



HAL
open science

Perception de l'environnement par radar hyperfréquence. Application à la localisation et la cartographie simultanées, à la détection et au suivi d'objets mobiles en milieu extérieur.

Damien Vivet

► **To cite this version:**

Damien Vivet. Perception de l'environnement par radar hyperfréquence. Application à la localisation et la cartographie simultanées, à la détection et au suivi d'objets mobiles en milieu extérieur.. Robotique [cs.RO]. Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II, 2011. Français. NNT: . tel-00659270v1

HAL Id: tel-00659270

<https://theses.hal.science/tel-00659270v1>

Submitted on 12 Jan 2012 (v1), last revised 14 May 2012 (v2)

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

N° d'ordre : D.U : 2183

EDSPIC : 541



UNIVERSITÉ BLAISE PASCAL - CLERMONT II

École Doctorale SPI

Sciences Pour l'Ingénieur de Clermont-Ferrand

Thèse Présentée et Soutenue par

Damien VIVET

en vue de l'obtention du grade de

DOCTEUR D'UNIVERSITÉ

Spécialité : Vision pour la Robotique

**Perception de l'environnement par radar
hyperfréquence. Application à la localisation et la
cartographie simultanées, à la détection et au suivi
d'objets mobiles en milieu extérieur.**

Thèse dirigée par Roland CHAPUIS

préparée au LASMEA,

soutenue publiquement le 5 décembre 2011

Devant le jury :

<i>Président :</i>	Raja CHATILA	- Directeur de recherche CNRS/ISIR
<i>Rapporteurs :</i>	Simon LACROIX	- Directeur de recherche CNRS/LAAS
	Martin ADAMS	- Professeur University of Chile
	Nicolas PAPANODITIS	- Directeur de recherche IGN
<i>Examineurs :</i>	Marie-Odile MONOD	- Chargée de recherche Cemagref
	Paul CHECCHIN	- Maître de conférences LASMEA/UBP
<i>Directeur :</i>	Roland CHAPUIS	- Professeur LASMEA/UBP

Remerciements

En préambule à cet écrit, je souhaite adresser mes remerciements les plus sincères aux personnes qui m'ont apporté leur aide et qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire ainsi qu'à la réussite de cette thèse.

Je tiens à remercier en tout premier lieu Roland Chapuis qui a dirigé cette thèse. Tout au long de ces trois années, il a su me conseiller sur mes recherches et approuver mes décisions quant à son orientation. Je remercie également Paul Checchin qui a (presque) toujours réussi à trouver les mots pour re-motiver ses troupes et qui a été d'une très grande aide pour la relecture et la correction des diverses publications et de ce manuscrit.

Je remercie également les rapporteurs de cette thèse : Nicolas Paparoditis, Simon Lacroix et Martin Adams pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail. Merci également aux autres membres du jury qui ont accepté de juger ce travail : Raja Chatilla et Marie-Odile Monod.

Le nombre important de données expérimentales utilisées lors de ce travail sont le fruit d'un travail d'équipe sur le terrain... J'ai pour cela, pleinement profité de la présence et de l'efficacité des collègues de ce projet, je remercie donc vivement Serge Alizon et Laurent Malaterre du LASMEA, Raphael Rouveure et plus particulièrement Patrice Faure du Cemagref qui n'a pas hésité à venir m'assister pendant ses propres vacances. Un immense merci à lui.

L'aboutissement de cette thèse a aussi été encouragé par de nombreuses discussions avec des collègues de disciplines variées. Je ne citerai pas de noms ici, pour ne pas en oublier certains.

Je tiens également à remercier l'ensemble des doctorants et ingénieurs du laboratoire LASMEA et particulièrement ceux qui ont su conserver une bonne ambiance Clément, Thomas, Guillaume, Nadir, David, Maxime sans oublier Data, Pierre, Shuda, Baptiste, Vadim, les deux Laurent ainsi que Pierre et Florent...

Enfin, j'adresse mes plus sincères remerciements à tous mes proches et amis, qui m'ont toujours soutenue et encouragée au cours de la réalisation de ce mémoire.

Merci à toutes et à tous.

**Perception de l'environnement par radar hyperfréquence.
Application à la localisation et la cartographie simultanées, à la
détection et au suivi d'objets mobiles en milieu extérieur.**

Résumé :

Dans le cadre de la robotique mobile extérieure, les notions de perception et de localisation sont essentielles au fonctionnement autonome d'un véhicule. Les objectifs de ce travail de thèse sont multiples et mènent vers un but de localisation et de cartographie simultanée d'un environnement extérieur dynamique avec détection et suivi d'objets mobiles (SLAMMOT) à l'aide d'un unique capteur extéroceptif tournant de type radar dans des conditions de circulation dites « réalistes », c'est-à-dire à haute vitesse soit environ 30 *km/h*. Il est à noter qu'à de telles vitesses, les données acquises par un capteur tournant sont corrompues par le déplacement propre du véhicule. Cette distorsion, habituellement considérée comme une perturbation, est analysée ici comme une source d'information. Cette étude vise également à évaluer les potentialités d'un capteur radar de type FMCW (onde continue modulée en fréquence) pour le fonctionnement d'un véhicule robotique autonome. Nous avons ainsi proposé différentes contributions :

- une correction de la distorsion à la volée par capteurs proprioceptifs qui a conduit à une application de localisation et de cartographie simultanées (SLAM),
- une méthode d'évaluation de résultats de SLAM basées segment,
- une considération de la distorsion des données dans un but proprioceptif menant à une application SLAM,
- un principe d'odométrie fondée sur les données Doppler propres au capteur radar,
- une méthode de détection et de pistage d'objets mobiles : DATMO avec un unique radar.

Mots clés :

Traitement du signal et de l'image, perception multi-sensorielle, robotique mobile, fusion de données, radar panoramique, imagerie, reconstruction de trajectoire, détection et pistage d'objets, capteur rotatif, distorsion de données, méthode d'évaluation.

**Perception of the environment with a hyper-frequency radar.
Application to simultaneous localization and mapping, to
detection and tracking of moving objects in outdoor environment.**

Abstract :

In outdoor robotic context, notion of perception and localization is essential for an autonomous navigation of a mobile robot. The objectives of this PhD are multiple and tend to develop a simultaneous localization and mapping approach in a dynamic outdoor environment with detection and tracking of moving objects (SLAMMOT) with a unique exteroceptive radar sensor in real driving conditions, around 30 km/h. At such high speed, data obtained with a rotating range sensor are corrupted by the own vehicle displacement. This distortion, usually considered as a disturbance, is analyzed here as a source of information. This study explores radar frequency modulated continuous wave (FMCW) technology potential for mobile robotics in extended outdoor environment. In this work, we propose :

- a distortion correction on-the-fly with proprioceptive sensors in order to realize a localization and mapping application (SLAM),
- a line based SLAM evaluation method,
- a consideration of distortion in a proprioceptive purpose for localization and mapping,
- an odometry principle based on Doppler velocimetry provided by radar sensor,
- a detection and tracking of mobile objects : DATMO, with a unique radar sensor.

Keywords :

Signal and image processing, multi-sensory perception, mobile robotic, data fusion, panoramic radar, imagery, trajectory reconstruction, detection and tracking of moving objects, rotating range sensor, data distortion, evaluation techniques.

Table des matières

Introduction	1
La robotique d'extérieur : vers une autonomie accrue	1
Objectifs de la thèse	4
Contributions et plan de la thèse	5
Cadre du projet ANR IMPALA	6
1 Perception par capteurs tournants pour la robotique mobile	7
1.1 Extéroception par capteurs tournants	8
1.1.1 Perception d'un robot mobile	8
1.1.2 Distorsion des capteurs tournants	11
1.2 Les capteurs radar	15
1.2.1 Un peu d'histoire	15
1.2.2 Les radars modernes	17
1.2.3 Avantages et inconvénients du radar par rapport à d'autres capteurs	20
1.3 Conclusion	22
2 Correction de la distorsion par capteurs proprioceptifs : applica- tion à la localisation et à la cartographie simultanées	23
2.1 Approches classiques de SLAM	24
2.2 Prise en compte de la distorsion avec un capteur télémétrique tournant	28
2.2.1 Prise en compte à la volée pour chaque faisceau, application SLAM	30
2.2.2 Formalisme d'un EKF-SLAM	32
2.3 On-The-Fly SLAM basée droite avec une nappe laser 2D	33
2.3.1 Représentation des amers de type droite	33
2.3.2 Utilisation des données laser à la volée	34
2.3.3 Résultats expérimentaux	37
2.3.4 Évaluation des résultats de SLAM	40
2.3.5 Conclusions	47
2.4 On-The-Fly SLAM ponctuel avec un radar FMCW	47
2.4.1 Principe du radar FMCW à modulation en dents de scie	47
2.4.2 Caractéristiques du radar utilisé : le K2Pi	49
2.4.3 Extraction d'amers ponctuels du signal radar	50
2.4.4 Résultats expérimentaux	58
2.4.5 Conclusions	61
2.5 Conclusions et perspectives	62

3	Technique d'odométrie radar	65
3.1	Étude de la distorsion	66
3.1.1	Position du problème	66
3.1.2	Distorsion : éléments de l'état de l'art	68
3.1.3	Formulation du problème	69
3.2	Analyse de la distorsion par mise en correspondance de détections avec le capteur K2Pi	75
3.2.1	Prédiction des détections	75
3.2.2	Association des prédictions et fusion	77
3.2.3	Résultats de trajectographie	80
3.2.4	Méthode de reconstruction par minimisation	89
3.3	Conclusions et perspectives	97
4	Prise en compte des informations de vitesse Doppler	99
4.1	Prise en compte de la distorsion avec le capteur IMPALA	100
4.1.1	Le radar IMPALA	100
4.1.2	Caractéristiques du radar IMPALA	101
4.1.3	Odométrie Doppler : cohérence globale des images	102
4.1.4	Prise en compte de la distorsion : Odométrie IMPALA	108
4.1.5	Résultats de localisation et de cartographie par odométrie IMPALA	108
4.1.6	Conclusion de l'odométrie IMPALA	115
4.2	Détection et pistage d'objets mobiles : DATMO	118
4.3	Etat de l'art de la problématique DATMO	119
4.4	Problématique de DATMO en utilisant un capteur radar panoramique terrestre	121
4.4.1	Recherche des entités non cohérentes par rapport au mouve- ment global de la scène	121
4.4.2	Pistage des objets mobiles	127
4.4.3	Résultats expérimentaux de DATMO	127
4.4.4	Conclusion	131
4.5	Conclusions et perspectives	135
	Conclusions et perspectives	137
	Travaux réalisés	137
	Perspectives	140
	Publications	143
A	Représentation d'objets géométriques de type droite	145
A.1	Formalisme cartésien	145
A.2	Formalisme polaire	147
A.3	Autres formalismes	149

B Construction itérative d'amer géométrique de type droite : résultats de simulation	151
B.1 Objectifs	151
B.2 Approche cartésienne pour l'extraction de segments	151
B.2.1 Représentation de segments	151
B.2.2 Extraction des segments	151
B.2.3 Limites de cette méthode	153
B.3 Approche polaire pour l'extraction de droites	154
B.3.1 Initialisation des droites porteuses	154
B.3.2 Représentation des amers	154
B.3.3 Problème de la représentation	155
B.4 Approche par vecteur directeur pour l'extraction de droites	155
B.4.1 Association de données	156
B.4.2 Extraction itérative de droite par méthode vectorielle	156
B.5 Conclusion	157
C SLAM ponctuel radar en environnement simulé	161
C.1 Objectifs	161
C.2 Application de l'EKF à notre système véhicule/radar	161
C.2.1 Caractéristiques du système considéré	161
C.2.2 Modèle d'évolution considéré	162
C.2.3 Modèle d'observation considéré	164
C.3 Implémentation du SLAM	164
C.3.1 Résultat sur environnement simulé Matlab	165
C.3.2 Résultat sur environnement simulé K2Pi	166
D Radar FMCW à modulation en toit pour l'estimation vitesse- distance	173
D.1 Principe des Radars FMCW à modulation en toit	173
D.2 Radar IMPALA	175
Bibliographie	179

Table des figures

1	Nécessité d'automatisation dans l'agriculture	1
2	Nécessité d'automatisation dans l'industrie	2
3	Vue d'un système GNSS	3
1.1	Exemples de systèmes robotiques complexes	10
1.2	Exemples de véhicules autonomes à coût réduit	10
1.3	Exemples de capteurs panoramiques	11
1.4	Mouvement d'une valve de vélo	12
1.5	Simulations de distorsions	13
1.6	L'ancêtre du radar	16
1.7	Diagramme simplifié d'un radar pulsé.	19
1.8	Train d'onde transmis et impulsions reçues.	19
1.9	Principe d'ouverture d'antenne	21
2.1	Effet de distorsion sur données issue d'une nappe laser 2D	29
2.2	Propagation des détections en prenant en compte les dynamiques du capteur et du véhicule.	31
2.3	Initialisation d'amer de type droite	35
2.4	Principe de propagation des mesures à la volée et de segmentation.	35
2.5	Algorithme de principe du OTF-SLAM.	37
2.6	Site expérimental « PAVIN »	38
2.7	OTF-SLAM dans des conditions classiques	38
2.8	On-The-Fly SLAM sans considérer la distorsion	39
2.9	On-The-Fly SLAM en considérant la distorsion	40
2.10	Principe de l'évaluation de cartographie pour trois cas différents	42
2.11	Principe d'un radar FMCW : les signaux émis et reçus sont mélangés. Le décalage F_b entre les deux pentes à un instant donné t indique le temps de vol de l'onde tandis que le décalage vertical représente l'information Doppler F_{Dopp}	49
2.12	Radar FMCW K2Pi.	49
2.13	Obtention d'un spectre radar	51
2.14	Construction de l'image panoramique radar K2Pi	52
2.15	Image radar brute K2Pi	53
2.16	Image radar déconvoluée K2Pi	53
2.17	Image radar K2Pi après opération de morphologie mathématique	54
2.18	Image radar K2Pi après seuillage	54
2.19	Exemple d'extraction d'amers sur image radar	56
2.20	Définition du repère radar	57
2.21	Vue aérienne et vérité terrain de l'expérimentation SLAM du parking Zenith	59

2.22	Résultats de trajectoire et de cartographie de l'expérimentation SLAM du parking Zenith	60
2.23	Diagramme de rayonnement d'antenne	60
2.24	Estimations de vitesse de l'expérimentation SLAM du parking Zenith	61
2.25	Estimations de vitesse de l'expérimentation SLAM du parking Zenith	62
3.1	Principe du phénomène de distorsion	67
3.2	Données radar réelles présentant de la distorsion	68
3.3	Estimation des informations de proprioception à partir de la mesure de la distorsion.	68
3.4	Exemples de trochoïdes	70
3.5	Trajectoire d'un point d'un disque roulant soumis à un mouvement rectiligne	71
3.6	Passage du repère capteur au repère monde par l'équation de distorsion	72
3.7	Exemples de mise en correspondance de détection par ajustement de la trochoïde	73
3.8	Principe de l'analyse de distorsion	77
3.9	Simulation pour la recherche des vitesses à partir des données de deux scans	82
3.10	Vue aérienne et vérité terrain de l'expérimentation SLAM du parking Zenith	83
3.11	Estimation de vitesse par analyse de la distorsion	85
3.12	Résultats de localisation par odométrie radar	86
3.13	Odométrie radar en milieu semi-urbain	87
3.14	Odométrie radar en environnement dynamique	88
3.15	Estimation des vitesses en environnement dynamique	89
3.16	Odométrie radar en environnement maritime	90
3.17	Trajectoire obtenue par ajustement de faisceaux local en environnement dynamique	93
3.18	Trajectoire obtenue par ajustement de faisceaux local en environnement statique : Zénith	94
3.19	Estimation de trajectoires par différentes méthodes	95
3.20	Estimation de vitesses par différentes méthodes	96
4.1	Exemple de panoramique radar	101
4.2	Principe de modulation triangulaire avec une cible mobile.	102
4.3	Calcul de la vitesse Doppler à partir de la vitesse linéaire de l'objet.	103
4.4	Profil de vitesse Doppler pendant une acquisition radar	104
4.5	Image Doppler basée sur le profil de vitesse du véhicule porteur. . .	105
4.6	Vérité terrain de la trajectoire (GPS-RTK) pendant l'expérimentation d'estimation de vitesse par Doppler.	106
4.7	Estimation du profil de vitesse par Doppler	107
4.8	Estimation du profil de vitesse basée sur l'analyse du Doppler	107
4.9	Estimation de vitesses par odométrie IMPALA : Campus	109

4.10	Estimation de trajectoire par odométrie IMPALA : Campus	110
4.11	Estimation de vitesses par odométrie IMPALA : Parking Zenith	110
4.12	Estimation de trajectoire basée sur l'odométrie IMPALA : Parking Zenith	111
4.13	Cartographie basée sur Odométrie IMPALA : Parking Zenith	112
4.14	Estimation de vitesses basée sur Odométrie IMPALA : Zenith	112
4.15	Estimation de trajectoire basée sur odométrie IMPALA : Zenith	113
4.16	Vue aérienne de la Pardieu, Clermont-Ferrand, FRANCE	114
4.17	Images radar successives pour l'odométrie IMPALA	115
4.18	Résultat d'odométrie IMPALA en environnement dynamique	116
4.19	Résultat d'odométrie IMPALA en environnement dynamique	117
4.20	Résultat d'odométrie IMPALA en environnement dynamique	118
4.21	Descripteur local (représentation polaire) des entités considérées comme étant des objets mobiles	123
4.22	(a) Recherche des associations dans une zone de taille fixe autour des détections de l'image up projetées dans l'image down. (b) Association et détection des poses et vitesses Doppler.	124
4.23	Principe de l'incertitude sur les vitesses. En bleu, les vraies vitesses potentielles de l'objet. En rouge les vitesse radiale et tangentielles dont les erreurs sont à estimer.	125
4.24	Taux de détection de vrais positifs (TP) et de faux négatifs (FN) en fonction de la distance de détection.	126
4.25	Véhicule Vélac du LASMEA et Radar IMPALA	128
4.26	Évolution de la probabilité d'existence des pistes de suivi	129
4.27	Trajectoire des objets mobiles	129
4.28	Erreurs des pistes en localisation et en vitesse	130
4.29	Exemple de pistage d'objets mobiles multiples.	131
4.30	Trajectoires multiples estimées par le DATMO (1)	132
4.31	Trajectoires multiples estimées par le DATMO (2)	133
4.32	Trajectoires de l'ensemble des objets mobiles détectés	134
4.33	Évolution de l'ensemble des pistes des objets mobiles avec leurs prob- abilités d'existence respectives	134
A.1	Représentation d'une même incertitude sur deux droites différentes en coordonnées cartésiennes.	146
A.2	Représentation d'une même incertitude sur deux droites différentes en coordonnées polaires.	149
A.3	Représentation d'un changement de repère d'une incertitude polaire.	150
B.1	Domaine d'associabilité avec la représentation cartésienne pour une erreur angulaire de 90° à 3σ : à gauche, cas théorique, à droite cas réel avec la propagation d'erreur sur les paramètres de la droite.	153
B.2	Représentation d'une droite en (ρ, θ) et son domaine d'incertitude.	154

B.3	Domaine d'incertitude des droites à 3σ dans le cas d'une initialisation avec deux points éloignés (a) et deux points proches (b).	155
B.4	Extraction itérative de droites dans un environnement simulé. En rouge sont représentées les droites porteuses détectées, en bleu leurs domaines de covariance respectifs à 3σ . Les croix bleues représentent les impacts mesurés par le capteur.	156
B.5	Propagation de l'incertitude des points sur la droite ρ, θ . Deux points d'incertitudes respectives R_{i1} et R_{i2} permettent d'établir l'incertitude d'orientation et en positionnement de la droite porteuse (a). En propageant ces incertitudes dans le domaine d'incertitude à 3 sigmas (ρ, θ) associé (b), on remarque que les droites acceptables représentent un domaine bien plus important (rouge) par rapport aux droites pouvant exister initialement (bleu) (c).	157
B.6	Extraction de vecteur directeur, de son point de base et de son incertitude.	158
B.7	Critères d'association des vecteurs utilisant la colinéarité de deux vecteurs (la position de ces vecteurs étant inconnue). A gauche le schéma de principe d'une association validée (superposition des domaines d'incertitude). A droite un refus d'association.	158
B.8	Critères d'association des vecteurs basé sur la colinéarité et la « position » respectives de ces vecteurs l'un par rapport à l'autre. A gauche une association refusée car le vecteur P n'est pas associable au vecteur V1 malgré le fait que les vecteurs V1 et V2 soient associables. A droite une association acceptée car les 3 vecteurs sont compatibles.	159
B.9	Extraction de droite itérative dans un environnement simulé. En rouge sont représentées les droites porteuses détectées grâce aux vecteurs directeurs, en bleu leur domaine de covariance respectifs à 3σ . Les croix bleues représentent les impacts réels mesurés par le capteur.	159
C.1	Schéma du modèle d'évolution du système.	162
C.2	Environnement simulé.	165
C.3	Différentes étapes du SLAM en environnement simulé avec consigne et perception bruitées.	167
C.4	Erreurs de positionnement sur environnement simulé avec avec consigne et perception bruitées.	168
C.5	Évolution des erreurs de positionnement des amers sur environnement simulé (a) en x, (b) en y, (c) en distance, avec consigne et perception bruitées.	169
C.6	Différentes étapes du SLAM sur environnement K2Pi avec consigne et perception bruitées.	170
C.7	Erreurs de positionnement sur environnement K2Pi avec consigne et perception bruitées.	171

C.8	Évolution des erreurs de positionnement des amers sur environnement simulé (a) en x, (b) en y, (c) en distance, avec consigne et perception bruitées.	172
D.1	Principe de modulation triangulaire avec cible fixe.	174
D.2	Principe de modulation triangulaire avec cible mobile.	174
D.3	Exemple de spectre de puissance radar	175

Liste des tableaux

1.1	Table de distorsion à différentes vitesses et fréquences d'acquisition .	13
2.1	Évaluation de la qualité de la cartographie de l'exemple simulé présenté figure 2.10.	45
2.2	Évaluation de la qualité de cartographie des résultats expérimentaux obtenus sur données réelles (Section 2.3.3).	46
2.3	Evaluation de la trajectoire.	46
2.4	Caractéristiques du radar K2pi.	50
3.1	Comparaison des résultats de localisation par radar K2Pi.	94
4.1	Caractéristiques du radar IMPALA.	102
4.2	Résultats d'odométrie par radar IMPALA : mesure des erreurs moyennes et des écarts types par rapport à la vérité terrain GPS- RTK.	116

Introduction

La robotique d'extérieur : vers une autonomie accrue

Très longtemps la robotique s'est limitée à des applications en intérieur où l'environnement reste très structuré et très contrôlé tant au niveau des mouvements des objets dans la scène, qu'au niveau des conditions environnementales comme notamment l'éclairage. Depuis quelques années, la robotique a pris une plus grande importance la rendant de plus en plus prometteuse. Les systèmes tendent à être opérationnels dans des environnements plus chaotiques, comme c'est le cas pour l'automatisation d'engins agricoles, l'assistance à la conduite, l'exploration de milieux à risques, ou l'automatisation des tâches portuaires par exemple. On parle alors de robotique mobile extérieure.



FIGURE 1 – Nécessité d'automatisation dans l'agriculture : (a) vue satellitaire de champs aux US (les ronds correspondent à des champs avec irrigation à pivot central, chaque carré a une superficie de près de 250 hectares), (b) flotte de moissonneuses batteuses guidées par GPS.

Néanmoins, la navigation d'un robot mobile autonome en environnements extérieurs est un problème difficile et encore loin d'être résolu, en particulier du fait de la diversité des situations qu'il peut rencontrer et de l'absence, dans le cas général, de connaissances précises a priori sur les terrains traversés. De plus, une telle tâche impose plusieurs contraintes qui doivent être surmontées ou au moins contournées. En effet dans de telles conditions, nous n'avons aucun contrôle sur l'illumination, sur les conditions météorologiques changeantes, sur la grande variabilité des scènes selon le temps, la saison, le lieu... Dans de telles conditions, les systèmes d'acquisition subissent des vibrations (e.g. images floues, impacts laser au sol, bruitages dus à l'environnement...), la transmission de données est limitée ou parfois impossible vers une station centrale. Il peut apparaître des problèmes de masquage des systèmes de

localisation globale par satellites (GNSS pour Global Navigation Satellite System) en forêt ou en environnements de type canyon qu'ils soient urbain ou naturel.

Pourtant, malgré toutes ces contraintes, les objectifs visés par ces systèmes robotiques sont multiples. Ils consistent à effectuer du transport de passager ou de matériel, de la surveillance, de l'exploration, des tâches agricoles ou industrielles. Le point commun à tous ces objectifs est une nécessité d'autonomie toujours grandissante des systèmes. Vis à vis des problèmes de communications, cette autonomie est primordiale : un robot doit pouvoir prendre ses décisions lorsqu'il est isolé ou lorsque l'opérateur est pris par une autre tâche plus importante. Cette autonomie permet, à terme, de réduire la difficulté des opérations pour les opérateurs humains et d'en réduire le nombre. On peut par exemple citer le contexte agricole des exploitations géantes des États-Unis (voir figure 1) où des essaims de moissonneuses batteuses sont pilotées via GPS avec un nombre très réduit d'opérateurs, ou encore le contexte industriel avec les installations portuaires et même l'industrie militaire (voir figure 2).



FIGURE 2 – Nécessité d'automatisation dans l'industrie : (a) domaine militaire, (b) zone portuaire automatisée.

Pour viser ce genre d'application, l'autonomie d'un robot doit être suffisante. Il doit pouvoir réaliser des tâches élémentaires dans un premier temps comme se déplacer d'un point A vers un point B, il doit pouvoir observer ce qui l'entoure et réagir en fonction des dangers potentiels, il doit pouvoir communiquer s'il est destiné à travailler avec d'autres systèmes ou avec des opérateurs. Cependant, une tâche essentielle à ce genre de système mobile reste la localisation.

La localisation par GNSS (GPS et prochainement par Galliléo, voir figure 3), à présent très répandue et étudiée, n'apporte pas réponse à tout. En effet, si ces systèmes donnent un positionnement référencé dans un repère absolu, très utile dans le cas d'exploitations agricoles géo-référencées et maîtrisées au niveau des obstacles fixes et/ou mobiles, ils ne permettent pas au mobile de se localiser par rapport à son environnement si ce n'est par rapport à des objets aux positions connues. Cela signifie que la localisation est totalement dé-corrélée de la notion de perception de

l'environnement.



FIGURE 3 – Vue d'un système GNSS.

Cependant, cette notion de perception de l'environnement est fondamentale en robotique mobile d'extérieur. Le robot ne doit pas seulement être capable de se localiser dans le milieu où il évolue, mais il doit pouvoir percevoir les obstacles qui l'entourent et les éviter tout en gardant en mémoire que ces objets peuvent être fixes ou mobiles et donc non cartographiés à l'avance. Il faut donc savoir ce qui se passe dans l'environnement direct du véhicule et savoir ce qui peut être ou devenir dangereux pour lui lors de ses déplacements.

La perception de l'environnement peut être décomposée en plusieurs tâches essentielles : la localisation, la cartographie, la détection et le pistage d'objets mobiles. La localisation est un procédé qui permet d'établir la relation spatiale entre le véhicule autonome et les objets statiques de son environnement. La cartographie consiste à établir la relation spatiale entre les objets fixes perçus. Finalement la détection et le suivi d'objets mobiles consistent à établir une relation spatiale et temporelle entre les objets mobiles de l'environnement, le véhicule autonome et les différents objets stationnaires observés.

Dans la littérature, ces différents aspects de localisation et de cartographie sont étudiés conjointement sous l'acronyme anglais SLAM pour Simultaneous Localization And Mapping. Cette technique de SLAM permet à un robot de fonctionner dans un environnement inconnu, de construire de façon incrémentale une carte de cet environnement et, de façon simultanée, d'utiliser cette carte pour se localiser. Cette méthode est, dans les dernières recherches, complétée par une technique de détection et de suivi d'objets mobiles connue sous l'acronyme anglais DATMO pour Detection And Tracking of Moving Objects. L'assemblage des méthodes SLAM et

DATMO donne le SLAMMOT : Simultaneous Localization And Mapping with Mobile Objects Tracking permettant la localisation dans une carte de l'environnement avec la considération des entités dynamiques évoluant autour du robot.

La technique de SLAMMOT semble donc pouvoir permettre de solutionner les problèmes de localisation, de prise en compte des obstacles fixes et mobiles et ainsi d'accroître les possibilités d'autonomie d'un robot mobile dans un environnement inconnu potentiellement dynamique à condition que l'on puisse l'observer.

Ces techniques nécessitent l'utilisation de capteurs extéroceptifs comme les caméras, les lasers, les capteurs ultra-sons ou encore les radars qui permettent l'observation de l'environnement. Chacun étant influencé par les conditions environnementales permettant des plages de fonctionnement différentes, ils sont donc plus ou moins adaptés à des fonctionnements en extérieur potentiellement difficiles.

Afin d'accroître le champ de vue du robot, grand nombre de ces capteurs sont tournants ou peuvent être disposés sur des dispositifs rotatifs. Ce genre de capteur peut cependant poser des difficultés d'interprétation en cas de mouvement du véhicule autonome trop rapide en comparaison à la période d'acquisition des systèmes de perception. Un problème de distorsion peut apparaître alors.

Aussi, afin d'assurer une navigation sûre à un robot mobile autonome dans un environnement extérieur a priori inconnu, l'étape de perception mais surtout d'interprétation de cette perception reste un challenge à relever.

Objectifs de la thèse

Les objectifs de ce travail de thèse sont multiples et mènent vers un but de localisation et de cartographie simultanée d'un environnement extérieur dynamique avec détection et suivi d'objets mobiles (SLAMMOT) à l'aide d'un capteur extéroceptif tournant de type radar dans des conditions de circulation dites « réalistes », c'est-à-dire à haute vitesse soit environ 30 km/h . Cette étude permettra également de voir les potentialités d'un capteur radar pour le fonctionnement d'un véhicule robotique autonome.

Ces conditions peu favorables à une application de robotique mobile impliquent différents challenges à relever :

1. L'observation d'un environnement naturel ou semi-structuré en extérieur est une tâche complexe du fait du peu d'éléments géométriques ou pertinents détectables dans l'environnement du robot. De plus, les conditions environnementales difficiles telles que la présence de poussière, la pluie, le brouillard, l'illumination sont des contraintes importantes pour beaucoup de systèmes de perception.
2. Une circulation à haute, voire très haute vitesse implique un phénomène de distorsion des données capteurs du fait du déplacement du véhicule combiné à la rotation du senseur. Les données sont ainsi distordues par les mouvements et ne représentent plus la réalité si les déplacements ne sont pas pris en compte pour corriger ces acquisitions.

3. L'utilisation d'un capteur radar panoramique permet une observation dense de l'environnement mais ce genre de signal est soumis à de nombreuses perturbations comme les multi-trajets, le speckle, le scintillement, le Doppler. Tous ces phénomènes parasites imposent un traitement du signal important pour être filtrés. Malgré tout, les informations géométriques fournies par ce genre de capteur restent assez faibles. De plus la rotation d'un tel senseur est lente du fait des méthodes de traitement du signal utilisées ce qui amplifie les phénomènes de distorsion à haute vitesse.
4. Dans des applications extérieures, l'utilisation de capteurs proprioceptifs est souvent mise en échec. En effet, dans le cas de glissement, de patinage ou tout simplement dans le cas d'application maritime, ce genre de données n'est pas toujours utilisable ou disponible. Dans cette approche, nous souhaitons effectuer de la localisation et de la cartographie, si possible, sans utiliser d'autres capteurs que le capteur extéroceptif tournant.
5. Enfin, ce travail vise le fonctionnement en environnement extérieur non contrôlé. C'est-à-dire qu'il est nécessaire de prendre en compte la présence d'objets dynamiques de l'environnement de tout type et ce, en utilisant les propriétés du signal radar.

Contributions et plan de la thèse

Cette thèse a pour objectif la mise au point d'un système complet de localisation et de cartographie pour un robot mobile se déplaçant à haute vitesse dans un environnement extérieur étendu et ce, à l'aide d'un unique capteur extéroceptif tournant.

La perception de l'environnement est une étape primordiale en robotique mobile autonome, dans ce domaine, la sélection et le nombre des capteurs dépendent de différentes contraintes. Néanmoins, afin d'avoir une vision la plus globale possible de l'environnement du véhicule, le choix se porte souvent sur l'utilisation de capteurs panoramiques. Ces différentes options de capteur et la présentation de l'imageur panoramique utilisé, basé sur la technologie radar sont présentées dans le chapitre 1.

Du fait de l'utilisation d'un capteur tournant, nos travaux de localisation et de cartographie simultanées s'appuient sur la gestion de la distorsion et sa prise en compte à haute vitesse, là où cette perturbation est la plus visible et gênante. Une première approche de prise en compte de cette distorsion avec une utilisation à la volée des données télémétriques est présentée chapitre 2. Dans cette partie, deux approches, laser et radar, utilisent les données proprioceptives afin de limiter l'effet de distorsion. Des expérimentations sur véhicules réels ont été menées et sont présentées.

Cette distorsion étant uniquement due aux mouvements combinés du véhicule et du capteur, une formulation mathématique de celle-ci a été mise en place et utilisée à des fins odométriques. Dans le chapitre 3, le radar K2Pi a été utilisé pour valider une approche de localisation et de cartographie utilisant uniquement l'analyse de la

distorsion dans des buts d'extraction du mouvement et ce, sans aucun autre capteur que ce capteur radar. Le principe a été validé et appliqué sur un véhicule réel à haute vitesse équipé du radar panoramique, un test en environnement nautique a également été mené.

Le second radar utilisé, le IMPALA, fournissant des données de vitesse, une extension de l'analyse de la distorsion ainsi qu'une approche de détection et de pistage des objets mobiles ont été développées et sont présentées dans le chapitre 4. L'objectif étant la réalisation d'un couplage de l'approche de localisation et de cartographie simultanée fondée sur l'étude de la distorsion avec cet algorithme de DATMO pour atteindre une application de type SLAMMOT en environnement extérieur naturel ou semi-structuré utilisant un unique capteur extéroceptif basé sur la technologie radar.

Cadre des travaux de thèse : projet ANR IMPALA

Ces travaux de thèse ont été menés dans le cadre du projet ANR IMPALA PsiRob (ANR-06-ROBO-0012).

