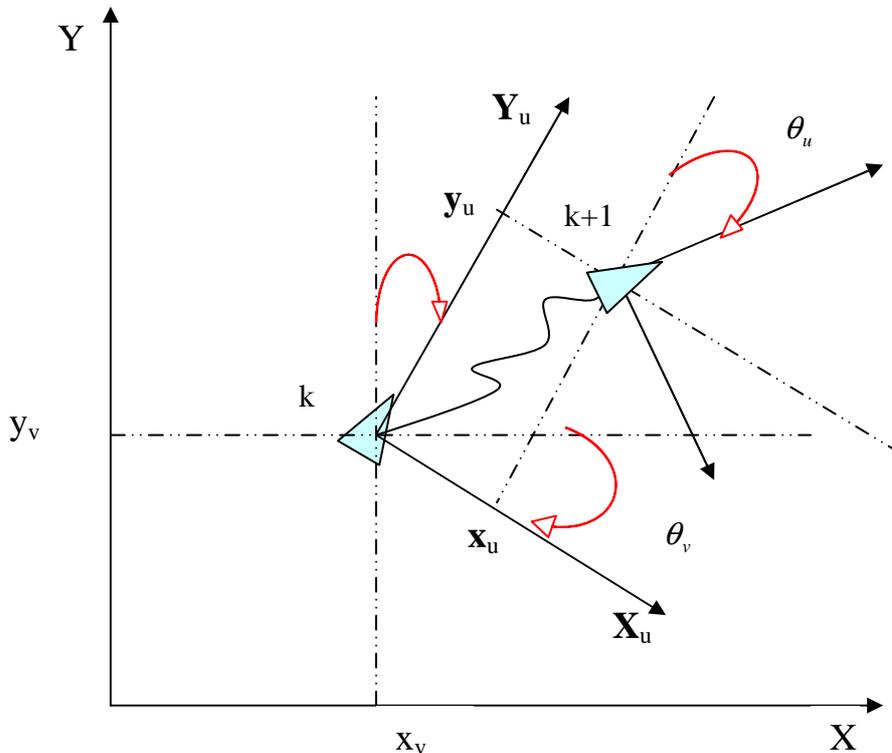


Figure 4.1 : Modélisation du robot

Le robot modélisé se déplace sur un plan et perçoit la direction et la distance d'amers ponctuels situés sur ce même plan. Son état est représenté par sa position et son orientation dans un repère global :

$$X_v(k) = [x_v \quad y_v \quad \theta_v]^T \quad (4.22)$$

Le déplacement du robot entre les instants k et $k+1$ est mesuré grâce à l'odométrie donnée dans le repère du robot à l'instant k :

$$U(k) = [x_u \quad y_u \quad \theta_u]^T \quad (4.23)$$

Le modèle d'évolution de l'état est donc donné par :

$$X_v(k+1) = f(X_v(k), u(k)) = \begin{bmatrix} x_v + x_u \cos(\theta_v) - y_u \sin(\theta_v) \\ y_v + x_u \sin(\theta_v) + y_u \cos(\theta_v) \\ \theta_v + \theta_u \end{bmatrix} \quad (4.24)$$

On définit deux opérateurs \oplus et \ominus pour nous permettre de composer (enchaîner ensemble) des transformations multiples avec les deux équations suivantes [14] :

$$X_{i,k} = X_{i,j} \oplus X_{j,k} \quad (4.25)$$

$$X_{j,i} = \ominus X_{i,j} \quad (4.26)$$

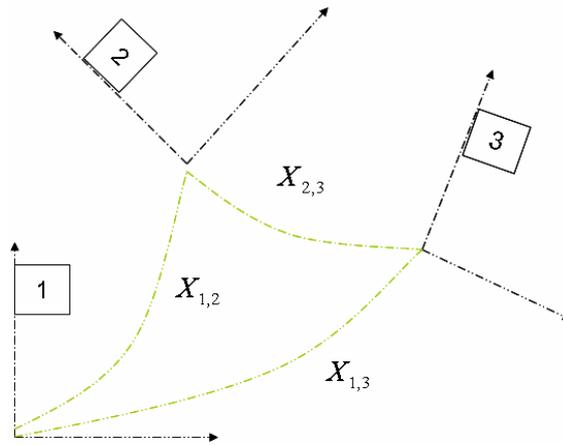


Figure 4.2 : Transformations dans le plan

A partir des deux équations (4.25), (4.26) et selon la figure 4.2, on constate que $X_{1,3} = X_{1,2} \oplus X_{2,3}$. Ces opérateurs représentent juste une sténographie pour une fonction d'une ou de deux transformations.

Si on considère $X_1 = [x_v \quad y_v \quad \theta_v]^T$ et $X_2 = [x_u \quad y_u \quad \theta_u]^T$ l'équation (4.24) peut s'écrire :

$$X_1 \oplus X_2 = \begin{bmatrix} x_1 + x_2 \cdot \cos(\theta_1) - y_2 \cdot \sin(\theta_1) \\ y_1 + x_2 \cdot \sin(\theta_1) + y_2 \cdot \cos(\theta_1) \\ \theta_1 + \theta_2 \end{bmatrix} \quad (4.27)$$

$$\Theta X_1 = \begin{bmatrix} -x_1 \cdot \cos(\theta_1) - y_1 \cdot \sin(\theta_1) \\ x_1 \cdot \sin(\theta_1) - y_1 \cdot \cos(\theta_1) \\ -\theta_1 \end{bmatrix} : \text{Transformation inverse} \quad (4.28)$$

Ces équations permettent de décrire le mouvement d'un point ou d'un véhicule dans un repère par rapport à un autre. On peut utiliser cette notation pour expliquer la composition des mesures d'odométrie.

Soit la position précédente $x_0(k-1)$ d'un véhicule, le processus de rotations des roues entre deux lectures successives d'odométrie a montré une transformation relative de véhicule. Posons $u(k)$ le vecteur de déplacement donné par l'odométrie entre deux instants successifs $(k-1)$ et k , la tâche de combiner ce nouveau déplacement $u(k)$ avec la position précédente $x_0(k-1)$ servira pour estimer le nouvel état (position) du véhicule $x_0(k)$, et ça par l'insertion de l'opérateur \oplus donc :

$$x_0(k) = x_0(k-1) \oplus u(k) \quad (4.29)$$

Nous avons expliqué une façon dans laquelle les mesures de rotation des roues peuvent être utilisées pour estimer une position du véhicule. Cependant on rencontre des situations où on doit utiliser une entrée de contrôle ou des mesures d'un système de navigation.

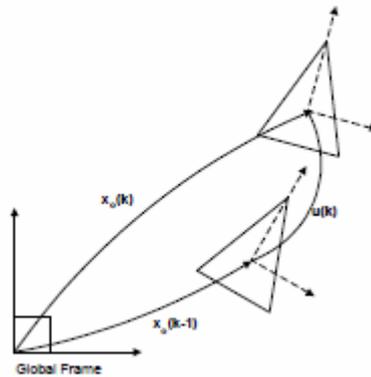


Figure 4.3 : Composition d'une mesure d'odométrie avec une estimation précédente afin de déduire une nouvelle estimation de position [14]

Si les déplacements élémentaires du véhicule sont exprimés par la séquence $x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(k)$, pour calculer $u(k)$, on peut inverser l'équation (4.29) pour obtenir :

$$u(k) = \Theta x_0(k-1) \oplus x_0(k) \quad (4.30)$$

On utilise cette astuce pour décrire l'évolution de l'état de notre robot mobile comme suit :

$$x_v(k+1) = x_v(k) \oplus [\Theta x_0(k-1) \oplus x_0(k)] \quad (4.31)$$

Composition de la position précédente avec la mesure d'odomètre (ou vecteur de contrôle)

$\Theta x_0(k-1) \oplus x_0(k)$. Alors

$$x_v(k+1) = x_v(k) \oplus u(k) \quad (4.32)$$

Les matrices Jacobiennes de la fonction d'évolution d'état s'écrivent donc:

$$J_1(x_1, x_2) = \frac{\partial(x_1 \oplus x_2)}{\partial x_1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -x_2 \sin(\theta_1) - y_2 \cos(\theta_1) \\ 0 & 1 & x_2 \cos(\theta_1) - y_2 \sin(\theta_1) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.33)$$

$$J_2(x_1, x_2) = \frac{\partial(x_1 \oplus x_2)}{\partial x_2} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_1) & -\sin(\theta_1) & 0 \\ \sin(\theta_1) & \cos(\theta_1) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.34)$$

En remplaçant par les valeurs de ces nouvelles Jacobiennes dans l'équation

$P(k/k-1) = \nabla F_x \cdot P(k-1/k-1) \cdot \nabla F_x^T + \nabla F_u \cdot Q \cdot \nabla F_u^T$, on obtient

$$P(k/k-1) = J_1(x_1, x_2) \cdot P(k-1/k-1) \cdot J_1(x_1, x_2)^T + J_2(x_1, x_2) \cdot U_0 \cdot J_2(x_1, x_2)^T \quad (4.35)$$

Avec $U_0 = \begin{bmatrix} \sigma_{0x}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{0y}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{0\theta}^2 \end{bmatrix}$: Matrice de covariance d'erreur d'odométrie.

4.3.2. Modèle des amers

Dans le contexte SLAM, un amer est une entité (primitive perceptuelle : point, segment, plan, etc., ou un objet) de l'environnement qui peut être observée de manière fiable par les capteurs du véhicule [2].

Pour l'algorithme SLAM, les amers sont supposés des points fixes; de ce fait, la partie dynamique du modèle du système considère seulement le modèle du véhicule. Donc le modèle simple des amers est :

$$\hat{X}_a(k) = \hat{X}_a(k-1) \quad (4.36)$$

4.3.3. Observation extéroceptive

4.3.3.1. Télémétrie

Quelle que soit la technologie utilisée pour effectuer la mesure télémétrique, le capteur retourne généralement deux informations. La première donne l'angle de gisement, c'est-à-dire la direction dans laquelle a été faite la mesure. La seconde donne la distance au corps ayant réfléchi l'onde émise. Cette technique de mesure permet donc de positionner les objets présents dans la scène par rapport au robot. Elle se prête très bien aux environnements

d'intérieurs, structurés, comportant des formes régulières et statiques comme des murs, qui par ailleurs, possèdent généralement de bonnes propriétés de réflexion.

4.3.3.2. Modèle d'observation

Les perceptions fournissent des mesures de la distance et de l'angle de direction d'un amer de position connu, mesuré par rapport au robot, figure (4.4). On suppose qu'on a m amers dans l'environnement situés en des points connus.

On suppose aussi que le capteur télémétrique laser se situe à la verticale du milieu de l'essieu des roues, car cette hypothèse permet de simplifier les équations et l'étude de l'algorithme.

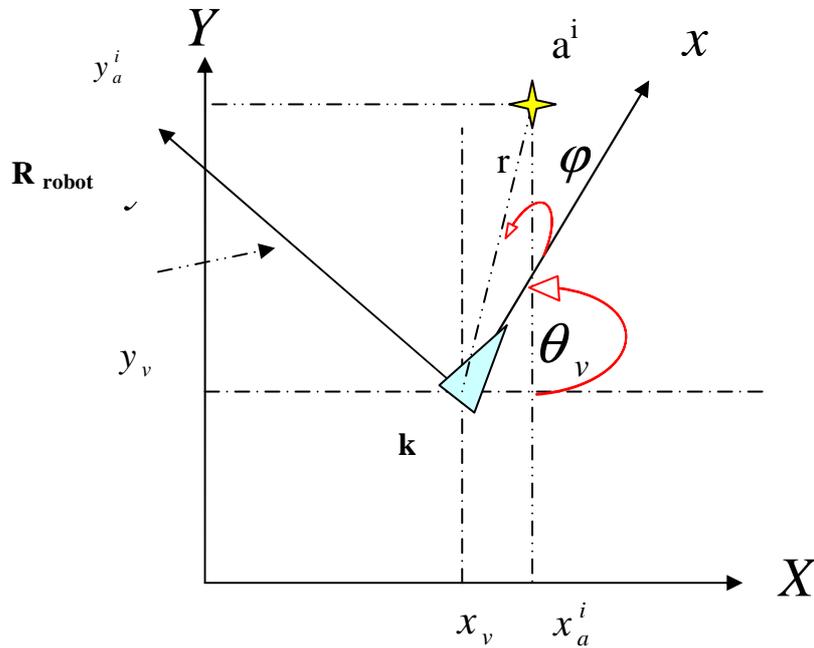


Figure 4.4 : Distance et angle de direction mesurés par télémétrie

Les grandeurs observées sont des fonctions non linéaires de l'état. Lorsqu'à l'instant k , un amer a^i de coordonnées x_a^i, y_a^i est détecté, on mesure un angle φ_k et une distance r_k reliés à l'état $X = [x_v \ y_v \ \theta_v]^T$ par les deux relations :

$$\varphi_k = \text{atan2}(y_a^i - y_v, x_a^i - x_v) - \theta_v \quad (4.37)$$

$$r_k = \sqrt{(y_a^i - y_v)^2 + (x_a^i - x_v)^2} \quad (4.38)$$

La fonction "atan2(x, y)" est analogue à la fonction "arc tan(y/x)", mais possède deux arguments et renvoie ainsi un nombre compris entre $-\pi$ et $+\pi$.

L'équation précédente sera notée de façon symbolique :

$$Z_k = h(X_k) \quad (4.39)$$

$$Z_{i,k} = \begin{bmatrix} r(k) \\ \varphi(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(y_a^i - y_v)^2 + (x_a^i - x_v)^2} \\ a \tan 2(y_a^i - y_v, x_a^i - x_v) - \theta_v \end{bmatrix} \quad (4.40)$$

Où la fonction h_i est dite fonction d'observation. L'exposant 'i' correspond à l'amer repéré.

De façon générale, les mesures sur l'environnement faites à l'aide de capteurs extéroceptifs, qu'elles soient de nature télémétrique ou goniométrique, permettent d'établir une relation du type de l'équation (4.40).

La matrice Jacobienne de l'équation d'observation s'écrira alors :

$$\nabla H_x = \frac{\partial h}{\partial X} = \begin{bmatrix} -\frac{x_a^i - x}{r} & -\frac{y_a^i - y}{r} & 0 \\ \frac{y_a^i - y}{r^2} & -\frac{x_a^i - x}{r^2} & -1 \end{bmatrix} \quad (4.41)$$

4.3.4. Modèle de cartographie des amers

Considérons l'exemple montré par la figure ci-dessous. considérons un robot d'état (x, y, θ) , observant un amer $a^i(x_i, y_i)$ à l'aide d'un télémètre laser, soit $Z_i(k) = [r, \varphi]^T$ l'observation de l'amer i par le robot.