Ce projet regroupe trois équipes. Le Cemagref, laboratoire public de recherche appliquée en charge de la conception et de la réalisation de l'imageur, le LASMEA, laboratoire de recherche public qui développe les applications de localisation, de cartographie et de pistage et THALES RMU (Robotique et Mini UAV), chargé de l'intégration et du portage sur démonstrateur.

Les objectifs de ce projet sont, d'une part, de faire connaître les potentialités offertes par la technologie radar en robotique mobile d'extérieur évoluant à haute vitesse et, d'autre part, de développer un nouvel imageur associé à un algorithme de localisation, de cartographie simultanées et de pistage d'objets mobiles.

Perception par capteurs tournants pour la robotique mobile

Sommaire

1.1	Extéroception par capteurs tournants	8
1.1.1	Perception d'un robot mobile	8
1.1.2	Distorsion des capteurs tournants	11
1.2	Les capteurs radar	15
1.2.1	Un peu d'histoire	15
1.2.2	Les radars modernes	17
1.2.3	Avantages et inconvénients du radar par rapport à d'autres capteurs	20
1.3	Conclusion	22

1.1 Extéroception par capteurs tournants

1.1.1 Perception d'un robot mobile

La perception en robotique est la capacité d'un système à recueillir, traiter et mettre en forme des informations utiles au robot pour agir et réagir dans le monde qui l'entoure.

La perception est donc une tâche cruciale au fonctionnement d'une entité mobile. Il est dans un premier temps nécessaire, pour un robot, de connaître son propre état grâce à la perception proprioceptive, altitude, vitesse, cap, position absolue, position des actionneurs. Les capteurs habituellement utilisés sont les odomètres, gyromètres, compas, inclinomètres, systèmes GNSS... Cette connaissance permet à un véhicule de pouvoir prédire sa future position à partir de la mesure de ses commandes ou de son propre comportement.

La perception de l'environnement, ou extéroception, est également une étape primordiale. Il est en effet essentiel de percevoir ce qui entoure le véhicule à la fois afin qu'il puisse se déplacer, se repérer, mais aussi agir et réagir à ce qui se passe autour de lui. Nombre de capteurs permettent la perception de l'environnement allant des plus simples aux plus complexes. Les capteurs de contact par exemple peuvent informer de la présence d'un obstacle sur le chemin du robot, les capteurs infra-rouge permettent de sonder l'environnement à très faible portée. Ce genre de senseur est très limitant quant aux possibilités de déplacement du robot, aussi des capteurs plus grande portée sont utilisés. C'est le cas notamment des capteurs dits « passifs » comme les caméras qui capturent les signaux lumineux émis par les objets placés devant elles. Les capteurs dits actifs sont également largement employés. Ils émettent de l'énergie et mesurent les réflexions causées par les obstacles alentours. Ces capteurs fonctionnent en émetteur/récepteur, c'est le cas des sonars (onde sonore), des télémètres laser ou LIDAR (LIght Detection And Ranging), ou encore des radars (ondes électromagnétiques à différentes fréquences).

La perception de l'environnement est une condition nécessaire à l'autonomie d'un véhicule mobile. En comparaison avec un conducteur humain, plus la visibilité est bonne, plus il est possible de rouler vite car on peut prévoir ce que l'on va rencontrer. La vision périphérique ou arrière via les rétroviseurs, ou une rotation de la tête, permettent de repérer des dangers ou des obstacles à la navigation et autorisent ainsi des mouvements en toute sécurité qui auraient été hasardeux autrement. Similairement, des systèmes de perception pour la robotique se développent afin de permettre des déplacements sûrs plus variés. Dans de tels systèmes, de nombreux capteurs sont utilisés pour avoir une vision globale de l'environnement du véhicule. Certains senseurs ont été développés pour augmenter le champ de vue, parmi lesquels on peut citer la vision panoramique, les caméras omnidirectionnelles, la stéréo-vision, les nappes lasers à 180°. Néanmoins, sur les systèmes automatiques plusieurs capteurs sont employés afin d'obtenir la vision la plus complète possible de la périphérie du robot (ultra-son, caméra, radar d'évitement, télémètre laser, nappes laser, imageur laser).

Afin de se localiser dans un environnement extérieur potentiellement pauvre en information, une vision la plus étendue possible est nécessaire afin de conserver dans le champ de vue du capteur des amers utilisables pour la localisation et pour obtenir une cartographie plus complète et fidèle de la zone explorée. La circulation en environnement naturel par exemple pose des problèmes dans des zones dégagées ou peu de références sont présentes. Il est ainsi nécessaire de maximiser le nombre de détections en scrutant une partie plus grande de l'environnement, soit en augmentant la portée, soit l'angle de vue, soit les deux. Dans la même optique, la surveillance et le pistage d'objet mobile sont souvent étendus dans les alentours du robot mobile pour une surveillance plus globale.

Idéalement, une perception de l'environnement à 360° est souhaitée. Dans ce cas, les capteurs fournissent des données « panoramiques », un « scan » ou une « image » de l'environnement. Pour atteindre ce but, de nombreux systèmes peuvent être disposés de façon complémentaire. Cette solution est souvent très coûteuse et amène à des systèmes très complexes à mettre en place à cause notamment du prix total de l'ensemble, de la nécessité de synchroniser l'ensemble des données et de les transférer à une unité de traitement (ceinture ultra-son, système multi-caméra, système multi-laser...).

Le Grand Challenge DARPA (Defense Advanced Research Projects Agency) et le DARPA Urban Challenge [Buehler 2009] apparaissent comme les plus représentatifs de la mise en application de ces techniques de complémentarité de capteurs dans le domaine robotique. Cependant, les solutions techniques utilisées tiennent rarement compte de contraintes budgétaires. Quelques systèmes robotiques sont présentés figure 1.1.

Ces systèmes robotiques, peu réalistes d'un point de vue du coût, de la complexité du système, ou encore du traitement des données, comportent de très nombreux capteurs alliant technologies laser, radar, vision et utilisent des systèmes GNSS avec notamment le GPS en passant par des capteurs de proprioception tels que des centrales inertielles de précision. Il apparaît que les nappes laser 2D constituent encore le capteur quasi-universel exploité en perception active. En effet, de nombreux véhicules en utilisent plusieurs simultanément, balayant dans des plans horizontaux et/ou verticaux, voire sur des plates-formes pan/tilt commandables et ce afin d'élargir le champ de vue des capteurs.

D'autres systèmes plus réalistes tentent de limiter cette multiplication de capteurs : c'est le cas des véhicules VIPA [Karam 2010] ou encore Cybergo [Bouraoui 2011]. Par exemple, le véhicule VIPA est équipé de deux télémètres laser et de deux caméras pour une vision avant et arrière, la localisation s'effectue grâce aux capteurs visuels tandis que les autres capteurs servent à la détection d'obstacle pour une navigation sûre. Le Cybergo utilise quant à lui quatre nappes laser pour une perception à 360° (voir figure 1.2).

Sur les robots mobiles terrestres, la perception du terrain est obtenue principalement en exploitant trois types de capteurs : les caméras stéréo, les nappes lasers et les radars d'anti-collision « recyclés » en outil de perception de l'environnement. Une autre option consiste à utiliser des capteurs tournants, panoramiques ou à

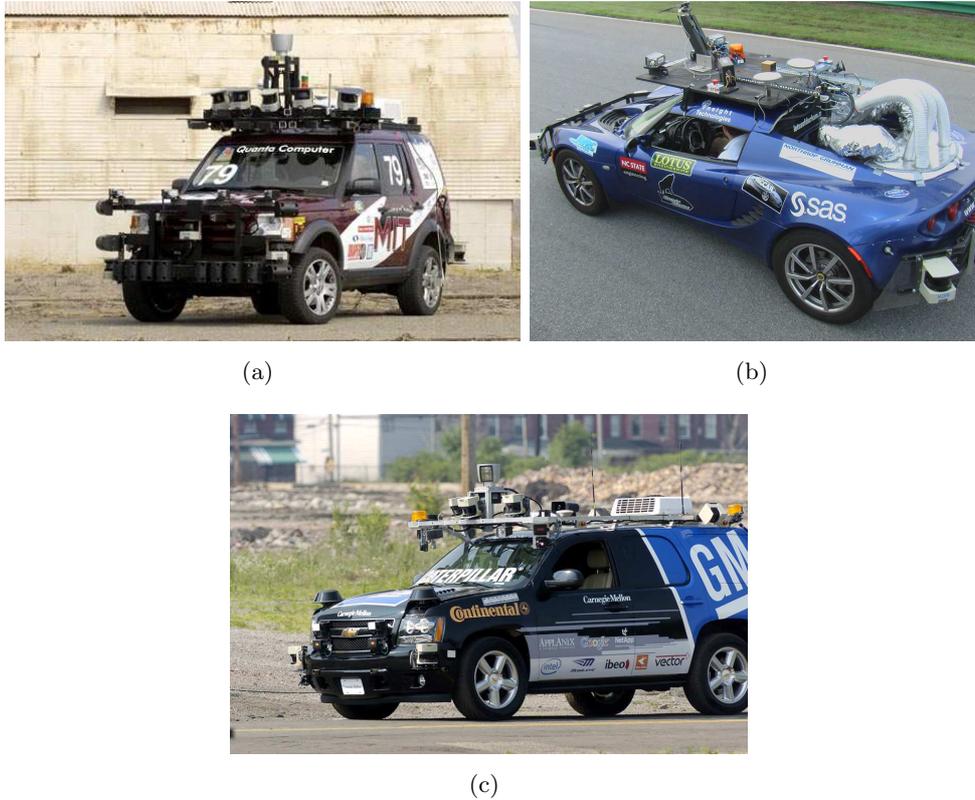


FIGURE 1.1 – Exemples de systèmes robotiques complexes : (a) équipe du MIT, (b) la Lotus de Insight Racing et (c) le véhicule Boss.



FIGURE 1.2 – Exemple de véhicules autonomes à moindre coût : (a) VIPA (Ligier, LASMEA, Apojee), (b) Cybergo (Induct, INRIA).

champ étendu. En effet, depuis quelques années, des imageurs panoramiques sont apparus dans le monde de la recherche puis sur le marché, c'est le cas de l'imageur laser 3D Velodyne (voir figure 1.3 (a)). D'autres capteurs permettent d'avoir une vision à 360° que ce soit en vision avec les capteurs panoramiques ou des systèmes

multi-caméras (voir figure 1.3 (b-c)) ou en radar avec les imageurs à modulation de fréquence comme le radar K2Pi (voir figure 1.3 (d)).



FIGURE 1.3 – Exemples de capteurs panoramiques : (a) HDL-64E (Velodyne), (b) cameras Lady Bug (Point Grey), (c) Dodeca camera (Immersive Media), (d) radar FMCW K2Pi (Cemagref).

Pour ce qui est des capteurs télémétriques panoramiques, ils utilisent majoritairement des technologies tournantes. De ce fait, chaque capteur a ses propres caractéristiques : fréquence de rotation, résolution angulaire, portée, résolution en distance. La vitesse de rotation est souvent conditionnée par la technologie employée, c'est-à-dire par la vitesse de propagation du signal émis (pour les systèmes actifs) et le temps d'observation nécessaire au traitement du signal. Il est également intéressant de noter que ce même phénomène apparaît dans le cas de capteurs non instantanés comme les caméra CMOS, où l'acquisition d'image se fait ligne par ligne, c'est le Rolling Shutter [Ait-Aider 2006].

Ces capteurs étant montés sur des véhicules mobiles, et du fait de leurs propriétés propres, chacun se comporte différemment en cas de déplacement plus ou moins rapide du véhicule porteur. En effet, pendant la rotation du capteur, le point de vue, lié à la pose du robot instrumenté, change d'autant plus que le véhicule se déplace rapidement.

1.1.2 Distorsion des capteurs tournants

1.1.2.1 Positionnement du problème

Le phénomène de distorsion précédemment évoqué vient du fait que l'acquisition effectuée par un capteur tournant n'est pas instantanée. Pour imager la distorsion impliquée lorsque l'on utilise un capteur tournant, prenons l'exemple d'une roue de bicyclette. Considérons le rayon reliant la valve au centre de la roue comme étant le rayon de vue de notre capteur tournant, le centre de la roue étant notre capteur. Si le vélo est sur cales, la valve tourne autour du centre de la roue et forme un cercle parfait (voir figure 1.4 (a)). Il n'y a aucune distorsion. A présent, si la roue avance, le mouvement effectué par la valve n'est plus un cercle, il faut tenir compte du déplacement du centre pour reconstituer sa trajectoire (voir figure 1.4

(b)). Ce mouvement génère une trajectoire de la valve en forme de cycloïde. Si ce déplacement n'est pas considéré ou est mal estimé, les données présentent de la distorsion et, ce que l'on pense avoir observé ne correspond pas à la réalité. Pour la valve, dans le cas extrême où l'on néglige totalement l'avancée de la roue (pas de mesure du déplacement par exemple), on pensera avoir formé un cercle.

Dans l'exemple précédent, ce phénomène est très important et facilement détectable si l'on sait ce que l'on observe. Cependant, dans le cas des capteurs tournants, la distorsion dépend de la vitesse de rotation du capteur mais aussi de la vitesse de déplacement du véhicule. Cette déformation est directement liée au mouvement et à la distance parcourue par le véhicule pendant une révolution complète du système d'acquisition.

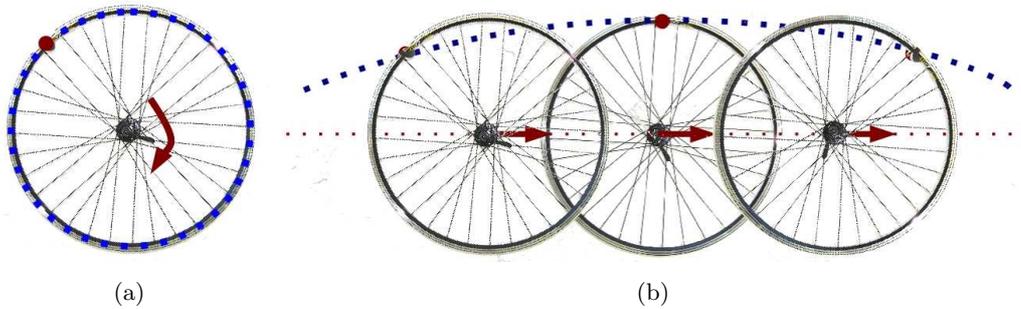


FIGURE 1.4 – Mouvement d'une valve de vélo sans (a) et avec (b) déplacement translationnel de la roue.

Sur la figure 1.5, des distorsions sont simulées sur des images aériennes. Un capteur virtuel tournant à 1 Hz se déplace à vitesse constante dans une image et enregistre la ligne de pixel dans sa direction d'observation (par pas de 1° sur 360°). Ces lignes sont alors repositionnées selon leur angle d'acquisition sur une nouvelle image à la façon d'une représentation radar PPI. Sont présentées les acquisitions dans le cas où la distorsion n'est pas considérée (a) et (c) (capteur supposé immobile pendant l'acquisition) et les images réelles respectives avec la prise en compte des mouvements (b) et (d).

Sur des systèmes d'acquisition réels, la distorsion est moins importante et moins facilement détectable mais néanmoins présente. Des exemples de distorsion en ligne droite avec des capteurs employés en robotique sont données pour différentes vitesses de déplacement dans le tableau 1.1. Les capteurs présentés correspondent à une nappe laser (75 Hz pour sa résolution la plus faible), un imageur laser 3D (environ 10 Hz , Velodyne) et le radar panoramique K2Pi (1 Hz).

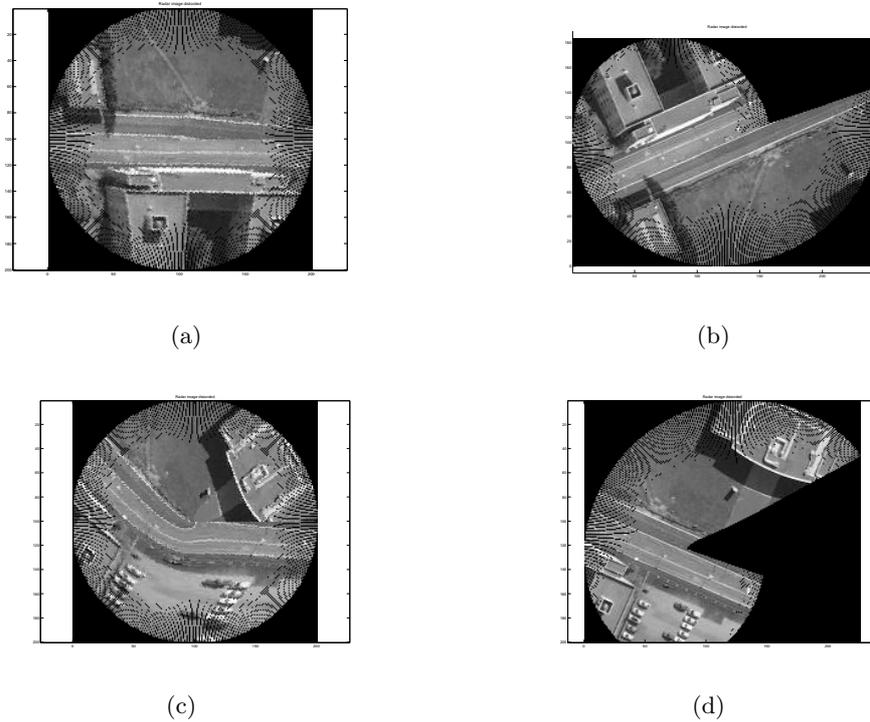


FIGURE 1.5 – Simulations de distorsions en ligne droite (a) et (b) et en virage (c) et (d).

TABLE 1.1 – Différences entre le premier et le dernier faisceau sur les données en ligne droite à différentes fréquences d’acquisition et vitesses de déplacement.

Vitesse (km/h)	3.6	10	30	50	90	110	130
Distorsion à 75 Hz (cm)	1	4	11	18	33	41	48
Distorsion à 10 Hz (cm)	10	28	83	138	249	305	360
Distorsion à 1 Hz (cm)	100	277	830	1380	2490	3050	3600

Ces données de distorsion donnent une idée de la déformation des « panoramiques » d’un capteur tournant lors du déplacement d’un véhicule en ligne droite. La rotation du véhicule induit également des distorsions angulaires sur les acquisitions qui, encore une fois, ne sont plus négligeables à haute vitesse, ou pour des capteurs dits lents. Pour des applications de capteurs comme des imageurs 3D, ou des radars panoramiques, on peut déjà observer pour une vitesse de 30 *km/h* des distorsions respectives de 83 *cm* et de 8.3 *m* qui ne peuvent pas être négligées même à faible vitesse.

La distorsion est donc un phénomène bien présent lors d’une perception par capteur tournant. Il faut pouvoir la prendre en compte pour avoir des données cohérentes.

1.1.2.2 Solutions classiquement envisagées

Très peu de travaux de recherche se sont intéressés durant les dix dernières années à la localisation et la cartographie pour un véhicule se déplaçant à haute vitesse en utilisant des capteurs tournants. En effet, comme nous l'avons vu, collecter des données intègres depuis un véhicule en mouvement est souvent difficile lorsque le temps d'acquisition n'est pas négligeable comparé au déplacement de la plateforme. Dans les applications de cartographie, un des challenges à relever lorsque l'on se retrouve dans ce cas de figure est le fait que les mesures présentent des distorsions et sont, de ce fait, difficiles à associer. Ce problème n'apparaît pas seulement avec des capteurs comme le radar mais également avec des capteurs de type laser. Les vitesses de déplacement des systèmes robotiques en sont ainsi limitées. En effet, à vitesse très réduite, la distorsion de ce genre de capteur peut être négligée.

Afin de s'affranchir de ce problème, l'approche « stop & scan » est souvent utilisée afin de faire des acquisitions stationnaires comme par exemple dans les travaux de Nüchter [Nüchter 2005] avec son laser 3D ou encore [Ryde 2007, Silver 2006]. Cette méthode de « stop & scan » consiste à stopper la plate-forme pour effectuer les acquisitions et de se déplacer ainsi, par à-coup. Ce type de comportement n'est pas réaliste ni souhaitable pour un système pratique désiré mobile. En effet, le fait de devoir stopper un véhicule pour chaque acquisition capteur limite grandement l'efficacité du système.

Une autre solution consiste à utiliser un capteur rotatif rapide afin de réduire l'effet de la distorsion et ainsi la négliger. Cependant le prix de ce genre de système est prohibitif pour de nombreuses applications.

Il est également possible d'utiliser un second capteur comme une centrale inertielle, un système GNSS ou encore d'autres nappes laser pour aider à l'obtention de chaque acquisition (voir [Cole 2006a, Brenneke 2003, Holz 2008]), en permettant une correction de la distorsion. Malgré tout, les erreurs de ces capteurs doivent toujours être prises en compte pour pouvoir générer une acquisition intègre. Harrison [Harrison 2008] propose une approche utilisant un laser mobile équipé d'encodeurs dans laquelle les erreurs de rotation sont corrigées par une mesure de plans verticaux de l'environnement afin d'obtenir des scans 3D de la scène.

Ainsi, classiquement, soit la distorsion est négligée dans le cas de capteurs rapides (ou de vitesses de déplacement lentes), soit le problème est contourné par l'utilisation d'une technique de « stop & scan », soit les panoramiques entiers sont recalés grâce à des données issues de capteurs supplémentaires.

1.1.2.3 Notre approche : prise en compte de la distorsion

Puisque la vitesse de rotation du capteur tournant est relativement lente par rapport au déplacement du véhicule porteur, l'idée est de traiter les détections lorsqu'elles deviennent disponibles et non plus à la fin de l'acquisition d'un scan complet.

Ce concept a été décrit dans une application de navigation par télémétrie en utilisant un radar [Durrant-Whyte 2007]. Dans cette application, le véhicule pouvait

se déplacer à des vitesses pouvant aller jusqu'à 10 m/s . Le capteur panoramique à 360° avait une fréquence de rotation d'approximativement 3 Hz et fournissait la distance et l'azimut d'un certain nombre de balises hautement réfléchissantes bien séparées.

Lingemann et al. [Lingemann 2005] ont également considéré le problème de la localisation à haute vitesse pour les robots mobiles. Ils ont développé une approche fondée sur un laser pour évaluer leur algorithme et pister le robot dit « haute-vitesse » Kurt3D. Cette notion de haute vitesse se réduit dans ces travaux à une vitesse maximale relativement faible de 4 m/s .

Finalement, Bosse [Bosse 2009] a proposé un système de correction d'acquisition afin de supprimer l'effet de distorsion lors d'une mesure 3D laser et ainsi reformer une acquisition non déformée.

Nous proposons dans un premier temps de prolonger cette approche en recherchant non pas une correction de l'acquisition complète des données, mais une interprétation de celles-ci dès que possible, à la volée, pour s'affranchir ou limiter les effets de distorsion. Cette approche sera présentée dans le chapitre 2.

Une autre approche consiste à considérer que la distorsion contient les informations de déplacement du véhicule et que, si elle est interprétable, le déplacement pourrait en être extrait sans nécessiter de capteurs supplémentaires. Cette étude sera menée dans le chapitre 3.

L'objectif visé est une solution SLAM considérant la distorsion, qui serait fonctionnelle quelles que soient la vitesse du véhicule et la vitesse de rotation du capteur. Nous souhaitons que cette solution utilise un radar panoramique, afin d'évaluer les apports d'un tel capteur tournant dans des applications de robotique mobile.

1.2 Les capteurs radar

1.2.1 Un peu d'histoire

Le RADAR, acronyme anglais pour RAdio Detection And Ranging est un système basé sur la propagation des ondes électromagnétiques, plus exactement sur celles des ondes radio-fréquence (RF).

L'invention du radar remonte au début du vingtième siècle [Buderer 1996, Blanchard 2004, Raymond C. Watson 2009]. A cette époque, le trafic maritime est important et les collisions entre navires, avec des obstacles ou récifs cachés par la brume sont réguliers. Plusieurs instruments sont en usage pour essayer d'éviter ces accidents, dont la corne de brume, mais sans grands résultats. En effet, en émettant seulement des signaux sonores pour signaler une présence (récif, banc, jetée...), ce dispositif ne permettait pas d'obtenir plus d'information quant à la nature et la position du danger. Par conséquent, une idée afin de détecter des obstacles à distance est recherchée : ce sera la télédétection. Cette technique a commencé au début de ce siècle quand Christian Hülsmeier applique les lois de l'électromagnétisme de Maxwell et utilise les ondes électromagnétiques découvertes par Hertz pour créer

l'ancêtre du radar, le « *Telemobiloskop* », dont le brevet fut déposé en 1904. Ce dispositif fut le premier expérimenté sur le *Columbus* (cf. figure 1.6).

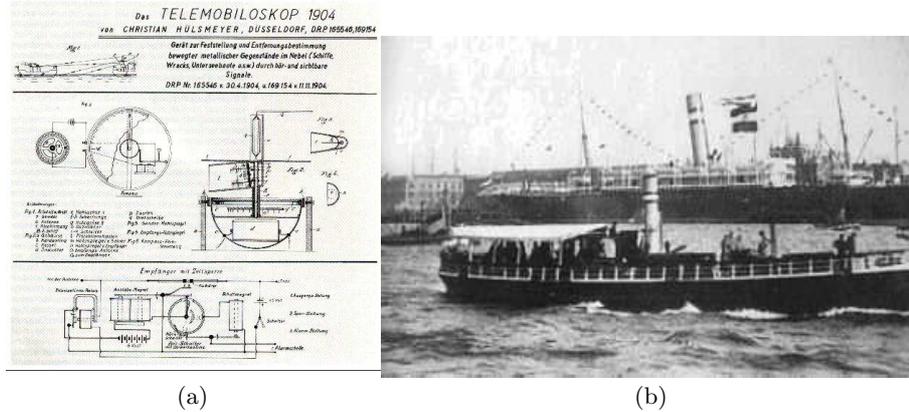


FIGURE 1.6 – (a) L'ancêtre du radar : le *Telemobiloskop*. (b) Le *Columbus*.

Cette invention produit une onde radio orientée directionnellement par une antenne multipolaire. Si l'onde frappe un obstacle métallique, comme un navire, elle est en partie réfléchiée vers la source où deux antennes dipolaires servent de récepteur. Un retour positif résultait par un son de cloche informant d'un danger potentiel. Cet appareillage permettait de repérer l'azimut des navires jusqu'à 3 kilomètres de façon très approximative sans aucune idée de distance. Afin de combler cette lacune, la même année, Hülsmeier utilisa son « *Telemobiloskop* » au sommet d'une tour et fit un sondage vertical pour trouver l'angle d'élévation du retour maximal, ce qui donnait, par triangulation avec la courbure terrestre, la distance approximative du navire. La télédétection radar était née et offrait la possibilité de détecter la présence de bateaux dans un brouillard très dense. En 1917, Nikola Tesla propose l'utilisation d'une onde continue pour repérer les objets, ce signal formant une onde stationnaire avec l'écho retour quand on ajuste la fréquence convenablement. La fréquence utilisée permet alors de déterminer la distance de l'objet et sa variation dans le temps permet de déduire la vitesse radiale de déplacement. Il propose comme alternative l'utilisation d'impulsions pour obtenir le même résultat. Tesla envisage l'affichage des échos résultants sur un écran fluorescent, une idée reprise pour le radar avec la représentation PPI (Plan Position Indicator). Pierre David propose en 1928 de détecter les avions avec un faisceau d'ondes courtes et expérimente avec succès en 1934 les premières détections de présence d'engins aériens. Ces systèmes étaient capables de détecter le passage d'un avion (perturbation des signaux radio électriques) sans pouvoir donner l'altitude ni la position de l'appareil. La première détection et localisation (detection and ranging) d'obstacle fut effectuée en 1935 par Maurice Ponte et Henri Gutton. Lors d'essais à bord du cargo *Oregon*, ils détectèrent des icebergs avec des ondes de 16 cm de longueur d'onde (λ). L'appareil qui utilisait des antennes paraboliques indépendantes pour l'émission et pour la réception permit de suivre la côte tout en détectant précisément les navires jusqu'à 10 ou 12

milles marins (environ 18 à 22 *km*). A partir de là, et notamment pendant la seconde guerre mondiale, le développement de cette technologie s'intensifie. Les radars prennent de l'importance dans le domaine militaire, pour la détection des ennemis aussi bien de jour comme de nuit, mais également au niveau civil, pour la prévention sur les moyens de transport (avion, voiture, train...). De manière générale, on peut considérer que le radar était quasiment prêt dans sa forme actuelle à l'aube de la seconde guerre mondiale.

1.2.2 Les radars modernes

De nos jours, le radar est omniprésent. Il est utilisé pour le contrôle aérien, la navigation maritime, l'imagerie aérienne ou satellitaire, l'observation des feux de forêt, la météorologie, le contrôle de vitesse routier, dans des systèmes d'aide à la conduite...

Les radars actuels peuvent être classés en systèmes terrestres, aériens, spatiaux ou navals [Stimson 1998, Mahafza 2000]. Ils peuvent également être classifiés par catégories numériques basées sur les caractéristiques spécifiques de chaque radar comme la bande de fréquence, le type d'antenne ou encore la forme d'onde utilisée. Ils peuvent aussi être différenciés en fonction de leur mission et/ou de leurs fonctionnalités. Si l'on considère la forme d'onde, les radars peuvent être de deux types : à ondes continues (CW pour Continuous Wave) ou à ondes pulsées (PR pour Pulsed Radars). Il est à noter que ces radars peuvent mesurer à la fois vitesse et distance en utilisant des lois de modulation adaptées.

La recherche en matière de sécurité automobile, avec par exemple des systèmes radar anti-collision ou des systèmes de détection de piétons, est en pleine expansion. Malgré tout, il faut noter que les applications contemporaines de perception de l'environnement par véhicule terrestre dans des buts de localisation et/ou de cartographie sont très limitées. Ce genre de capteur a pourtant été utilisé avec succès dans le domaine de la navigation autonome en milieu extérieur [Corke 2000, Durrant-Whyte 1996]. Il a notamment été utilisé par Clark dans [Clark 1999] à la fin du siècle dernier dans un environnement contenant un certain nombre de balises isolées hautement réfléchissantes. Poursuivis dans [Dissanayake 2001b], ces travaux permirent d'aboutir à une solution bien formalisée du problème de localisation et de cartographie simultanées connu sous l'acronyme anglais SLAM pour Simultaneous Localization And Mapping. Nous nous sommes intéressés à ce genre de capteur, pour des applications de localisation et de cartographie dense de l'environnement.

1.2.2.1 Principe du radar à impulsion

Les radars pulsés (PR) utilisent des impulsions. Dans cette catégorie, les systèmes radar peuvent être classifiés, sur la base de la fréquence de répétition des pulses (PRF pour Pulse Repetition Frequency), en low-PRF, medium-PRF et high-PRF radars. Les radars low-PRF sont principalement utilisés pour déterminer

la distance d'un objet lorsque la vitesse de la cible (le décalage Doppler) n'est pas considérée. Les radars high-PRF sont principalement utilisés pour mesurer la vitesse des cibles.

Le principe simplifié des radars PR est présenté figure 1.7. Un signal temporel de synchronisation est envoyé au modulateur qui va générer une impulsion et l'envoyer à l'antenne. Un duplexeur permet de passer l'antenne du mode émission au mode réception. Pendant la transmission il dirige l'énergie électromagnétique du radar à l'antenne. Alternativement, en mode réception, il dirige les échos radar vers le récepteur. Celui-ci les amplifie et les prépare pour l'unité de traitement du signal qui en extrait la distance de la cible R . Elle est calculée en mesurant le délai temporel Δt qu'a mis le signal pour faire l'aller-retour à la vitesse d'une onde électromagnétique $c \simeq 3 \times 10^8 m/sec$. On a alors :

$$R = \frac{c\Delta t}{2} \quad (1.1)$$

où R est en mètre et Δt est en seconde. Le facteur $\frac{1}{2}$ est nécessaire pour prendre en compte l'aller-retour.

En général, les PR transmettent et reçoivent un train d'impulsions (voir figure 1.8). La période inter-pulses est T et la largeur de chaque pulse τ . Une ambiguïté de distance existe dans le cas où l'on considérerait non pas le premier écho temporel mais un des suivants. On pourrait alors avoir comme distances :

$$R_k = \frac{c(\Delta t + kT)}{2} \quad (1.2)$$

Afin de lever cette ambiguïté, une portée maximale de détection est fixée par le temps de vol maximum entre deux pulses :

$$R_{max} = \frac{c(T)}{2} \quad (1.3)$$

1.2.2.2 Principe du Radar à onde continue

Les radars CW émettent sans interruption une énergie électromagnétique. Les radars CW non-modulés peuvent déterminer de façon fiable la vitesse radiale des cibles (Doppler) ainsi que leur position angulaire. Néanmoins, l'information de distance ne peut pas être extraite sans utiliser une forme quelconque de modulation. L'utilisation première des radars CW non-modulés consistait à la recherche de la vitesse d'objets et au suivi ainsi qu'au guidage de missiles.

Les radars à onde continue FMCW (Frequency Modulated Continuous-wave) émettent sans interruption un signal modulé en fréquence. L'écho est donc reçu et traité continuellement. La forme d'onde est considérée comme une sinusoïde pure de la forme $\cos(2\pi ft)$, avec f la fréquence modulée autour de la valeur centrale f_0 .

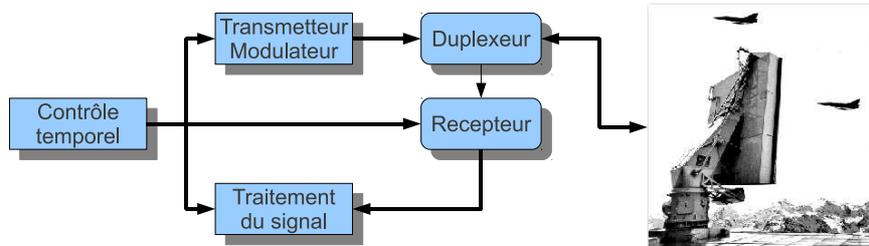


FIGURE 1.7 – Diagramme simplifié d'un radar pulsé.

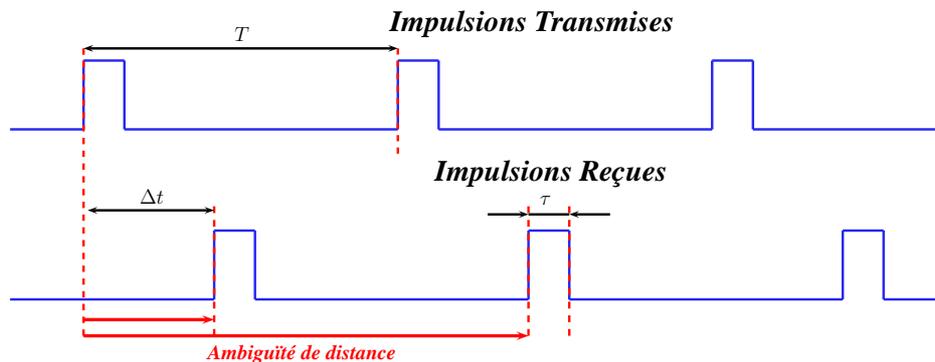


FIGURE 1.8 – Train d'onde transmis et impulsions reçues.

Les spectres des échos radar issus de cibles fixes seront donc concentrés autour de cette fréquence f_0 . La fréquence centrale des réponses d'objets mobiles sera décalée de la fréquence Doppler f_d .

Les radars utilisent le Doppler pour extraire les vitesses radiales des cibles mobiles et peuvent ainsi les distinguer des objets fixes. L'effet Doppler décrit le décalage de fréquence entre l'onde incidente et l'onde réfléchie par un objet qui est mobile par rapport à l'émetteur radar. En fonction de la direction de déplacement de la cible, ce décalage de fréquence peut être positif ou négatif.

Ainsi en mesurant le Doppler, les radars à onde continue peuvent très précisément extraire la vitesse radiale des cibles. Afin d'obtenir à la fois vitesse radiale et distance, les formes d'onde doivent être adaptées. On peut utiliser des

modulation linéaires (LFMCW), des modulations sinusoïdales, en dents de scie ou encore d'une autre forme.

Les radars utilisés dans notre étude, respectivement le radar K2Pi et sa version modifiée IMPALA, sont des capteurs FMCW. Les modulations employées seront étudiées dans les sections 2.4.1 et D.1.

1.2.3 Avantages et inconvénients du radar par rapport à d'autres capteurs

Afin de réussir une navigation efficace et sûre, les capteurs utilisés doivent être capables d'être opérationnels dans toutes les conditions de fonctionnement. Les capteurs laser, largement utilisés pour la robotique mobile d'intérieur, ne fonctionnent pas parfaitement dans des conditions de brouillard, de pluie ou encore de poussière et ne fournissent que la distance au premier impact. Cela mène à des performances dégradées lorsque l'air est grandement chargé en particules comme dans une mine ou un champ par exemple. Les radars à ondes millimétriques possèdent certes une moins bonne précision, mais se révèlent bien moins sensibles aux conditions environnementales extrêmes que les lasers. Ils ne fournissent cependant pas une très bonne information géométrique de la scène observée. Contrairement aux longueurs d'onde du spectre visible, la longueur d'onde millimétrique d'un radar permet au signal d'être moins affecté par les particules présentes dans l'atmosphère. Cette onde subit également moins d'absorption par la vapeur d'eau présente dans l'air. En comparaison aux capteurs de vision, le radar ne nécessite aucune condition d'éclairage particulière et n'est pas ébloui par l'éclairage ambiant contrairement à une caméra faisant face à une source lumineuse intense. Ces performances du radar dans des conditions non favorables ont encouragé son utilisation, notamment pour des systèmes autoroutiers automatisés. Langer [Langer 1997] décrit un système radar pour déterminer la distance et la portée d'obstacles potentiels sur autoroute. Cette méthode utilise cependant un radar ayant un angle de vue de seulement 12° avec un azimut imprécis. Plus récemment des méthodes de détection d'obstacles par radar sont devenues largement utilisées, car elles permettent de voir à grande distance sans être perturbées par les conditions environnementales. Par exemple, pour le DARPA (voir section 1.1.1), l'équipe de Stanford [Thrun 2006] a utilisé deux radars 24 GHz pouvant observer jusqu'à 200 m avec une couverture angulaire de 20° . L'équipe de Cambridge [Leonard 2008], quant à elle, a utilisé au DARPA Urban Challenge quinze radars pour du suivi de véhicule à grande distance. Ces différentes applications se fondent cependant sur des radars directionnels à faible champ angulaire rendant inutilisable cette technologie pour des applications de navigation. Un des avantages du radar FMCW est l'utilisation d'un signal continu permissif et donc qui n'est pas arrêté par le premier obstacle détecté. En effet, l'ouverture d'antenne implique une non-directivité de l'onde radar (verticalement et horizontalement) permettant de sonder une grande surface de l'environnement et donnant des informations riches sur l'ensemble du rayon de vue, tant que l'onde n'est pas complètement réfléchi par un obstacle. Cette propriété intéressante est

visée par les lasers multi-nappes et les imageurs 3D, bien plus précis mais également bien plus onéreux qu'un capteur radar.

Malgré tous ces avantages, le radar reste un capteur dont l'interprétation du signal est complexe en fonctionnement terrestre. En effet, pour un unique faisceau de vue, du fait de l'ouverture d'antenne, l'ensemble des obstacles de la zone éclairée réfléchissent des échos qui se combinent à la réception, ce qui empêche de distinguer leurs azimuts respectifs. Ce principe est illustré figure 1.9.

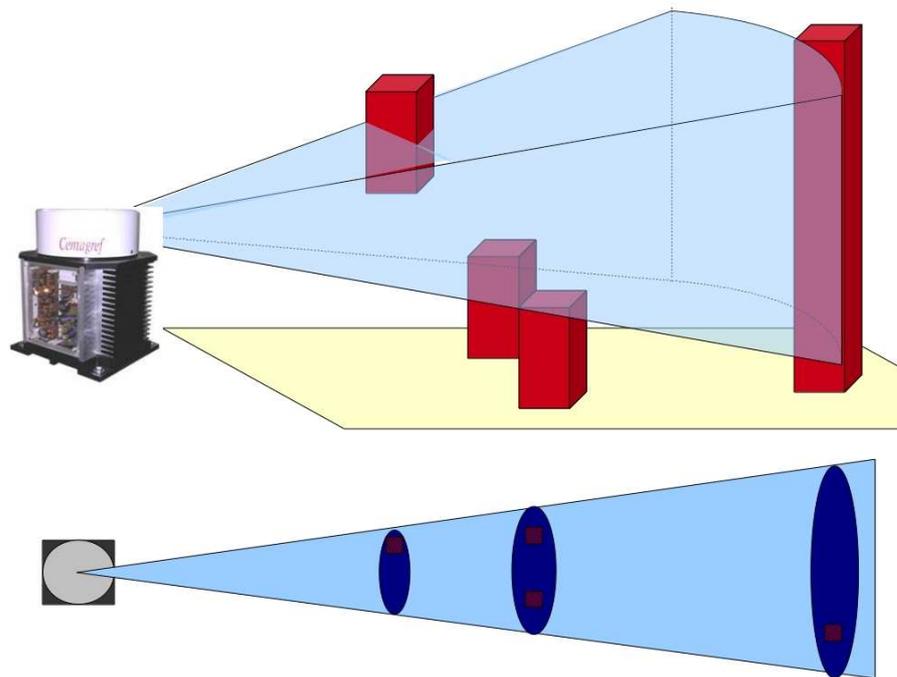


FIGURE 1.9 – Principe d'ouverture d'antenne. En haut, réalité physique 3D de l'observation, en bas, réponse 2D du capteur. En bleu clair le volume éclairé par le radar, en rouge/pourpre des obstacles à différentes positions, altitudes. En bleu sombre l'information donnée par le radar.

De plus des phénomènes d'interférence entre les échos radar produisent des effets de scintillement, faisant apparaître ou disparaître des impacts fantômes selon l'angle d'incidence du signal ou les combinaisons constructrices ou destructrices des ondes, aussi appelées Speckle. Enfin, la vitesse de rotation de l'antenne est directement liée à la précision du radar. En effet, le temps de fenêtrage du signal et donc d'observation dans chaque direction implique des vitesses de rotation adaptées à la précision souhaitée. Pour toutes ces raisons, malgré des données radar très riches, ces phénomènes parasites causent d'énormes difficultés d'interprétation des signaux. Qui plus est, dans le cas des capteurs rotatifs, les données radar sont soumises à une distorsion importante du fait de la grande période de révolution du capteur.

1.3 Conclusion

La perception est une tâche nécessaire au fonctionnement d'une entité mobile autonome. De nombreux systèmes existent et sont utilisés dans un but d'interprétation, de localisation et de cartographie, c'est le cas des techniques visuelles et laser. L'association de nombreux systèmes permet une observation étendue de l'environnement et tend vers des systèmes panoramiques. Des capteurs tournants permettent également une observation à 360° mais subissent un phénomène de distorsion lors des mouvements du véhicule porteur.

L'utilisation des radars est très répandue dans la société moderne et ce dans des domaines très variés : observation satellitaire, perception navale, surveillance aérienne, etc. Néanmoins la télémétrie et la vélocimétrie radar restent peu utilisées dans le domaine de la robotique terrestre, notamment à des fins de perception de l'environnement. La nature même du signal complexe des radars et l'interprétation difficile de ses données ont poussé les équipes de recherche à utiliser des capteurs télémétriques plus précis, comme la technologie laser, mais offrant des possibilités moins grandes. En effet, l'ouverture d'antenne du radar et la perméabilité de l'environnement aux ondes permettent une observation dense de celui-ci. Ainsi sur chaque rayon de vue, des informations sont disponibles sur toute la portée et non pas seulement sur le premier obstacle.

Cependant ce genre de capteur nécessite un temps d'observation important de l'environnement et donc requiert une vitesse de révolution lente. Plus la précision souhaitée des observations est grande, plus le radar doit tourner lentement pour permettre un temps d'observation et de fenêtrage du signal radar suffisamment long. La fréquence d'acquisition est également limitée par la technologie employée. S'ajoutent ainsi des contraintes matérielles, puisque, plus la fréquence de battement est élevée, plus la fréquence d'échantillonnage doit l'être et donc plus il y a de données à traiter. Dans un objectif de conception d'un radar mobile, l'aspect traitement embarqué des signaux radar en temps réel limite les capacités du capteur, notamment la vitesse de rotation du capteur.

Cette vitesse de rotation réduite implique un phénomène de distorsion des données lors d'acquisitions en mouvement. La prise en compte de cette distorsion est plus que nécessaire comme nous le verrons dans les chapitres 2 et 3.

Correction de la distorsion par capteurs proprioceptifs : application à la localisation et à la cartographie simultanées

Sommaire

2.1	Approches classiques de SLAM	24
2.2	Prise en compte de la distorsion avec un capteur téléométrique tournant	28
2.2.1	Prise en compte à la volée pour chaque faisceau, application SLAM	30
2.2.2	Formalisme d'un EKF-SLAM	32
2.3	On-The-Fly SLAM basée droite avec une nappe laser 2D .	33
2.3.1	Représentation des amers de type droite	33
2.3.2	Utilisation des données laser à la volée	34
2.3.3	Résultats expérimentaux	37
2.3.4	Évaluation des résultats de SLAM	40
2.3.5	Conclusions	47
2.4	On-The-Fly SLAM ponctuel avec un radar FMCW	47
2.4.1	Principe du radar FMCW à modulation en dents de scie . . .	47
2.4.2	Caractéristiques du radar utilisé : le K2Pi	49
2.4.3	Extraction d'amers ponctuels du signal radar	50
2.4.4	Résultats expérimentaux	58
2.4.5	Conclusions	61
2.5	Conclusions et perspectives	62

Introduction

Comme nous l'avons introduit au chapitre 1, l'utilisation de capteurs tournants engendre un phénomène de distorsion lorsque la vitesse de rotation du capteur est faible relativement au déplacement du véhicule. Les données extéroceptives obtenues par ce capteur en mouvement sont donc soumises à une dégradation. Celles-ci sont déformées et ne correspondent plus à une observation de l'environnement depuis une unique position mais sont constituées de différentes observations obtenues depuis des poses successives du robot. Dans ce chapitre nous proposons de prendre en compte le mouvement du véhicule afin d'utiliser à la volée les informations fournies par le capteur. L'objectif visé ici n'est pas une correction de l'acquisition mais la prise en compte du mouvement du véhicule dans le modèle d'observation du capteur. Ce problème est présent pour toute approche utilisant un capteur télémétrique tournant. Une méthode de prise en compte à la volée (OTF pour On-The-Fly) des informations du capteur a donc été développée et sera présentée section 2.2. Afin de s'affranchir dans un premier temps des problèmes de détection, de Doppler et de traitement du signal radar, une application de ce principe OTF dans des algorithmes SLAM utilisant une technologie laser a été mise en place section 2.3. Une fois le concept validé, une application fondée sur un capteur radar a été développée section 2.4.

2.1 Approches classiques de SLAM

Les premières recherches concernant la localisation et cartographie simultanées (ou SLAM pour Simultaneous Localization And Mapping) ont commencé il y a deux décennies avec [Chatila 1985], [Smith 1988] et [Moutarlier 1989]. Ce domaine a été très longuement étudié, pour un historique des avancées majeures dans ce domaine, le lecteur peut se reporter au tutoriel écrit par Durrant-Whyte et Bailey [Durrant-Whyte 2006b]. Néanmoins les problèmes scientifiques de ce domaine en environnement extérieur restent ouverts tout comme l'association pertinente des données.

La première formulation du SLAM probabiliste fut établie en 1986 [Smith 1986, Durrant-Whyte 1988]. Elle définit l'objectif du SLAM comme étant celui de déterminer l'état X_k d'un système, associé avec sa covariance P_k (véhicule, robot...) constitué des propriétés du système mobile $\mathbf{x}_k = (x_{v_k}, y_{v_k}, \theta_{v_k})^T$ (associé à P_{v_k}) et de la carte des objets statiques de l'environnement $\mathbf{M}_k = (m_0, m_1, \dots, m_n)$ (associé à P_{m_k}). Le SLAM permet d'exprimer $X_k = (\mathbf{x}_k, \mathbf{M}_k)^T$ connaissant l'ensemble des mesures capteur $\mathbf{Z}_k = (z_0, z_1, \dots, z_k)$ et l'historique des informations d'entrée ou d'état proprioceptif du véhicule $\mathbf{U}_k = (u_0, u_1, \dots, u_k)$ depuis l'instant 0 jusqu'à l'instant k .

La formule séquentielle du SLAM peut être exprimée par :

$$p(\mathbf{x}_k, \mathbf{M}_k | \mathbf{U}_k, \mathbf{Z}_k) \tag{2.1}$$

En utilisant les règles de Bayes, l'hypothèse d'un système markovien quant au modèle d'évolution du véhicule ainsi que l'hypothèse d'un monde statique, la formule bayésienne réursive du SLAM peut être obtenue et exprimée comme :

$$\underbrace{p(\mathbf{x}_k, \mathbf{M}_k | \mathbf{U}_k, \mathbf{Z}_k)}_{\text{Probabilité à } k} \propto \underbrace{p(z_k | \mathbf{x}_k, \mathbf{M}_k)}_{\text{Modèle d'observation}} \cdot \underbrace{\int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, u_k) p(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{M}_{k-1} | \mathbf{Z}_{k-1}, \mathbf{U}_{k-1}) d\mathbf{x}_{k-1}}_{\text{Prédiction}} \quad (2.2)$$

où $p(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{M}_{k-1} | \mathbf{Z}_{k-1}, \mathbf{U}_{k-1})$ est la fonction de densité de probabilité (fdp) a priori au temps $k-1$, $p(\mathbf{x}_k, \mathbf{M}_k | \mathbf{U}_k, \mathbf{Z}_k)$ la fdp a posteriori au temps k , $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, u_k)$ représente le modèle d'évolution du véhicule (défini selon la dynamique du véhicule) et $p(z_k | \mathbf{x}_k, \mathbf{M}_k)$ est l'étape décrivant le modèle de perception (défini selon le type de représentation utilisée : amer, primitives, grille d'occupation...).

Afin de prédire la pose du système à chaque étape, un modèle d'évolution est utilisé. Ainsi, il est possible de trouver l'état estimé \hat{X}_k à l'instant k à partir de l'état précédent X_{k-1} et des données sur le déplacement du véhicule u_k (données de contrôle, mesures odométriques...) :

$$\hat{X}_k = (\hat{x}_k, \hat{M}_k)^T = f_v(X_{k-1}, u_k) + w_{k-1} \quad (2.3)$$

et la matrice de covariance associée :

$$\hat{P}_k = F_{v_{k-1}} P_{k-1} F_{v_{k-1}}^T + Q_{k-1} \quad (2.4)$$

avec $F_{v_{k-1}}$ la jacobienne de la fonction d'évolution f_v , Q_{k-1} la matrice de covariance du bruit d'évolution w_{k-1} .

Dans le cas d'un SLAM où le robot et les amers sont représentés dans un repère monde, seul le véhicule évolue, les amers sont soumis à un modèle d'évolution statique. L'évolution peut donc être exprimée comme suit :

$$\hat{X}_k = \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{x}}_k \\ \hat{\mathbf{M}}_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_v(\mathbf{x}_{k-1}, u_k) \\ f_v(\mathbf{M}_k, u_k) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_v(\mathbf{x}_{k-1}, u_k) \\ \mathbf{M}_k \end{pmatrix} \quad (2.5)$$

Cette approche de SLAM bayésien peut être appliquée de différentes manières. L'implémentation la plus connue représente ces incertitudes comme une fonction de densité de probabilité gaussienne, et propage ces incertitudes en utilisant un filtre de Kalman étendu (EKF), elle est connue sous le nom EKF-SLAM [Guivant 2001]. Cette approche a l'avantage de fournir à la fois une solution réursive pour résoudre le problème de la navigation, et une solution pour estimer, avec leurs incertitudes, les positions des amers et du robot. De nombreuses solutions s'appuient sur l'EKF-SLAM [Leonard 1991b, Castellanos 1999, Williams 2001, Montemerlo 2005, Guivant 2002].

SLAM orienté trajectoire

De nombreuses approches de localisation et cartographie simultanées se fondent sur l'étude quasi-exclusive des différentes positions au cours du déplacement de véhicule. Pour ce faire, à chaque position est associée une mesure capteur qui est comparée aux mesures des positions adjacentes. Dans cette approche, la carte de l'environnement n'est pas réellement estimée mais correspond à la superposition de l'ensemble des acquisitions. Cette méthodologie nécessite une technique de comparaison des données extéroceptives acquises à chaque position. La mise en correspondance de deux acquisitions successives est effectuée par des méthodes « globales » ou « scan-matching » [Tomono 2004].

Ces techniques de mise en correspondance peuvent être fondées sur des grilles d'occupation [Thrun 1998], l'espace est alors découpé en un ensemble de cellules distinctes représentant l'encombrement de l'environnement. Dans [Grisetti 2005], un filtre particulière de Rao-Blackwell est utilisé pour constituer une carte d'occupation. Dans [Xie 2010b], une cartographie par maximisation de la vraisemblance est utilisée sur la base de grilles d'occupations pyramidales. L'avantage principal des grilles d'occupation est leur capacité à représenter l'espace de manière très dense selon le pas de discrétisation de la grille.

Une des méthodes les plus connues de mise en correspondance d'acquisition est la méthode ICP [Lu 1994] qui détermine la transformation rigide entre deux scans. Ce principe a été repris dans [Cole 2006b] pour de la cartographie 3D. Une version modifiée de l'ICP utilisant des amers géométriques a été proposée dans [Censi 2008] afin d'améliorer les résultats ainsi que l'étape d'association des points des scans.

Des méthodes empruntées au traitement d'image sont également utilisées pour la mise en correspondance d'acquisitions. C'est le cas des corrélations [Nieto 2005, Rouveure 2006] ou des transformées de Fourier-Mellin [Checchin 2010].

D'autres techniques utilisent des graphes [Olson 2006]. Cette représentation considère que chaque noeud correspond à un repère local et que chaque segment représente la transformation entre repères adjacents. Dans chaque repère une carte est construite et représente l'environnement et la pose du robot à cet instant donné, affublé de leurs incertitudes [Bosse 2003].

De nombreuses autres approches existent, nous pouvons citer [Censi 2005] qui réalise une mise en correspondance dans l'espace de Hough ou encore [Bosse 2007] qui utilise une méthode basée sur des histogrammes.

Dans ce genre d'approche, le problème de SLAM est présenté comme l'estimation des différentes positions du véhicule le long de sa trajectoire. A chacune des positions du véhicule est attachée une mesure extéroceptive. Dans cette approche, la carte de l'environnement correspond au final à la superposition de l'ensemble des acquisitions capteurs recalées sur les poses successives estimées.

SLAM orienté amer

D'autres techniques sont fondées sur l'estimation simultanée des positions d'éléments de la carte et de la trajectoire. Ces approches utilisent l'extraction d'en-

tités de l'environnement aussi appelées amers [Leonard 1991a] par une analyse des données : segmentation, recherche de droite, de cercles ou d'entités géométriques par des méthodes telles que Hough, RANSAC, ou les moindres carrés... Ces entités, une fois extraites, sont associées avec des amers de la carte afin de pouvoir, par triangulation, préciser la localisation du véhicule et compléter la cartographie.

Ces amers sont représentés par des variables aléatoires dans une carte stochastique [Smith 1988]. On retrouve cette représentation par cartes d'amers dans de nombreuses implémentations temps réels du SLAM via l'EKF-SLAM [Leonard 1991c, Bailey 2002]. Cette méthodologie permet une convergence de toutes les estimations dès lors que le véhicule boucle sa trajectoire, ceci étant rendu possible par la présence des corrélations entre les éléments de la carte définies dans la matrice de covariance [Castellanos 1997]. 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.

Avec des capteurs de vision comme les caméras, cette approche est la plus usitée. Des points d'intérêt sont extraits par des détecteurs tels que ceux dits de Harris [Harris 1988], Shi-Tomasi [Shi 1994], FAST [Rosten 2006], LOG [Mikolajczyk 2004] ou encore DOG [Lowe 2004]. De nombreux travaux de SLAM utilisent ce genre de capteur comme [Garcia 2004] qui réalise une localisation en environnement extérieur à partir d'une paire stéréo. L'avantage de la stéréo réside dans l'information de profondeur des détecteurs. [Solà 2008] estime en plus de la localisation les paramètres de positionnement des caméras. Dans le cas de l'utilisation d'une caméra seule, des SLAM basés sur du « bearing-only » (information d'orientation des détecteurs sans distance) sont développés comme [Solà 2005]. [Féraud 2010] réalise également un SLAM par caméra monoculaire avec un nombre très restreint d'amers ponctuels. D'autres types d'amers sont également utilisés comme des droites [Garulli 2005, Solà 2009], des plans [Ohno 2005] ou des approches mixtes [Folkesson 2005].

Une autre approche de SLAM consistant également à estimer conjointement trajectoire et position des amers est très utilisée en vision pour la robotique. C'est l'ajustement de faisceaux plus connu sous le terme anglais Bundle Adjustment. Cette technique peut être vue comme une opération globale de minimisation agissant à la fois sur la pose du véhicule et des amers pour correspondre au mieux aux détecteurs successives. Cette méthode a été appliquée avec succès dans [Royer 2006, Mouragnon 2009, Konolige 2008]. Une synthèse complète sur l'ajustement de faisceaux est disponible dans [Triggs 2000].

Dans toutes ces approches, indépendamment du capteur, les points clef de ce mode de représentation se situent dans la qualité des algorithmes d'extraction et d'association des points d'intérêts. Il est à noter que des environnements d'intérieurs ou urbains sont généralement plus adaptés à la détection d'amers car plus facilement interprétables.

Acquisition de données pour le SLAM

Que ce soit avec la première ou la seconde méthode, les acquisitions capteurs sont très souvent considérées comme étant entachées d'un seul type d'erreur : celui inhérent au capteur, c'est-à-dire sans la prise en compte des mouvements induits par le déplacement du véhicule et donc, sans distorsion. Cette hypothèse est souvent justifiée par la haute fréquence d'acquisition des capteurs, couplée à la très faible vitesse de déplacement des robots mobiles étudiés.

Dans le cas d'utilisation de robots rapides ou de capteurs lents, cette hypothèse n'est plus acceptable. Aussi les approches utilisent des capteurs proprioceptifs afin de prévoir l'évolution du véhicule entre chaque acquisition capteur. Ces capteurs permettent d'estimer la trajectoire ainsi effectuée et de corriger par conséquent les données acquises. Les systèmes de proprioception doivent souvent être très précis afin d'avoir des mesures capteurs tout aussi précises. De plus, l'incertitude de position du véhicule, directement liée à la précision de ces capteurs, doit être prise en compte dans les données.

Si ces données de recalage, fournies par les systèmes proprioceptifs ne sont pas suffisamment précises, les données de perception cumuleront l'erreur due à la navigation à l'estime et l'erreur du capteur télémétrique. Cela peut engendrer des données très imprécises si cette navigation à l'estime est trop longue entre deux acquisitions et gêner les phases suivantes d'association de données.

L'idée de ce travail est d'utiliser à la volée les données du capteur lors de l'acquisition en prenant en compte le mouvement du véhicule afin de s'affranchir des phénomènes de distorsion. La correction de cette distorsion se fonde sur le modèle d'évolution du système ainsi que sur la vitesse de rotation et le temps d'acquisition du capteur. L'interprétation à la volée des données permet de diminuer le problème d'accroissement de l'incertitude lors de la navigation à l'estime en autorisant des mises à jours de l'état, et de la covariance associée, pendant la rotation capteur et non plus uniquement en fin de révolution.

Afin de répondre à la problématique du projet notamment concernant la partie de détection et de pistage d'objets, le choix a été fait de travailler sur un SLAM fondé sur un algorithme de filtre de Kalman (EFK) avec une représentation d'amer éparsé.

2.2 Prise en compte de la distorsion avec un capteur télémétrique tournant

Dans le cas d'une application haute vitesse ou d'une application avec un capteur lent, la rotation du capteur et le déplacement du véhicule distordent les données extéroceptives. Sur la figure 2.1, l'effet de distorsion, sur des données laser réelles, est présenté. En effet, la combinaison des mouvements du capteur tournant et du véhicule porteur doit être prise en compte lorsqu'une mesure télémétrique est acquise. Ces mouvements impliquent un changement de référentiel entre chaque mesure télémétrique. De ce fait, les données mesurées par chaque faisceau doivent

être propagées dans le repère courant du robot en prenant en compte les dynamiques du système afin de pouvoir reconstituer un scan réel sans distorsion.

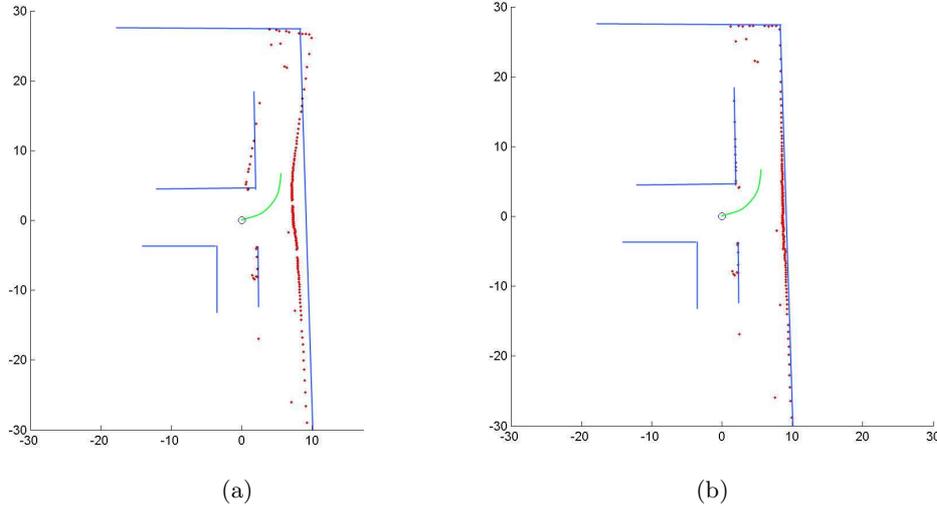


FIGURE 2.1 – Effet de distorsion sur un scan d’une nappe laser à 0.2 Hz lors d’un déplacement à 1.5 m/s . (a) données laser présentant un effet de distorsion (b) données laser avec prise en compte de la dynamique. Les lignes bleues représentent la vérité terrain de l’environnement observé. Les points rouges représentent les données télémétriques et le trait vert, la trajectoire suivie par le véhicule pendant l’acquisition.

Classiquement, les données d’un scan complet sont attendues puis corrigées. Ce que nous proposons ici n’est pas d’attendre une révolution complète du système d’acquisition mais de permettre l’utilisation de chaque mesure corrigée dès que possible.

Pour rendre cette utilisation possible, les données mesurées doivent être représentées dans un repère cohérent les unes par rapport aux autres. Par exemple, si au temps k , une nouvelle observation d’un point $\mathbf{z}_k = (z_{x_k}, z_{y_k}, 1)^T$ est effectuée et obtenue dans le repère centré sur le véhicule (voir figure 2.2) :

$$\mathbf{z}_k = \begin{pmatrix} z_{x_k} \\ z_{y_k} \\ 1 \end{pmatrix} = \Gamma_c^{v_k} \begin{pmatrix} \rho_k \cos(\phi_k) \\ \rho_k \sin(\phi_k) \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.6)$$

où (ρ_k, ϕ_k) sont les coordonnées polaires de la détection dans le repère capteur tournant et où $\Gamma_c^{v_k}$ est la transformation rigide représentant le décalage entre le capteur et le repère centré sur le véhicule à l’instant k . En effet, le capteur n’est pas forcément monté à l’origine du repère véhicule ce qui nécessite d’appliquer une première transformation rigide.

Du fait que le véhicule est en déplacement et que l'acquisition capteur n'est pas instantanée, cette mesure à l'instant k n'est plus cohérente avec les mesures prises précédemment. En effet, le repère véhicule s'est déplacé dans le monde entre les différentes acquisitions. Ainsi chaque mesure déjà effectuée doit être propagée dans le repère courant du véhicule (ou la mesure présente doit être exprimée dans un repère passé commun). Cette propagation peut être effectuée grâce aux informations sur le déplacement du robot ainsi que sur le mouvement du capteur.

Ce déplacement se produit pendant un temps δt entre deux acquisitions capteur successives. δt dépend donc de la dynamique propre au capteur. Il est fonction de la fréquence d'acquisition du capteur ainsi que de sa résolution angulaire :

$$\delta t = \frac{\text{Résolution angulaire}}{\text{Fréquence d'acquisition}} \quad (2.7)$$

Le déplacement du robot, estimé grâce à un modèle d'évolution, choisi selon la dynamique du système étudié, peut être représenté classiquement par une transformation rigide entre sa pose initiale au temps k et sa pose finale au temps $k + \delta t$.

$$\Gamma_{v_k}^{v_{k+\delta t}} = \begin{pmatrix} \cos(\dot{\theta}_k \delta t) & -\sin(\dot{\theta}_k \delta t) & Tv_x \\ \sin(\dot{\theta}_k \delta t) & \cos(\dot{\theta}_k \delta t) & Tv_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.8)$$

avec Tv_x et Tv_y respectivement les translations en x et en y du véhicule porteur et $\dot{\theta}_k \delta t$ la rotation du porteur durant le laps de temps δt .

Finalement, chaque mesure \mathbf{z}_k prise au temps k peut être propagée dans le repère courant du véhicule grâce à ce principe. Ainsi les observations de chaque détection \mathbf{z}_k au temps $k + \delta t$, notées $\mathbf{z}_k^{k+\delta t}$, peuvent être obtenues comme suit :

$$\mathbf{z}_k^{k+\delta t} = \left(\Gamma_k^{k+\delta t} \right)^{-1} \mathbf{z}_k \quad (2.9)$$

Ce principe de propagation est illustré figure 2.2.

Cette méthode de propagation nécessite une connaissance a priori sur le déplacement du véhicule, les données devant être recalées. Des capteurs proprioceptifs sont donc à première vue nécessaires à la bonne estimation de la transformée rigide. Une fois les données utilisables, une approche de type localisation et cartographie simultanées (SLAM) fondée sur une correction à la volée des données capteur peut être développée.

2.2.1 Prise en compte à la volée pour chaque faisceau, application SLAM

Le principe du SLAM s'appuie sur le fait qu'un véhicule placé à une position inconnue dans un environnement inconnu peut être capable de construire une cartographie de l'environnement en utilisant uniquement des observations relatives de

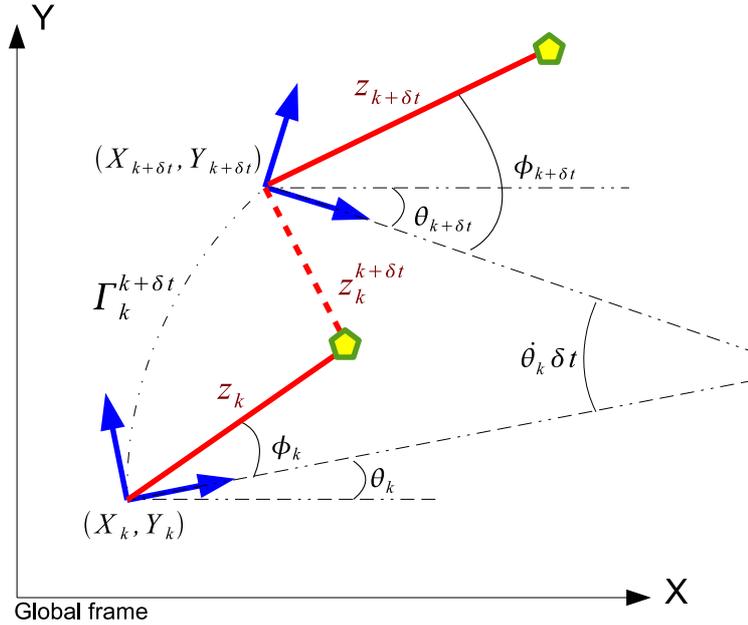


FIGURE 2.2 – Propagation des détections en prenant en compte les dynamiques du capteur et du véhicule. En rouge deux faisceaux successifs. En bleu le repère du véhicule au temps respectifs d’acquisition. En jaune la détection à propager (pour des raisons de clarté, la transformation rigide recalant le capteur dans le repère véhicule a été ignorée).

celui-ci et d’employer simultanément cette carte pour se localiser et naviguer. L’avantage d’une telle méthode est de rendre les véhicules robotiques autonomes sans installer d’infrastructures particulières. Cependant la localisation obtenue reste relative à l’environnement jusqu’à ce qu’une mesure ou donnée de référencement global soit fournie (GNSS).