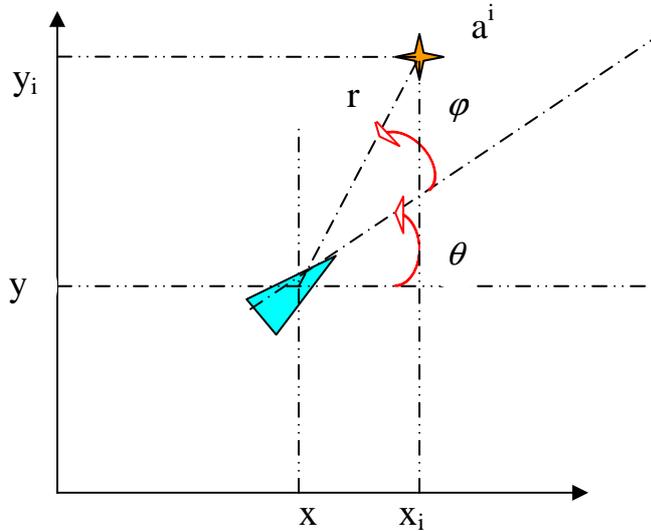


Figure 4.5 : Modèle de cartographie des amers

Si a^i est connu, alors le robot va l'utiliser comme observation pour la localisation. Par contre si a^i est inconnu, alors le robot va la cartographier s'il connaît sa propre localisation.

$$Xa^i(k) = g(X(k), Z_i(k)) = \begin{bmatrix} x + r \cdot \cos(\theta + \varphi) \\ y + r \cdot \sin(\theta + \varphi) \end{bmatrix} \quad (4.42)$$

Ces équations représentent le modèle de cartographie des amers $Xa_{i,k} = g(X_k, Z_{i,k})$ connaissant l'état du robot et l'observation.

Les matrices jacobienne de l'équation de cartographie s'écrivent comme suit :

$$\nabla G_x = \frac{\partial g}{\partial X} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -r \cdot \sin(\varphi + \theta) \\ 0 & 1 & +r \cdot \cos(\varphi + \theta) \end{bmatrix} : \text{ Jacobien par rapport à l'état} \quad (4.43)$$

$$\nabla G_z = \frac{\partial g}{\partial Z} = \begin{bmatrix} \cos(\varphi + \theta) & -r \cdot \sin(\varphi + \theta) \\ \sin(\varphi + \theta) & r \cdot \cos(\varphi + \theta) \end{bmatrix} : \text{ Jacobien par rapport à la mesure} \quad (4.44)$$

4.4. Construction incrémentale de la carte d'environnement

Rappelons que la cartographie et la localisation simultanée (SLAM) est le processus qui permet à un robot ou un véhicule mobile, de construire une carte de l'environnement et d'utiliser cette carte pour estimer sa propre position. Lorsqu'il exécute la fonction SLAM, un véhicule réalise un processus complexe, combinant l'exécution de déplacements dans l'espace libre, la construction incrémentale d'une carte de l'environnement et l'exploitation de cette carte afin de détecter l'espace libre, puis générer le prochain déplacement dans cet espace libre vers la meilleure position pour compléter la carte.

Le véhicule démarre d'une position inconnue sans aucune connaissance a priori des emplacements des amers. En utilisant les mesures relatives des amers, le véhicule calcule des estimations de sa position et des positions des amers. En se déplaçant, le véhicule construit une carte d'amers et l'utilise pour fournir une estimation continue de sa position. La localisation du véhicule est faite par rapport à un repère absolu, défini généralement par sa position initiale au début de l'exploration. En suivant tout au long de la séquence des données sensorielles, la position relative entre le véhicule et les amers identifiables de l'environnement, la position du véhicule et les positions des amers peuvent être estimées simultanément.

Dans cette section nous allons présenter l'algorithme SLAM utilisé pour produire des estimations de la position du robot et des amers en utilisant les mesures relatives à la position du robot. Nous utilisons le formalisme du filtre de Kalman étendu.

Pendant ses mouvements, le robot utilise ses capteurs pour observer les amers dans son entourage. L'état du système à l'instant k , $X(k)$ est composé du vecteur X_v représentant l'état du robot, et de n_a vecteurs décrivant les amers observés $X_i(k)$ avec $i = 1, \dots, n_a$.

$$X(k) = \begin{bmatrix} X_v \\ X_1 \\ X_2 \\ \cdot \\ X_{n_a} \end{bmatrix} \quad (4.45)$$

Où X_i est l'état d'un amer par rapport au repère global R_G , tous les états sont exprimés par rapport au repère global.

De plus, le vecteur d'état du système peut être écrit en groupant tous les états des amers sous un seul terme $X_a(k)$:

$$X(k) = \begin{bmatrix} X_v \\ X_a \end{bmatrix} \quad (4.46)$$

Notre robot se déplace dans un environnement d'intérieur supposé inconnu, composé d'un ensemble d'objets ponctuels que nous allons prendre comme amers dans l'algorithme de SLAM. L'état du robot à l'instant k peut être déterminé par sa position et son orientation dans l'espace, le vecteur d'état du robot est défini par :

$$X_v = \begin{bmatrix} x_v \\ y_v \\ \theta_v \end{bmatrix} \quad (4.47)$$

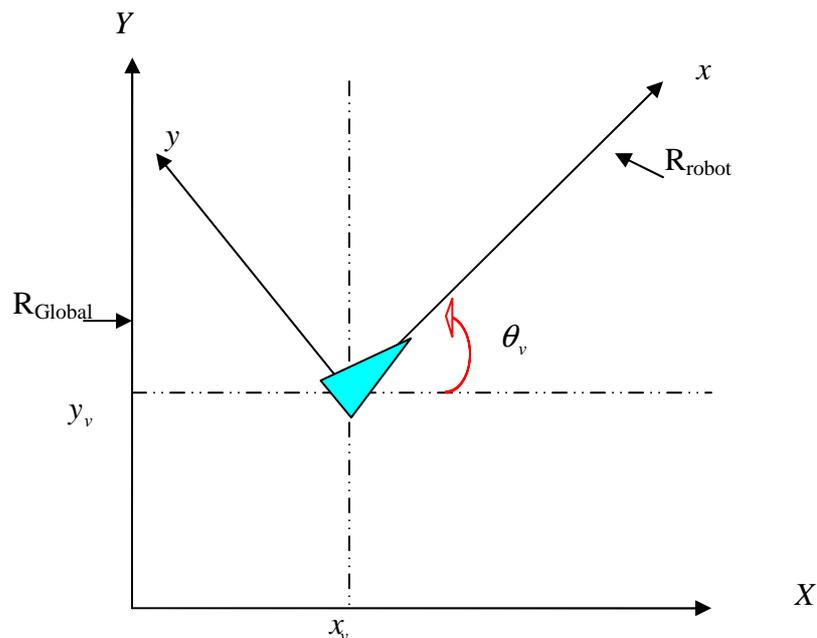


Figure 4.6 : l'état du robot

Chaque amer est considéré comme un point défini par ces coordonnées: $X_i = [x_i \ y_i]^T$. Le vecteur d'état des amers dans la carte est la concaténation des vecteurs décrivant chacun d'eux

$$X_a(k) = \begin{bmatrix} X_1(k) \\ \vdots \\ X_{na}(k) \end{bmatrix} \quad (4.48)$$

4.4.1. Initialisation d'un amer

L'état d'un nouvel amer $\hat{X}a_{i+1}(k)$ peut être calculé par la mesure obtenue à partir d'une simple position du véhicule en utilisant la fonction d'initialisation d'amers $g(\cdot)$.

$$\hat{X}a_{i+1}(k) = g(\hat{X}(k/k), Z_{i+1}(k))$$

Par exemple si un capteur nous donne $Z_{i+1}(k) = [r \ \varphi]^T$, la fonction d'initialisation d'amers pour un point $g(\cdot)$ prend la forme suivante:

$$\hat{X}a_{i+1}(k) = g(\hat{X}(k/k), Z_{i+1}(k)) = \begin{bmatrix} x_v + r \cos(\varphi + \theta_v) \\ y_v + r \sin(\varphi + \theta_v) \end{bmatrix} \quad (4.49)$$

Ce nouvel amer est introduit dans la carte par expansion du vecteur d'état $\hat{X}(k/k)$ et de la covariance $P(k/k)$ comme suit [21] :

$$\begin{bmatrix} \hat{X}(k/k) \\ \hat{X}a_{i+1}(k) \end{bmatrix} \rightarrow \hat{X}(k/k) \quad (4.50)$$

$$\begin{bmatrix} X(k/k) \\ g(x(k), Z(k)) \end{bmatrix} \rightarrow X(k/k) \quad (4.51)$$

$$\begin{bmatrix} X(k/k) \\ x_v + r \cos(\theta + \varphi) \\ y_v + r \sin(\theta + \varphi) \end{bmatrix} \rightarrow X(k/k) \quad (4.52)$$

$$\begin{bmatrix} P_{vv}(k/k) & P_{va_i}(k/k) & P_{va_{i+1}}(k/k) \\ P_{a_iv}(k/k) & P_{a_ia_i}(k/k) & P_{a_ia_{i+1}}(k/k) \\ P_{a_{i+1}v}(k/k) & P_{a_{i+1}a_i}(k/k) & P_{a_{i+1}a_{i+1}}(k/k) \end{bmatrix} \rightarrow P(k/k) \quad (4.53)$$

Où $P_{a_{i+1}a_{i+1}}(k/k) = G_x P(k/k) G_x^T + G_z R(k) G_z^T$

$$\begin{bmatrix} P_{a_{i+1}v}(k/k) & P_{a_{i+1}a_i}(k/k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{va_{i+1}}(k/k) \\ P_{a_ia_{i+1}}(k/k) \end{bmatrix}^T = G_x P(k/k)$$

G_x est le Jacobien de la fonction $g(\cdot)$ par rapport au vecteur d'état et G_z le Jacobien de la fonction $g(\cdot)$ par rapport à la mesure.

4.4.2. Prédiction

L'étape de prédiction du filtre de Kalman étendu utilise le modèle de mouvement du robot pour produire une estimation de la position du robot $\hat{X}_v(k/k-1)$ à l'instant k sachant les informations disponibles jusqu'à l'instant $k-1$ comme :

$$\hat{X}_v(k/k-1) = f(\hat{X}_v(k-1/k-1), u(k)) \quad (4.54)$$

Le modèle de l'amer donne la prédiction des amers :

$$\hat{X}_a(k/k-1) = \hat{X}_a(k-1/k-1) \quad (4.55)$$

L'étape de prédiction de l'état du filtre peut s'écrire :

$$\begin{bmatrix} \hat{X}_v(k/k-1) \\ \hat{X}_a(k/k-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f(\hat{X}_v(k-1/k-1), u(k)) \\ \hat{X}_a(k-1/k-1) \end{bmatrix} \quad (4.56)$$

Prédiction de la matrice de covariance sur l'état:

$$P(k/k-1) = \nabla_x f(k) P(k-1/k-1) \nabla_x f^T(k) + \nabla_u f(k) U(k) \nabla_u f^T(k) \quad (4.57)$$

Pour l'algorithme **SLAM**, le calcul de la matrice de covariance sur l'état, se réduit au calcul seulement de la matrice de variance associée à l'état du robot et aux matrices de covariances entre le robot et chaque amer [2] comme suit :

$P_{vv}(k/k-1) = \nabla f_x(k) \cdot P_{vv}(k-1/k-1) \cdot \nabla f_x^T(k) + \nabla f_u(k) \cdot U_0 \cdot \nabla f_u^T(k)$: Variance associée à l'état du robot

$$P_{vv}(k/k-1) = J_1 \cdot P_{vv}(k-1/k-1) \cdot J_1^T + J_2 \cdot U_0 \cdot J_2^T \quad (4.58)$$

$P_{va}(k/k-1) = \nabla f_x(k).P_{va}(k-1/k-1)$: Covariance entre robot et amer

$$P_{va}(k/k-1) = J_1.P_{va}(k-1/k-1) \quad (4.59)$$

$P_{aa}(k/k-1) = P_{aa}(k-1/k-1)$: Variance associée à l'amer

$$(4.60)$$

La matrice de covariance globale peut être écrite sous la forme :

$$P(k/k-1) = \begin{bmatrix} P_{vv}(k/k-1) & P_{va}(k/k-1) \\ P_{va}^T(k/k-1) & P_{aa}(k/k-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_1.P_{vv}(k-1/k-1).J_1^T + J_2.U_0.J_2^T & J_1.P_{vm}(k-1/k-1) \\ (J_1.P_{vm}(k-1/k-1))^T & P_{mm}(k-1/k-1) \end{bmatrix} \quad (4.61)$$

4.4.3. Observation

La fusion de l'observation avec l'état estimé est accomplie d'abord par le calcul de la prédiction de l'observation $\hat{Z}(k-1/k-1)$; utilisant le modèle de l'observation h :

$$\hat{Z}(k/k-1) = h(\hat{X}(k/k-1)) \quad (4.62)$$

Lorsque les observations sont reçues depuis les capteurs du robot, elles doivent être associées à des amers déjà perçus, donc déjà intégrés dans la carte de l'environnement : c'est la phase dite de Data association. La différence entre les observations actuelles $Z(k)$, et les observations prédites $\hat{Z}(k/k-1)$ est connue comme l'innovation

$$v = Z(k) - \hat{Z}(k/k-1) \quad (4.63)$$

La matrice de covariance de l'innovation $S(k)$ est calculée en utilisant l'estimation courante, la covariance de l'état $P(k/k-1)$, le Jacobien du modèle de l'observation $\nabla_x h(k)$, et la matrice de covariance de l'observation $R(k)$.

$$S(k) = \nabla h_x(k)P(k/k-1)\nabla h_x^T(k) + R(k) \quad (4.64)$$

L'innovation et sa matrice de covariance peuvent être utilisées pour valider les mesures avant d'être intégrées dans le calcul des états estimés [2]. Le calcul de la matrice de covariance de l'innovation peut aussi être simplifié en notant que chaque observation est seulement dépendante de l'amer observé.

4.4.4. Mise à jour

Cette mise à jour suppose que l'amer perçu soit déjà dans la carte et donc dans le vecteur d'état. Si l'amer détecté par le robot n'est pas dans la carte, il est simplement ajouté à la fin du vecteur d'état et toutes les matrices sont agrandies de 2 lignes correspondantes.