Le problème du SLAM peut être abordé de différentes manières. Nous avons choisi d’utiliser une approche fondée sur le filtre de Kalman. Un intérêt majeur de cette approche est le fait de pouvoir étudier systématiquement l’évolution de la carte mais aussi des incertitudes de la cartographie et de la position du véhicule. Malgré tout, le filtre de Kalman étendu (EKF pour Extended Kalman Filter) est en général un estimateur non-optimal pour des cas non-linéaires. De plus si l’estimation initiale est incorrecte, l’EKF (voir ci-dessous) peut rapidement diverger en raison de la linéarisation réalisée par le filtre. Un autre problème avec l’EKF se situe au niveau de l’estimation des covariances. Celles-ci tendent à sous-estimer la covariance réelle et peuvent rendre le filtre inconsistant statistiquement sans addition de bruit stabilisateur.

Malgré cela, l’EKF peut donner des performances raisonnables dans des applications de navigation.

2.2.2 Formalisme d'un EKF-SLAM

L'étude théorique développée ici s'appuie sur l'utilisation d'un capteur tournant quelconque, laser ou radar sans considération de l'effet Doppler. Cette technique généraliste peut facilement être étendue à différents types de senseurs, nous parlerons donc ici, dans une optique de généralisation, de capteur télémétrique.

Pour un capteur télémétrique, les mesures de distance et d'azimut $(\rho_i, \phi_i)^T$ d'un amer $m_i = (x_i, y_i)^T$ effectuées à partir du véhicule sont données par :

$$z_{i_k} = \begin{pmatrix} \rho_i \\ \phi_i \end{pmatrix} = h_k(x_k) = \begin{pmatrix} \sqrt{(x_i - x_{v_k})^2 + (y_i - y_{v_k})^2} \\ \arctan\left(\frac{y_i - y_{v_k}}{x_i - x_{v_k}}\right) - \theta_{v_k} \end{pmatrix} + v_{k-1} \quad (2.10)$$

avec v_{k-1} un bruit de covariance R_k .

Une observation d'amer est ainsi comparée aux amers existants. Dans le cas d'un amer qui a déjà été observé, et donc présent dans la carte \mathbf{M}_k , une étape de mise à jour est effectuée. Dans le cas d'une observation nouvelle, l'amer observé m_i est ajouté à la carte \mathbf{M}_k .

Pour effectuer la mise à jour, l'amer déjà observé m_i est comparé à la détection z_{i_k} afin de calculer l'innovation de la mesure \tilde{y}_k ainsi que sa covariance associée S_k . Pour ce faire, nous utilisons le modèle d'observation du capteur h_k reliant la mesure à l'état :

$$\tilde{y}_k = z_{i_k} - h_k(m_i, \mathbf{x}_k) \quad (2.11)$$

$$S_k = H_k \hat{P}_k H_k^T + R_k \quad (2.12)$$

Le gain de Kalman, représentant la correction de l'état par la mesure peut ensuite être calculé comme suit :

$$K_k = \hat{P}_k H_k^T S_k^{-1} \quad (2.13)$$

Le nouvel état, mis à jour grâce à l'observation, est classiquement obtenu comme suit :

$$X_k = \hat{X}_k + K_k \tilde{y}_k \quad (2.14)$$

$$P_k = (I - K_k H_k) \hat{P}_k \quad (2.15)$$

Dans le cas où l'amer observé n'est pas encore présent dans la carte, la même méthode est appliquée en effectuant l'association avec un amer « virtuel » ajouté dans le vecteur d'état avec une grande incertitude. Cette mise à jour permet l'ajout d'un amer dans le vecteur d'état tout en construisant les matrices de covariance représentant les liens statistiques entre les poses du véhicule et des amers déjà existants.

Amers et positions étant liés par la matrice de covariance, l'observation d'un simple amer permet la mise à jour de l'ensemble de la carte ainsi que de la pose du véhicule et des covariances associées.

La représentation des amers peut se faire de différentes façons. Dans le cas de l'application de ce principe dans un SLAM à la volée par laser, présenté section 2.3, nous verrons que le choix s'est porté sur l'utilisation d'amers de type droite. En effet, afin de valider l'aspect prise à la volée des informations, l'expérimentation a été effectuée dans un environnement structuré qui se prête bien à ce genre d'élément géométrique. Néanmoins, le choix de représentation d'amer n'est pas une contrainte au fonctionnement du principe de prise en compte à la volée. En effet, l'approche présentée dans la section 2.4 utilisant un radar, se fonde sur des amers différents, de type point.

2.3 On-The-Fly SLAM basée droite avec une nappe laser 2D

Afin de valider cette démarche tout en s'affranchissant des problèmes de traitement du signal inhérents au radar, une première approche de prise à la volée des informations capteurs a été appliquée sur des données laser.

Dans le cadre de cette expérimentation, nous travaillons dans un environnement extérieur structuré constitué d'un grand nombre d'objets présentant des faces planes. Aussi, un SLAM orienté amer droite a été développé. Les avantages et les inconvénients d'une telle représentation d'amer sont bien décrits dans [Thrun 2002a, Pfister 2006].

L'association de données entre un point d'une droite et un autre de cette même droite est problématique. L'association entre deux points laser l'est tout autant, car il est difficile de retrouver un même impact laser entre deux acquisitions successives. Par conséquent, une cartographie hybride a été écartée. Une association ligne à ligne est utilisée car nous souhaitons que cette approche SLAM à la volée (On-The-Fly SLAM noté par la suite OTF-SLAM) soit adaptée à différents types de capteurs. D'autres formes d'amer peuvent être utilisées, il suffit pour cela de définir le nombre de détections requises pour leur construction et les fournir au processus SLAM dès qu'ils sont générés. Pour détecter des amers géométriques, plusieurs mesures sont nécessaires. En effet, l'utilisation de trop peu de points peut impliquer une extraction d'amer avec une grande incertitude. De ce fait, l'association de données sera sensible à chaque nouvelle détection. De plus, dans notre cas, l'utilisation d'une petite quantité de détections ponctuelles peut avoir comme conséquence la considération d'« outliers » comme des lignes.

2.3.1 Représentation des amers de type droite

Le traitement à la volée des données capteur a été appliqué dans le cadre d'un SLAM orienté amer. Les amers utilisés sont des amers de type droite. Il existe de

nombreux types de représentations de ce genre d'amer. Une liste non exhaustive de représentation est présentée en annexe A avec leurs avantages et inconvénients.

Dans le cadre de cette étude, nous utiliserons la représentation hessienne des droites, soit :

$$-\sin(\alpha) \times x + \cos(\alpha) \times y = d \quad (2.16)$$

Cette représentation permet de régler les problèmes d'anisotropie des représentations cartésiennes ainsi que d'assurer l'unicité des droites en bornant les paramètres d dans la plage $[0, +\infty[$ et α dans $[-\pi, \pi[$. Les problèmes de non linéarité des formulations polaires compliquent la recherche de droite néanmoins la forme hessienne choisie permet l'expression des paramètres et de leurs covariances de façon analytique.

2.3.2 Utilisation des données laser à la volée

Problème d'initialisation des amers

Dans notre optique de OTF-SLAM avec considération de la distorsion, une prise en compte des données à la volée est souhaitable. Cependant pour initialiser une entité géométrique, une droite, ou un amer de la carte, il faudra plusieurs points, ce qui implique plusieurs faisceaux. En effet, un nombre insuffisant de points conduirait à une entité géométrique d'incertitude bien trop grande. L'utilisation de trop peu de points implique le phénomène représenté sur la figure 2.3. Dans le cas des lignes, la droite estimée aura une erreur sur son orientation de π car les erreurs de chaque point se superposent. Ceci impliquera que cette droite pourra être associée dans notre SLAM avec n'importe quelle droite voisine, quelle que soit son orientation. Cette observation n'est pas rare dans le cas d'une application SLAM par laser notamment. De plus, l'utilisation d'un nombre insuffisant de points a pour conséquence la détection d'amers qui ne sont en fait dus uniquement à du bruit.

Afin de se localiser et de construire notre carte, nous souhaitons détecter et initialiser seulement les murs de taille suffisante avec une incertitude représentative. La détection de droite dans des données capteur nécessite donc un minimum de points que nous noterons \mathbf{N} . Nous allons donc effectuer une correction de l'acquisition fondée sur notre modèle en attendant de finir l'acquisition de \mathbf{N} points successifs et traiter cette détection pour y rechercher la présence d'un amer géométrique, une droite dans notre cas. Le nombre de points \mathbf{N} sera défini en fonction de la résolution angulaire du capteur, et du type d'amer géométrique souhaité. Dans notre approche, il a été choisi d'observer l'environnement par portion de 25° .

Gestion à la volée des détections

Les données capteur sont disponibles sous la forme (ρ, θ) associées à leur matrice de covariance P .

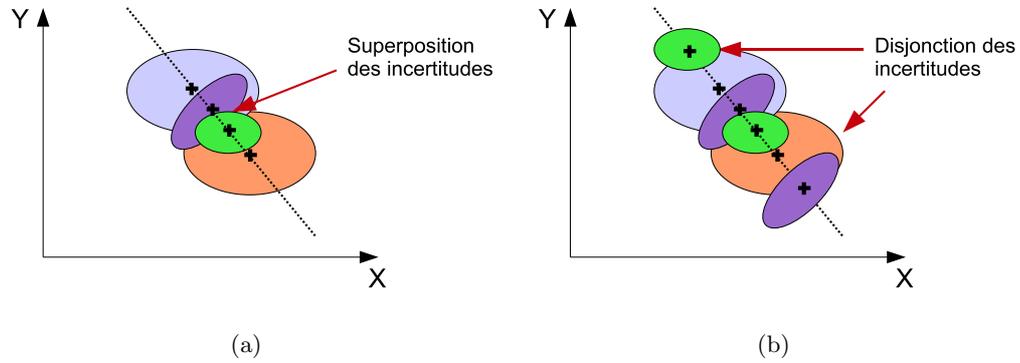


FIGURE 2.3 – Initialisation d’amer de type droite : (a) problème d’initialisation de droite pour un nombre de points faible (incertitude d’orientation de $-/+ \pi$). (b) cas d’initialisation correcte.

$$P = \begin{pmatrix} var(\rho) & cov(\rho, \theta) \\ cov(\rho, \theta) & var(\theta) \end{pmatrix} \quad (2.17)$$

En fonction du capteur utilisé, plusieurs détections peuvent être effectuées sur un même rayon de vue (c’est notamment le cas pour le radar). La première étape consiste à segmenter les données à la volée. Chaque mesure est comparée aux mesures précédentes et est regroupée grâce à un critère de proximité. A la fin de cette étape, des groupements de détections sont obtenus, nous les appellerons par la suite des objets comme représentés sur la figure 2.4.

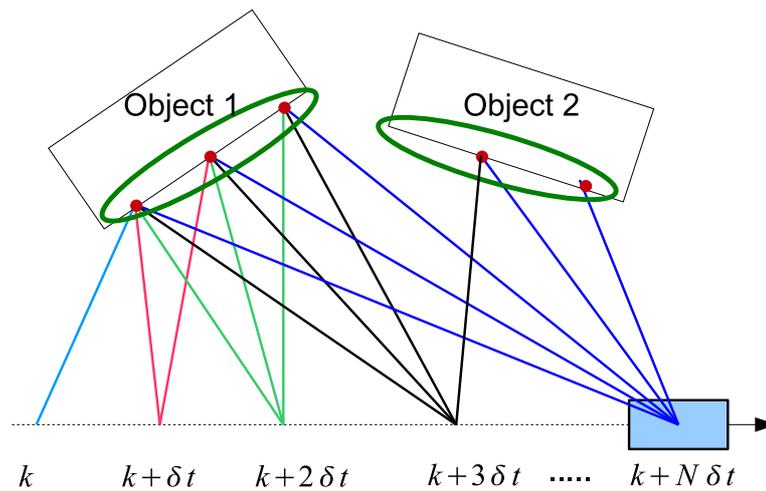


FIGURE 2.4 – Principe de propagation des mesures à la volée et de segmentation.

Lors de la construction de ces objets, à chaque nouvelle mesure, les acquisitions

précédentes sont propagées dans le repère véhicule courant, sur la base du principe décrit dans la section 2.2.

Une fois l'acquisition de \mathbf{N} détections effectuée, pour chaque objet nouvellement créé, une extraction de ligne et de son incertitude associée est menée selon la méthode décrite section A. Chaque ligne est représentée sous sa forme hessienne (d, α) :

$$-\sin(\alpha) \times x + \cos(\alpha) \times y = d \quad (2.18)$$

L'amer $m_{i_{k+\mathbf{N}\delta t}}$ extrait de l'objet i à l'instant $k + \mathbf{N}\delta t$ est représenté par son vecteur d'état comme suit :

$$m_{i_{k+\mathbf{N}\delta t}} = (d_{mi_{k+\mathbf{N}\delta t}}, \alpha_{mi_{k+\mathbf{N}\delta t}})^T \quad (2.19)$$

Les paramètres de la droite $d_{mi_{k+\mathbf{N}\delta t}}$ et $\alpha_{mi_{k+\mathbf{N}\delta t}}$ sont fonction des mesures \mathbf{z}_p prises aux temps $p = k + n\delta t$ avec $n \in \{1, \dots, \mathbf{N}\}$.

Dans le cas d'une non-détection d'amer dans l'objet, les \mathbf{N} points sont ignorés. Dans le cas contraire, l'observation $m_{i_{k+\mathbf{N}\delta t}}$ est fournie au temps $k+\mathbf{N}\delta t$ au processus EKF-SLAM sans attendre la fin de la révolution du capteur.

Une vue générale de l'algorithme utilisé est présentée sur la figure 2.5.

Chaque ligne est bornée par la projection orthogonale des points extrêmes ayant servi à sa création. Ces points limites servent à l'association de droites porteuses identiques pour fusionner les segments dont l'intersection est non nulle, ou conserver deux amers aux segments distincts. Ainsi, l'association entre amers se fait, d'abord par une association des droites porteuses puis, par une vérification des superpositions des segments.

En cas d'association, la droite porteuse est mise à jour par le processus de Kalman. Les bornes du segment résultant sont recalculées à partir des quatre points extrêmes des deux segments fusionnés par un processus annexe.

Dans cette approche, ce n'est pas une correction du panoramique global qui est appliquée mais une prise en compte à la volée de la distorsion par propagation successive des acquisitions dans le modèle d'observation du capteur. Ainsi au fil du scan, des mises à jour permettent de limiter la croissance de l'incertitude de localisation à l'estime. De plus, il n'est pas nécessaire d'attendre la fin de révolution du capteur comme c'est le cas avec les méthodes de scan-matching [Kümmerle 2009a] ou des méthodes récentes de SLAM orientées droites [Wu-Zu 2008, Sohn 2009]. L'extraction de lignes est effectuée à la volée avec des observations non-distordues par une méthode de moindres carrés lorsque suffisamment de détections sont disponibles. Ce principe a été appliqué sur des données laser.

Une autre technique d'interprétation des données à la volée consiste à créer de façon itérative les amers géométriques de type droite. Cette approche a été testée et est présentée dans l'annexe B. La création de droite itérative s'avère être très efficace dans le cas de données très précises peu bruitées. Dans le cas de données réelles,

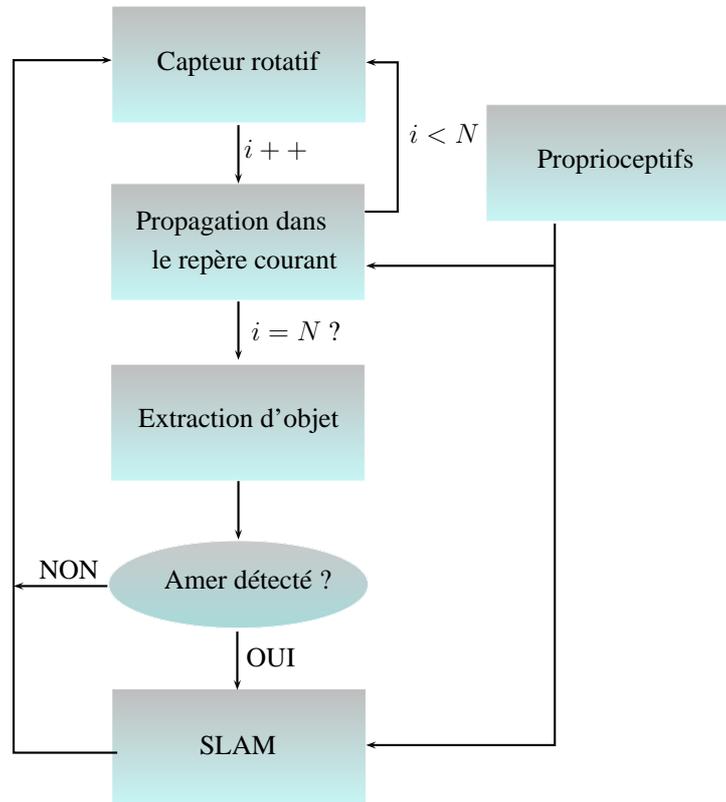


FIGURE 2.5 – Algorithme de principe du OTF-SLAM.

l'initialisation d'une droite en utilisant de deux points successifs d'une acquisition est problématique. En effet, les incertitudes des détections sont souvent trop grandes et l'initialisation se retrouve dans le cas particulier présenté sur la figure 2.3. Deux détections successives ont, dans le cas de données réelles, toujours leurs incertitudes qui se chevauchent créant ainsi des problèmes de non-linéarité. Aussi, un découpage des données télémétriques par secteur a été préféré pour cette application.

2.3.3 Résultats expérimentaux

2.3.3.1 On-The-Fly SLAM dans des conditions classiques

Dans un premier temps, l'algorithme On-The-Fly SLAM (OTF-SLAM) a été appliqué sur un jeu de données réalisé sur la plate-forme expérimentale « PAVIN » (voir figure 2.6) grâce à un véhicule Robucab¹ équipé d'odomètres et d'une nappe laser 2D avec une fréquence d'acquisition de 75 Hz. La vitesse du véhicule est limitée à 3 m/s aussi nous nous trouvons dans une situation où la distorsion peut être négligée. L'objectif de cette expérimentation est de montrer que notre approche est également fonctionnelle dans des conditions classiques, c'est-à-dire à faible vitesse

1. Plateforme robotique autonome électrique produite par Robosoft

avec des capteurs à haute fréquence d'acquisition.



FIGURE 2.6 – (a) photo de la zone d'expérimentation appelée « PAVIN ». (b) plan d'architecte de « PAVIN ».

L'algorithme a été appliqué sur les données laser sans aucun prétraitement ou filtrage. Les mouvements de roulis et de tangage du véhicule ne sont pas compensés. De plus, l'hypothèse d'un monde plan n'est pas vérifiée sur le site expérimental. PAVIN présente des pentes entre 5% et 10%. Ces conditions impliquent de fausses détections de droites issues d'impacts laser au sol. L'erreur de localisation est présentée sur la figure 2.7. Elle est calculée par rapport à la vérité terrain fournie par un GPS-RTK.

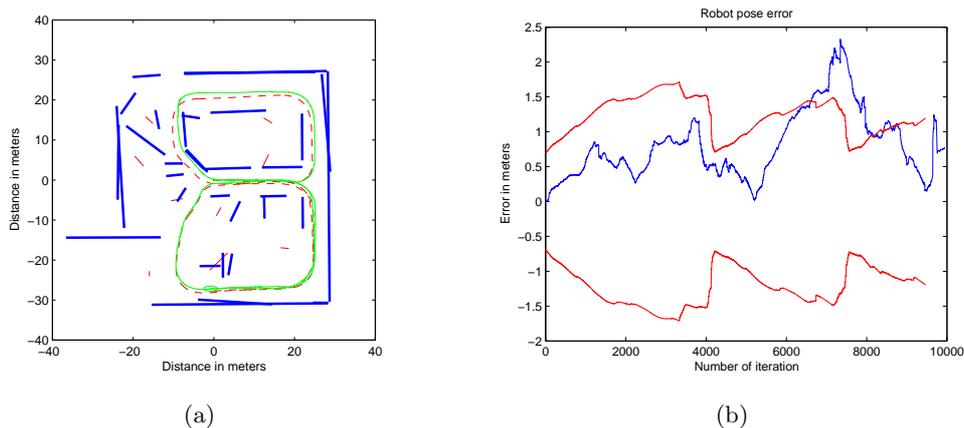


FIGURE 2.7 – (a) carte obtenue par le OTF-SLAM dans des conditions classiques. Les amers en rouge sont considérés comme des bruits par l'algorithme. Les amers en bleu représentent des murs de l'environnement. Les pointillés rouges sont la vérité terrain GPS, en vert, la trajectoire estimée par le SLAM. (b) erreur de localisation avec ses bornes d'incertitude à 2σ .

Autour des itérations 4000 et 8000, des phénomènes de fermeture de boucle se produisent. La grande erreur en distance autour de l'itération 7000 est due au fait que le sol du site d'expérimentation n'est pas plat dans cette zone. De ce fait, des détections au sol causent de fausses associations de données. L'erreur moyenne en distance de l'OTF-SLAM dans ces conditions d'expérimentation est de 0.75 m . Une analyse métrique des performances de l'algorithme sera effectuée dans la section 2.3.4.3.

2.3.3.2 On-the-fly SLAM avec un capteur laser artificiel (0.2 Hz) à faible vitesse

Afin d'évaluer notre algorithme avec un capteur lent, nous avons utilisé une nappe laser SICK LMS221 avec une fréquence de 75 Hz . Pour reconstituer une nappe laser artificiellement ralentie, contenant le même nombre de faisceaux qu'une nappe classique (ici 180 faisceaux), sur chaque acquisition i dans $[0 : 180]$ seul le faisceau de l'angle correspondant i° a été considéré; de ce fait, la fréquence d'acquisition du capteur a été artificiellement réduite à 0.2 Hz (soit une acquisition complète chaque 4.8 s). L'expérimentation a été réalisée dans les mêmes conditions que précédemment et avec le même jeu de données.

Les résultats avec et sans considération de la distorsion sont présentés sur les figures 2.8 et 2.9.

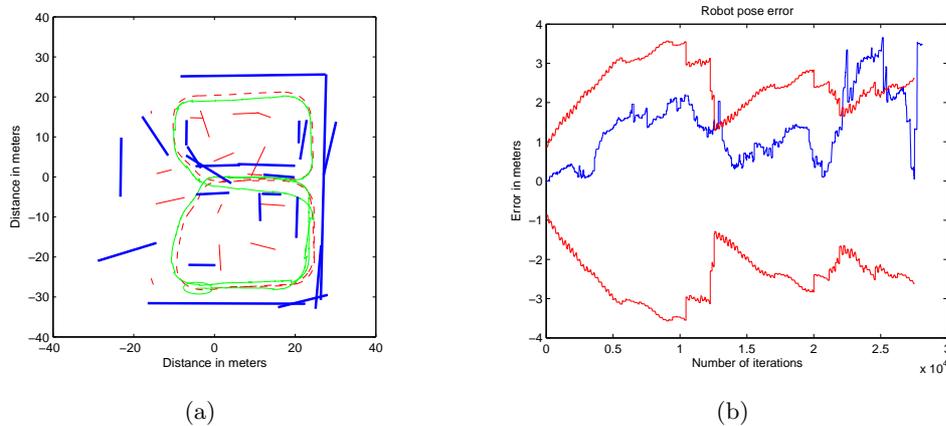


FIGURE 2.8 – On-The-Fly SLAM sans considérer la distorsion (a) et son erreur respective à 2σ (b). La fréquence du capteur est de 0.2 Hz .

La carte et la localisation sans prendre en compte la distorsion apparaissent comme étant de mauvaise qualité. L'erreur maximale de la trajectoire est à 4 mètres de la vérité terrain. Dans les virages, les détections sont soumises à des rotations visibles sur la carte. De la même façon, dans les lignes droites, les ouvertures dans les murs ne sont pas détectées. En conséquence, la localisation fondée sur ces détections n'est pas précise. De plus, les distorsions causent une sur-segmentation de l'envi-

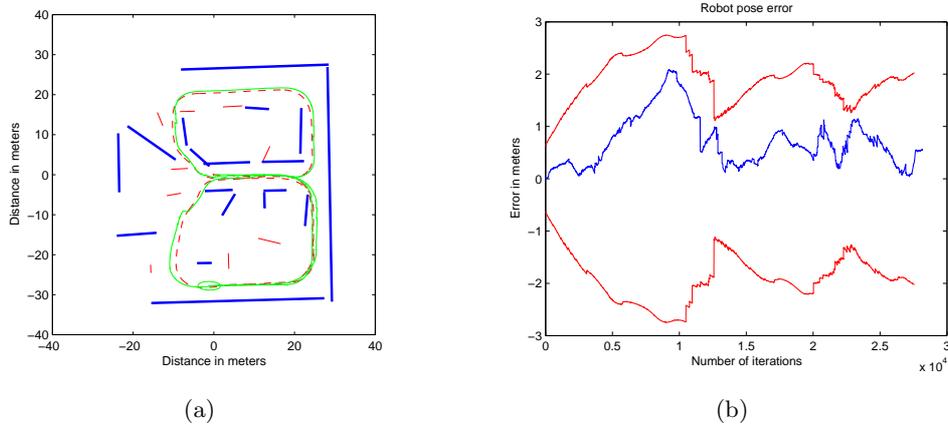


FIGURE 2.9 – On-The-Fly SLAM en considérant la distorsion (a) et son erreur respective à 2σ (b). La fréquence du capteur est de 0.2 Hz .

ronnement.

Dans notre approche à la volée avec considération de la distorsion, la localisation est plus précise excepté dans la zone en pente du site d'expérimentation où de fausses détections causent une nouvelle fois de fausses associations. En comparant les résultats présentés figure 2.8 et figure 2.9, nous pouvons remarquer que les ouvertures dans les murs sont détectées avec la prise en compte de la distorsion. De plus moins d'amers géométriques sont créés afin de représenter l'environnement.

Si l'on compare les deux approches avec capteur lent et capteur rapide (figure 2.7 et 2.9), la carte obtenue avec 180 fois moins de données montre néanmoins une très bonne qualité de localisation. De plus, nous pouvons observer que la cartographie semble meilleure que celle obtenue avec un capteur à 75 Hz . Ce phénomène est une conséquence de l'utilisation d'un capteur lent. Le sous-échantillonnage appliqué sur les données se comporte comme un processus de filtrage. Moins de fausses détections sont faites et la distance entre chaque acquisition est plus grande. Ainsi, les détections d'amers géométriques sont plus sélectives et beaucoup moins de fausses détections se produisent.

Afin de montrer les contributions de notre OTF-SLAM, une méthode de caractérisation des résultats qui s'appuie sur des critères métriques a été développée. L'analyse des résultats sera présentée section 2.3.4.3.

2.3.4 Évaluation des résultats de SLAM

2.3.4.1 Évaluation de la qualité d'une cartographie

L'évaluation des performances des algorithmes de SLAM ont reçu une attention croissante récemment (e.g., [Varsadan 2009, Olson 2009b, Kümmerle 2009b, Burgard 2009, Amigoni 2009]).

Des comparaisons expérimentales d'algorithmes ont déjà été tentées dans un

grand nombre de domaines de la vision par ordinateur. Aujourd'hui, cet effort est appliquée au domaine de la robotique mobile. Plusieurs pistes ont été explorées. Le cadre de l'évaluation, qui est lui même un sujet de recherche [Amigoni 2009], peut être résumé en trois points : la définition du problème, l'évaluation des performances et le jeu de données. Notre objectif n'est pas ici de fournir des réponses complètes (si elles existent) à ces trois points mais de discuter quelques éléments importants dans le cadre de nos travaux et de surligner un manque dans les solutions déjà proposées.

Comme mentionné par les précédents auteurs dans ce domaine, il est nécessaire qu'une procédure d'évaluation soit automatique, et basée sur des métriques de performance liées aux objectifs de l'algorithme. Des jeux de données tests complets et complexes tendent à être développés comme proposé par [RawSeeds 2006, Howard 2003]. Des métriques sont requises pour la mesure des erreurs en plus d'une vérité terrain. Simplement parce que des mesures de précision et de justesse peuvent être utiles dans certaines situations, il y a habituellement plus d'une façon de mesurer les performances des algorithmes.

Un utilisateur potentiel des sorties d'un algorithme a besoin de savoir à quel type de résultats correct ou incorrect il doit s'attendre, puisque certains résultats peuvent être acceptables tandis que d'autres ne le seront pas en fonction de l'application. Ainsi de multiples métriques sont nécessaires pour un utilisateur pour prendre une décision intelligente.

Évaluer et comparer des algorithmes SLAM requièrent des métriques quantitatives des performances comme par exemple de la robustesse, du taux de convergence, de la complexité algorithmique, de la qualité des résultats de trajectoire et particulièrement de la cartographie. Ainsi des solutions ont été proposées dans [Varsadan 2009, Olson 2009b, Kümmerle 2009b, Burgard 2009]. Afin de mesurer l'erreur de trajectoire, nous utiliserons une des métriques proposée dans [Kümmerle 2009b, Burgard 2009]. Néanmoins, à notre connaissance, aucun travail ne propose une façon d'évaluer des cartes basées sur des segments.

Comment évaluer une carte constituée de lignes 2D ?

La proposition d'évaluation quantitative des performances concerne les cartographie 2D à base de droites et est applicable lorsqu'une vérité terrain est disponible. Le même référentiel entre le résultat du SLAM et la vérité terrain est utilisé. Ce processus hors-ligne est fondé sur une mise en correspondance à l'aide d'un graphe biparti. Ce type de graphe est largement décrit en théorie des graphes [West 2001].

Une telle mise en correspondance lie des paires de noeuds de deux ensembles en sélectionnant un sous-ensemble des segments les connectant. Chaque segment sélectionné ne peut avoir qu'un seul noeud dans chaque ensemble, et chaque noeud ne peut avoir qu'un segment. Une fonction objectif associe des poids à chaque segment du graphe, sémantiquement relié à un bénéfice ou à un coût de l'application. Dans ce cas, l'optimisation du graphe pondéré a pour objectif de maximiser (ou minimiser) la somme des poids des mises en correspondances.

L'application de cette technique à notre problème d'évaluation de cartographie (voir figure 2.10), peut être défini comme : ayant un graphe G , son ensemble de segments E et ses deux ensembles de noeuds N_{GT} et N_{SLAM} , une mise en correspondance M est un ensemble de segments, sous-ensemble de E , de telle sorte que deux segments de M ne soient pas reliés au même noeud. N_{GT} et N_{SLAM} font référence respectivement aux amers m_j de la vérité terrain et m_i de la cartographie issue du SLAM.

La figure 2.10 présente, sur un cas simple, la vérité terrain et la carte SLAM. Chaque mise en correspondance M est affichée sur la figure 2.10. Cette procédure entièrement automatique peut facilement être implémentée en utilisant l'algorithme bien connu Hungarian [Kuhn 1955]. Les critères utilisés pour calculer les poids des segments du graphe concernant, la qualité géométrique des amers, la qualité des longueurs de segments ainsi que la sur- ou sous-segmentation de la carte.

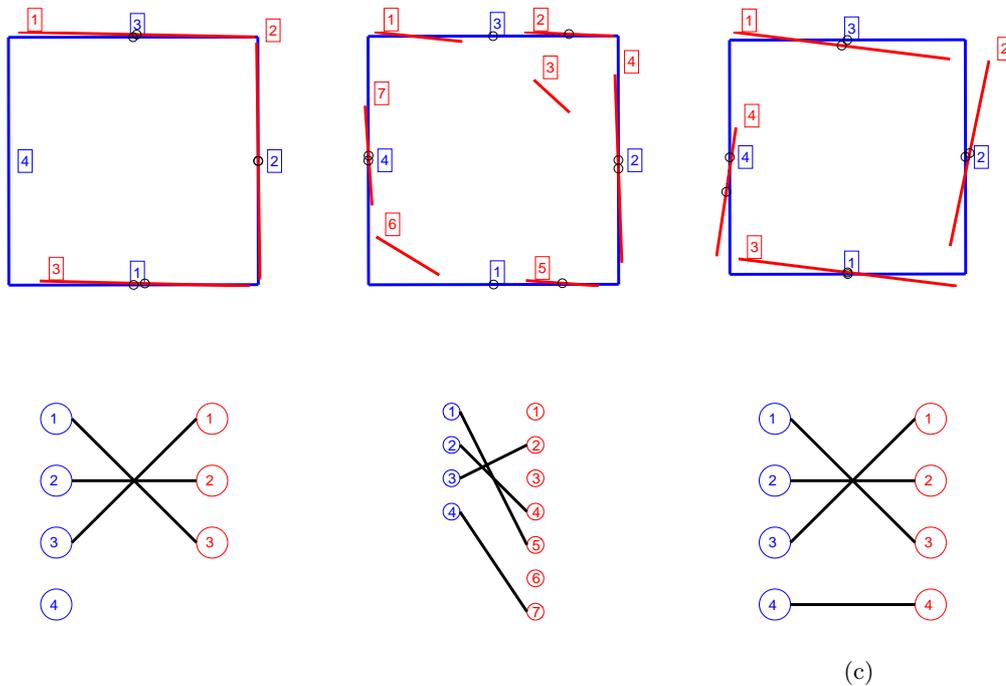


FIGURE 2.10 – Principe de l'évaluation de cartographie pour trois cas différents (a, b, c). Les segments de la vérité terrain sont représentés en bleu et le résultat de l'algorithme SLAM en rouge. En dessous, les associations présentant les poids maximum respectivement obtenues pour les trois simulations.

Qualité géométrique de la carte

Afin d'évaluer notre SLAM basé amer ligne, nous avons utilisé différentes métriques.

Premièrement, la dissimilarité entre deux lignes est nécessaire. Les différences des paramètres de deux amers $m_i = (\rho_i, \phi_i)$ de la carte et $m_j = (\rho_j, \phi_j)$ de la vérité terrain sont calculées comme suit :

$$\begin{cases} \Delta\rho = \rho_i - \rho_j \\ \Delta\phi = \min(|\phi_i - \phi_j|, 2\pi - |\phi_i - \phi_j|) \end{cases} \quad (2.20)$$

Une métrique de différence absolue pondérée entre ρ et ϕ est obtenue en calculant la dissimilarité $\mathcal{D}_{d(i,j)}$ suivante :

$$\mathcal{D}_{d(i,j)} = c_{w1} \times |\Delta\rho| + c_{w2} \times |\Delta\phi| \quad (2.21)$$

avec $c_{w1} = 1$ et $c_{w2} = 1.5$ des poids appliqués respectivement à la distance à l'origine de la droite et à l'angle comme introduit dans [Yuen 2003]. Ces poids permettent d'accorder plus d'importance à l'orientation de la droite qu'à la position de celle-ci.

Une fois la mise en correspondance obtenue, un premier score est calculé à l'aide de cette métrique. Elle mesure la dissimilarité globale des droites et caractérise de ce fait la géométrie globale de la carte obtenue par le SLAM par comparaison avec la référence :

$$Score_d = \sum_{i,j} \mathcal{D}_{d(i,j)} \quad (2.22)$$

Ce score ne tient pas compte des incertitudes attachées aux lignes détectées. Cette métrique peut être complétée par une métrique basée sur la distance de Mahalanobis. Cette distance mesure la dissimilarité entre deux lignes pondérées par leurs incertitudes.

La distance de Mahalanobis entre deux amers est calculée classiquement comme suit :

$$\mathcal{D}_{m(i,j)} = (\Delta\rho \quad \Delta\phi) \times (P_i + P_j)^{-1} \times \begin{pmatrix} \Delta\rho \\ \Delta\phi \end{pmatrix} \quad (2.23)$$

avec P_i et P_j les matrices de covariance respectives des amers comparés.

Le score résultant de cette métrique est donné par :

$$Score_m = \sum_{i,j} \mathcal{D}_{m(i,j)} \quad (2.24)$$

Qualité des longueurs de segment

Les amers ne sont pas seulement représentés par l'orientation et la position de leur droite porteuse. Ils sont également caractérisés par leur longueur. Aussi, chaque amer détecté m_k est représenté par sa droite porteuse (ρ_k, ϕ_k) mais également par ses deux points extrêmes $A_k(x, y)$ et $B_k(x, y)$. En comparant deux cartes composées de formes géométriques de bases ou d'objets, comme des droites, des murs, etc., la distance de superposition des entités mises en correspondance est importante.

Deux taux de superposition ont été calculés en prenant en compte les segments associés après l'étape de mise en correspondance et les segments définis dans la vérité terrain. Ces deux taux représentent respectivement le pourcentage des détections représentant réellement la vérité terrain et le pourcentage de la carte de référence qui a été détecté :

$$R_{OverlapAssoSeg} = \frac{\sum_{i,j} D_{overlap(i,j)}}{\sum_j \|A_j B_j\|} \quad (2.25)$$

$$R_{OverlapGT} = \frac{\sum_{i,j} D_{overlap(i,j)}}{\sum_n \|GTSeg_n\|} \quad (2.26)$$

Sur ou sous-segmentation

Un autre point pertinent pour l'évaluation de la qualité d'une cartographie est une métrique de sur ou sous-segmentation de l'environnement. Ces segmentations sont respectivement calculées comme le pourcentage de segments non associés dans la carte issue du processus SLAM et comme le pourcentage de segments de la vérité terrain non détectés.

Les différentes métriques, énoncées précédemment, ont été calculées pour le cas de l'exemple de la figure 2.10 et sont présentés et analysés dans la section 2.3.4.3.

2.3.4.2 Évaluation de la qualité de la trajectoire

Dans le but d'évaluer la qualité des résultats de localisation obtenus, nous utilisons une métrique proposée par Kümmerle et al. [Kümmerle 2009b]. Cette métrique s'appuie sur les déplacements relatifs entre chaque pose du robot. Au lieu de comparer chaque pose \mathbf{x} de la trajectoire du robot avec chaque pose de la vérité terrain \mathbf{x}^* dans le repère de référence global, la comparaison s'effectue entre δ et δ^* avec $\delta_{i,j} = x_j \ominus x_i$ qui est la transformation rigide relative qui déplace le point x_i en x_j (et respectivement $\delta_{i,j}^* = x_j^* \ominus x_i^*$). \ominus est l'opérateur standard de composition inverse de mouvement.

$$\epsilon(\delta)_{trans} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} trans(|\delta_{i,j} \ominus \delta_{i,j}^*|) \quad (2.27)$$

$$\epsilon(\delta)_{rot} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} rot(|\delta_{i,j} \ominus \delta_{i,j}^*|) \quad (2.28)$$

avec N , coefficient de normalisation correspondant au nombre de transformations rigides relatives à comparer. Les opérateurs $trans(\cdot)$ et $rot(\cdot)$ sont utilisés pour séparer les composantes de translation et de rotation.

Cette technique d'évaluation d'un SLAM basé sur des amers de type droite a été présentée dans [Vivet 2010].

2.3.4.3 Évaluation des résultats

Évaluation des résultats de simulation

Le tableau 2.1 résume les différentes valeurs des taux présentés dans la partie 2.3.4 dans le cas de l'exemple présenté sur la figure 2.10.

TABLE 2.1 – Évaluation de la qualité de la cartographie de l'exemple simulé présenté figure 2.10.

	(a)	(b)	(c)
$Score_d$	0.27719	0.88124	1.4974
$Score_m$	0.18611	1.9447	12.9393
$R_{OverlapAssoSeg}$	91.6325%	45.2584%	80.6126%
$R_{OverlapGT}$	68.7244%	45.2584%	80.6126%
% Segt. non associés dans la carte	0%	42.8571%	0%
% Segt. non détectés dans la GT	25%	0%	0%

Nous pouvons voir que pour les données simulées (a), chacun des scores $Score_d$ et $Score_m$ sont bons. De plus les lignes détectés correspondent bien à la vérité terrain (GT). Comme attendu, en comparant les tests (b) et (c), les lignes mises en correspondance sont plus proches de la vérité terrain que (b). $R_{OverlapAssoSeg}$ montre qu'en considérant seulement l'association des amers, le résultat (a) est le meilleur puisque il présente un taux de recouvrement de 91%. En comparant (b) et (c), les résultats de (c) sont plus proches de la longueur totale des segments de la vérité terrain.

Le critère $R_{OverlapGT}$ (c) est le meilleur pour la superposition globale des segments. Les métriques de sur- et sous-segmentation peuvent compléter ces scores. Le résultat (b) présente un effet de sur-segmentation, il représente 43 % de la carte. (a) est le test dans lequel le quatrième segment de la vérité terrain n'a pas été détecté. Pour conclure sur les résultats simulés, le test (a) est globalement le meilleur même si l'environnement complet n'a pas été observé. En effet, les résultats concernant la partie observée sont précis. Grâce aux scores mis en place, nous pouvons voir que le résultat (b) indique une sur-segmentation de l'environnement mais fournit de bonne estimation des droites. Le résultat (c) permet de détecter l'ensemble de

l'environnement mais avec une précision très limitée. Bien entendu, l'interprétation de chaque score dépend de l'application finale visée.

Évaluation des résultats sur données réelles

L'évaluation des résultats, développée précédemment, est à présent appliquée aux expérimentations sur données réelles présentées dans la section 2.3.3. Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau 2.2.

TABLE 2.2 – Évaluation de la qualité de cartographie des résultats expérimentaux obtenus sur données réelles (Section 2.3.3).

Carte	Fig. 2.7	Fig. 2.9	Fig. 2.8
$Score_d$	2.87	2.96	6.79
$Score_m$	295.54	293.97	353.08
$R_{OverlapAssoSeg}$	78.63%	77.63%	80.85%
$R_{OverlapGT}$	63.52%	60.65%	61.74%
% Segt. non associés (carte)	58.75%	33.33%	51.35%
% Segt. non détectés (GT)	35.71%	35.71%	35.71%

La comparaison des scores donnés par l'évaluation des trois cartographies permet de voir que chacun des scores $Score_d$ et $Score_m$ sont meilleurs pour les cartes présentées figure 2.9 et 2.7. Les amers détectés grâce à l'algorithme SLAM utilisé sont plus proches de la vérité terrain et présentent des incertitudes moins grandes. Chaque cartographie représente le même taux de détection de l'environnement, cependant, celle obtenue sans la prise en compte de la distorsion (carte de la figure 2.8) présente une sur-segmentation plus importante. Le taux de sur-segmentation est encore plus grand lors de l'utilisation du capteur à 75 Hz, du fait des impacts au sols et fausses détections. Si l'on compare les taux de superposition des segments, nous pouvons voir que chaque algorithme donne approximativement les mêmes résultats. En s'appuyant sur ces critères, nous pouvons conclure que la qualité de la cartographie est meilleure lorsque la distorsion est prise en compte, ou qu'elle est négligeable. De plus, l'utilisation d'un capteur lent a pour conséquence un sous-échantillonnage et semble permettre un filtrage naturel des données réduisant le nombre de fausses détections et donc de faux amers.

Pour compléter cette observation, une évaluation de la qualité de la trajectoire a été menée sur ces expérimentations. Le tableau 2.3 résume les résultats obtenus.

TABLE 2.3 – Evaluation de la trajectoire.

Trajectoire	Fig. 2.9	Fig. 2.8
Erreur en translation Tx et Ty (en mètres)	0.00099347	0.0017407
Erreur en rotation (en radians)	0.066087	0.072469

En se fondant sur l'évaluation de la trajectoire, l'erreur moyenne de transformation rigide, tant au niveau translation que rotation est moins grande pour l'expérimentation prenant en compte la distorsion.

Grâce aux métriques proposées et utilisées ici, nous avons pu évaluer la qualité de la cartographie fournie par les approches prenant en compte ou ignorant la distorsion. Ces critères complètent l'évaluation visuelle qualitative classique des approches SLAM et quantifient à la fois la qualité de la cartographie et de la trajectoire lorsqu'une vérité terrain est disponible.

A la vue de ces trois évaluations, la distorsion a un impact important à la fois sur la qualité de la cartographie et de la trajectoire. Notre méthode On-The-Fly SLAM améliore les résultats du SLAM en évitant la distorsion des données et en fournissant au processus SLAM les détections dès que possible.

2.3.5 Conclusions

Cette approche de prise en compte du mouvement à la volée démontre l'importance de la considération de la notion de distorsion sur des données acquises par capteur tournant avec un véhicule mobile. Plus la vitesse de rotation du capteur est lente par rapport à sa vitesse d'avancement, plus la déformation des données est importante et doit être prise en compte. La faisabilité de l'utilisation à la volée des informations capteurs a été démontrée dans un environnement structuré, avec un capteur volontairement ralenti, par une application de SLAM laser à la volée basée sur des amers géométriques de type droite. Une technique d'évaluation des résultats SLAM orientée amers géométriques de type droites ou segments, tant au niveau de la trajectoire que de la cartographie, a été proposée lorsqu'une vérité terrain est disponible, et ce afin d'évaluer l'apport de la méthode. Ces développements ont été publiés dans [Vivet 2009] et [Vivet 2010] Afin de valider l'approche dans des conditions moins favorables, cette méthode de prise en compte à la volée des détections a été également appliquée avec un capteur tournant réel basé sur la technologie radar.

2.4 On-The-Fly SLAM ponctuel avec un radar FMCW

Cette même technique de prise en compte à la volée des données de perception a été appliquée avec le capteur tournant lent qu'est le radar panoramique K2Pi. Le principe employé reste le même néanmoins le type d'amer utilisé dans cette approche diffère des droites de l'approche laser. Nous utiliserons dans le cas du radar une approche ponctuelle car l'information géométrique fournie par ce genre de capteur est plus pauvre et moins précise qu'avec une nappe laser.

2.4.1 Principe des radars FMCW à modulation en dents de scie : estimation de distance

Pour utiliser le radar en robotique mobile d'extérieur, où les distances s'étendent généralement de quelques mètres à quelques centaines de mètres, la technique clas-

sique du radar pulsé n'est pas la mieux adaptée. En effet, une précision de 1 mètre sur la mesure de distance impose une précision de quelques nanosecondes sur la mesure du temps de vol, ce qui implique la mise en oeuvre d'une électronique très rapide donc très coûteuse. C'est la raison pour laquelle un radar continu à modulation linéaire de fréquence (FMCW) a été développé ce qui permet de convertir le temps très court qui sépare la distance radar-objet en une fréquence directement proportionnelle à cette distance. L'autre avantage apporté par le radar continu est une puissance émise faible, qui limite les risques pour l'utilisateur.

Le principe d'un tel radar [Monod 1995] consiste à mélanger le signal émis qui suit une loi de modulation linéaire en fréquence, avec le signal écho provenant des objets situés dans la direction d'émission. La fréquence centrale étant f_0 , les principales caractéristiques de la loi de modulation sont son excursion en fréquence F et sa période de modulation. Dans un environnement qui contient des cibles fixes et mobiles, le signal de battement est le résultat d'une contribution complexe des signaux renvoyés par chacune des cibles. Ce signal peut être décrit analytiquement comme la somme de n signaux de battement provenant de n cibles situées à des positions différentes et ayant des vitesses différentes. Son expression pour une modulation linéaire en dents de scie centrée sur la fréquence f_0 s'écrit :

$$S_b(t) = \sum_{i=1}^n a_i \cos(2\pi k \tau_i t + f_0 \tau_i) \quad (2.29)$$

où $k = \Delta F / F_m$ est la pente de la loi de modulation et $\tau_i = 2R_i/c$ le temps écoulé entre le signal émis et le signal reçu d'une cible i située à la distance R_i . L'amplitude a_i du signal de battement dépend à la fois de la puissance transmise et de la puissance rétro-diffusée par chaque cible en fonction de sa surface équivalente radar ou RCS pour Radar Cross Section. Si l'on considère que l'antenne radar pointe dans une direction donnée sur une cible fixe, la *fréquence de battement* F_b de ce signal a pour expression :

$$F_b = \frac{4\Delta F F_m R_i}{c} \quad (2.30)$$

La distance R_i à chaque objet peut ainsi être obtenue par une analyse fréquentielle du signal, soit à l'aide d'une transformée de Fourier classique du signal de battement, soit grâce à des méthodes paramétriques dites super et haute résolution telle que LSMTW, MUSIC, ESPRIT, Min-Norm. Dans [Bastard 2007], Bastard et al. dressent un panorama de ces méthodes générales d'analyse spectrale.

L'avantage apporté par le radar sur le laser est que tous les objets présents dans une direction donnée apparaissent s'ils ne se masquent pas et que leurs distances et vitesses respectives peuvent être directement calculées.

Dans le cas d'un objet mobile ou d'un radar mobile, cette fréquence de battement F_b est également modifiée par l'effet Doppler F_{Dopp} .

$$F'_b = \underbrace{\frac{4\Delta F F_m R_i}{c}}_{F_b} + \underbrace{\frac{2V}{\lambda}}_{F_{Dopp}} \quad (2.31)$$

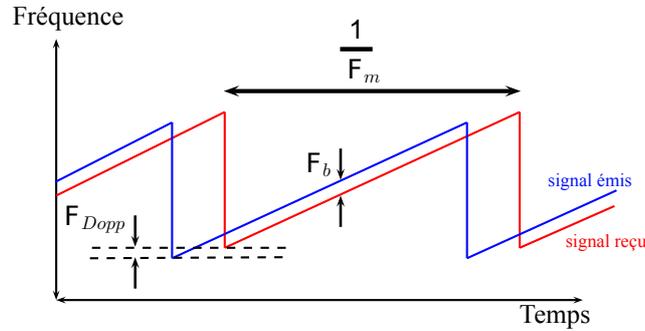


FIGURE 2.11 – Principe d'un radar FMCW : les signaux émis et reçus sont mélangés. Le décalage F_b entre les deux pentes à un instant donné t indique le temps de vol de l'onde tandis que le décalage vertical représente l'information Doppler F_{Dopp} .

Néanmoins, l'influence de l'effet Doppler n'est pas connue. Il y a avec ce genre de modulation une ambiguïté distance, vitesse.

2.4.2 Caractéristiques du radar utilisé : le K2Pi

Le radar K2Pi est un radar en bande K dont l'antenne effectue une rotation complète de 360° en une seconde.

Le radar présenté figure 2.12 est un radar panoramique en bande K, baptisé K2Pi, dont l'antenne effectue une révolution de 360° par seconde. Ce radar est une réalisation du Cemagref [Rouveure 2010]. Le capteur génère une image télémétrique des obstacles dans l'environnement direct du véhicule avec une mesure par degré et avec une portée maximale fixée aujourd'hui à 100 mètres.



FIGURE 2.12 – Radar FMCW K2Pi.

Chaque mesure (ou faisceau) émis dans une direction est reçue sous forme de spectre de puissance représentant les échos de l'environnement sur la portée entière du radar.

Le radar K2PI a été réalisé autour d'une architecture PC/104 avec un processeur Pentium M-2GHz. Les données spectres et angles sont transmises à l'application par lien Ethernet, après chaque rotation de 360° de l'antenne. Les caractéristiques principales du radar sont présentées dans la table 2.4.

TABLE 2.4 – Caractéristiques du radar K2pi.

Puissance transmise P_t	20 dBm
Gain d'antenne G	20 dB
Portée	3 m/100 m
Fréquence porteuse F_0	24 GHz (K band)
Résolution angulaire (horizontale)	3°
Résolution en distance δR	0.6 m
Taille (longueur-largeur-hauteur)	27-24-30 cm
Poids	10 kg

Chaque spectre est calculé comme étant la transformée de Fourier du signal temporel reçu comme représenté sur la figure 2.13.

Comme l'antenne est tournante, un spectre est calculé par le radar tous les angles de vue, permettant de construire une image panoramique de type PPI (Plan Position Indicator). Le spectre apparaît dans cette représentation en fonction de l'angle d'antenne, le radar se trouvant au centre de l'image. Les différentes étapes de la construction de l'image panoramique sont illustrées à la figure 2.14. Une image radar réelle sans traitement est présentée sur cette même figure.

2.4.3 Extraction d'amers ponctuels du signal radar

Extraction des détections

Une image radar brute, comme présentée sur la figure 2.15, est difficilement interprétable. Afin de pouvoir utiliser ce genre de données dans une optique de SLAM orienté amer, des techniques du traitement d'images doivent être appliquées pour améliorer la qualité et différencier les multiples détections. Le radar étant soumis à des effets de scintillement, ou de « Speckle », qui sont des modulations d'amplitude difficilement prévisibles du signal inhérentes à toute construction d'image radar, certaines détections peuvent apparaître ou disparaître d'une image à l'autre. Les méthodes classiques de filtrage de ces phénomènes [Frost 1982, Liu 1999] s'appuient sur des filtrages spatio-temporels, utilisant donc N images radar successives. Dans une optique de traitement à la volée des données, le fait d'attendre N images est inacceptable. Ces perturbations inhérentes au radar causeront donc de nombreuses fausses détections et donc des amers impossibles à associer dans la méthode utilisée. Afin de limiter ce phénomène parasite, la détection d'amer doit se fonder sur des objets avec une puissance de réflexion importante facilement identifiable. De plus, le choix d'utiliser des impacts isolés permettra d'éviter des associations non représentatives comme dans le cas de points différents situés sur un même mur.

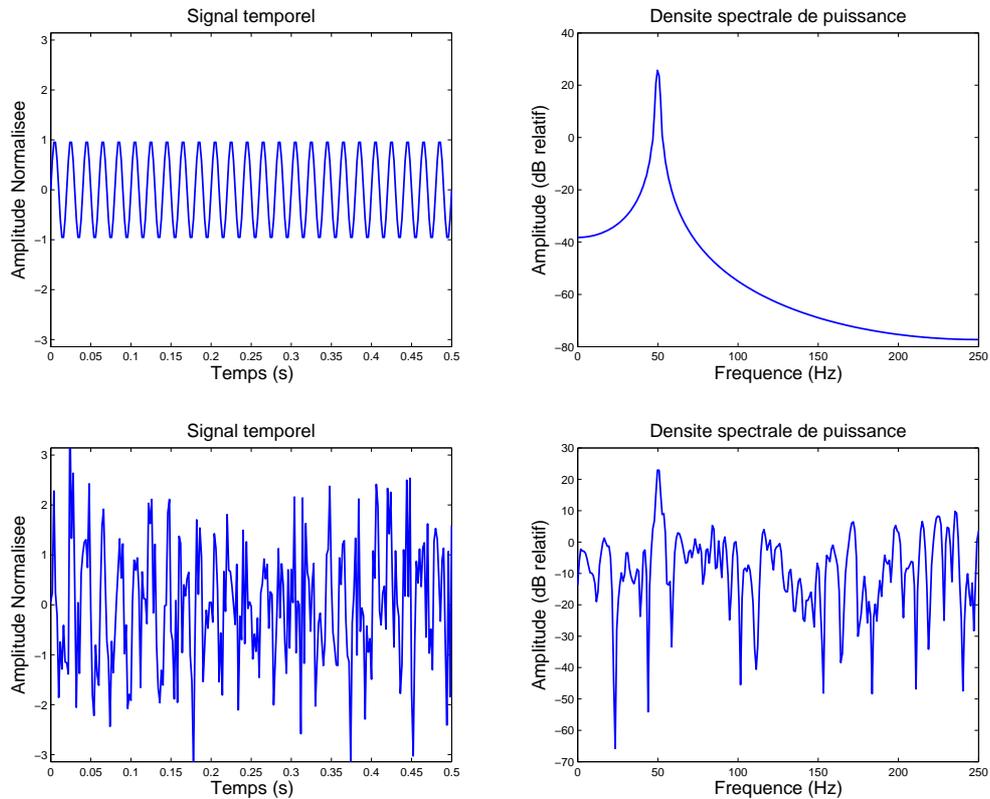


FIGURE 2.13 – Obtention d’un spectre radar : un signal temporel (a) est analysé en fréquence pour obtenir une densité spectrale de puissance ou spectre radar (b). Le cas d’un signal bruité est également présenté en (c) et (d).

Ces contraintes diminuent le nombre d’amers utilisables mais permettent de limiter les fausses associations dont l’effet est néfaste dans des méthodes de SLAM.

L’objectif du traitement d’image consiste donc à détecter des échos radar puissants et à sélectionner ceux qui sont isolés des autres. Les impacts obtenus sur une image radar sont cependant plus étalés lorsque la distance de détection grandit. Ceci provient du fait que l’antenne radar n’est pas suffisamment directive et a un angle d’ouverture important d’environ 3° . Cet effet est visible sur l’image radar cartésienne où les détections éloignées sont représentées comme des taches étendues.

Une première étape consiste donc à concentrer ces détections en prenant en compte l’ouverture d’antenne.

La réponse impulsionnelle, représentée en polaire, d’un objet ponctuel soumis à un éclairage radar est caractérisée par une forme gaussienne directement liée à la forme du lobe d’antenne. En effet, les impacts représentés en polaire présentent une réponse gaussienne identique quelle que soit la distance de détection. Cette caractéristique permet l’utilisation d’un filtrage identique sur l’ensemble du faisceau. Ainsi, cette réponse impulsionnelle est utilisée comme masque de déconvolution du signal radar en polaire afin d’affiner les détections. Afin d’effectuer ce traitement,

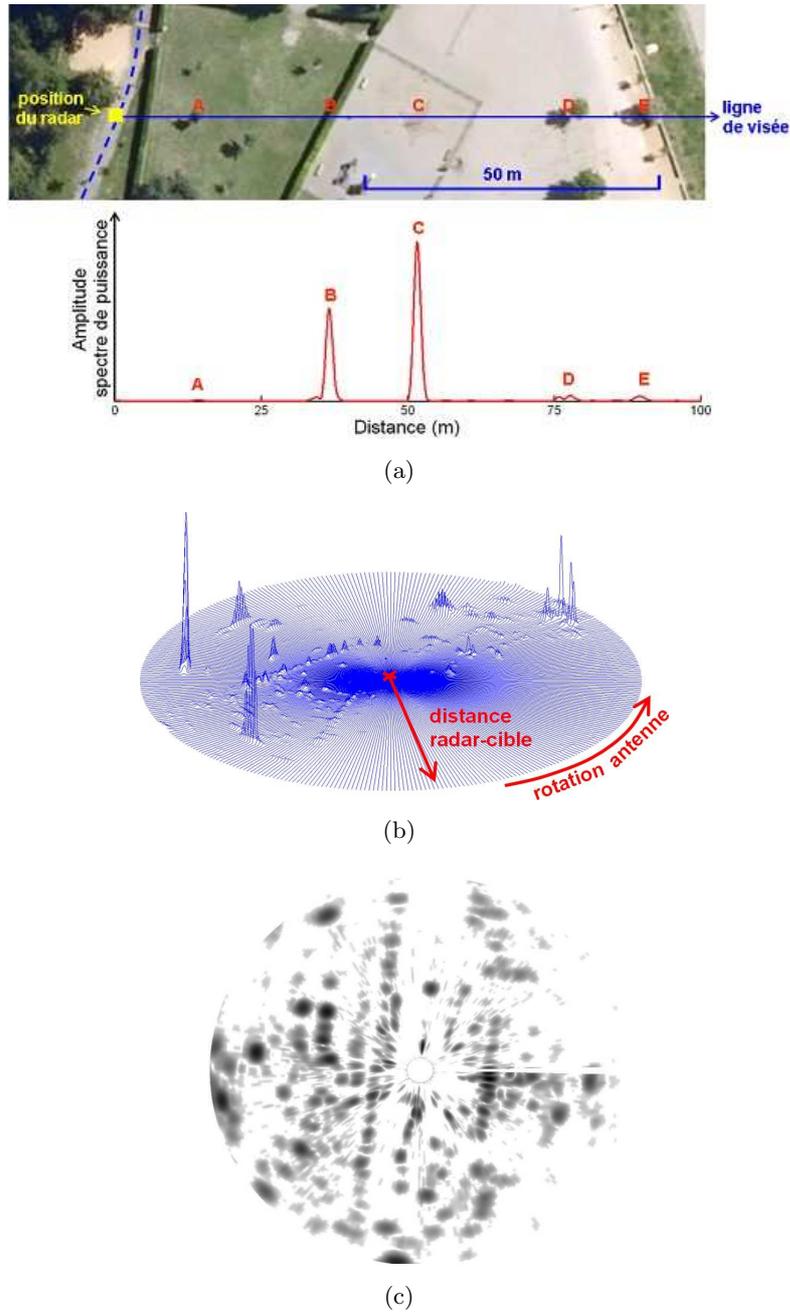


FIGURE 2.14 – Construction de l’image panoramique radar. (a) La trajectoire du véhicule est représentée par une ligne discontinue bleue, en jaune la position du radar. Le spectre obtenu pour la ligne de visée est représenté en rouge. (b) La concaténation des spectres sur 360° donne une image radar. (c) Image radar K2Pi brute : le radar se trouve au centre et observe l’environnement à 360° sur une portée de 100 m.

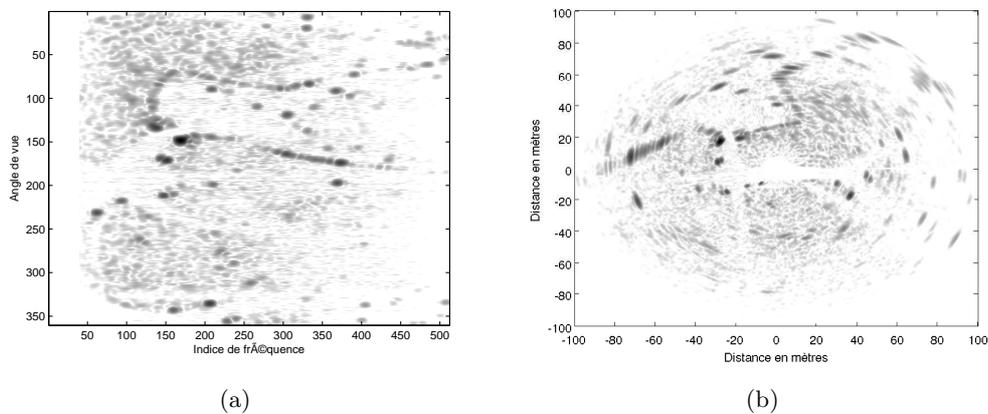


FIGURE 2.15 – (a) Image radar brute en polaire. (b) Image radar brute en cartésien.

plusieurs faisceaux radar sont requis, le choix a été fait d’observer l’environnement dans les mêmes conditions qu’avec l’approche laser, soit par secteur angulaire de 25° . Le résultat de déconvolution de l’image présentée sur la figure 2.15 est présenté sur la figure 2.16.

Cette première étape permet de réduire l’influence de l’ouverture d’antenne sur l’apparence des détections et ainsi de les focaliser.

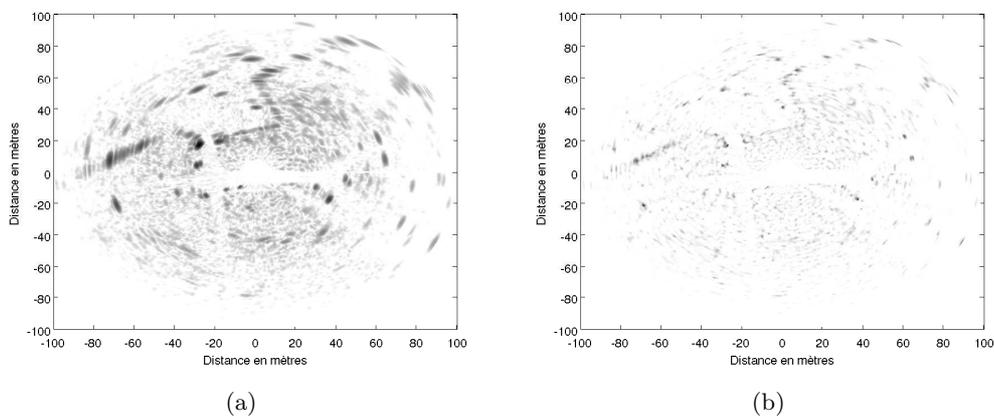


FIGURE 2.16 – (a) Image radar brute en cartésien. (b) Image radar déconvoluée en cartésien.

Cette focalisation des détections laisse apparaître des échos parasites de forte amplitude. Ces bruits sont alors filtrés par des opérations de morphologie mathématique telles que l’érosion et la dilatation, permettant de supprimer la majorité du bruit fin de l’image radar. Le résultat de cette étape sur notre exemple est présenté sur la figure 2.17.

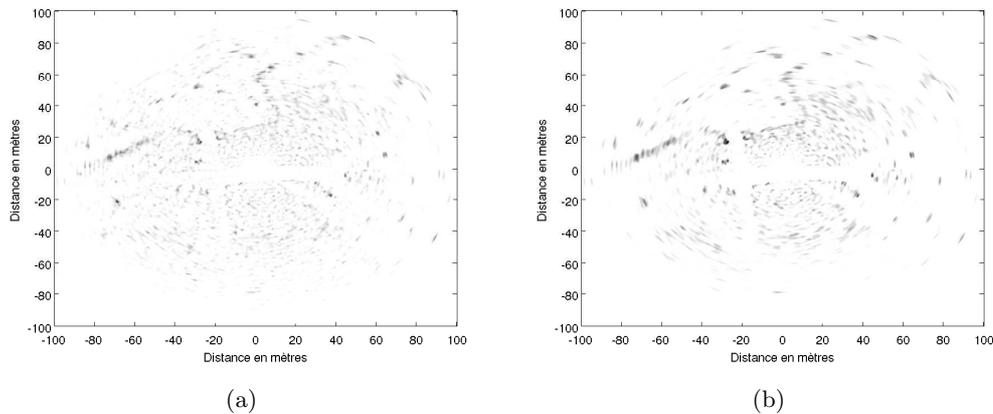


FIGURE 2.17 – (a) Image radar déconvoluée en cartésien. (b) Image radar après opération de morphologie mathématique en cartésien.

Une fois ces filtrages appliqués, la sélection des pics de puissance les plus élevés est effectuée par seuillage. Afin d’obtenir les détections les plus puissantes quel que soit le type d’environnement, très riche ou pauvre, le seuillage choisi est un seuil adaptatif calculé à l’aide de la valeur médiane des puissances radar réfléchies. Le résultat de cette étape est présenté sur la figure 2.18.

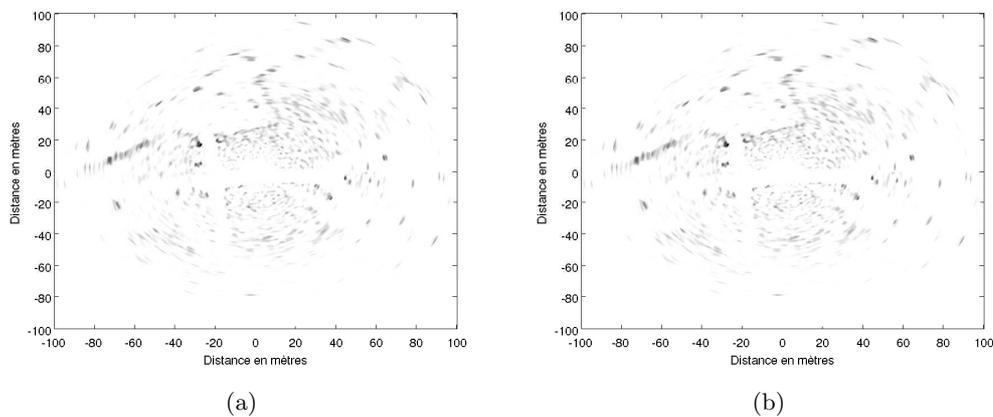


FIGURE 2.18 – (a) Image radar après opération de morphologie mathématique en cartésien. (b) Image radar après seuillage en cartésien.