Une fois que l'observation est associée à un amer particulier dans la carte, l'estimation de l'état peut être mise à jour en utilisant la matrice de gain $W(k)$. La matrice de gain fournit une somme pondérée de la prédiction et de l'observation. Elle est calculée en utilisant la matrice de covariance de l'innovation $S(k)$, et la prédiction de la matrice de covariance $P(k/k-1)$. Le facteur de pondération est proportionnel à $P(k/k-1)$ et inversement proportionnel à la covariance de l'innovation [[2], [30]]. Ceci peut être utilisé pour mettre à jour l'estimation du vecteur d'état du système $\hat{X}(k/k)$ et sa matrice de covariance $P(k/k)$.

$v(k)$: Est la fonction d'innovation.

$$\hat{X}(k/k) = \hat{X}(k/k-1) + W(k).v(k) \quad (4.65)$$

$$P(k/k) = P(k/k-1) - W(k).S(k)W^T(k) \quad (4.66)$$

$$\text{Avec } W(k) = P(k/k-1)\nabla_x h^T S^{-1}(k) \quad (4.67)$$

4.4.5. Estimation :

Fondé sur le modèle du véhicule et sur le modèle des observations, le processus de Localisation et Cartographie consiste à générer les meilleures estimations pour l'état du système en utilisant les informations disponibles. Ceci peut être accompli par une procédure récursive à trois étapes, prédiction, observation et mise à jour connue comme le Filtre de Kalman Étendu (EKF) [2],[31]. Le filtre de Kalman est un estimateur récursif et produit à l'instant i l'estimation optimale (qui minimise la somme des erreurs quadratiques) $\hat{X}(i/j)$ de l'état $X(i)$ étant donné les observations jusqu'à l'instant j , $Z_j = \{Z(1).....Z(j)\}$

Pour l'algorithme SLAM, le EKF est utilisé pour estimer la position du véhicule $X_v(k/k)$ avec les paramètres de n_a amers observés $X_i(k/k)$, $i = 1 \dots n_a$. Le vecteur d'état augmenté montre que ce vecteur est composé de l'état estimé du véhicule et des estimations des amers observés :

$$X(k/k) = \begin{bmatrix} X_v(k/k) \\ X_1(k/k) \\ X_2(k/k) \\ \vdots \\ X_{n_a}(k/k) \end{bmatrix} \quad (4.68)$$

Et la matrice de covariance donnée par :

$$P(k/k) = \begin{bmatrix} P_{vv}(k/k) & P_{v1}(k/k) & \dots & P_{vn_a}(k/k) \\ P_{v1}^T(k/k) & P_{11}(k/k) & \dots & P_{1n_a}(k/k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ P_{vn_a}^T(k/k) & P_{n_a n_a}(k/k) & \dots & P_{n_a n_a}(k/k) \end{bmatrix} \quad (4.69)$$

La matrice de covariance globale peut être écrite en notant $P_{aa}(k/k)$ la matrice de covariance de la carte, et $P_{va}(k/k)$ la matrice de covariance entre le véhicule et la carte :

$$P(k/k) = \begin{bmatrix} P_{vv}(k/k) & P_{va}(k/k) \\ P_{va}^T(k/k) & P_{aa}(k/k) \end{bmatrix} \quad (4.70)$$

4.5. Travaux de simulations :

- **Premier cas : Environnement constitué de 10 amers**

Exemple 1

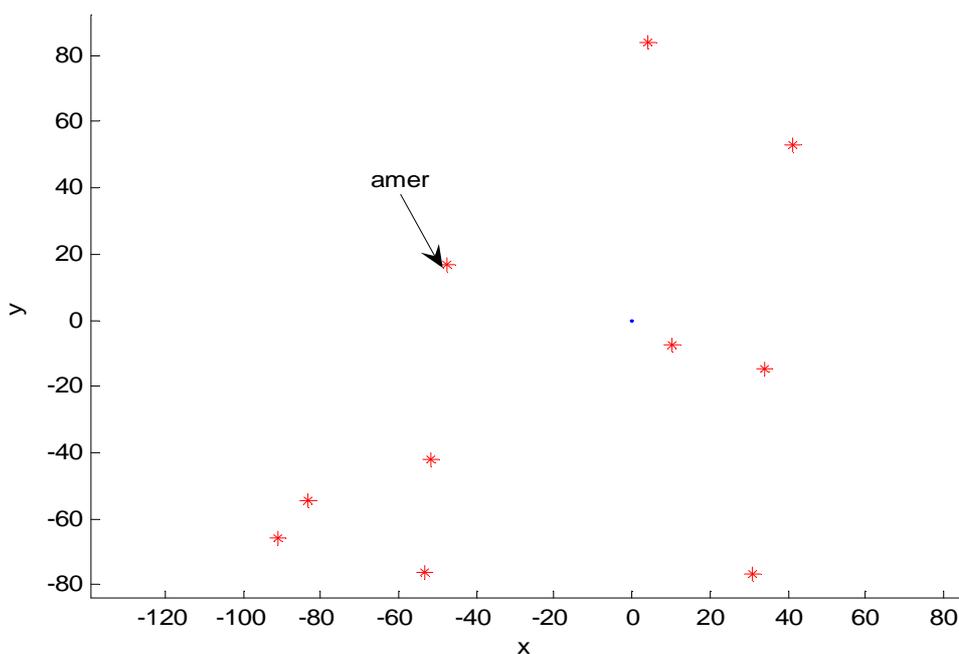


Figure 4.7 : Environnement constitué de 10 amers

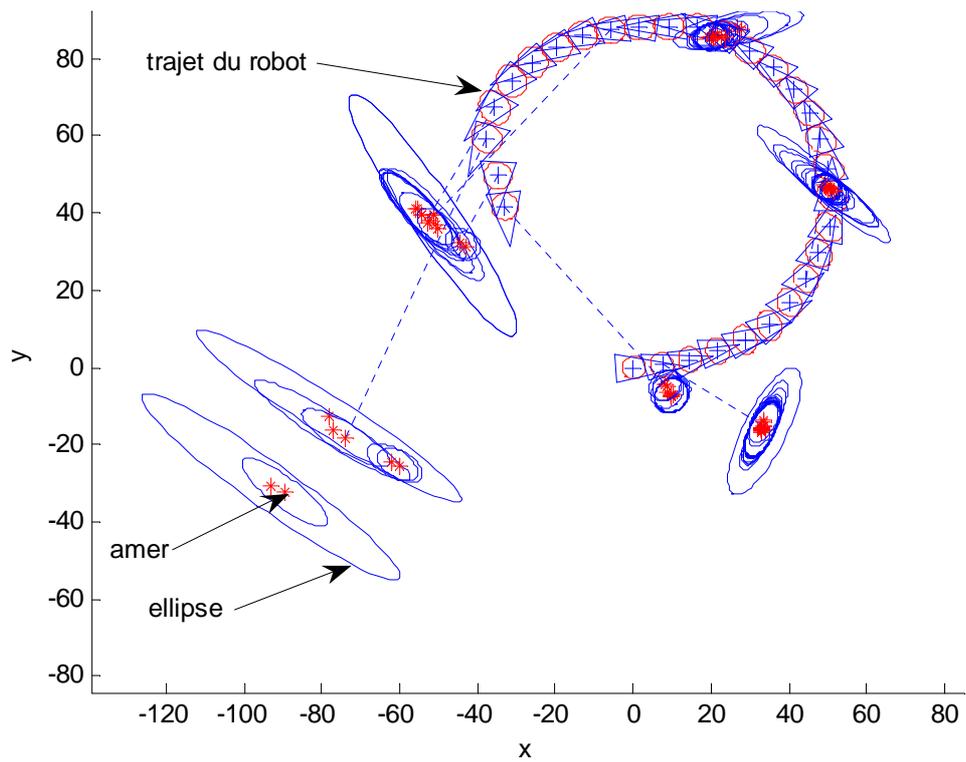


Figure 4.8 : Correction de positions des amers au fur et à mesure du déplacement du robot $k = 1 \rightarrow 1500$

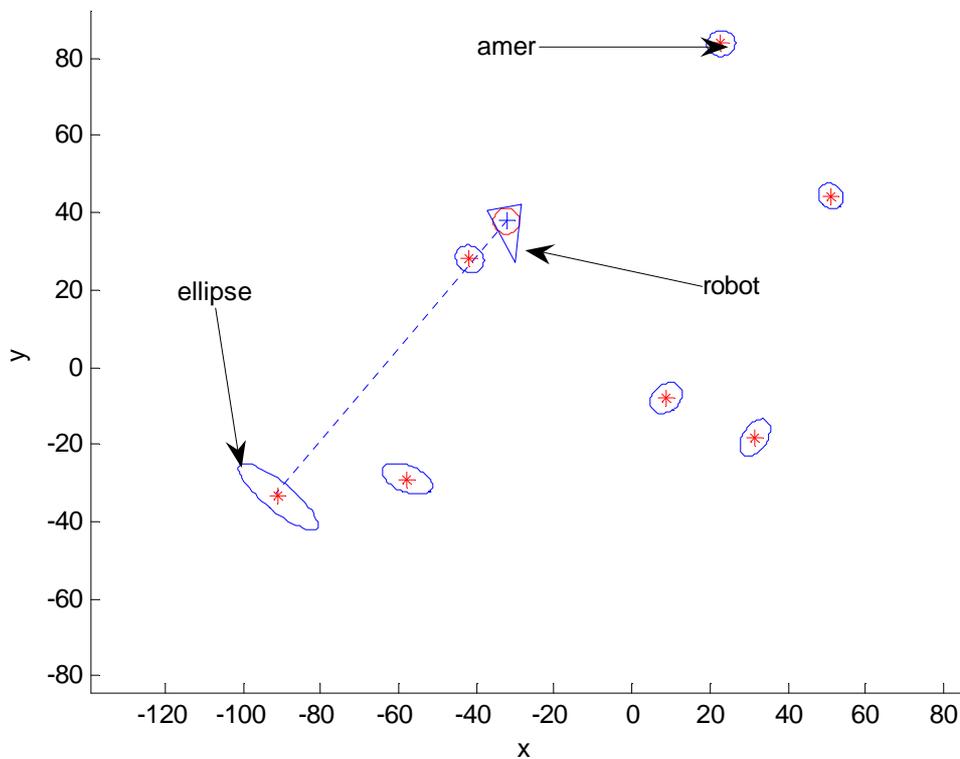


Figure 4.9 : Carte construite pour une durée d'exploration de $K = 1 \rightarrow 1500$

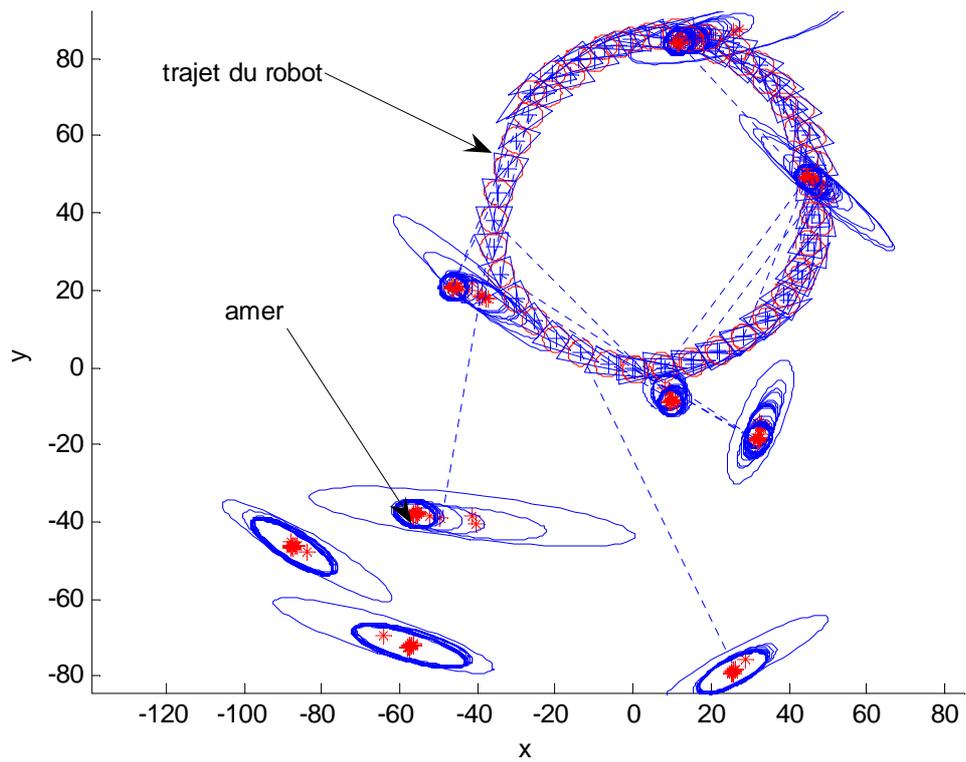


Figure 4.10 : Correction de positions des amers au fur et à mesure du déplacement du robot $k = 1 \rightarrow 3000$

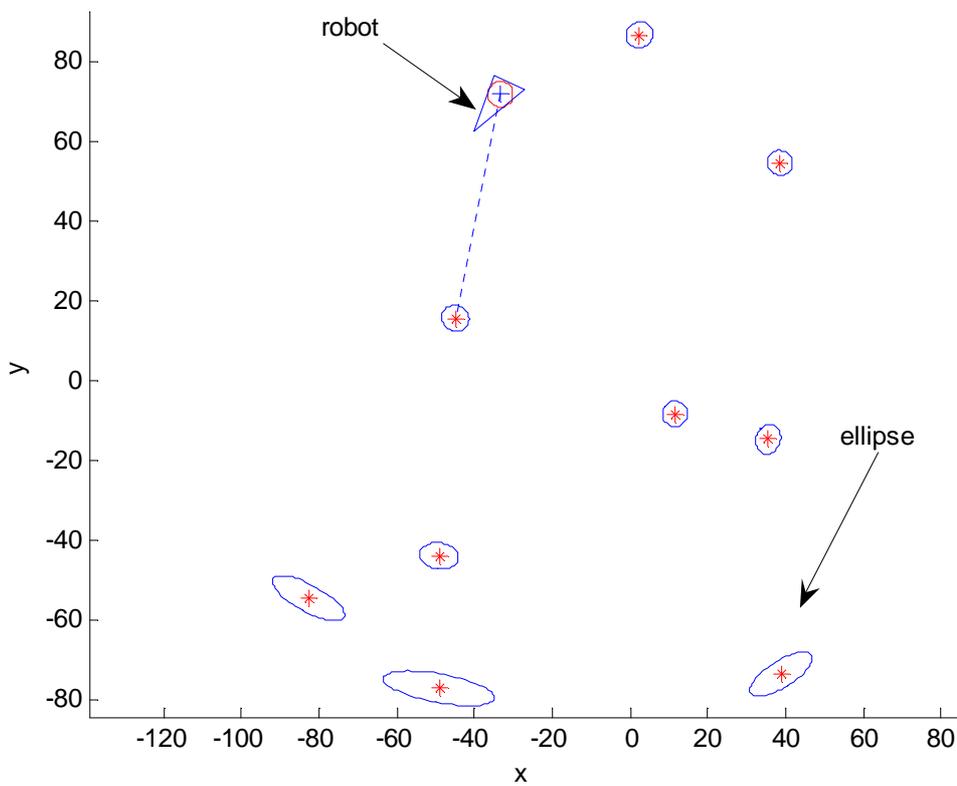


Figure 4.11 : Carte construite pour une durée d'exploration de $k = 1 \rightarrow 3000$