Une fois l’image traitée, une détection des maximums locaux de l’image est effectuée. Pour cela un masque de dilatation M est convolué avec l’image d’origine I , seules les valeurs maximales de chaque pixel sont conservées pour chaque pixel de la nouvelle image I' . La comparaison de cette image résultante I' avec l’image d’origine I permet de trouver les pixels n’ayant pas changé de valeur. Cela implique que dans

le voisinage de ce point, défini par la taille du masque, aucun pixel n'avait une valeur supérieure. Ces points là sont donc considérés comme étant des maximums locaux.

$$I = \begin{pmatrix} 3 & 5 & 5 & 1 & 2 \\ 3 & 5 & 5 & 2 & 5 \\ 4 & 4 & 4 & 2 & 5 \\ 4 & 4 & 3 & 2 & 2 \\ 3 & 3 & 4 & 4 & 5 \end{pmatrix} \quad M = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$I' = I \oplus M = \begin{pmatrix} 5 & 5 & 5 & 5 & 5 \\ 5 & 5 & 5 & 5 & 5 \\ 5 & 5 & 5 & 5 & 5 \\ 4 & 4 & 4 & 5 & 5 \\ 4 & 4 & 4 & 5 & 5 \end{pmatrix} \quad (I == I') \Rightarrow Max \quad (2.32)$$

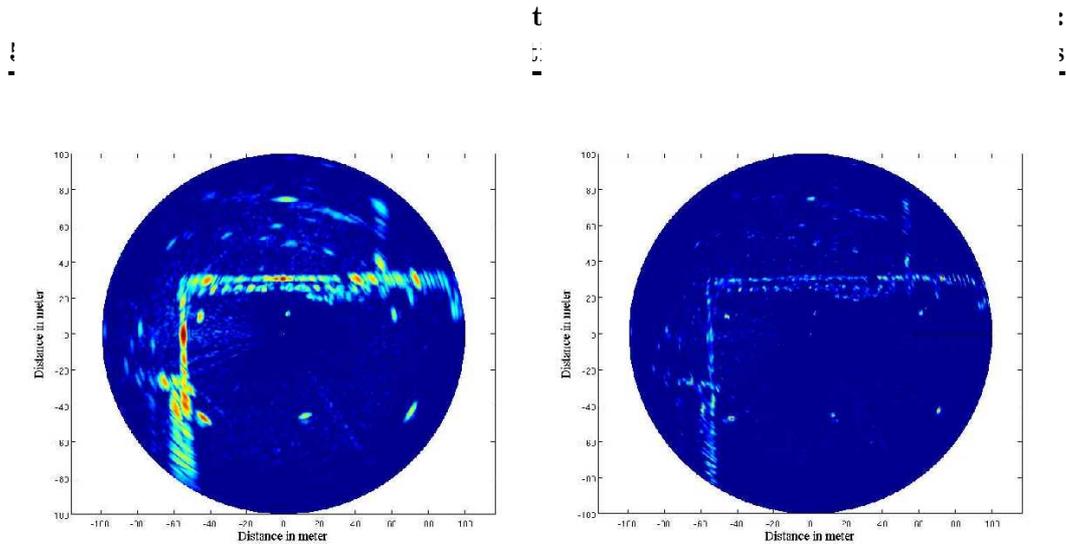
avec \oplus représentant l'opération de dilatation.

$$\underbrace{\begin{pmatrix} 3 & 5 & 5 & 1 & 2 \\ 3 & 5 & 5 & 2 & 5 \\ 4 & 4 & 4 & 2 & 5 \\ 4 & 4 & 3 & 2 & 2 \\ 3 & 3 & 4 & 4 & 5 \end{pmatrix}}_I \quad == \quad \underbrace{\begin{pmatrix} 5 & 5 & 5 & 5 & 5 \\ 5 & 5 & 5 & 5 & 5 \\ 5 & 5 & 5 & 5 & 5 \\ 4 & 4 & 4 & 5 & 5 \\ 4 & 4 & 4 & 5 & 5 \end{pmatrix}}_{I'} \quad ==> \quad \underbrace{\begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}}_{Max}$$

Il est à noter qu'avec cette méthode simple, l'ensemble des pixels des paliers de taille supérieure ou égale à celle du masque sont détectés comme étant des maximums locaux. Pour réduire le nombre de fausses détections, un bruit aléatoire est appliqué sur l'image. Ce bruit est dimensionné de façon à ne pas modifier les véritables maximums. Ainsi l'amplitude du bruit est inférieure à la moitié de la plus petite différence non nulle entre pixels. Cette méthode assure de n'obtenir qu'un maximum par région de taille du masque.

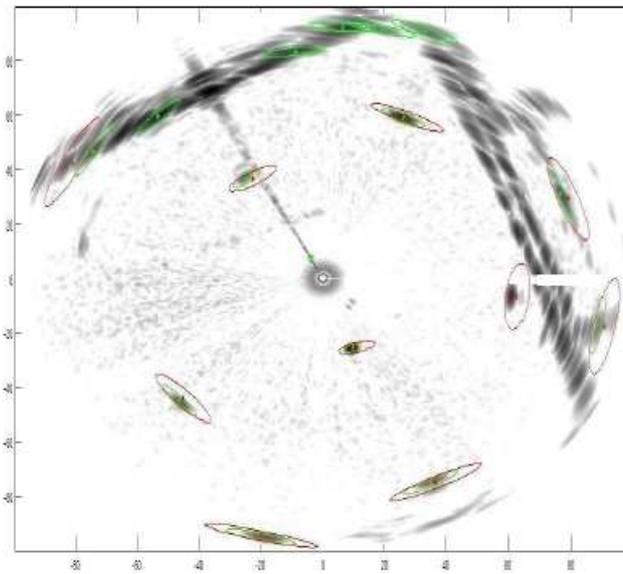
La détection automatique d'amers ponctuels fournit donc des impacts isolés de forte puissance. Un exemple de détection sur l'environnement exploité dans la section 2.4.4 est présenté sur le figure 2.19.

A la suite de ces traitements, chaque région, autour de laquelle la détection ponctuelle est effectuée, est étudiée afin de détecter la présence d'autres impacts dans la zone. Si aucun autre impact n'a été détecté, la détection est considérée comme étant un amer ponctuel (ρ, ϕ) affublé d'une incertitude gaussienne dépendante de l'ouverture d'antenne. Cette détection est alors fournie au processus SLAM via son modèle d'observation.



(a) Panoramique brut

(b) Panoramique après traitement



(c)

FIGURE 2.19 – (c) Exemple d'extraction d'amers sur image radar : en vert les amers détectés sur l'image radar courante. En rouge les détections d'une image précédente. Un nombre non négligeable d'amers ponctuels est re-déteactable d'une image à l'autre.

Modèle d'observation

Une détection radar (ρ, ϕ) est obtenue après l'analyse en fréquence du signal reçu ainsi que de son traitement. Pour un faisceau, plusieurs impacts peuvent être détectés et, pour chaque impact, distance et azimuth de l'objet sont extraits. La distance ρ est fonction de la position et du cap du porteur du radar (x_v, y_v, θ_v) , de la position de l'amer $m_i = (x_i, y_i)$ et de la direction centrale d'émission de

l'onde radar ϕ . Cependant, comme le radar se déplace, cette distance estimée est également modifiée par l'effet Doppler provenant de la vitesse de déplacement du radar lui-même (\dot{x}_v, \dot{y}_v) . La vitesse de rotation propre du faisceau radar induit une vitesse de la cible qui est orthogonale à la direction centrale d'émission de l'onde. Cette vitesse induite n'implique pas de modification de fréquence par effet Doppler et n'entre donc pas en compte. La vitesse radiale de déplacement de la cible devrait être prise en compte dans le cas des environnements dynamiques. Sans a priori sur la scène, cette prise en compte n'est pas possible. Nous limitons donc l'étude à l'hypothèse d'un environnement statique.

Nous montrons que nous obtenons, avec prise en compte de l'effet Doppler :

$$F_b = h(x_v, y_v, \dot{x}_v, \dot{y}_v, x_i, y_i, \theta, \phi) \quad (2.33)$$

$$F_b = \frac{\sqrt{(x_v - x_i)^2 + (y_v - y_i)^2}}{\alpha} + 2 \times \frac{\sqrt{\dot{x}_v^2 + \dot{y}_v^2} \times \cos(\theta + \phi)}{\lambda} \quad (2.34)$$

où λ est la longueur d'onde du signal radar, α un coefficient qui relie la fréquence et la distance.

Les repères utilisés ici sont représentés sur la figure 2.20.

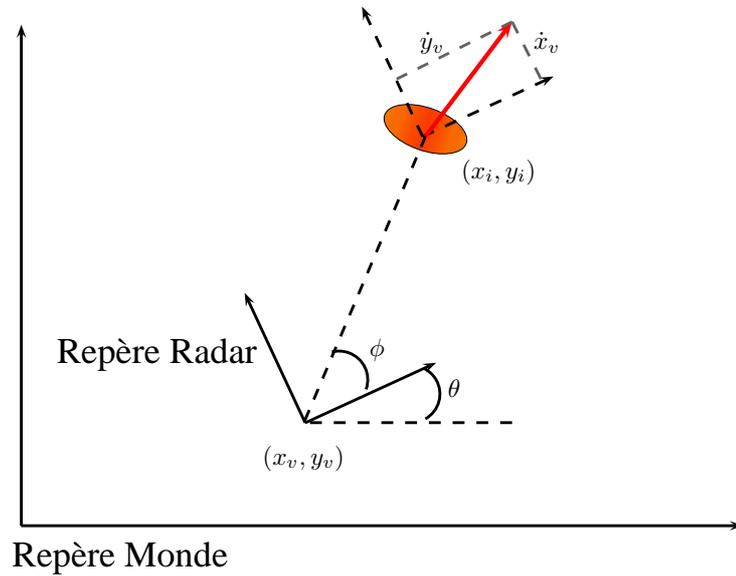


FIGURE 2.20 – Définition du repère radar.

Ce modèle d'observation a été utilisé pour prédire la mesure F_b que l'on devrait avoir en observant un amer à une position cartésienne (x_i, y_i) connue. Cette mesure comparée à la mesure extraite du spectre radar (ρ_i, ϕ_i) donnera l'innovation de la mesure.

A ce stade, la détection d'amer ainsi que le modèle d'observation sont définis. Les détections peuvent être utilisées dans un processus SLAM similaire à celui présenté dans l'approche laser avec comme différence l'utilisation d'amers de type ponctuel.

2.4.4 Résultats expérimentaux

Une étude préliminaire de SLAM radar sur environnement simulé a été menée. Cette étude est présentée dans l'annexe C. Néanmoins, le simulateur utilisé fournit des données radar très éloignées de la réalité et a seulement permis la mise en place la prise en compte Doppler, les données étant trop parfaites pour valider une approche radar complète. Nous nous restreindrons donc à des essais sur données réelles.

L'algorithme utilisé pour cette expérimentation est le même que celui présenté dans la section 2.3. La différence se situe dans le type d'amer utilisé qui n'est pas une contrainte de l'algorithme. Les amers ne sont plus des droites mais des impacts ponctuels.

L'approche a été appliquée sur des données réelles acquises avec le radar K2Pi dans un environnement simple maîtrisé, le parking du Zénith d'Auvergne dont une vue aérienne est présentée figure 2.21. Cette zone a la particularité de présenter de multiples poteaux électriques régulièrement espacés dans un espace clos permettant une validation de la cartographie éparsée obtenue. Ce lieu a permis d'effectuer des applications SLAM radar à haute vitesse. Le véhicule équipé du radar K2Pi, utilisé pour cette expérimentation se déplace à une vitesse de 30 km/h selon la trajectoire de référence obtenue par GPS-RTK représentée figure 2.21.

Le véhicule effectue un parcours d'environ 1250 m, présentant de nombreux virages, à haute vitesse dans un environnement présentant 15 amers bien isolés. La portée du radar étant de 100 m, le véhicule se retrouve en condition de bouclage quasi permanente.

La trajectoire du véhicule ainsi qu'une cartographie éparsée de l'environnement sont construites itérativement. La trajectoire estimée ainsi que la carte sont présentées sur la figure 2.22.

Chaque détection est propagée dans le repère capteur cohérent comme décrit dans la section 2.2. Les vitesses successivement estimées sont également comparées aux vérités de terrain dérivées du GPS. Les estimations des vitesses linéaires et angulaires sont présentées sur la figure 2.24. L'estimation de vitesses linéaires présente une erreur moyenne de 0.05 m/s avec une variance de 0.87 m/s. En ce qui concerne la vitesse angulaire, la moyenne de l'erreur est de 0.013 rad avec une variance de 0.037 rad soit une erreur de 0.75° de variance 2.12°.

Une première évaluation de la trajectoire a été effectuée selon le critère proposé dans la section 2.3.4. Les erreurs sur les translations relatives en x et y sont respectivement de :

$$\epsilon(\delta)_{transX} = 0.103 \text{ m}$$

$$\epsilon(\delta)_{transY} = 0.021 \text{ m}$$



FIGURE 2.21 – Vue aérienne de la zone de test. En rouge, trajectoire de référence de l'expérimentation SLAM du parking Zenith. En vert, quelques amers représentés.

L'erreur relative en rotation a également été calculée selon le critère proposé :

$$\epsilon(\delta)_{rot} = 0.033 \text{ rad} = 1.89^\circ$$

Une évaluation de positionnement absolu a également été menée. La trajectoire obtenue avec notre approche OTF-SLAM a été évaluée en comparaison à la vérité terrain issue du GPS-RTK. Le véhicule se trouve en condition de bouclage permanente du fait de la longue portée du radar. Les erreurs de positionnement absolues en x , y et en distance d sont présentées sur la figure 2.25.

Ces précisions de localisation se rapprochent de la précision de détection des impacts issus des données radar imposées par la forme du lobe d'antenne (voir figure 2.23) à 3 dB : $\sigma_\theta \approx 2.5^\circ$, et $\sigma_\rho \approx 0.75 \text{ m}$ (la résolution en distance est directement liée à l'excursion en fréquence de la modulation $\sigma_\rho = \frac{c}{2\Delta f}$ pour une modulation en dents de scie).

Les amers de la carte n'étant pas géo-référencés, une évaluation quantitative de la position des détections n'a pas pu être menée. L'évaluation dans ce cas reste qualitative. La répartition géométrique régulière des amers de la carte semble néanmoins indiquer une bonne représentation éparse de l'environnement exploré. Il est à noter que la carte obtenue après l'algorithme de SLAM comporte 20 amers dont 5 erronés issus de fausses détections (voir figure 2.22) contre 15 amers véritables de l'environnement.

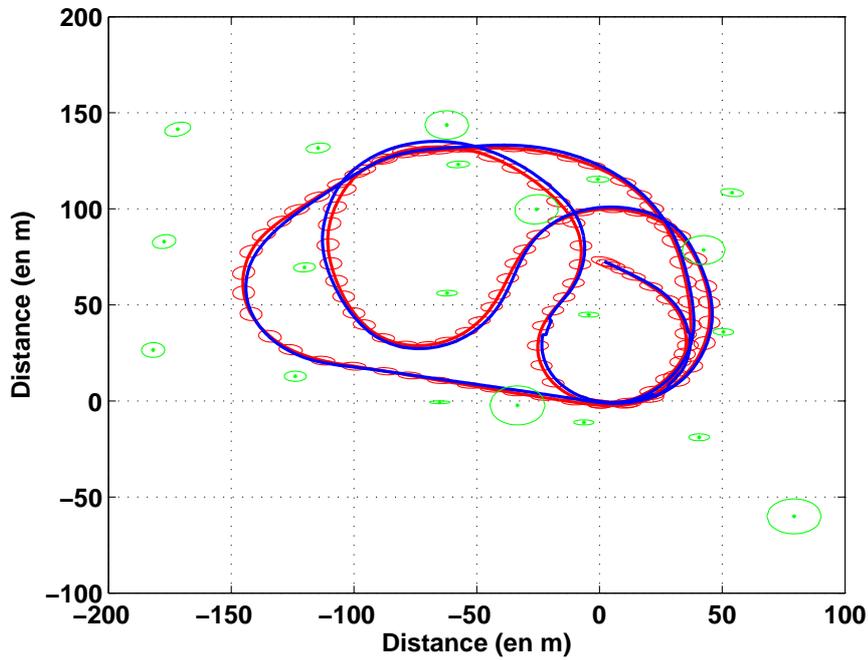


FIGURE 2.22 – En rouge, la trajectoire estimée par l’algorithme On-The-Fly SLAM radar. En vert les amers de la carte, en bleu la vérité terrain GPS-RTK. Les incertitudes sont représentées.

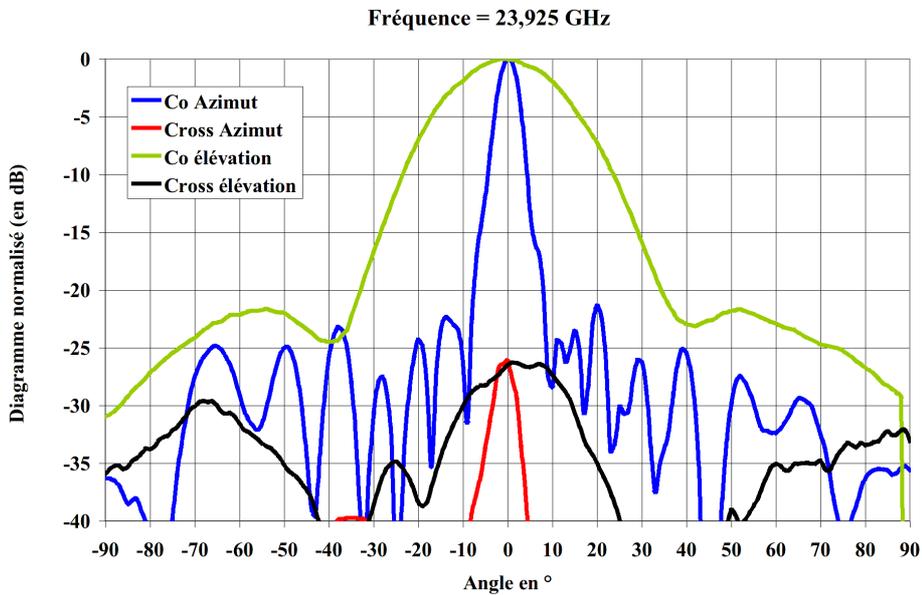


FIGURE 2.23 – Diagramme de rayonnement d’antenne.

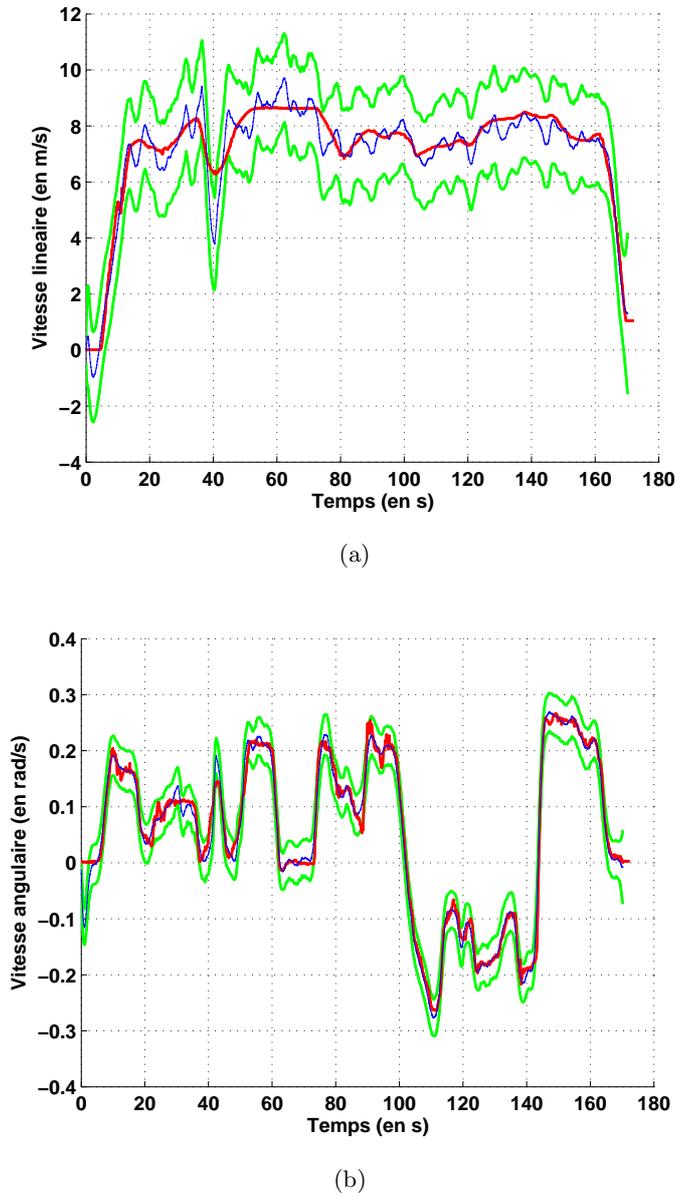


FIGURE 2.24 – En rouge, la vérité terrain pour (a) la vitesse linéaire, (b) la vitesse angulaire. En bleu l’estimation avec son incertitude à 1σ en vert.

2.4.5 Conclusions

L’approche de prise en compte du mouvement à la volée a été appliquée sur un capteur différent au signal bien plus complexe dans des conditions difficiles de vitesse. Le véhicule se déplace à une vitesse de 30 km/h avec un capteur tournant à 1 Hz dans un environnement simple. L’objectif de cette expérimentation était de montrer la faisabilité d’une approche à la volée avec un capteur différent et des amers autre que des droites. La difficulté de détection des amers ponctuels sur

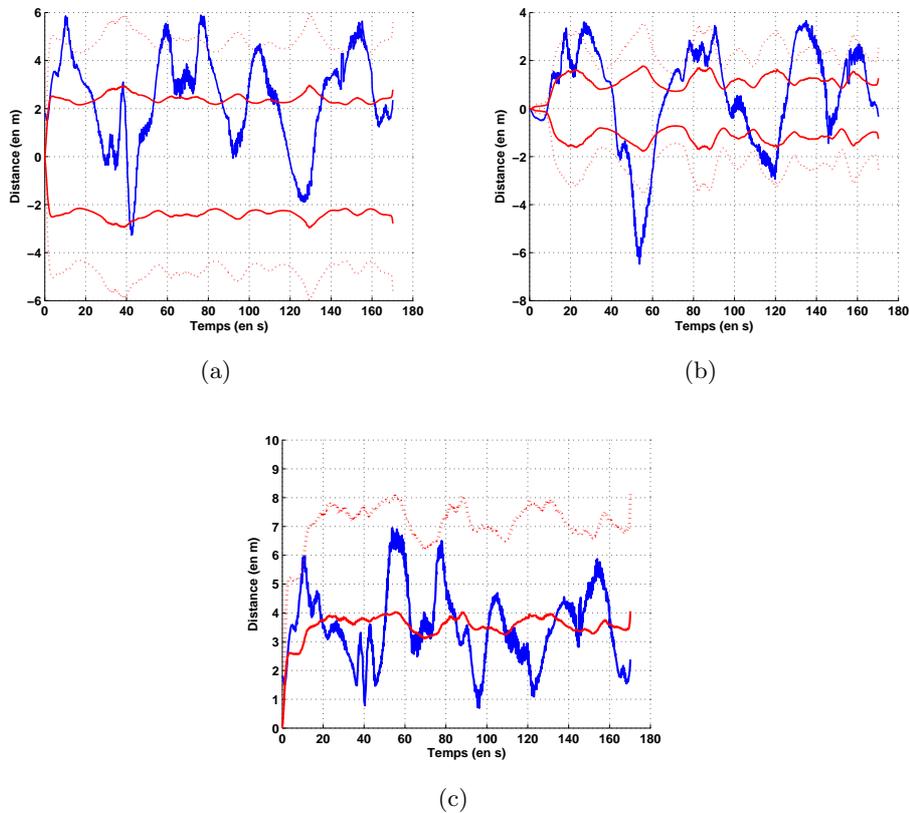


FIGURE 2.25 – En bleu l’erreur de positionnement, en rouge, l’écart type à 1σ (trait plein) et à 2σ (pointillés) pour (a) la position en x , (b) en y , (c) en distance.

des images radar a été limitée par le choix de l’environnement présentant certains objets bien isolés. Néanmoins une approche de détection automatique de ces objets a été mise en place et a été validée. L’évaluation des résultats de localisation atteste de l’efficacité de cette approche, et ce, en dépit d’un choix d’amer différent, d’un capteur aux signaux difficilement interprétables, de la lenteur du capteur tournant et de la vitesse très élevée du véhicule test pour des applications de robotique mobile.

2.5 Conclusions et perspectives

L’utilisation de capteurs rotatifs engendre l’apparition d’un phénomène de distorsion dans les données. Cette perturbation est d’autant plus grande que le véhicule équipé du capteur va vite ou que le senseur a une vitesse de rotation lente. Dans la littérature, la grande majorité des recherches se concentre sur des robots mobiles allant à des vitesses très limitées ($< 4 \text{ m.s}^{-1}$) ou équipés de capteurs très rapides et performants ($> 10 \text{ Hz}$). Très souvent, ces robots sont également équipés de capteurs proprioceptifs très précis qui permettent de corriger, avec des informations sur

le déplacement, les données de perception. Ces corrections sont effectuées lorsqu'une acquisition complète du capteur est obtenue. Ainsi une correction globale est appliquée avant d'extraire et d'utiliser les amers. L'approche que nous avons proposée ici consiste à utiliser dès que possible les données issues des capteurs tournants afin de pouvoir effectuer des mises à jour de l'état du système plus souvent pour ne pas avoir à compter, durant un laps de temps trop long, sur une navigation à l'estime pure dont le résultat serait très fortement liée à la qualité du modèle d'évolution choisi et/ou à la qualité des données de proprioception utilisées.

L'approche proposée de prise en compte à la volée des données a été appliquée dans un processus OTF-SLAM permettant d'obtenir simultanément la localisation d'un véhicule et la cartographie de son environnement. Cette approche a été testée et validée avec deux capteurs de technologie différente, une nappe laser et un radar panoramique hyperfréquence et deux types d'amers géométriques, droites et points. Ces différents tests ont mis en évidence l'apport de la prise en compte de la distorsion à partir d'une proposition d'évaluation quantitative des résultats. Les contributions de ces travaux ont été présentées dans des conférences internationales [Vivet 2009] et [Vivet 2010].

Néanmoins, cette approche nécessite l'utilisation de capteurs proprioceptifs et/ou la prise en compte de données de vitesses dans le modèle d'évolution. Cette estimation, ou mesure de vitesse, est requise afin de déterminer l'avancement du véhicule lors de l'acquisition et afin de pouvoir corriger en conséquence les données extéroceptives issues du capteur tournant. Ainsi la distorsion est compensée par la mesure ou la prévision du mouvement du robot.

La distorsion est ainsi, dans le cas de capteurs télémétriques tournants, uniquement liée au déplacement du véhicule et à la vitesse de rotation du capteur. C'est d'ailleurs grâce à cette observation que les données sont corrigées à partir d'informations sur le déplacement. La distorsion a donc été considérée comme un bruit produit par le mouvement du système.

A partir de cette constatation, il semble que si la distorsion pouvait être mesurée, l'information de déplacement pourrait être extraite directement en lieu et place des données proprioceptives. La problématique que nous posons est alors la suivante : peut-on considérer la distorsion non plus comme une nuisance mais comme une source d'information? Cette étude fondée sur l'utilisation du radar panoramique K2Pi est présentée dans le chapitre 3.

Utilisation des informations de distorsion : technique d'odométrie radar

Sommaire

3.1 Étude de la distorsion	66
3.1.1 Position du problème	66
3.1.2 Distorsion : éléments de l'état de l'art	68
3.1.3 Formulation du problème	69
3.2 Analyse de la distorsion par mise en correspondance de détectations avec le capteur K2Pi	75
3.2.1 Prédiction des détectations	75
3.2.2 Association des prédictions et fusion	77
3.2.3 Résultats de trajectographie	80
3.2.4 Méthode de reconstruction par minimisation	89
3.3 Conclusions et perspectives	97

Introduction

Comme nous l'avons introduit aux chapitres 1 et 2, les données issues des capteurs tournants, lorsque le mouvement du véhicule est rapide, sont distordues et doivent être corrigées avant d'être utilisées. Dans le chapitre 2, nous proposons une technique de prise en compte à la volée de la distorsion et des données capteurs afin de limiter l'influence du déplacement et l'accroissement de l'incertitude de la navigation à l'estime. Cependant, dans cette approche, la distorsion est retirée car considérée comme une nuisance. Néanmoins cette distorsion des données est uniquement due au déplacement du véhicule. L'information de déplacement est donc présente au sein même de ces données.

Dans ce chapitre, nous proposons de considérer cette distorsion non plus comme un bruit mais comme une source d'information quant au mouvement du véhicule équipé du capteur tournant. Une méthode d'analyse de la distorsion est présentée et permet la mise en place d'une technique d'odométrie, utilisant uniquement un capteur extéroceptif, fondée sur la mesure et l'interprétation de la distorsion.

Dans la section 3.1, une étude de la distorsion est menée et son formalisme est établi. Un état de l'art de trajectographie et de considération de la distorsion est présenté. La section 3.2 présente une application d'odométrie radar à l'aide d'un capteur radar panoramique, le K2Pi.

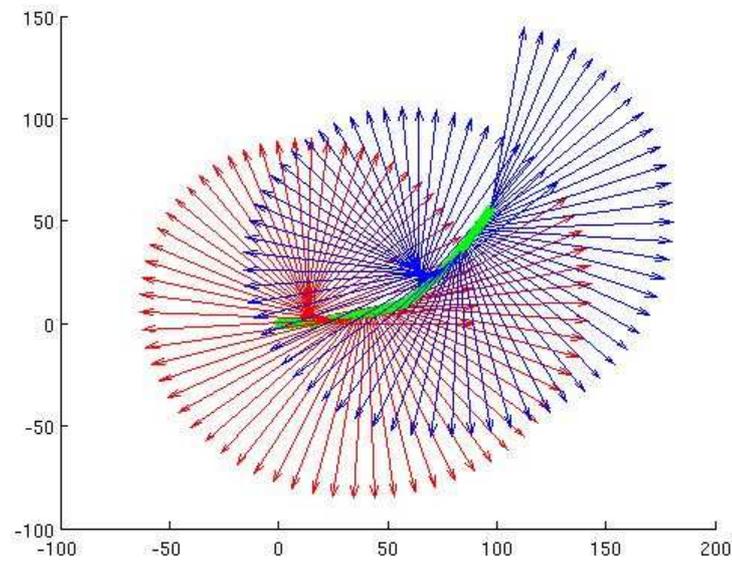
3.1 Étude de la distorsion

3.1.1 Position du problème

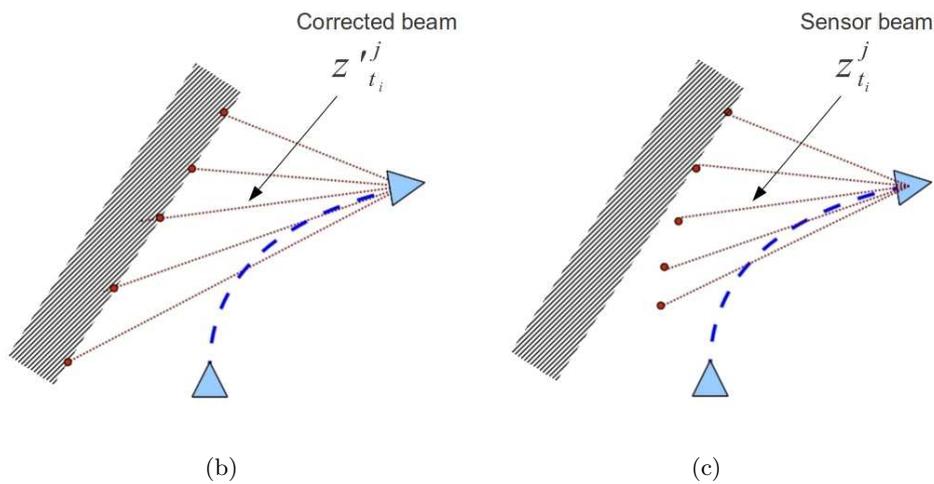
La distorsion peut être considérée comme étant une altération des données liée au mouvement du capteur lors de son acquisition. Avec un capteur télémétrique tournant, l'acquisition souhaitée est censée représenter l'environnement du capteur à l'instant t . Lorsque le senseur est lent relativement au déplacement du véhicule équipé de ce dernier, les changements de position pendant les temps d'acquisition produisent des distorsions d'image. Cet effet de distorsion est présenté sur des données simulées sur la figure 3.1. Un exemple de distorsion est présenté sur des images radar sur la figure 3.2.

Sans aucune connaissance a priori de l'environnement, une unique acquisition obtenue à partir d'un seul capteur ne permet pas d'obtenir d'information sur la distorsion de l'image construite. C'est une des raisons pour lesquelles le phénomène de distorsion est habituellement considéré comme un bruit et est corrigé par l'utilisation de capteurs proprioceptifs comme des odomètres, gyromètres, centrales inertielles, système GNSS, etc.

L'objectif de ce travail est de mesurer la distorsion des données en comparant successivement les images radar. Le principe est présenté sur la figure 3.3.



(a)



(b)

(c)

FIGURE 3.1 – (a) Phénomène de distorsion : lorsque le véhicule se déplace selon la trajectoire verte, le capteur est en train d'effectuer une acquisition. Chaque faisceau du capteur est représenté en rouge et en bleu pour, respectivement, la première et la seconde acquisition. Le premier et le dernier faisceau de chaque acquisition ne mesurent pas la même chose. Chaque scan est distordu par le mouvement. (b) représente l'acquisition souhaitée depuis la seconde position (ou dans le cas d'une approche « stop & scan » avec les faisceaux corrigés $z'_{t_i}^j$ du scan j pris au temps t_i . (c) montre l'acquisition obtenue sans prendre en compte le mouvement c'est-à-dire en considérant les faisceaux non corrigés $z_{t_i}^j$.

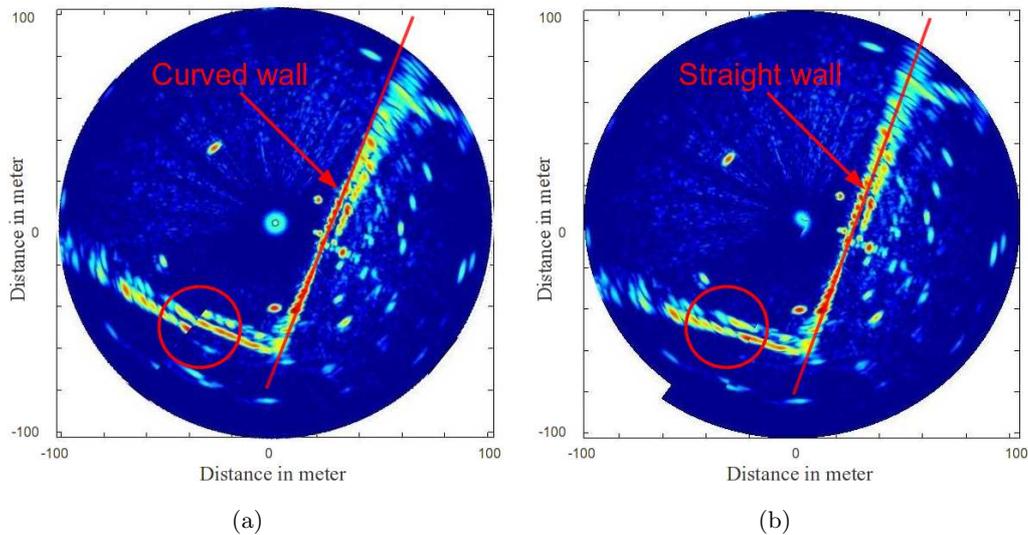


FIGURE 3.2 – Données radar réelles présentant de la distorsion : (a) données radar distordues, (b) sans distorsion.

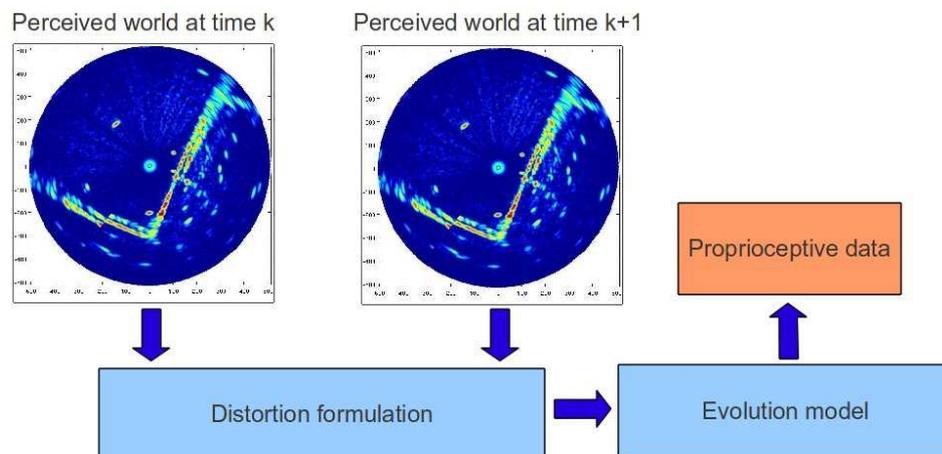


FIGURE 3.3 – Estimation des informations de proprioception à partir de la mesure de la distorsion.

3.1.2 Distorsion : éléments de l'état de l'art

L'estimation du déplacement propre d'un véhicule est un problème largement étudié en robotique mobile. La plupart des travaux sont fondés sur l'exploitation des données proprioceptives fournies par des capteurs tels que des odomètres, des gyromètres, des centrales inertielles ou d'autres systèmes de positionnement comme les GNSS [Borenstein 1997]. Néanmoins afin d'obtenir une estimation de déplacement, quelques recherches se sont attachées à exploiter uniquement

des données extéroceptives. Ainsi, Howard [Howard 2008], Kitt et al. [Kitt 2010] ou Nistér et al. [Nistér 2006] ont proposés des solutions d'odométries visuelles fondées sur l'utilisation de caméras seules, sans données proprioceptives. Tipaldi [Tipaldi 2009] élimine les objets mobiles avant d'effectuer ces calculs d'odométrie. Toutefois, dans de telles approches, l'information de déplacement obtenue est considérée comme un complément aux données proprioceptives plutôt qu'une substitution.

Dans certaines conditions, les mesures classiques de déplacement sont beaucoup plus difficiles et ont des limitations : les centrales inertielles sont soumises à la dérive, les encodeurs de roues sont peu fiables sur terrains accidentés (les roues ont tendance à glisser ou à patiner). Aussi l'odométrie visuelle et son apport sont largement étudiés [Williams 2010, Pretto 2009]. Dans des environnements sous-marins ou navals, les méthodes classiques d'ego-motion ne sont pas adaptées. Dans l'article [Jenkin 2010], Jenkin et al. proposent une technique d'odométrie fondée sur du SLAM visuel couplé à une centrale inertielle. Afin de trouver le déplacement d'un véhicule avec des capteurs extéroceptifs comme des télémètres lasers, la méthode de mise en correspondance de scan ou scan-matching est classiquement utilisée [Olson 2009a, Ribas 2007] mais chaque scan est corrigé en utilisant les informations des capteurs proprioceptifs. Cela est d'autant plus vrai que le senseur utilisé est lent. Il est intéressant de noter que dans toutes les approches de scan-matching, la distorsion est prise en compte mais considérée comme une perturbation et est donc corrigée.

A notre connaissance, les seuls travaux de recherche exploitant la distorsion comme source d'information sont une approche utilisant une caméra spécifique Rolling Shutter. Dans [Ait-Aider 2006] Ait-Aider et al. calculent des poses 3D ainsi que des vitesses d'objets rapides en utilisant une seule image caméra et les déformations qu'elle présente. Cependant, dans leur contexte, des connaissances a priori de l'objet observé sont requises. En robotique mobile, nous n'avons aucune connaissance a priori sur l'environnement du robot.

A notre connaissance, il n'existe également aucun travail dans le domaine de la robotique mobile qui considère la distorsion dans un objectif odométrique. L'originalité de ce travail consiste à considérer et à étudier la distorsion induite par un capteur tournant monté sur un robot mobile. Nous nous concentrons ici sur l'utilisation d'un capteur qui est peu usité en robotique mobile : un imageur radar panoramique hyperfréquence, le K2Pi présenté section 2.4.2. Nous démontrons son apport dans le domaine de la localisation et cartographie terrestre.

3.1.3 Formulation du problème

3.1.3.1 Équation de mesure

Au chapitre 1, le problème de la distorsion a été présenté comme étant lié au déplacement du capteur et au parcours de son rayon de vue (voir section 1.1.2). Ce déplacement, similaire à celui d'un point d'une roue, donne pour une portée donnée

du capteur un mouvement trochoïdal.

On désigne par trochoïde la courbe décrite par un point, situé à une distance d du centre d'un disque de rayon R , roulant sans glisser sur une droite (D) ; autrement dit, c'est le mouvement décrit par la valve (ou un point quelconque sur un rayon) d'une roue de vélo lorsque celle-ci se déplace.

La paramétrisation cartésienne d'une trochoïde pour un mouvement selon x est donnée par :

$$\begin{cases} x(t) = Rt - d \sin(t) \\ y(t) = -d \cos(t) \end{cases} \quad (3.1)$$

Dans le cas où $d < R$ la courbe est une cycloïde raccourcie qui se rapproche d'une forme sinusoïdale. Si $d = R$, on a une cycloïde tandis que si $d > R$ la courbe obtenue est une cycloïde allongée qui prend diverses formes avec de plus en plus de recouvrement au fur et à mesure que d augmente. Ces différentes formes de trochoïde sont présentées sur la figure 3.4.

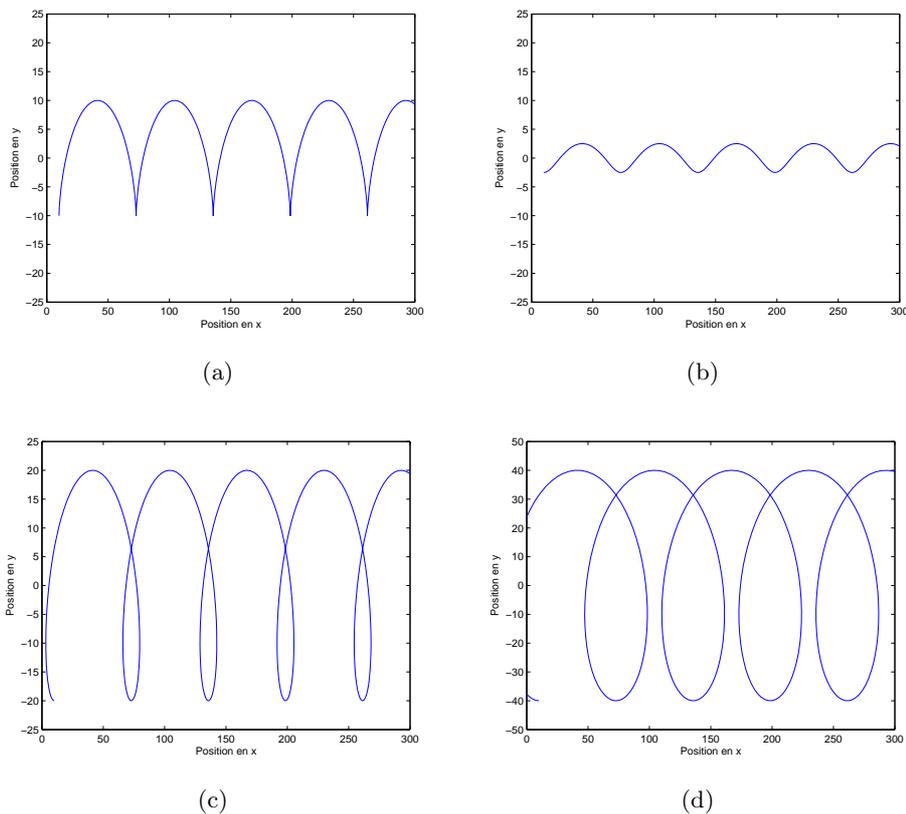


FIGURE 3.4 – Exemples de trochoïdes : (a) $d = R$, (b) $d = R/4$, (c) $d = 2R$ et (d) $d = 4R$.

Il est également possible de définir les trochoïdes comme des trajectoires composées d'un mouvement rectiligne uniforme et d'un mouvement circulaire. Dans ce cas, il est possible de considérer un disque dont le centre est soumis à une vitesse

linéaire V et angulaire ω avec un point tournant situé à une distance L du centre. Ce mouvement dans le cas où $\omega = 0$ est présenté sur la figure 3.5.

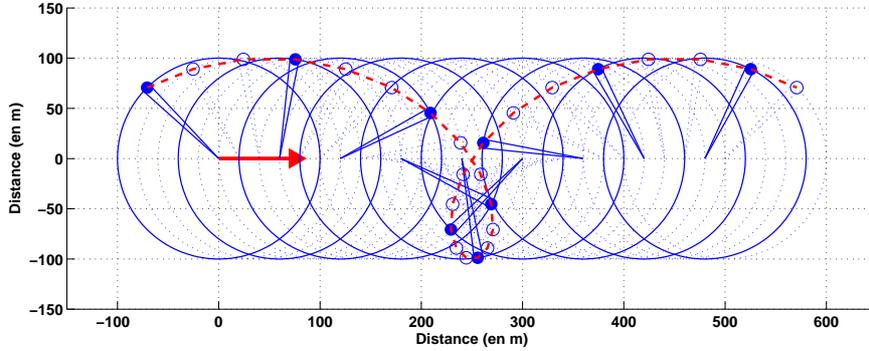


FIGURE 3.5 – Trajectoire d'un point (rond bleu) d'un disque roulant soumis à un mouvement rectiligne. La trajectoire du point suit une trochoïde (en rouge).

La trajectoire suivie par ce point tournant est décrite par l'équation paramétrique suivante :

$$\begin{bmatrix} x(t) \\ y(t) \end{bmatrix} = \underbrace{\frac{2V}{\omega} \sin\left(\frac{\omega t}{2}\right) \begin{bmatrix} \cos\left(\frac{\omega t}{2}\right) \\ \sin\left(\frac{\omega t}{2}\right) \end{bmatrix}}_{\text{A) Position du centre au temps } t} + \underbrace{\begin{bmatrix} \cos(\omega t) & -\sin(\omega t) \\ \sin(\omega t) & \cos(\omega t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} L \cos(t) \\ L \sin(t) \end{bmatrix}}_{\substack{\text{B) Rotation du centre} \\ \text{C) Position de la détection au temps } t}} \quad (3.2)$$

Le terme A représente la nouvelle position du centre de notre disque roulant au temps t . Cette position est obtenue grâce à un modèle d'évolution classique d'un point à vitesses (V, ω) constantes (voir annexes C). Le terme B correspond à la matrice de rotation permettant de passer du repère « *centre du disque* » au repère « *monde* ». Le terme C correspond à la détection cartésienne dans le repère « *centre du disque* ».

Dans le cas de la prise en compte de la distorsion, le point tournant situé à une distance L du centre est considéré comme étant la détection, le centre correspondant quant à lui au capteur. La position des détections doit donc être estimée en fonction de la pose du capteur, du temps écoulé depuis cette dernière pose ainsi que de son déplacement lors de ce laps de temps, c'est-à-dire en fonction de ses vitesses angulaires et linéaires.

Soit un capteur tournant avec une vitesse angulaire ω_{radar} se déplaçant à vitesse $V_v = [V, \omega]$ constante depuis une position $\mathbf{x}_0 = [x_0, y_0]^T$ avec une orientation ϕ_0 .

Chaque point observé $m_i = [x_i, y_i]^T$ au temps t_i dans le repère capteur est distordu par le déplacement du radar. La position réelle m_w du point détecté dans le repère monde est obtenue de la façon suivante :

$$m_w = \mathbf{x}_0 + \begin{bmatrix} \cos(\phi_0 + \omega t_i) & -\sin(\phi_0 + \omega t_i) \\ \sin(\phi_0 + \omega t_i) & \cos(\phi_0 + \omega t_i) \end{bmatrix} m_i + \frac{2V}{\omega} \sin\left(\frac{\omega t_i}{2}\right) \begin{bmatrix} \cos\left(\phi_0 + \frac{\omega t_i}{2}\right) \\ \sin\left(\phi_0 + \frac{\omega t_i}{2}\right) \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

avec $t_i = \frac{\arctan(y_i, x_i)}{\omega_{sensor}}$. La fonction arctan est définie sur $[-\pi; +\pi]$. Ce changement de repère est représenté sur la figure 3.6.

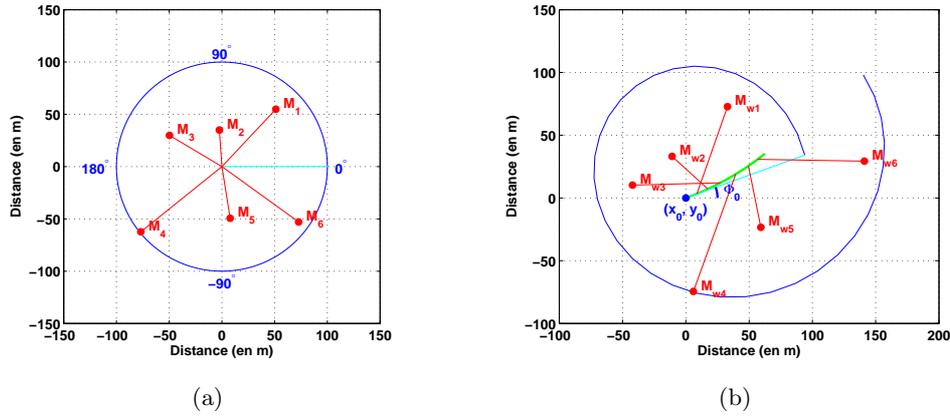


FIGURE 3.6 – Passage du repère capteur au repère monde par l'équation de distorsion. (a) scan capteur avec diverses détections M_i effectuées pour différents temps. (b) distorsion du scan et position des détections M_{wi} dans le repère monde. Le véhicule part de la position (x_0, y_0) avec une orientation Φ_0 et suit la trajectoire verte durant l'acquisition.

Ainsi, chaque point du faisceau capteur à une distance L du centre, dessinera une trochoïde. La position de la détection sur cette courbe sera uniquement fonction du temps d'observation tandis que cette trochoïde sera paramétrée par les caractéristiques du capteur tournant, c'est-à-dire les vitesses et les positions initiales. Ainsi, les données observées $m_i = [x_i, y_i]^T$ à un temps connu t_i peuvent être replacées à leur position réelle m_w connaissant les vitesses de déplacement du capteur $[V, \omega]$ et sa position initiale au temps t_0 , $[x_0, y_0, \phi_0]^T$ selon l'équation 3.3.

Dans le cas où nous observons un balayage par le faisceau du capteur selon une trochoïde allongée, une même portion de l'environnement est observée plusieurs fois. Si une seconde détection télémétrique d'un même objet est effectuée au temps t_j , les deux mesures représentant un seul et même point du monde se trouveront tout deux logiquement sur un même point de la trochoïde à condition que celle-ci soit bien paramétrée. Une illustration de ce principe est présentée sur la figure 3.7

Connaissant les temps d'observations t_i et t_j d'un même point du monde ainsi que les paramètres initiaux t_0 , x_0 , y_0 et ϕ_0 , les seuls paramètres inconnus à ajuster restent les vitesses de déplacement du capteur.

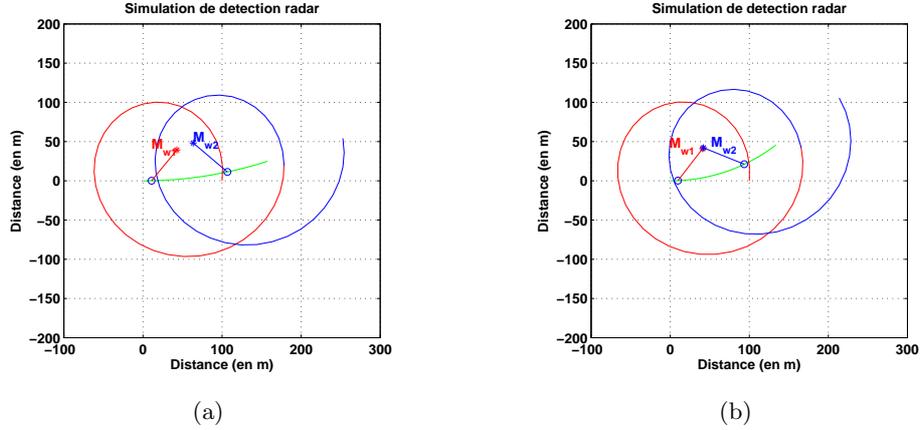


FIGURE 3.7 – Exemples de mise en correspondance de détection par ajustement de la trochoïde. La trajectoire du centre de la trochoïde est représentée en vert, en bleu et rouge la trochoïde décrite par un segment de longueur 100 m équivalent à la portée maximale du capteur. (a) Deux détéctions M_{w1} et M_{w2} effectuées à différents temps t_1 et t_2 et à différentes distances L_1 et L_2 , respectivement sur les scans 1 et 2 (en rouge et bleu), et représentant le même point du monde M_w . (b) Ajustement des paramètres de la trochoïde (V, ω) permettant la mise en correspondance de ces deux détéctions.

A partir de multiples détéctions d'un même point de l'environnement, il semble donc possible de remonter aux données de vitesse du véhicule dans un objectif odométrique.

3.1.3.2 Formalisation SLAM

Dans des approches de localisation classiques, l'objectif est d'estimer à chaque instant k , correspondant à la fin d'une acquisition capteur, l'état du système x_k en utilisant une carte d'amers $m = \{\mathbf{M}_1, \dots, \mathbf{M}_l\}$, la liste des mesures capteurs effectuées jusqu'alors $Z_{0:k}$ et l'historique des entrées de contrôle $U_{0:k}$ du système. Chaque scan Z_j est constitué d'un ensemble de n faisceaux pris du temps t_0 au temps t_n de telle façon que $Z_j = \{z_{t_0}^j, z_{t_1}^j, \dots, z_{t_n}^j\}$. La fonction de densité de probabilité donnant x_k à partir de x_0 peut alors être écrite comme :

$$p(x_k | m, Z_{0:k}, U_{0:k}, x_0) \quad (3.4)$$

La pose du véhicule à l'instant k peut être obtenue à partir de son état à l'instant $k-1$ en utilisant un modèle d'évolution du véhicule : $p(x_k | x_{k-1}, u_k)$. Chaque acquisition capteur est représentée par un modèle d'observation qui décrit la probabilité d'effectuer une observation z_k connaissant l'état du véhicule et de l'objet observé : $p(z_k | x_k, m)$. Il est habituellement supposé qu'une fois la position du véhicule et la carte définies, les observations sont conditionnellement indépendantes.

L'étape de mise à jour de l'état du véhicule se fait du temps $k - 1$ au temps k comme suit :

$$p(x_k|m, Z_{0:k}, U_{0:k}, x_0) \propto p(Z_k|x_k, m)p(x_k|Z_{0:k-1}, U_{0:k}, x_0) \quad (3.5)$$

Si deux acquisitions capteurs sont supposées indépendantes [Thrun 2002b], l'estimation devient :

$$p(x_k|m, Z_{0:k}, U_{0:k}, x_0) \propto \underbrace{p(x_k|U_{0:k}, x_0)}_{\text{Modèle d'évolution}} \prod_{j=1}^k \underbrace{p(Z_j|x_0, U_{0:j}, m)}_{\text{Modèle d'observation}} \quad (3.6)$$

Cependant, comme le véhicule se déplace pendant les acquisitions, son mouvement distord les données collectées. Cette distorsion n'est pas négligeable. Aussi, chaque faisceau $z_{t_l}^j$ est corrélé au déplacement. Dans les approches classiques, pour chaque mesure télémétrique, le mouvement du véhicule est compensé par des données proprioceptives additionnelles. Cela implique que la fréquence des données d'odométrie soit plus grande que les acquisitions capteurs et qu'ensuite des transformations soient appliquées à chaque mesure. Dans [Arras 2003], il est montré que chaque détection ${}^S P$ dans le repère capteur S' doit être propagée dans le repère non stationnaire du robot R' , puis dans le repère monde W avant de pouvoir être propagée dans un repère robot stationnaire R puis dans le repère désiré du capteur virtuel, supposé statique S .

$${}^S P = {}^R T^{-1} {}^W T^{-1} {}^W T {}^{R'} T {}^{S'} P \quad (3.7)$$

où ${}^B_A T$ représente la transformation rigide entre le repère A et le repère B.

Ceci implique que les détections dans le repère capteur virtuel $z_{t_l}^{j'}$ sont considérées décorréliées. L'estimation de l'état devient alors :

$$p(x_k|m, Z_{0:k}, U_{0:k}, x_0) \propto \underbrace{p(x_k|U_{0:k}, x_0)}_{\text{Modèle d'évolution}} \prod_{j=1}^k \prod_{l=1}^n \underbrace{p(z_{t_l}^{j'}|x_0, U_{0:j}, m)}_{\text{Modèle d'observation}} \quad (3.8)$$

Le modèle d'observation décrit la probabilité d'effectuer une observation avec un faisceau corrigé $z_{t_l}^{j'}$ ($z_{t_l}^j$ étant le faisceau distordu) du scan Z_j connaissant la position du véhicule x_k et la carte m . Dans un tel processus de localisation, l'estimation de la pose et des amers est principalement fondée sur l'hypothèse que les détections sont indépendantes.

Dans le cas d'une odométrie radar, cette indépendance entre chaque faisceau du capteur n'est plus vraie puisque chaque détection est corrélée par la vitesse du véhicule équipé du capteur tournant. La compensation de ce mouvement n'est plus possible puisque l'entrée de contrôle courante (en fait la vitesse) doit être estimée conjointement à l'état courant du robot connaissant les détections et l'entrée de contrôle précédente. De plus, la carte courante de l'environnement n'est pas mémorisée car seulement la trajectoire est estimée en première approche.

$$p(x_k, u_k | Z_{1:k}, U_{1:k-1}, x_{k-1}) \propto p(Z_k | x_k, x_{k-1}, u_k, U_{1:k-1}, Z_{1:k-1}) p(x_k, u_k | Z_{1:k-1}, U_{1:k-1}, x_{k-1}) \quad (3.9)$$

De manière récursive :

$$p(x_k, u_k | Z_{1:k}, U_{1:k-1}, x_{k-1}) \propto p(x_k, u_k | U_{1:k-1}, x_{k-1}) \prod_{j=1}^k p(Z_j | x_k, x_{k-1}, u_k, U_{1:k-1}) \quad (3.10)$$

Dans notre cas, seulement la dernière information obtenue au temps $k - 1$ est considérée :

$$p(x_k, u_k | Z_{k-1}, Z_k, u_{k-1}, x_{k-1}) \propto \underbrace{p(x_k, u_k | u_{k-1}, x_{k-1})}_{\text{Modèle d'évolution}} \underbrace{p(Z_k | x_k, x_{k-1}, u_{k-1}, u_k, Z_{k-1})}_{\text{Modèle d'observation}} \quad (3.11)$$

Selon les équations (3.11) et (3.6), les observations sont liées à l'état courant du système x_k ainsi qu'à l'état précédent x_{k-1} mais également aux paramètres de déplacement u_k et u_{k-1} . Dans notre cas, une approche classique de compensation de la distorsion ne peut pas être appliquée car nous ne disposons pas d'informations proprioceptives afin d'estimer u_k . Afin de surpasser ce challenge, nous proposons de retrouver cette information de déplacement en comparant deux panoramiques capteurs successifs, sans aucune autre information capteur que celle de notre senseur télémétrique. L'unique hypothèse formulée consiste à considérer un mouvement continu entre les états x_{k-1} et x_k .

3.2 Analyse de la distorsion par mise en correspondance de détections avec le capteur K2Pi

Pour prendre en compte la distorsion avec le capteur K2Pi, deux détections successives d'un même objet devant être effectuées, deux panoramiques sont requis. Comme les détections doivent être retrouvées d'une image à l'autre, et ce sans descripteur, seul les échos de forte puissance sont une nouvelle fois utilisés.

A la suite de cette étape d'extraction d'impacts radars, deux ensembles de détections $\mathbf{M}_1 = \{m_{1,1}, m_{1,2}, \dots, m_{1,m}\}$ et $\mathbf{M}_2 = \{m_{2,1}, m_{2,2}, \dots, m_{2,n}\}$ sont constitués. \mathbf{M}_1 et \mathbf{M}_2 sont respectivement les détections d'amers effectuées sur les deux panoramiques successifs 1 et 2 bruts, donc distordus.

3.2.1 Prédiction des détections

Depuis l'étude de la distorsion menée dans la section 3.1, nous savons que le faisceau du capteur, pour une distance donnée, parcourt une trajectoire trochoïdale

donnée par l'équation 3.2. A ce stade, l'hypothèse d'une vitesse localement constante durant l'acquisition des deux panoramiques successifs a été posée et ce, afin que la trochoïde effectuée par le faisceau du capteur soit unique.

Une détection effectuée à un temps donné peut être replacée dans le repère monde selon l'équation 3.3. Le capteur utilisé est néanmoins également soumis à l'effet Doppler. La forme trochoïdale de base de cette trajectoire doit donc être adaptée.

Le capteur se déplace de sa position initiale $\mathbf{x}_0 = [x_0, y_0]^T$ avec une orientation ϕ_0 à vitesse constante $\mathbf{V}_v = [V, \omega]^T$ pendant deux acquisitions capteur successives. Chaque détection m_d d'amer observé au temps t_d est distordue par le mouvement du robot.

Ainsi, \mathbf{M}_1 et \mathbf{M}_2 détectés dans leurs panoramiques respectifs, en considérant l'effet Doppler, peuvent être propagés dans le monde (voir figure 3.8) selon les équations de projection suivantes :

$$\begin{cases} \mathbf{M}_{w,1} = f(\mathbf{M}_1, V, \omega) \\ \mathbf{M}_{w,2} = g(\mathbf{M}_2, V, \omega) \end{cases} \quad (3.12)$$

Pour un même objet du monde m_w détecté dans les deux scans, on devrait avoir : $m_w = m_{w,1} = m_{w,2}$ Pour la première image radar, la fonction f peut être exprimée sur la base de l'équation 3.3 comme :

$$\begin{aligned} \mathbf{M}_{w,1} = \mathbf{x}_0 + \begin{bmatrix} \cos(\phi_0 + \omega t_1) & -\sin(\phi_0 + \omega t_1) \\ \sin(\phi_0 + \omega t_1) & \cos(\phi_0 + \omega t_1) \end{bmatrix} \mathbf{M}_1 + \\ \frac{2V}{\omega} \sin\left(\frac{\omega t_1}{2}\right) \begin{bmatrix} \cos\left(\phi_0 + \frac{\omega t_1}{2}\right) \\ \sin\left(\phi_0 + \frac{\omega t_1}{2}\right) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.13)$$

avec $t_1 = \frac{\arctan(y_1, x_1)}{\omega_{sensor}}$.

De façon similaire, pour la seconde image panoramique, le même point du monde $\mathbf{M}_{w,2} = g(\mathbf{M}_2, V, \omega)$ peut être trivialement déduit. En effet, le capteur a simplement réalisé un tour supplémentaire. La fonction arctan est définie sur $[-\pi; +\pi]$.

$$\begin{aligned} \mathbf{M}_{w,2} = \mathbf{x}_0 + \begin{bmatrix} \cos(\phi_0 + \omega t_2) & -\sin(\phi_0 + \omega t_2) \\ \sin(\phi_0 + \omega t_2) & \cos(\phi_0 + \omega t_2) \end{bmatrix} \mathbf{M}_2 + \\ \frac{2V}{\omega} \sin\left(\frac{\omega t_2}{2}\right) \begin{bmatrix} \cos\left(\phi_0 + \frac{\omega t_2}{2}\right) \\ \sin\left(\phi_0 + \frac{\omega t_2}{2}\right) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.14)$$

avec $t_2 = \frac{\arctan(y_2, x_2) + 2\pi}{\omega_{sensor}}$

Ainsi la prédiction des ensembles de détections peut être calculée de façon matricielle en utilisant l'équation 3.13. Nous pouvons conclure que la distorsion est liée aux paramètres de vitesse (V, ω) , aux amers des scans successifs \mathbf{M}_1 et \mathbf{M}_2 , à la pose initiale du robot (x_0, y_0, ϕ_0) et à la vitesse de rotation du capteur tournant ω_{sensor} . Ce principe est illustré sur la figure 3.8.

Les deux équations (3.13) et (3.14) permettront (en égalant $\mathbf{M}_{w,1}$ et $\mathbf{M}_{w,2}$) d'extraire les vitesses (V, ω) et par conséquent la pose du radar.

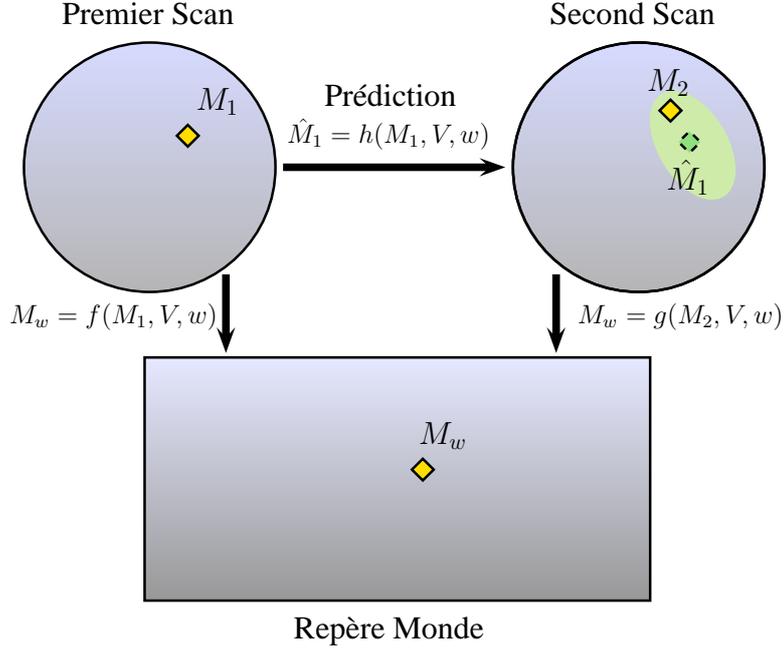


FIGURE 3.8 – Principe de l’analyse de distorsion : lien entre les différents repères.

Prise en compte de l’effet Doppler

Il est important de se rappeler qu’avec l’utilisation d’un capteur radar, les mesures sont entachées d’une erreur provenant de la fréquence Doppler qui perturbe la distance de détection. Ainsi, l’amer détecté m_d nécessite une correction pour prendre en compte cette perturbation. Si $m_d = [x_d, y_d]^T$ est la détection perturbée de l’amer $m_i = [x_i, y_i]^T$ au temps t_d , la correction est obtenue comme suit :

$$m_i = \left(\sqrt{x_d^2 + y_d^2} + 2\alpha \frac{V \cos(\omega_{sensor} t_d)}{\lambda} \right) \times \begin{bmatrix} \cos(\omega_{sensor} t_d) \\ \sin(\omega_{sensor} t_d) \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

où λ est la longueur d’onde du signal radar, α un coefficient qui relie la fréquence et la distance, ω_{sensor} la vitesse de rotation du capteur. Si le senseur utilisé ne présente pas d’effet Doppler comme dans le cas de nappes laser, il est trivial de considérer que $m_i = m_d$.

Cette prise en compte de l’effet Doppler est ainsi effectuée pour l’ensemble des détections M_1 et M_2 . Le processus précédemment exposé est ensuite appliqué sur ces détections.

3.2.2 Association des prédictions et fusion

Les détections radar ne permettent pas d’avoir de descripteurs fiables comme c’est le cas, par exemple, en vision (voir figure 3.2). En effet, le signal radar est soumis à trop de variations et de perturbations extérieures. Les effets de speckle,

notamment, font que l'apparence d'un point d'un panoramique à l'autre est très différente. L'association des détections doit donc s'effectuer simplement par rapport aux positions prédites des amers.

Afin d'estimer les paramètres de vitesse $[V, \omega]^T$, l'association de données entre les amers issus des deux scans respectifs doit être effectuée. L'ensemble $\hat{\mathbf{M}}_1$ doit être prédit à partir des données \mathbf{M}_1 (de la première image panoramique) dans le second scan. Une technique de minimisation est appliquée afin d'évaluer la fonction $\hat{\mathbf{M}}_1 = h(\mathbf{M}_1, V, \omega)$ car h ne peut pas être calculée directement. En effet, on ne peut pas trouver $\hat{\mathbf{M}}_1 = f(\mathbf{M}_1, V, \omega) \circ g^{-1}(\mathbf{M}_w, V, \omega)$. La fonction de coût est donc donnée par : $S = (\mathbf{M}_{w2} - \mathbf{M}_{w1})^2$ où \mathbf{M}_{w2} et \mathbf{M}_{w1} sont obtenus par les fonction f et g :

$$S(\hat{x}_1, \hat{y}_1) = (g(\hat{\mathbf{M}}_1, V, \omega) - f(\mathbf{M}_1, V, \omega))^2 \quad (3.16)$$

3.2.2.1 Prédiction

La pose de chaque détection de l'image 1 doit être prédite sur l'image 2 en se fondant sur la formulation de la distorsion. Une méthode de descente de gradient à pas adaptatif est utilisée afin de minimiser cette fonction de coût. Comme résultat, les positions des prédictions des détections effectuées sur la première image peuvent être calculées dans la seconde image associées à leurs incertitudes respectives.