Exemple 2 :

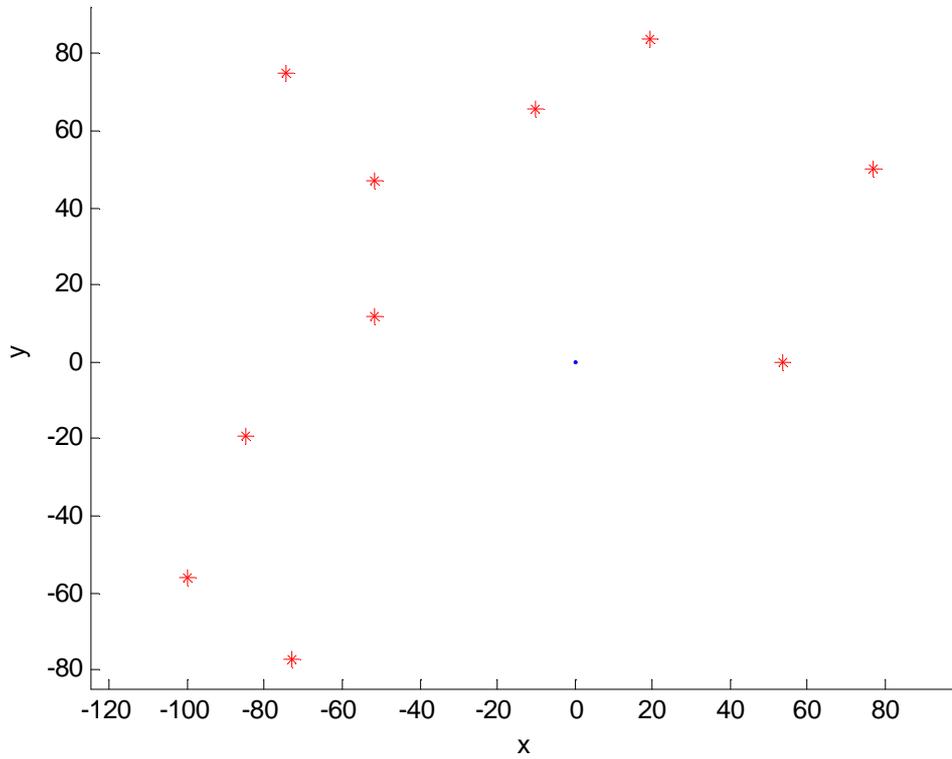


Figure 4.12 : Environnement constitué de 10 amers

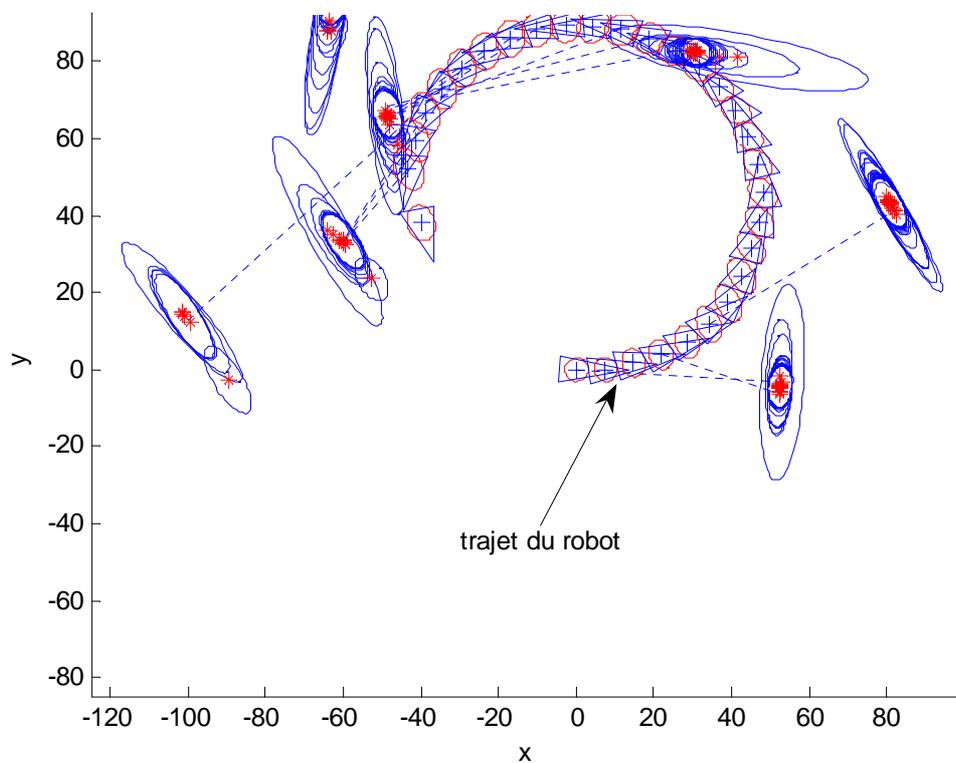


Figure 4.13 : Correction de positions des amers au fur et à mesure du déplacement du robot $k = 1 \rightarrow 1500$

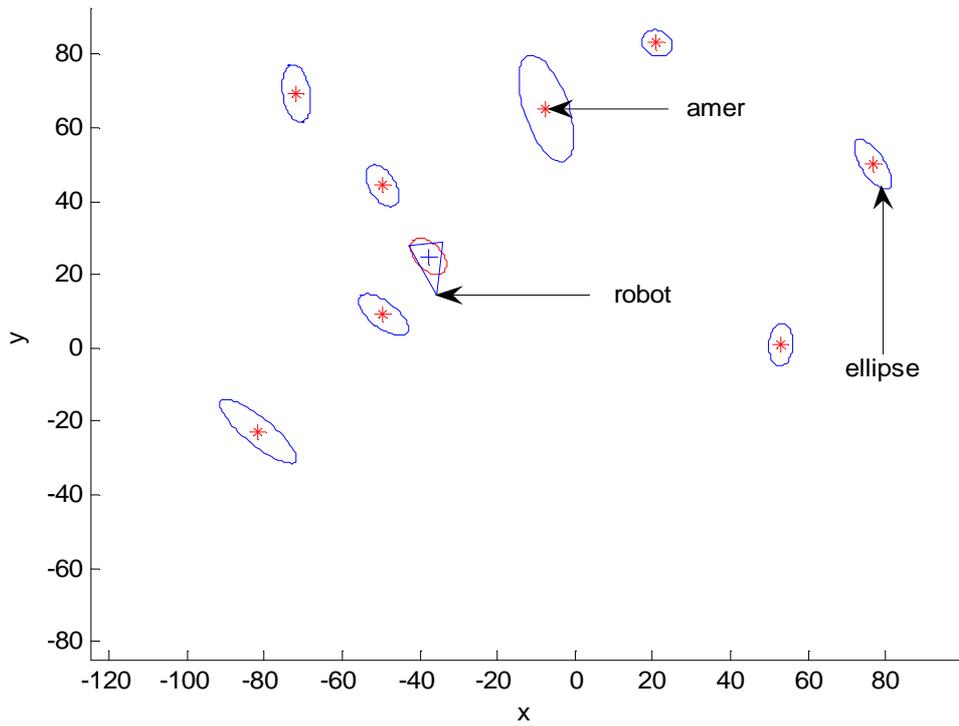


Figure 4.14 : Carte construite pour une durée d'exploration de $K = 1 \rightarrow 1500$

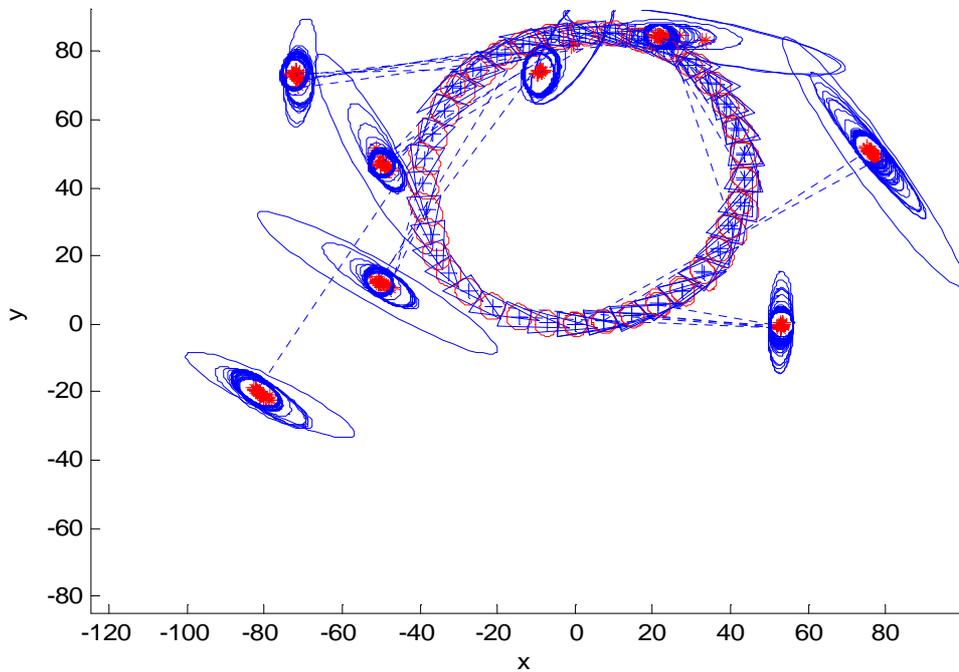


Figure 4.15: Correction de positions des amers au fur et à mesure du déplacement du robot $k = 1 \rightarrow 3000$

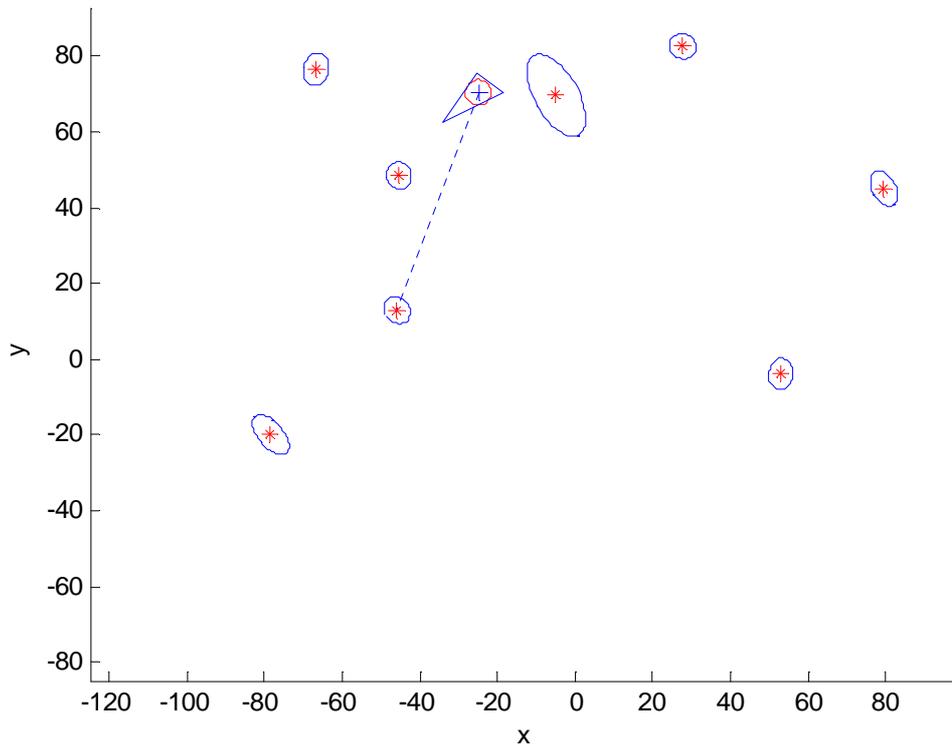


Figure 4.16 : Carte construite pour une durée d'exploration de $K = 1 \rightarrow 3000$

Deuxième cas : Environnement constitué de 15 amers

Exemple 1 :

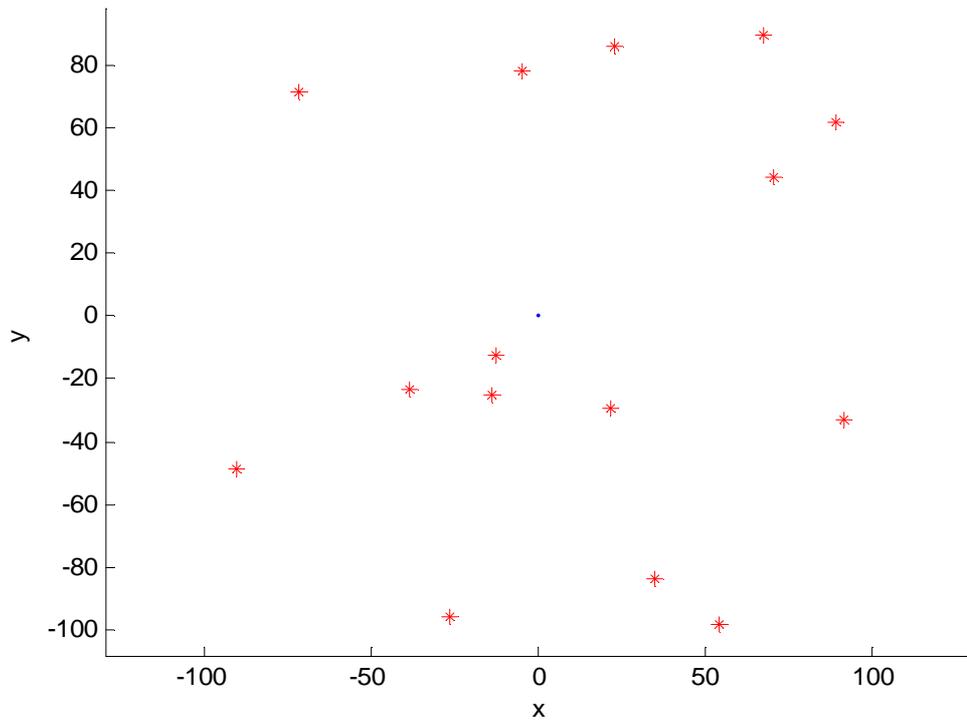


Figure 4.17 : Environnement constitué de 15 amers

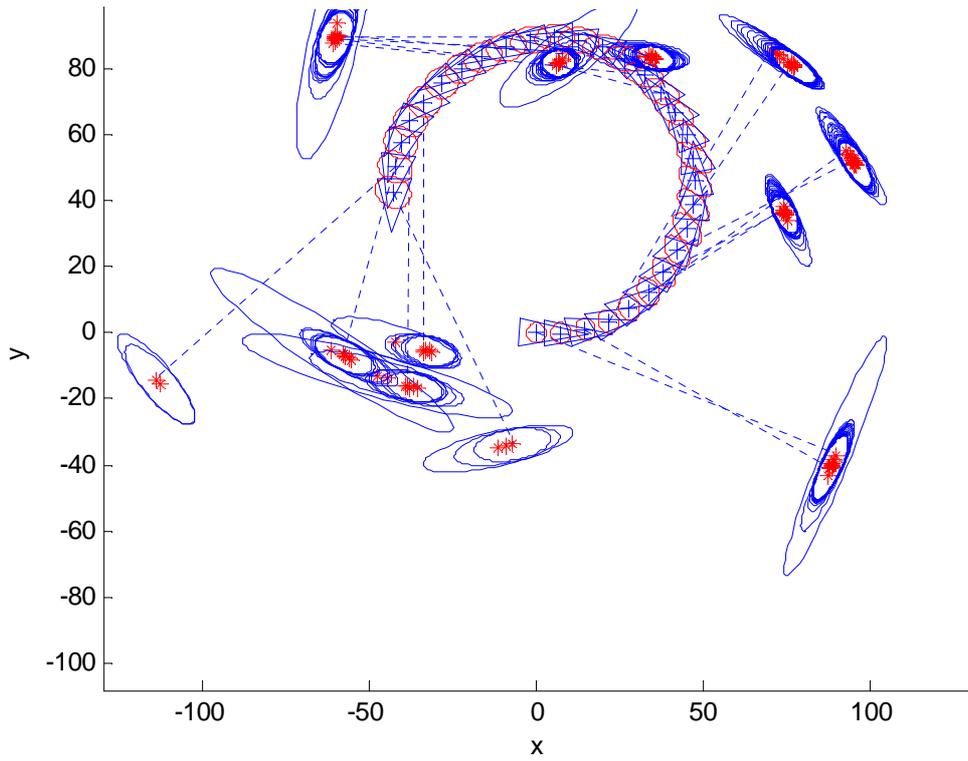


Figure 4.18 : Correction de positions des amers au fur et à mesure du déplacement du robot $k = 1 \rightarrow 1500$

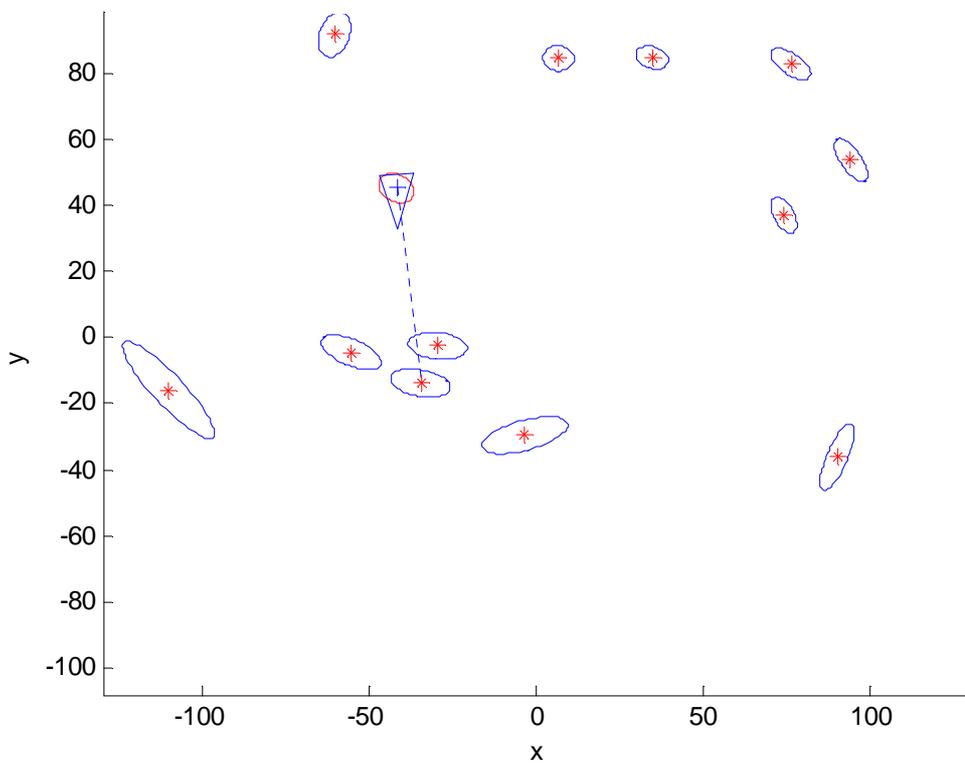


Figure 4.19 : Carte construite pour une durée d'exploration de $K = 1 \rightarrow 1500$

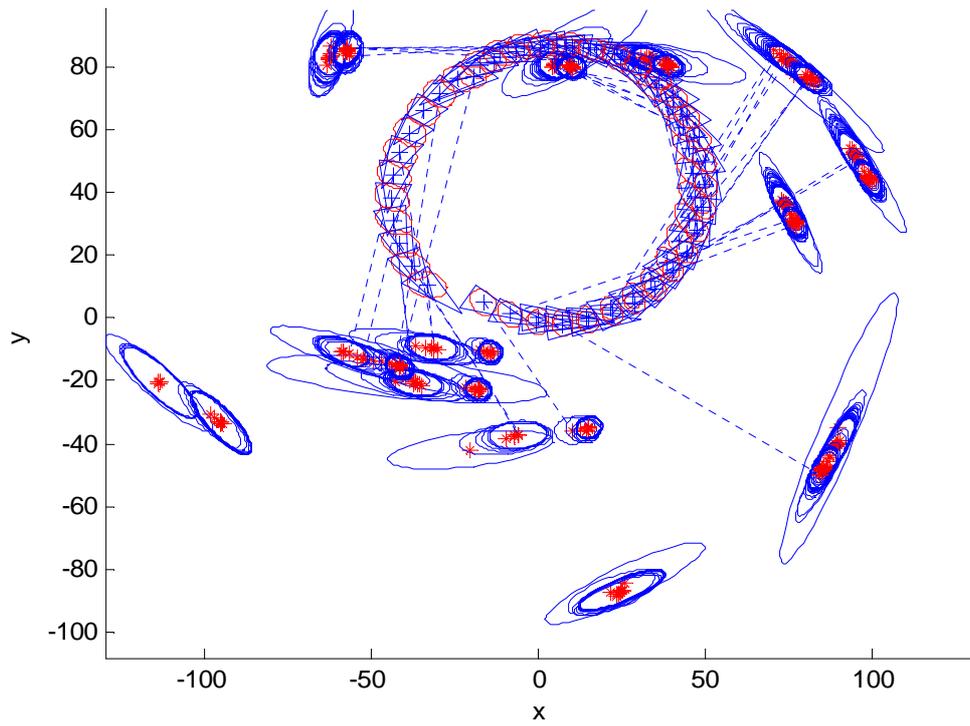


Figure 4.20: Correction de positions des amers au fur et à mesure du déplacement du robot $k = 1 \rightarrow 3000$

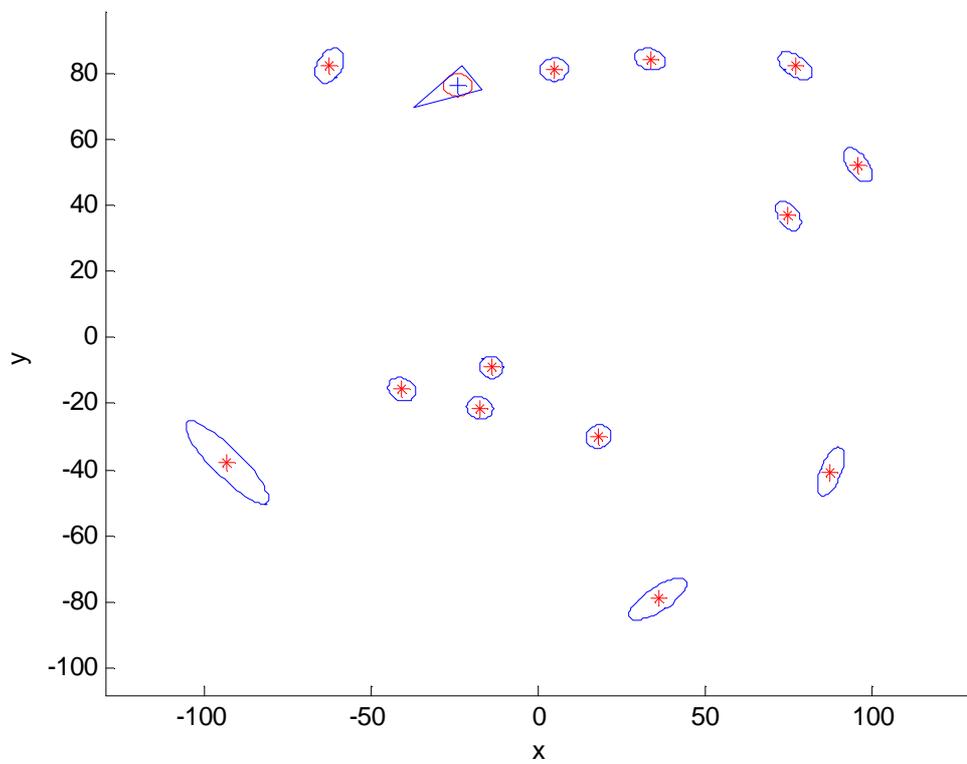


Figure 4.21 : Carte construite pour une durée d'exploration de $K = 1 \rightarrow 3000$

Exemple 2 :

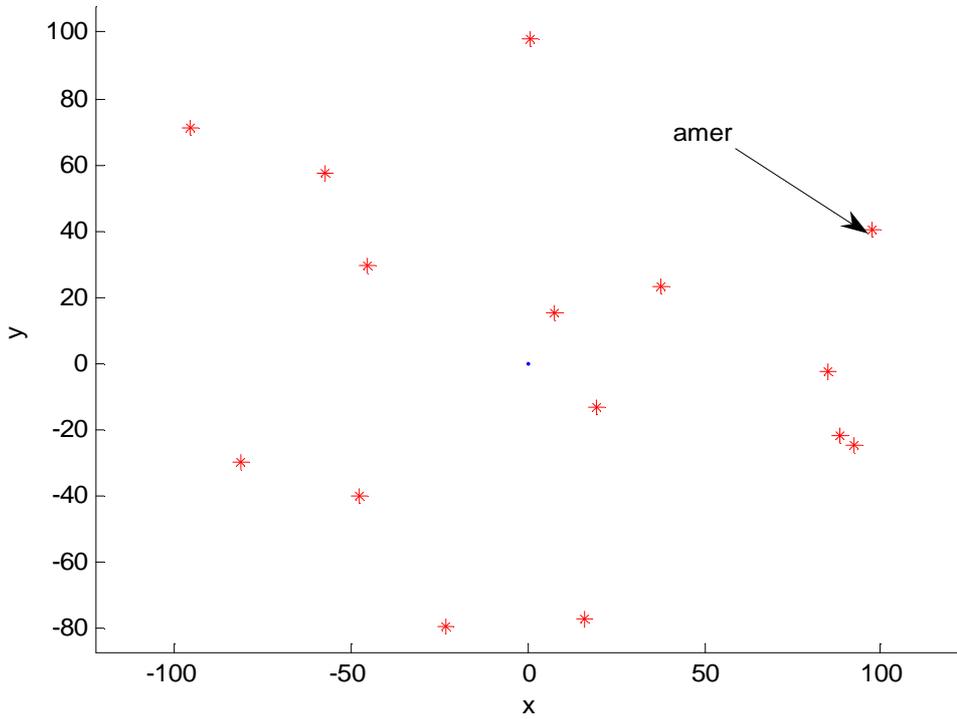


Figure 4.22 : Environnement constitué de 15 amers

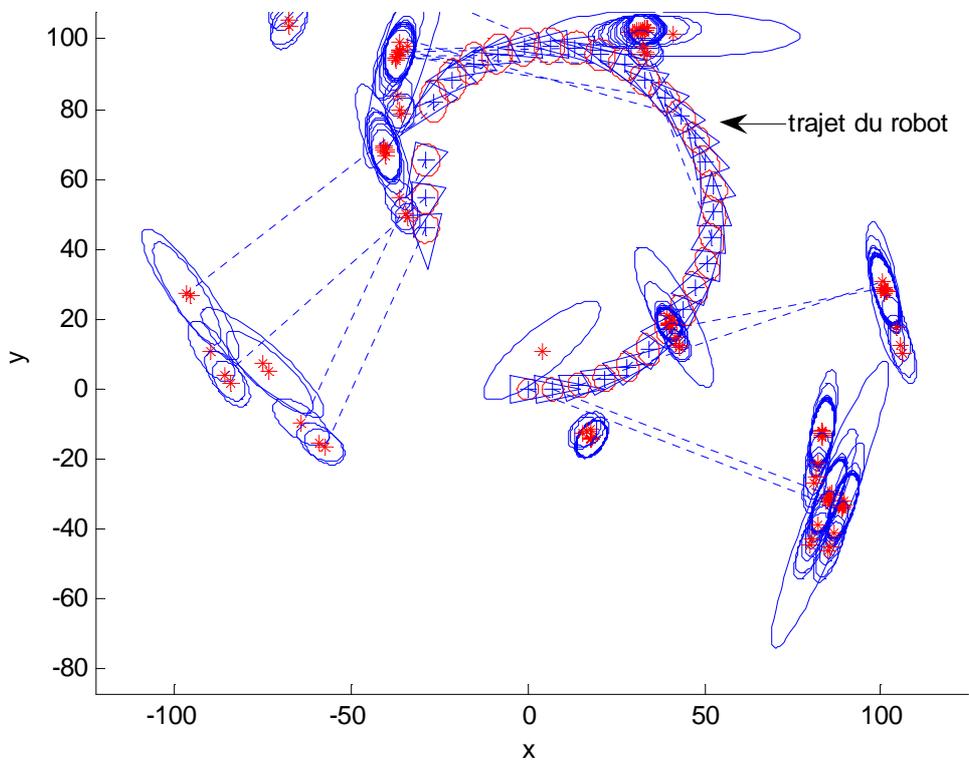


Figure 4.23 : Correction de positions des amers au fur et à mesure du déplacement du robot $k = 1 \rightarrow 1500$

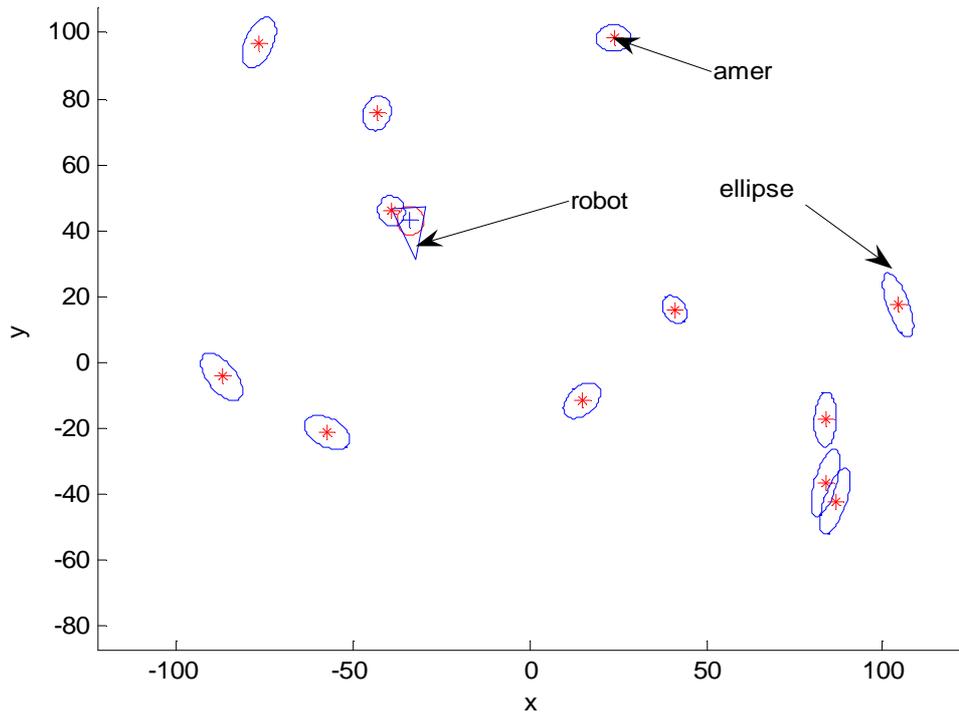


Figure 4.24 : Carte construite pour une durée d'exploration de $K = 1 \rightarrow 1500$

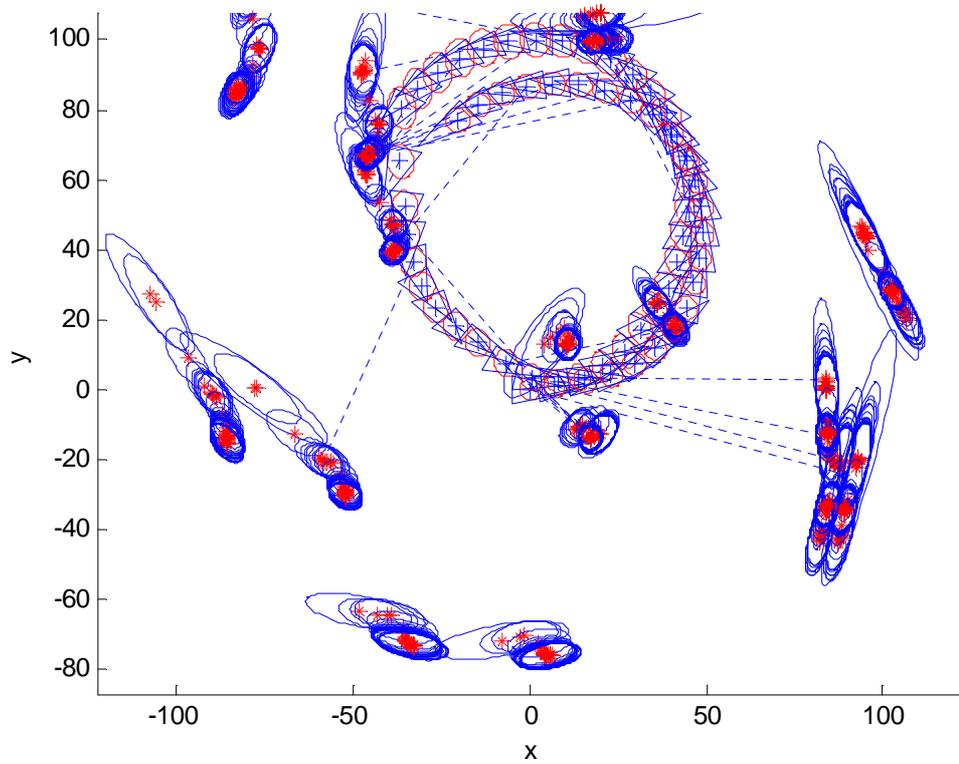


Figure 4.25 : Correction de positions des amers au fur et à mesure du déplacement du robot $k = 1 \rightarrow 3000$

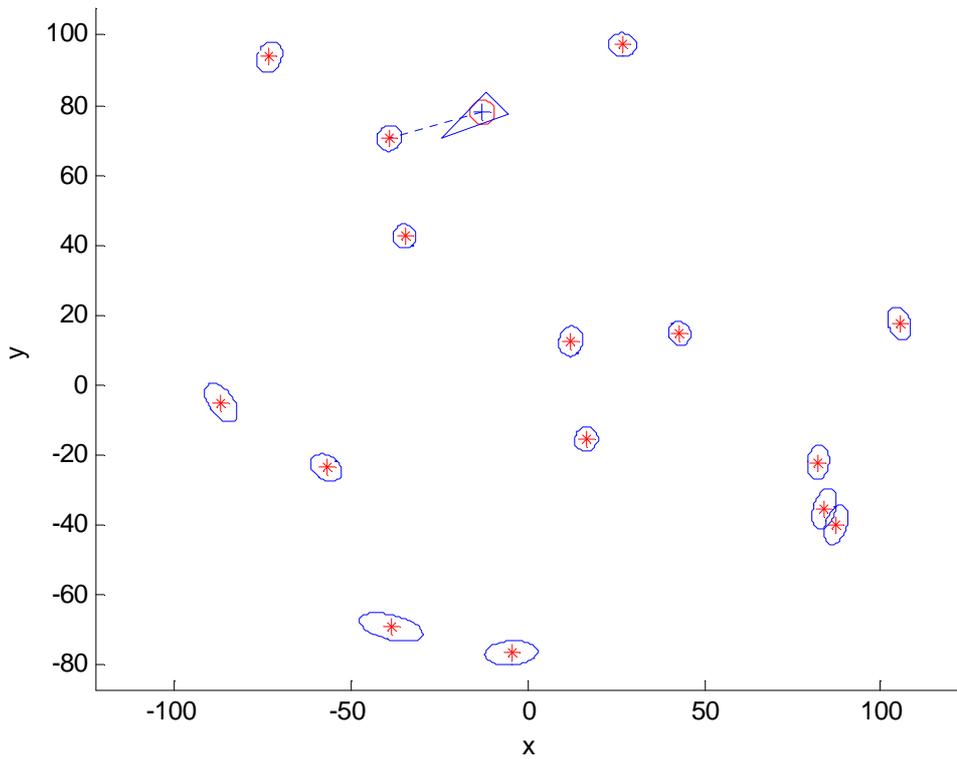


Figure 4.26 : Carte construite pour une durée d'exploration de $K = 1 \rightarrow 3000$

Troisième cas : Environnements constitués de 20 amers

Exemple1 :

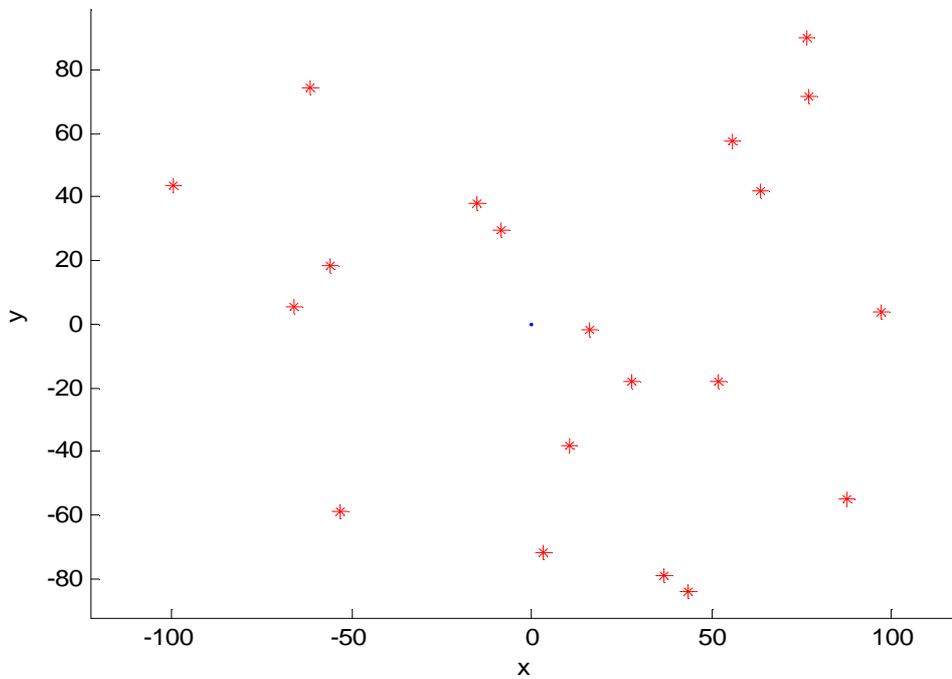


Figure 4.27 : Environnement constitué de 20 amers

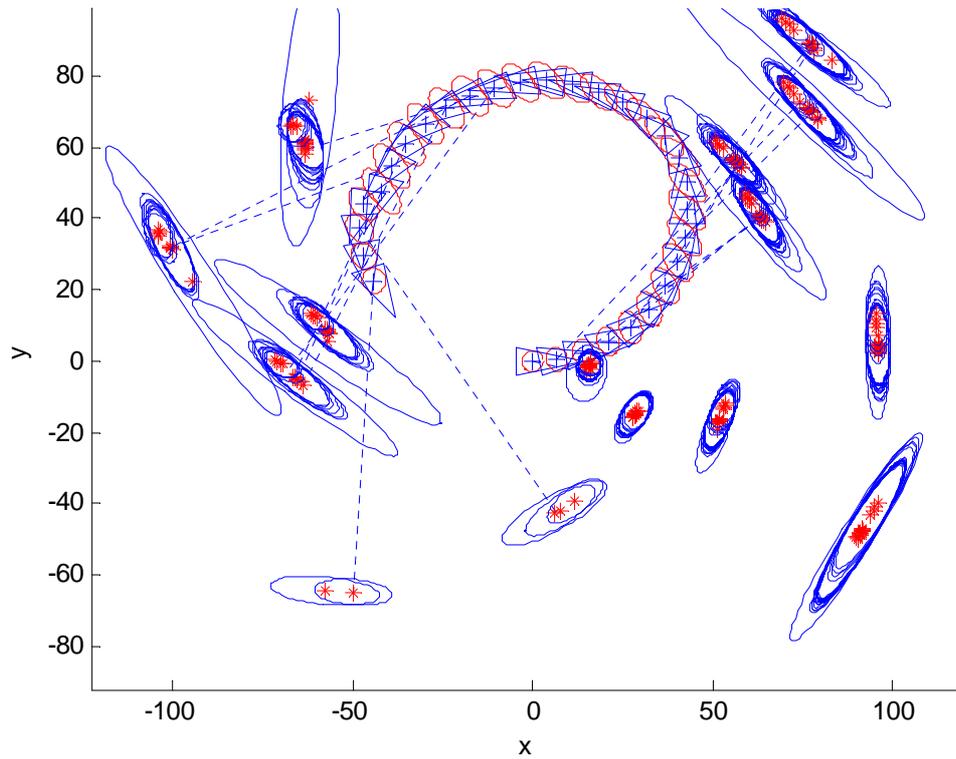


Figure 4.28 : Correction de positions des amers au fur et à mesure du déplacement du robot $k = 1 \rightarrow 1500$

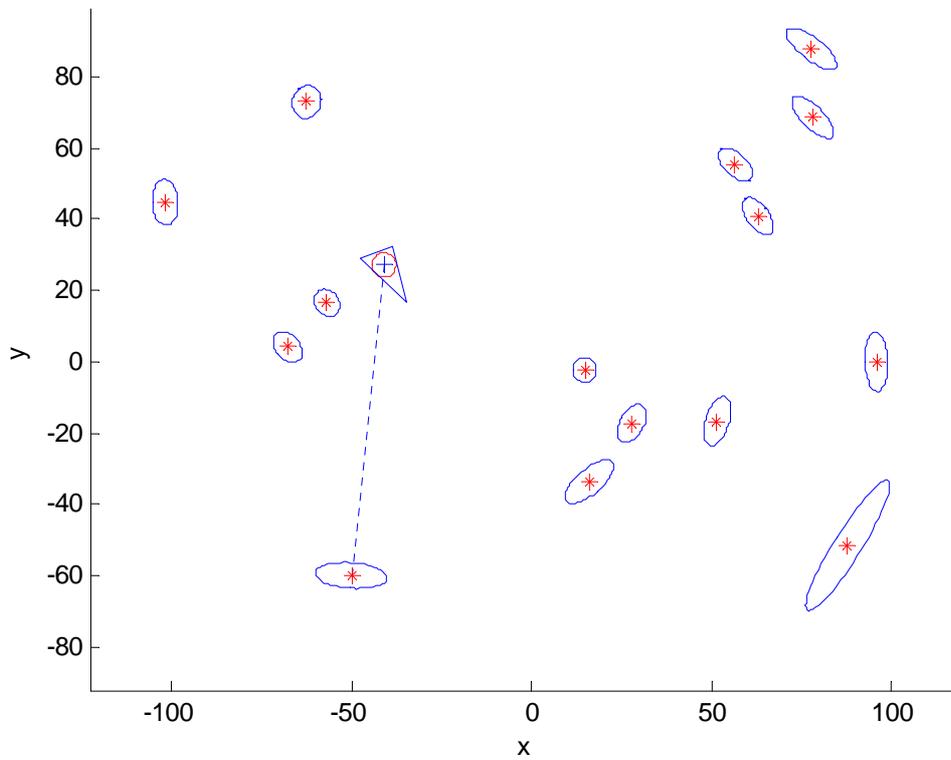


Figure 4.29 : Carte construite pour une durée d'exploration de $K = 1 \rightarrow 1500$

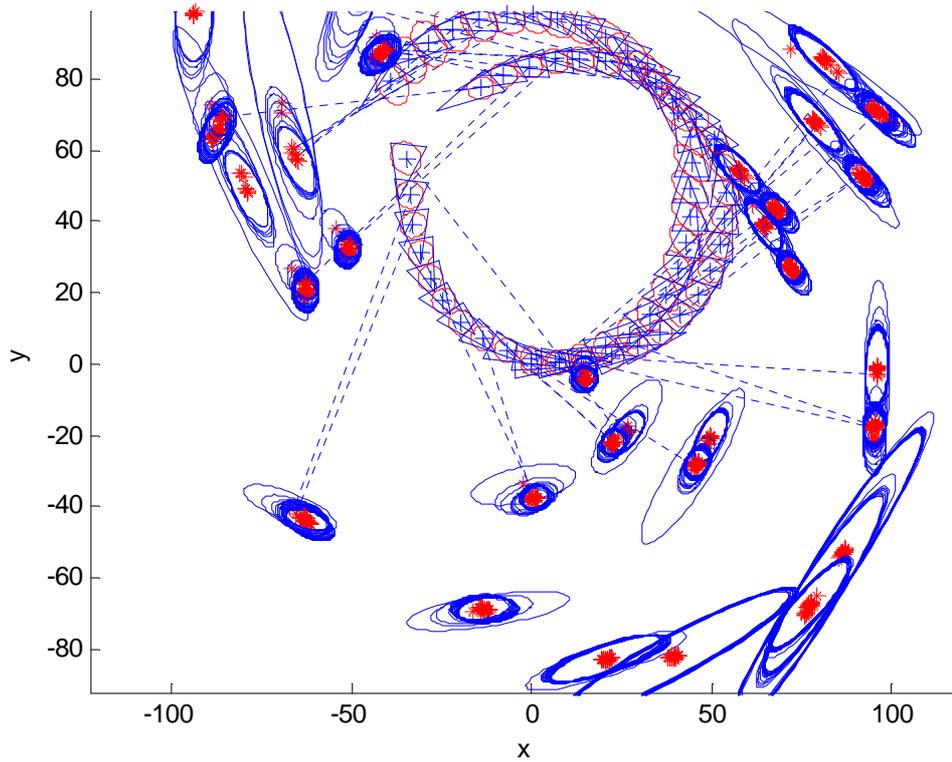


Figure 4.30 : Correction de positions des amers au fur et à mesure du déplacement du robot $k = 0 \rightarrow 3000$

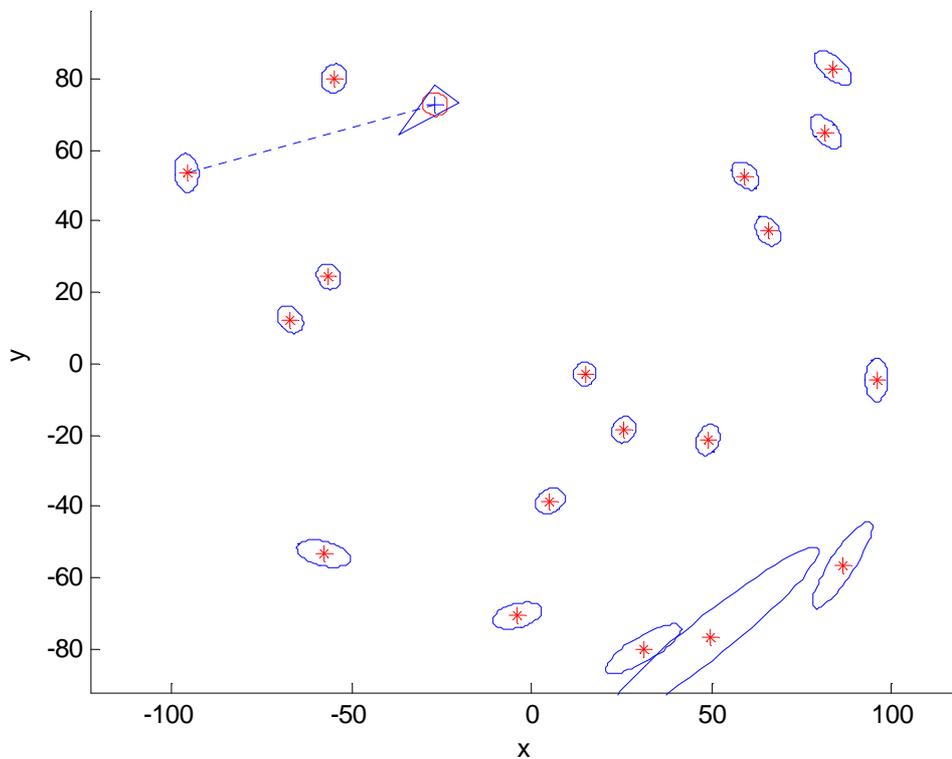


Figure 4.31 : Carte construite pour une durée d'exploration de $K = 1 \rightarrow 3000$

Exemple 2 :

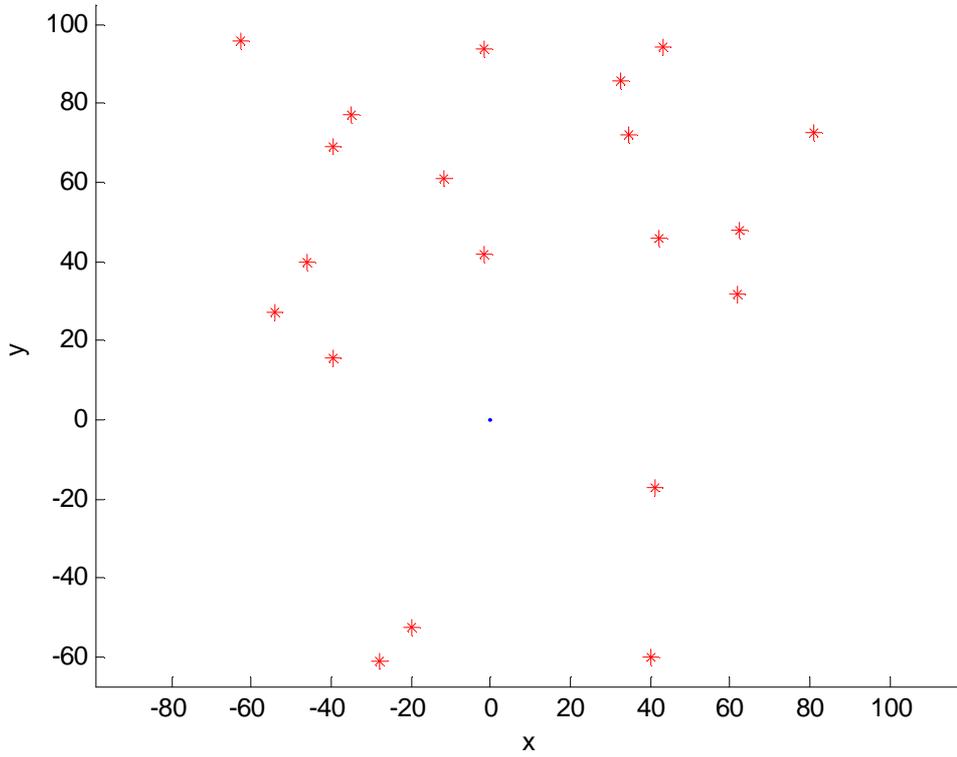


Figure 4.32 : Environnement constitué de 20 amers

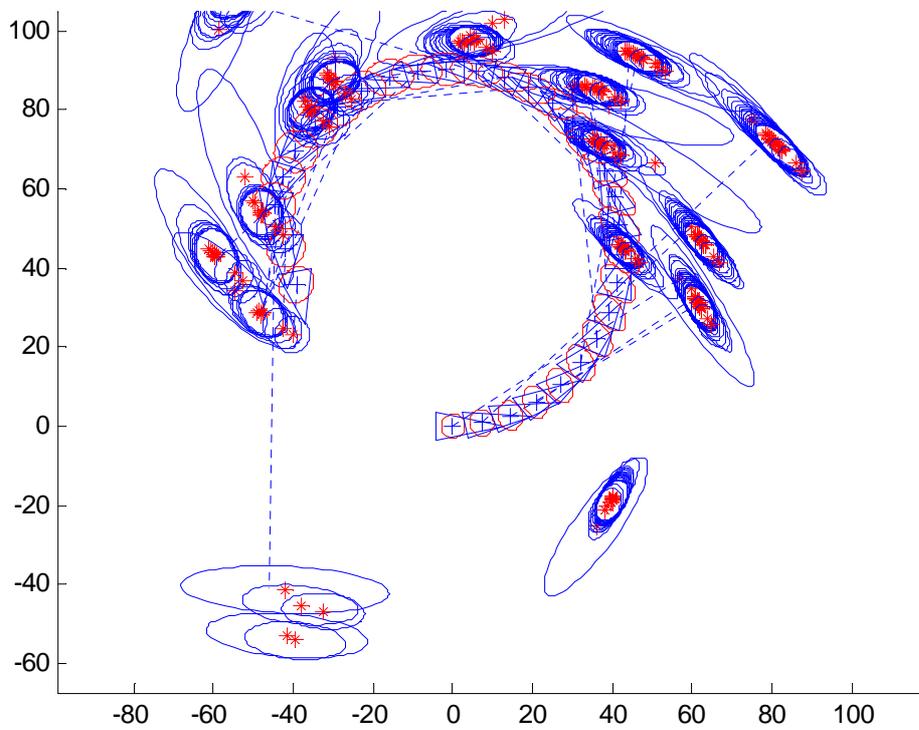


Figure 4.33 : Correction de positions des amers au fur et à mesure du déplacement du robot $k = 1 \rightarrow 1500$

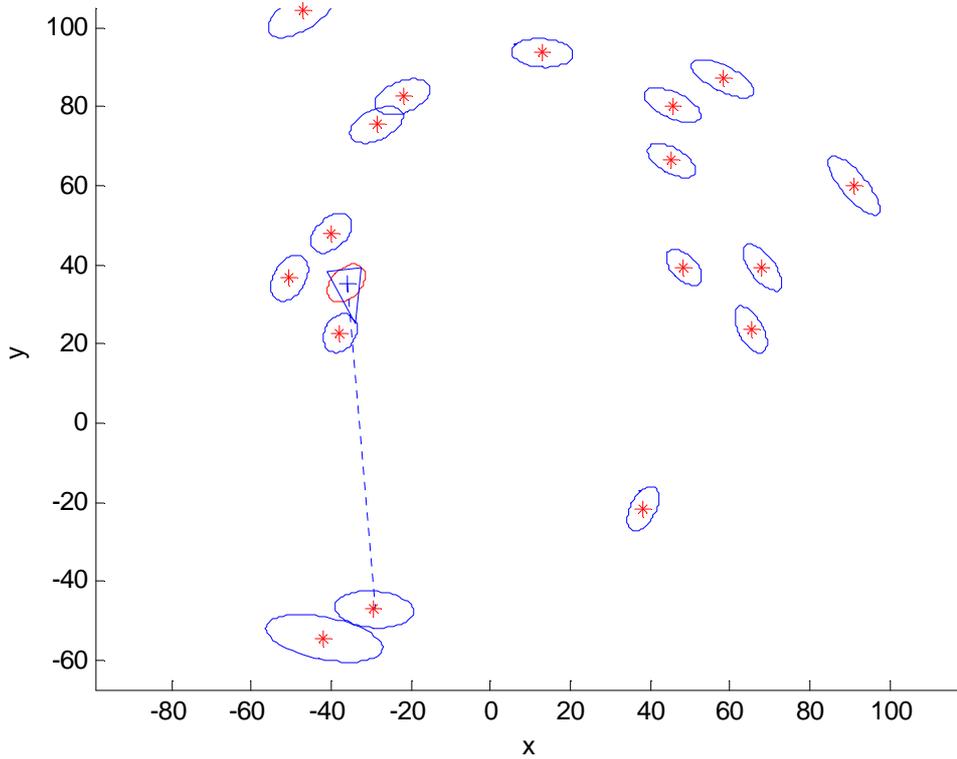


Figure 4.34 : Carte construite pour une durée d'exploration de $K = 1 \rightarrow 1500$

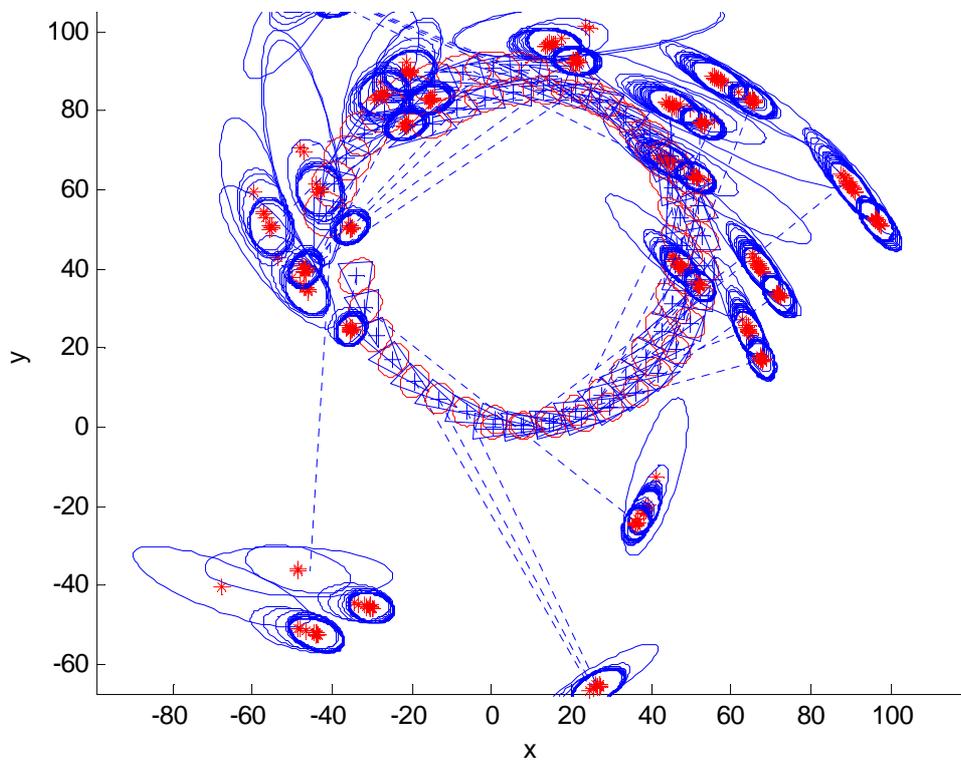


Figure 4.35 : Correction de positions des amers au fur et à mesure du déplacement du robot $k = 1 \rightarrow 3000$

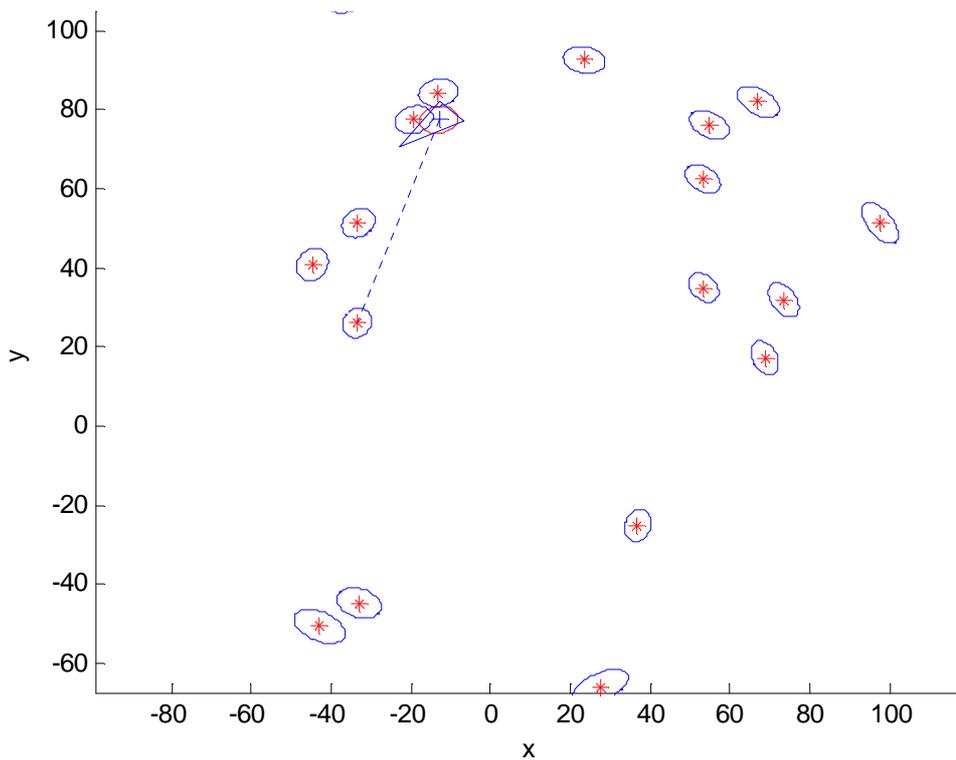


Figure 4.36 : Carte construite pour une durée d'exploration de $K = 1 \rightarrow 3000$

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons développé une méthode de modélisation de l'environnement, sans connaissances à priori, basée sur l'utilisation de l'approche métrique et de la technique de localisation et modélisation simultanées (SLAM). Pour l'estimation et la mise à jour des coordonnées des amers observés, nous avons utilisé l'algorithme du filtre de kalman étendu présenté dans ce chapitre. Différentes cartes sont construites par le programme de simulation élaboré. On constate que lorsque la durée d'exploration augmente, la précision de la position des amers est beaucoup plus fine et est meilleure. De plus les ellipsoïdes d'erreurs des amers observés diminuent à chaque exploration.

Conclusion Générale

Dans ce travail de recherche on s'est intéressé à la construction incrémentale de cartes bidimensionnelles 2D pour un robot mobile se déplaçant dans un environnement d'intérieur inconnu à priori.

Nous avons commencé notre travail par une description rapide des différents types de robots mobiles à roues et de leur utilisation. On a présenté aussi les deux types de localisation existante à savoir la localisation relative et la localisation absolue. Pour naviguer dans son environnement d'une manière fiable et sûre, le robot mobile doit être équipé de capteurs. Pour cette raison, une présentation des différents capteurs utilisés en robotique mobile a été faite aussi. Pour la construction de cartes d'environnement, on a été amené à étudier les différentes méthodes de modélisation d'environnements, à savoir les méthodes métriques et topologiques. Le paradigme de localisation et modélisation incrémentale de l'environnement nécessite de s'intéresser obligatoirement aux éléments de la chaîne de perception que sont les capteurs, les méthodes de localisation et celles de modélisation. C'est ce que nous avons fait de façon la plus synthétique possible dans ce travail. Les constats pouvant être dégagés, quant à ces trois modules, sont multiples.

Dans le troisième chapitre un algorithme de modélisation a été élaboré et nous a permis d'avoir quelques résultats de simulation. Différents environnements ont été cartographiés, les positions des amers s'y trouvant sont corrigées à chaque passage du robot mobile. Plusieurs essais ont été réalisés et quelques figures sont présentées. Dans le dernier chapitre nous avons présenté les différentes étapes de construction de la carte incrémentale. Nous avons choisi pour la réalisation de notre carte l'approche métrique et avons élaboré un algorithme de localisation et cartographie simultanées de l'environnement basé sur le filtre de kalman étendu. Cet algorithme est implémenté pour des amers ponctuels, le robot mobile étant équipé d'un système de perception utilisant un télémètre laser. Plusieurs exemples de construction de cartes incrémentales ont été traités. Les différentes étapes de notre algorithme sont explicitement détaillées avec quelques travaux de simulation. Selon le nombre d'amers existants, on a choisi trois types d'environnements : un environnement de dix amers, de quinze amers et de vingt amers. Ensuite pour chaque cas on a pris deux configurations

différentes possibles de positionnement d'amers. Plusieurs cartes ont été construites pour illustrer toutes ces configurations.

On a constaté que le nombre d'amers détectés et leurs estimations dépendent de la durée d'exploration du robot. Plus le nombre d'explorations est important mieux est la précision de l'emplacement de l'amer dans le milieu d'évolution du robot. Ainsi la carte réalisée est beaucoup plus précise et plus correcte. On a constaté aussi une grande influence du filtre de kalman sur la correction de la position des amers, elle est reflétée par le rétrécissement des ellipsoïdes d'erreurs à chaque nouvelle observation de l'amer considéré.

Finalement, on peut dire que le sujet abordé est très vaste et très récent par rapport à d'autres sujets de la robotique mobile. Cependant, on peut dire que nous avons atteint le but planifié auparavant avec succès.

Le travail développé nous a permis de voir et de proposer un certain nombre de perspectives intéressantes que nous résumons par les directives suivantes :

- Les techniques proposées dans le cadre de ce travail ont été développées pour des environnements statiques. Toutefois, dans certaines applications concrètes, il serait également pertinent de s'affranchir de cette hypothèse et de modéliser des environnements évolutifs.
- Ce sujet peut être orienté aussi vers la modélisation d'environnement 3 D, en introduisant le traitement d'image et en remplaçant, au niveau du système de perception, le télémètre par une caméra omnidirectionnelle ou deux caméras en utilisant la stéréovision par exemple.

Bibliographie

- [1] Cyril DROCOURT ‘ *Localisation et modélisation de l’environnement d’un robot mobile par coopération de deux capteurs omnidirectionnels* ’. Thèse de doctorat 2002, Université de Technologie de COMPIEGNE
- [2] Ayman ZUREIKI ‘ *Fusion de Données Multi Capteurs pour la construction incrémentale du Modèle Tridimensionnel Texturé d’un Environnement Intérieur par un Robot Mobile* ’. Thèse de doctorat 16 septembre 2008
- [3] David FILLIAT *Cours C10 – 2 ‘ Robotique Mobile ’* ENSTA 6 octobre 2006
- [4] Bernard BAYLE ‘ *Cours Robotique mobile* ’ année 2007–2008 .Ecole Nationale Supérieure de Physique de Strasbourg, Université Louis Pasteur
- [5] David FILLIAT ‘ *TD- Localisation par filtrage de Kalman* ’ 4 décembre 2009
- [6] Noureddine SLIMANE ‘ *Système de localisation pour robots mobiles* ’.Thèse de doctorat 2005, Université de BATNA
- [7] Marie-Josie ALDON ‘ *Capteurs et méthodes pour la localisation des robots mobiles* ’. Chargée de recherche au CNRS, Université de Montpellier II.
- [8] Rapport ‘ *La perception et la fusion de données Pour véhicules intelligents* ’. Février 1998 (*version provisoire*), Groupe thématique 6 : FUSION Opération thématique 6.3 : Véhicules intelligents.
- [9] Richard j, Rikoski, John J. Leonard, and Paul M Newman ‘ *Stochastic Mapping Frameworks* ’. Marine Robotics Laboratory Massachusetts Institute of Technology
- [10] Thomas LEMAIRE ‘ *Robotique mobile : Localisation et Cartographie Simultanées* ’. LAAS-CNRS 7, avenue du Colonel Roche, 31077 Toulouse Cedex 4 ,29 mars 2004
- [11] David FILLIAT ‘ *IN 103-Introduction à Matlab : Projet Robotique* ’ Cartographie et localisation simultanées Filtrage de Kalman
- [12] Hans Jacob S. Feder¹, John J. Leonard¹, and Christopher M. Smith² ‘ *Adaptive Mobile Robot Navigation and Mapping* ’.
1. Massachusetts Institute of Technology, 77 Mass Ave., Cambridge, MA 02139
2. Charles Stark Draper Laboratory, 555 Technology Square, Cambridge, MA 02139
- [13] José Neira, Juan D. Tardos, ‘ *Data Association in Stochastic mapping using the Joint Compatibility Test* ’.
- [14] Paul Michael Newman ‘ *C4B Mobile Robotics* ’ October 2003, Version 1.00
- [15] Site Internet: http://fr.wikipedia.org/wiki/Filtre_de_Kalman

- [16] Cang Ye and Johann Borenstein, 'A new terrain mapping method for mobile robots obstacle negotiation'. Advanced Technologies Lab, The University of Michigan 1101 Beal Ave, Ann Arbor, MI, USA 48109-2110
- [17] Joan SOLA.' *Initialisation sans retard d'amers SLAM par mesures angulaires* '.
Directeurs de thèse : André MONIN et Michel DEVY, Laboratoire d'accueil : LAAS - CNRS
Etablissement d'inscription : Institut National Polytechnique de Toulouse
- [18] Castellanos, J., Montiel, J., Neira, J. et Tardos, J. (1999). 'The spmap a probabilistic framework for simultaneous localization and map building'. In IEEE Transactions on Robotics and Automation, pages 948-952. 5.2.2
- [19] Philippe BONNIFAIT. 'Localisation précise en position et attitude des robots mobiles d'extérieur à évolutions lentes '. Thèse de DOCTORAT 1997 .Ecole Doctorale Sciences Pour l'Ingénieur de Nantes
- [20] Stéphane Betgé-Brezetz. 'Modélisation incrémentale et localisation par amers pour la navigation d'un robot mobile autonome en environnement naturel '.Thèse de doctorat 1996 CNRS Toulouse
- [21] John J. Leonard, Richard J. Rikoski, Paul M. Newman, and Michael Bosse ' Mapping Partially Observable Features from Multiple Uncertain Vantage Points' .MIT Dept. of Ocean Engineering Cambridge, MA 02139, U.S.A
- [22] Tim BAILEY and Hugh DURRANT-WHYTE 'Simultaneous Localization and Mapping (SLAM)': Part 1 TUTORIAL
- [23] Tim BAILEY and Hugh DURRANT-WHYTE 'Simultaneous Localization and Mapping (SLAM)': Part 2 TUTORIAL
- [24] M.W.M.G. Dissanayake, P.Newman, S. Clark, H.F. Durrant-Whyte and M. Csorba, 'A Solution to the Simultaneous Localisation and Map Building (SLAM) Problem'. Australian Centre for Field Robotics Department of Mechanical and Mechatronic Engineering .The University of Sydney NSW 2006, Australia
- [25] Smith, R., Self, M. et Cheeseman, P. (1988). 'A stochastic map for uncertain spatial relationships'. In The fourth international symposium, pages 467-474. MIT Press. 2.3
- [26] Ayache, N. et Faugeras, O. (1988). ' Maintaining representations of the environment of a mobile robot'. In The fourth international symposium, pages 337-350. MIT Press. 2.3
- [27] Chatila, R. et Laumond, J. P. (1985). 'Position referencing and consistent world modelling for mobile robots'. In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pages 138-145. 2.3
- [28] Nieto, J. I., Guivant, J. E. et Nebot, E. M. (2004). ' The hybrid metric maps (hymms) : A novel map representation for denseslam'. In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pages 391-396. 2.4.5

- [29] Tim Bailey, Juan Nieto, Jose Guivant, Michael Stevens and Eduardo Nebot ‘*Consistency of the EKF-SLAM Algorithm*’. Australian Centre for Field Robotics
University of Sydney, NSW, Australia
- [30] Smith, R., Self, M. et Cheeseman, P. (1990). ‘*Estimating uncertain spatial relationships in robotics*’. Autonomous robot vehicles.
- [31] DISSANAYAKE G., NEWMAN P., DURRANT-WHYTE H.F., CLARK S. et CSORBA M., ‘*An experimental and theoretical investigation into simultaneous localisation and map building*’. In The Sixth International Symposium on Experimental Robotics VI, pages 265-274. Springer- Verlag. 2000
- [32] Chong, K. S. et Kleeman, L. (1997). ‘*Large scale sonarray mapping using multiple connected local maps*’. In International Conference on Field and Service Robotics, pages 538-545, ANU, Canberra, Australia. 2.4.5
- [33] Simhon, S. et Dudek, G. (1998). ‘*A global topological map formed by local metric maps*’ In Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pages 1708-1714, Victoria, BC, Canada. 2.4.5
- [34] Gasós, J. a. (1999). ‘*Integrating fuzzy geometric maps and topological maps for robot navigation*’. In roc of the 3rd International Symposium on Soft Computing. 2.4.5
- [35] Bosse, M., Newman, P., Leonard, J., Soika, M., Feiten, W. et Teller, S. (2003). ‘*An atlas framework for scalable mapping*’. Laboratory of Computer Science and Ocean Engineering
Massachusetts Institute of Technology, siemens Corporate Technology.