Comme la fonction de prédiction ne peut pas être calculée directement, les incertitudes sont approchées par une fonction de transfert simplifiée. Ne connaissant pas la fonction h permettant le passage d'un point du scan 1 vers le scan 2, et ne pouvant pas calculer la fonction g^{-1} une propagation d'incertitude n'est pas directement possible. Il faut donc approximer l'incertitude de notre estimation. Dans la formulation actuelle, l'observation d'un point du monde dépend de la position d'observation et donc des vitesses (V, ω) ainsi que des moments des acquisitions t_1 et t_2 (voir (3.13) et (3.14)). Ce temps est exprimé ici en fonction de la détection effectuée. Ceci serait vrai dans le cas d'un capteur avec une résolution angulaire infinie dont l'angle d'observation serait inconnu pour une observation donnée. Dans notre application, le capteur effectue une acquisition tous les N degré avec une vitesse de rotation constante. Chaque détection est associée à un faisceau capteur donc à un angle et par conséquent à un temps. Le temps d'acquisition peut donc être connu indépendamment de la position de l'objet observé avec une incertitude liée à la pose du capteur. Cette dernière est connue à la demi-résolution angulaire prêt. L'incertitude sur le temps peut ainsi être majorée grâce aux propriétés du capteur :

$$\sigma_t = \frac{0.5 \times \text{résolution}}{\omega_{\text{sensor}}} \quad (3.17)$$

Suite à cette remarque, les temps t_1 et t_2 ont été supposés indépendants des détections (x_1, y_1) et (x_2, y_2) ce qui permet de simplifier les deux équations de distorsion et d'estimer une approximation de la fonction permettant le passage du

panoramique 1 au panoramique 2. Sur la base de cette hypothèse, en égalant (3.13) et (3.14), il est possible d'exprimer M_2 en fonction de M_1 :

$$M_2 = h(M_1, V, \omega) = \begin{bmatrix} \cos(\phi_0 + \omega t_2) & -\sin(\phi_0 + \omega t_2) \\ \sin(\phi_0 + \omega t_2) & \cos(\phi_0 + \omega t_2) \end{bmatrix}^{-1} \times \dots$$

$$\left(\begin{bmatrix} \cos(\phi_0 + \omega t_1) & -\sin(\phi_0 + \omega t_1) \\ \sin(\phi_0 + \omega t_1) & \cos(\phi_0 + \omega t_1) \end{bmatrix} M_1 + \dots \right) \quad (3.18)$$

$$\frac{2V}{\omega} \left(\sin\left(\frac{\omega t_1}{2}\right) \begin{bmatrix} \cos\left(\phi_0 + \frac{\omega t_1}{2}\right) \\ \sin\left(\phi_0 + \frac{\omega t_1}{2}\right) \end{bmatrix} - \sin\left(\frac{\omega t_2}{2}\right) \begin{bmatrix} \cos\left(\phi_0 + \frac{\omega t_2}{2}\right) \\ \sin\left(\phi_0 + \frac{\omega t_2}{2}\right) \end{bmatrix} \right)$$

Sur cette fonction, une propagation classique d'incertitude est effectuée avec le calcul de la jacobienne de h par rapport à M_1 , V , w mais également t_1 et t_2 considérés comme deux variables supplémentaires d'écart-type donné par (3.17).

La conformité des incertitudes a été vérifiée en comparant notre méthode d'estimation des covariances avec un nuage particulaire propagé par la méthode de minimisation.

3.2.2.2 Association

L'association de données entre les prédictions \hat{M}_1 et les amers M_2 est alors calculée en exploitant le critère de distance de Mahalanobis et les incertitudes des mesures et des prédictions.

Comme les données radar sont très bruitées, les phases de détection ou d'association de données peuvent aboutir à des résultats erronés. Par exemple, l'effet de « speckle » peut provoquer des détections fantômes ou la disparition d'impacts dues aux différentes combinaisons possibles du signal radar. De plus, à cause des réflexions multiples, les données radar ne sont pas aussi précises que celles issues d'un capteur laser. Par conséquent, toutes les associations de données autorisées par le critère de distance doivent être prises en compte.

A ce stade, deux hypothèses sont faites. Premièrement, afin d'obtenir une estimation fiable de la distorsion plus de 50 % des détections dans l'environnement sont des objets statiques. Deuxièmement, le véhicule équipé du capteur tournant est supposé se déplacer durant deux acquisitions successives à une vitesse constante (V et ω). En situation réelle, le véhicule sera soumis à des variations de vitesses, des accélérations et des décélérations. La conséquence d'un tel comportement sur l'algorithme sera en fait l'estimation d'une vitesse moyenne du véhicule pendant l'acquisition des deux scans successifs.

Pour chaque association de données i , permise par le critère de distance de Mahalanobis, une nouvelle estimée de la vitesse (V_i, w_i) du robot est calculée par un processus classique de filtre de Kalman étendu (ou Extended Kalman Filtre, EKF) en utilisant l'équation de propagation approchée par (3.18). Ensuite, ces vitesses mises à jour sont projetées dans l'espace des vitesses (V, ω) avec leurs incertitudes respectives.

Dans cet espace de vitesse, la cohérence globale de la scène est recherchée. Pour cela, un processus RANSAC est appliqué afin de supprimer les associations incohérentes issues d'objets mobiles ou encore de fausses détections radar. En effet, nous supposons que la majorité des détections sont statiques et correctes. La fusion des estimations restantes est effectuée par un processus d'intersection des covariance (CI pour Covariance Intersection) [Julier 2007]. Cette fusion de données pessimiste a été préférée à une fusion de type Kalman afin de réduire l'impact du vote de fausses détections résiduelles.

Le processus complet de la méthode est résumé dans l'Algorithme 1.

Algorithme 1 Algorithme d'odométrie fondé sur l'utilisation de capteurs tournants et l'analyse de la distorsion.

Entrées de l'algorithme :

- Deux images panoramiques radar successives
- Dernière estimation de vitesse du robot : (V, ω)

$\mathbf{M}_1 \leftarrow$ Extraction des détections de l'image radar 1

$\mathbf{M}_2 \leftarrow$ Extraction des détections de l'image radar 2

Prédiction des détections de l'image 1 sur l'image 2 :

- $\hat{\mathbf{M}}_1 \leftarrow \operatorname{argmin}\{(g(\hat{\mathbf{M}}_1, V, \omega) - f(\mathbf{M}_1, V, \omega))^2\}$

$Asso \leftarrow$ Etape d'association de données entre \mathbf{M}_2 et $\hat{\mathbf{M}}_1$

pour k dans $Asso$ **faire**

$|\hat{\mathbf{V}}_v(k) \leftarrow$ Mise à jour des vitesses par EKF pour la $k^{\text{ième}}$ association

$\tilde{\mathbf{V}}_{\text{inlier}} \leftarrow$ Filtrage des fausses estimations de $\hat{\mathbf{V}}_v$ par RANSAC

$\tilde{\mathbf{V}}_v \leftarrow$ Fusion par CI des estimations cohérentes $\hat{\mathbf{V}}_{\text{inlier}}$

Sortie de l'algorithme :

- Nouvelle estimation de vitesse du robot
-

3.2.3 Résultats de trajectographie

Afin de valider cette méthode et la formulation de la distorsion, dans un premier temps une simulation a été menée dans un environnement ponctuel et avec un capteur simulé se déplaçant à vitesse constante (voir section 3.2.3.1). La validation de cette approche sur données réelles a également été menée avec un véhicule évoluant à vitesse variable et avec une sélection automatique d'amer dans des situations terrestres (section 3.2.3.2) et navales (section 3.2.3.3).

3.2.3.1 Résultats de simulation

Premièrement, le déplacement virtuel à vitesse constante d'un véhicule a été simulé. Ce véhicule virtuel est équipé avec un capteur télémétrique rotatif. Dans son environnement, 25 amers ponctuels ont été placés aléatoirement. La simulation fut réalisée avec une vitesse linéaire de 15 m/s et une vitesse angulaire de 6°/s. Le capteur avait une fréquence d'acquisition de 1 Hz (un tour par seconde) et une portée maximale de 200 m .

La figure 3.9 (a) présente la trajectoire circulaire du véhicule en pointillés rouges. Chaque acquisition successive est représentée. Les étoiles rouges et bleues représentent respectivement les détections des scans 1 et 2. Les poses prédites ainsi que leurs incertitudes sont également représentées.

La pose $\hat{\mathbf{M}}_1$ de chaque détection \mathbf{M}_1 de l'image 1 est prédite sur l'image 2 à partir de la méthode présentée section 3.2.2.1. Comme la fonction de prédiction ne peut pas être calculée directement, les incertitudes sont approchées par une fonction de transfert simplifiée. La conformité des incertitudes a été vérifiée en comparant notre méthode d'estimation des covariances avec un nuage particulaire propagé par la méthode de minimisation. Ainsi, les nuages de particules, présentés en vert, attestent de la conformité des incertitudes calculées et dessinées en magenta.

La figure 3.9 (b) représente la fusion finale des vitesses obtenues après la phase d'association de données. La vitesse réelle est indiquée par un carré noir. Les vitesses initiales avec leurs incertitudes à 3σ sont représentées en vert tandis qu'en rouge sont affichés les votes de chaque association avec leurs incertitudes respectives à 3σ . Afin de réduire la sur-convergence, une fusion utilisant l'intersection de covariance (CI) a été appliquée comme vue au 3.2.2.2. La fusion des différentes vitesses par l'algorithme de CI est donné en bleu avec son incertitude à 1σ . L'estimation de la vitesse du véhicule obtenue et son incertitude sont intègres et offrent une bonne précision. L'erreur d'estimation des vitesses linéaires et angulaires sur ces données simulées, en s'affranchissant du problème d'association de données, sont de $\epsilon_V = 0.05\text{ m/s}$ et $\epsilon_w = 0.01\text{ rad/s}$.

Cette simulation montre qu'en comparant deux acquisitions successives, à la fois la vitesse angulaire w et linéaire V du véhicule peuvent être estimées sans aucun autre capteur additionnel. Une fois ce principe validé en simulation, des expérimentations sur des données radar réelles ont été menées.

3.2.3.2 Résultats terrestres

Expérimentation en environnement contrôlé

Dans le but de valider cette méthode, une estimation des vitesses d'un véhicule équipé du radar panoramique K2Pi a été effectuée à partir de données réelles obtenues dans des conditions d'expérimentation contrôlées. Le site est un environnement extérieur fermé, libre de tout objet mobile où des données GPS-RTK sont disponibles. Les données expérimentales utilisées ici sont les mêmes que celles présentées dans la section 2.4.4. Pour rappel, la vue aérienne du site est redonnée sur la figure 3.10.

Des exemples d'images fournies par le radar sont présentées sur la figure 2.19. Ces données ont été traitées afin de filtrer le bruit et d'extraire des détections fiables. Ce traitement présenté section 2.4.3 est composé principalement d'un seuillage et de déconvolutions par un masque gaussien défini selon les propriétés du capteur et en particulier son ouverture d'antenne à 3 dB . Le traitement des images radar est effectué sur leur forme polaire afin d'avoir un masque identique en fonction de la distance. La principale cause de dégradation des données pour une distance fixée est

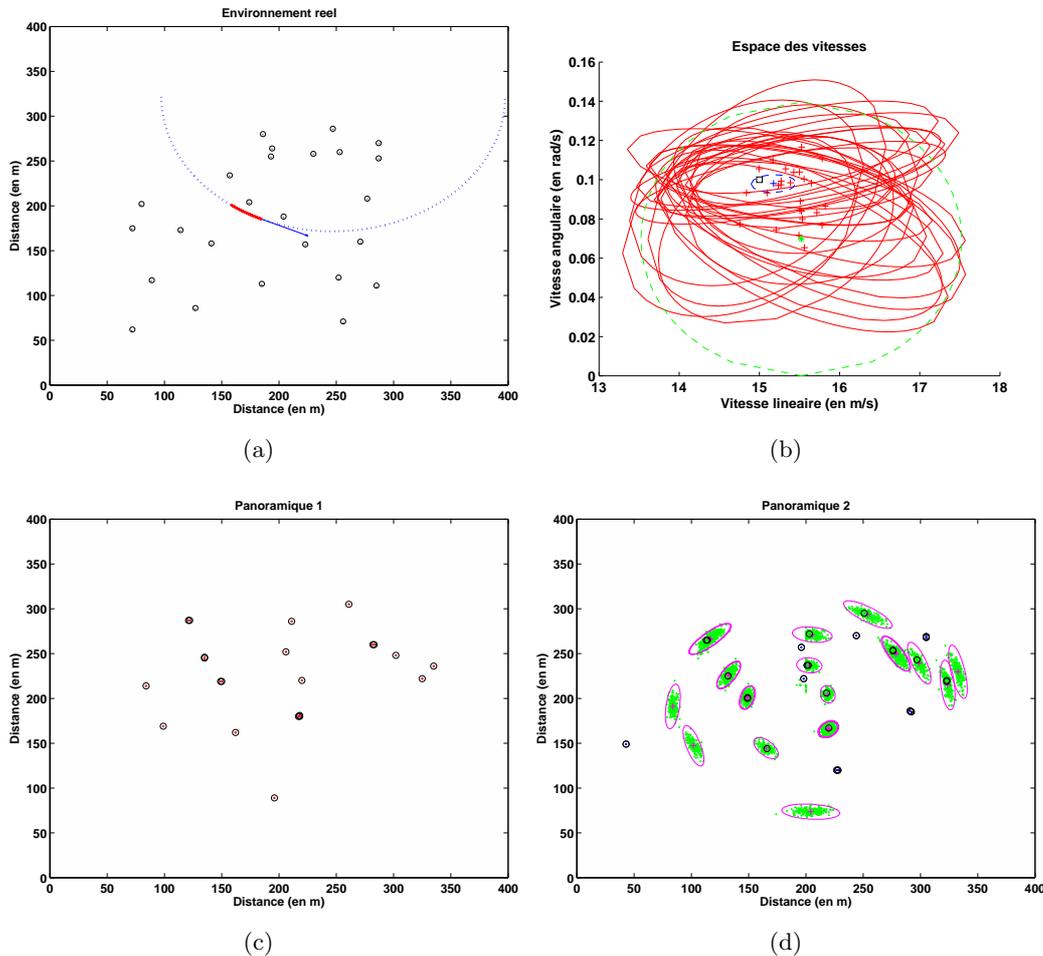


FIGURE 3.9 – Simulation pour la recherche des vitesses à partir des données de deux scans. (a) la trajectoire circulaire du véhicule est représentée en bleu. En rouge, le trajet effectué pendant les deux acquisitions successives et en noir les amers. (c) et (d) les deux acquisitions du capteur télémétrique tournant avec les détections en noir et les prédictions en magenta. (d) en vert la propagation d'un nuage particulaire pour vérifier la conformité des incertitudes prédites en magenta. (b) la fusion (en bleu) de toutes les vitesses votées (en rouge) par chaque association potentielle dans l'espace de vitesse (V, ω) .

l'ouverture d'antenne. Par conséquent, une déconvolution par l'algorithme de Lucy-Richardson est appliquée au vecteur contenant les détections. Ensuite, un seuillage des spectres de puissance à partir de la valeur médiane du signal, est appliqué et des opérations de morphologie mathématique filtrent les plus petites détections considérées comme des fantômes. Enfin, les maximums locaux sont extraits et considérés comme des amers.

Ces expérimentations ont été conduites avec un véhicule routier équipé du capteur radar K2Pi. Une trajectoire d'environ 1250 m a été parcourue à la vitesse

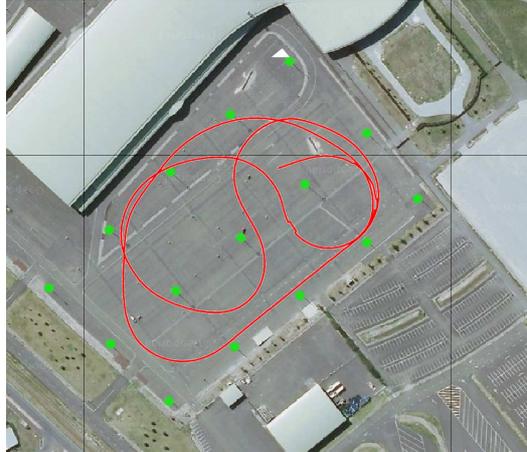


FIGURE 3.10 – Vue aérienne de la zone de test. En rouge, trajectoire de référence de l’expérience SLAM du parking Zenith. En vert, quelques amers représentés.

moyenne de 8 m/s ($\approx 30 \text{ km/h}$) sur le parking du Zenith d’Auvergne (voir vue aérienne sur la figure 2.21). Les signaux radars ont été enregistrés et post-traités comme expliqué précédemment.

Le radar K2Pi fournit une acquisition par seconde. Il est à noter que le traitement des images radar décrit section 2.4.3 est l’étape de l’algorithme la plus longue. L’étape d’estimation des vitesses du véhicule prend un temps moyen de 1.4 s avec un temps fixe de 1.3 s pour le processus de dé-convolution en utilisant MATLAB. Cette étape pourrait être optimisée pour atteindre le temps réel, néanmoins ce n’est pas l’objectif principal de ce travail. Une fois les images filtrées, l’analyse des images distordues a été effectuée pour estimer à la fois les vitesses linéaires et angulaires du véhicule sous l’hypothèse de vitesse localement constante entre deux panoramiques successifs. Cette estimation de vitesse est effectuée en un temps de calcul moyen de 26 ms sous MATLAB avec un nombre moyen de 10 amers sur un ordinateur PC standard de type dual-core.

Les vitesses estimées ainsi que leurs incertitudes respectives sont présentées sur la figure 3.11. Une évaluation statistique de notre algorithme d’odométrie fondé sur la prise en compte de la distorsion a été menée. L’erreur sur la vitesse linéaire, ϵ_V , a une variance $\sigma_{\epsilon_V} = 0.56 \text{ m/s}$ et une moyenne de $\bar{\epsilon}_V = 0.2 \text{ m/s}$. L’erreur sur la vitesse angulaire, ϵ_w , présente une variance $\sigma_{\epsilon_w} = 0.85^\circ/\text{s}$ et une moyenne de $\bar{\epsilon}_w = 0.13^\circ/\text{s}$. Sur la base de ces estimations, la localisation à l’estime de la trajectoire a été effectuée et est présentée sur la figure 3.12. L’erreur cumulée de cette méthode de navigation à l’estime par étude de la distorsion donne une erreur de positionnement final par rapport à la vérité terrain de 12 m après une trajectoire de 800 m . Une évaluation de la trajectoire comme proposée dans la section 2.3.4 a été menée et donne une erreur en rotation de $\epsilon_R = 0.059 \text{ rad}$ et des erreurs de translation $\epsilon_{Tx} = 0.113 \text{ m}$ et $\epsilon_{Ty} = 0.023 \text{ m}$. L’erreur observée sur l’estimation de vitesse est due à la variation rapide des vitesses linéaires et angulaires. Au début de

la trajectoire, le véhicule accélère de 0 m/s à 8 m/s en 10 s contre notre hypothèse de vitesse constante de V et w entre deux scans successifs. De ce fait, la convergence de l'algorithme est plus difficile à atteindre et l'erreur engendrée perdure tout au long de la trajectoire. Néanmoins, l'incertitude de vitesse reste assez faible et l'estimation intègre.

Cette expérimentation montre que les estimations des basses vitesses sont aussi fiables que celles à haute vitesse. En fait, la qualité de l'estimation est principalement liée à la précision du capteur et à la possibilité d'extraire des amers fiables. La détection d'amer a été, dans ce cas, effectuée automatiquement comme expliqué dans la section 2.4.3. Néanmoins, avec un radar imageur terrestre tel que K2Pi, l'identification des objets reste un challenge.

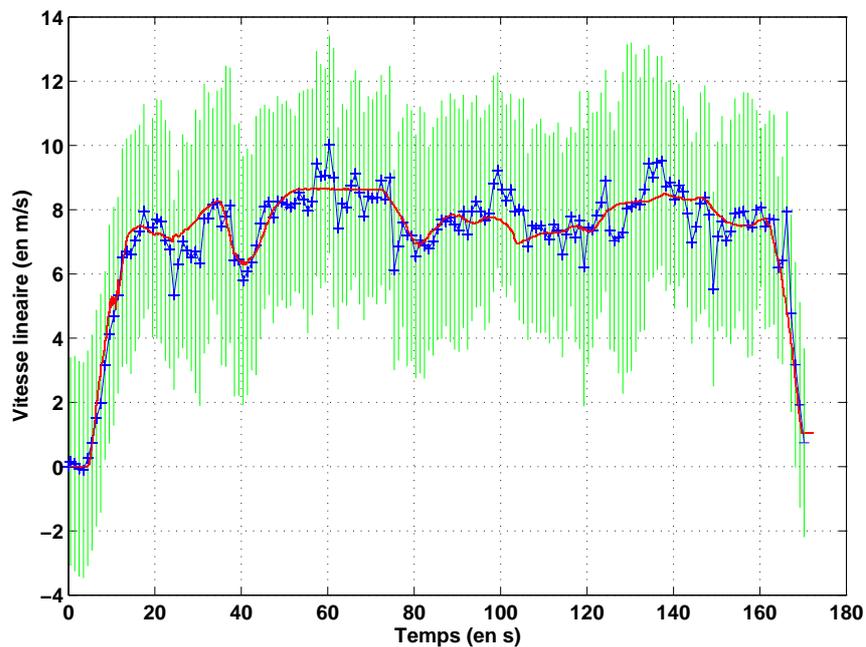
Expérimentation en environnement semi-urbain

D'autres expérimentations ont été menées dans un environnement réaliste et moins structuré. La cartographie résultante de cette expérimentation ainsi que la vue aérienne de la zone sont présentées sur la figure 3.13. L'algorithme a été appliqué sur une trajectoire d'environ 2.5 km parcourue à une vitesse moyenne de 30 km/h . Le passage des ronds-points à haute vitesse viole l'hypothèse de vitesse constante. Par conséquent, les estimations des vitesses angulaires dans ces zones ne sont pas aussi bonnes que souhaitées. La carte reconstruite à partir de la trajectoire estimée présente une distorsion à cause de l'accumulation de ces erreurs. La pose finale après 2.5 km présente un écart à la vérité terrain de 70 m . À partir de chaque vitesse estimée, la trajectoire parcourue par le véhicule est reconstruite et, pour chaque pose, le spectre radar correspondant est positionné sans aucune méthode de scan-matching ou de fermeture de boucle afin de représenter l'environnement.

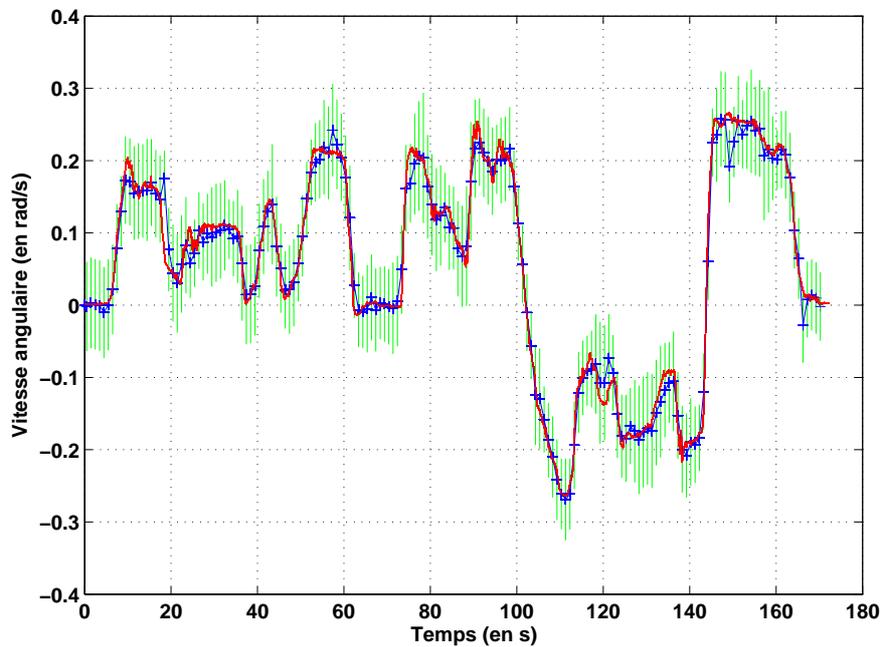
Là encore, une évaluation de la trajectoire reconstruite a été menée. L'estimation de la vitesse linéaire ϵ_V a une erreur moyenne de $\bar{\epsilon}_V = 0.29\text{ m/s}$ avec un écart-type $\sigma_{\epsilon_V} = 1.31\text{ m/s}$. La vitesse angulaire a une erreur ϵ_w de moyenne $\bar{\epsilon}_w = 0.06^\circ/\text{s}$ et un écart-type de $\sigma_{\epsilon_w} = 0.026^\circ/\text{s}$. L'évaluation de la trajectoire donne une erreur en rotation de $\epsilon_R = 0.036\text{ rad}$ et des erreurs de translation $\epsilon_{Tx} = 0.59\text{ m}$ et $\epsilon_{Ty} = 0.35\text{ m}$. La quantification de la qualité de la trajectoire estimée est moins bonne que la précédente car la rotation globale au cours de la trajectoire est faussée par les erreurs en rotation aux ronds-points, altérant les estimations des translations en x et y .

Expérimentation en environnement dynamique

Les expérimentations précédentes ont été menées dans des environnements considérés comme maîtrisés, c'est-à-dire sans objets mobiles pouvant influencer ou gêner l'algorithme. Un test en milieu dynamique avec une circulation importante a été mené. Une trajectoire en trafic routier normal, autour d'un rond-point, a été effectuée à une vitesse variant de 7 à 9 m/s . Lors de cette expérimentation, un très grand nombre d'objets mobiles non coopératifs se trouvaient autour du véhicule.



(a)



(b)

FIGURE 3.11 – Expérimentations réelles : (a) et (b) représentent respectivement l'estimation des vitesses linéaires et angulaires. La vérité terrain obtenue par une fusion du GPS-RTK et de l'odomètre est présentée en rouge. En bleu l'estimation donnée par la méthode avec son incertitude associée en vert.

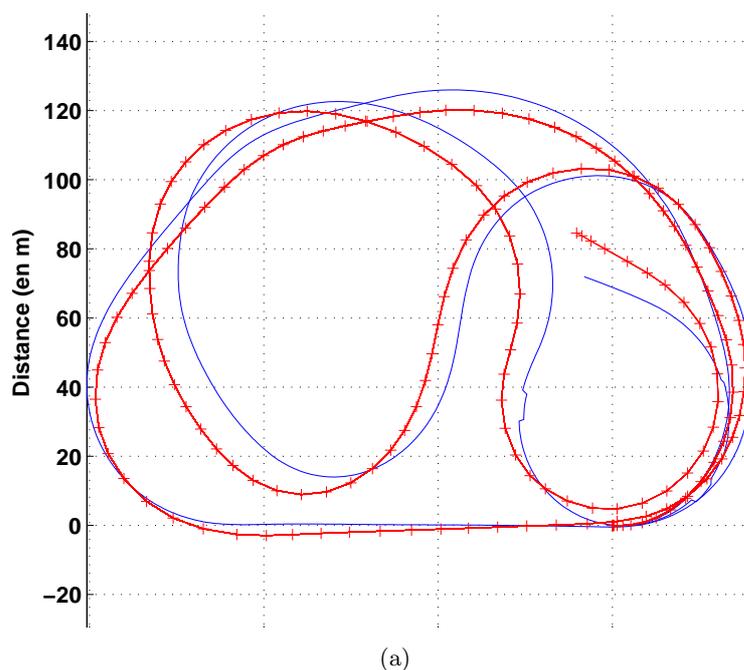


FIGURE 3.12 – Résultats de localisation par odométrie radar. En bleu, la vérité terrain GPS-RTK. En rouge, la localisation du véhicule obtenue par une navigation à l'estime utilisant l'analyse de la distorsion.

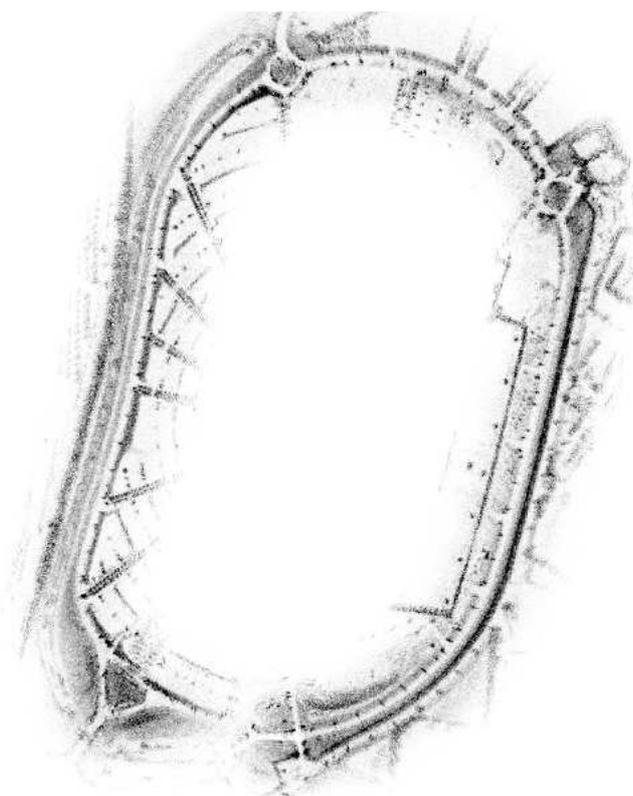
La trajectoire et la cartographie résultantes de cette expérimentation ainsi que la vue aérienne de la zone sont présentées sur la figure 3.14. L'estimation des vitesses fournies par l'algorithme sont quant à elles présentées sur la figure 3.15.

3.2.3.3 Résultats nautiques

La dernière expérimentation menée a consisté à appliquer cet algorithme dans le cas d'un véhicule maritime, équipé du radar K2Pi, navigant sur un lac. Les problèmes sur une rivière ou un lac, sont les suivants : aucune donnée proprioceptive n'est disponible, le modèle d'évolution du véhicule n'est pas suffisamment fiable à cause des courants, de plus, le signal GPS est souvent peu fiable à cause de l'environnement naturel complexe (zone boisée, canyon...). La localisation et par conséquent la cartographie deviennent alors des problèmes difficiles souvent résolus par l'utilisation de centrales inertielles très onéreuses. Une autre difficulté apparaît avec une expérimentation de ce genre : le capteur est aveugle sur plus de la moitié de son champ de vue à cause de sa portée limitée et du manque d'échos sur l'eau. Le résultat de cette expérimentation avec un bateau se déplaçant entre 1 et 3 m/s sur une trajectoire d'approximativement 600 m est présenté sur la figure 3.16. Une vue aérienne du site ainsi que la cartographie sont présentées. Ne disposant pas des vérités terrain de la trajectoire (pas de GPS) pour cette application, le résultat est évalué de façon visuelle par superposition de la carte et de la vue aérienne.



(a)



(b)

FIGURE 3.13 – Odométrie radar en milieu semi-urbain : (a) vue aérienne de la zone d'expérimentation. (b) Trajectoire estimée et reconstruction de la cartographie obtenue avec la navigation à l'estime utilisant l'analyse de la distorsion.

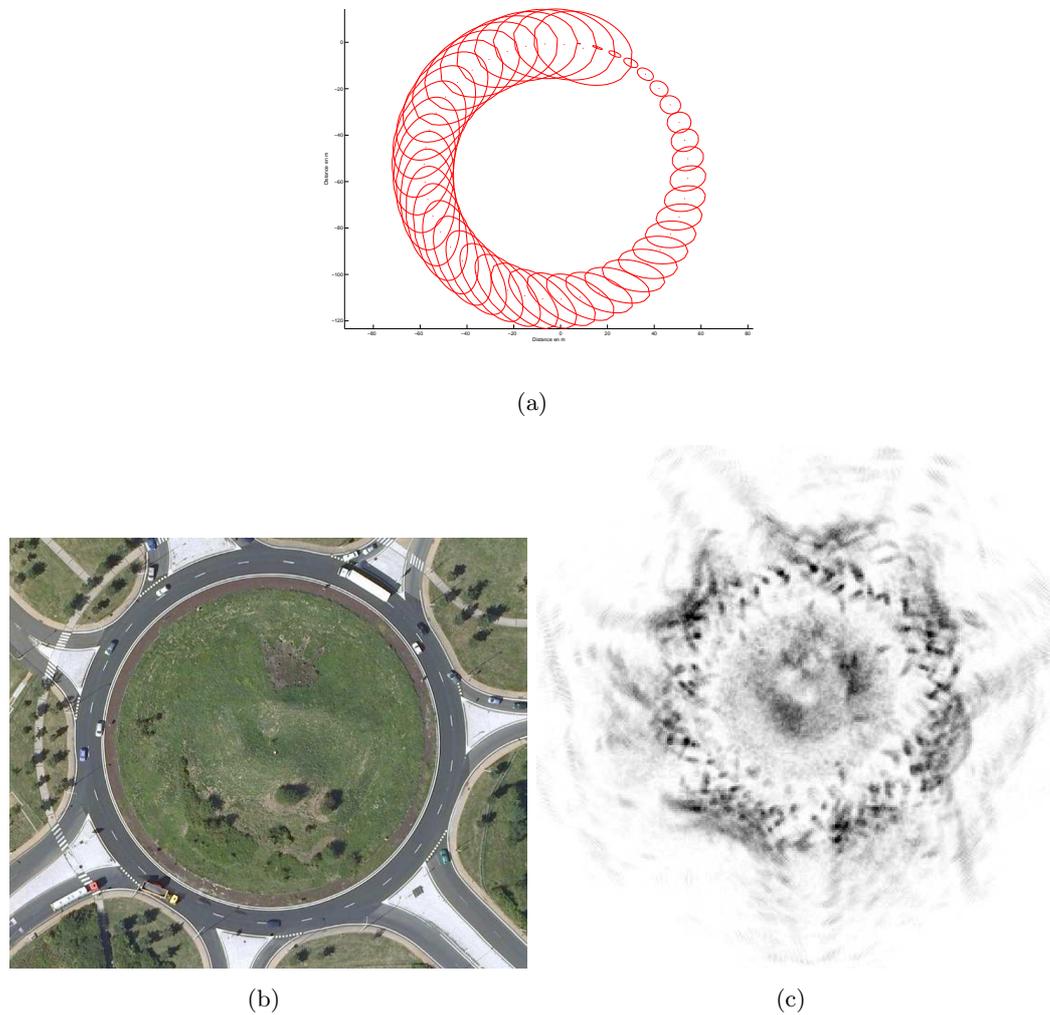


FIGURE 3.14 – Odométrie radar en environnement dynamique : (a) poses successives estimées par la navigation à l'estime utilisant l'analyse de la distorsion avec leurs incertitudes à 3σ . (b) vue aérienne de la zone d'expérimentation. (c) reconstruction de la cartographie.

Conclusion

Ces différentes expérimentations en environnements extérieurs étendus démontrent la faisabilité et la robustesse de l'approche d'odométrie radar. Les estimations de vitesses fournies par l'algorithme permettent de reconstruire une trajectoire à l'estime ainsi qu'une cartographie relativement précise, et ce, sans aucun autre capteur que le capteur panoramique radar.

Des essais présentant des variations de vitesse importantes (de 0 à 30 km/h) et en milieu dynamique démontrent la robustesse de l'approche malgré l'hypothèse de vitesse constante entre deux scans successifs et la présence d'éléments mobiles

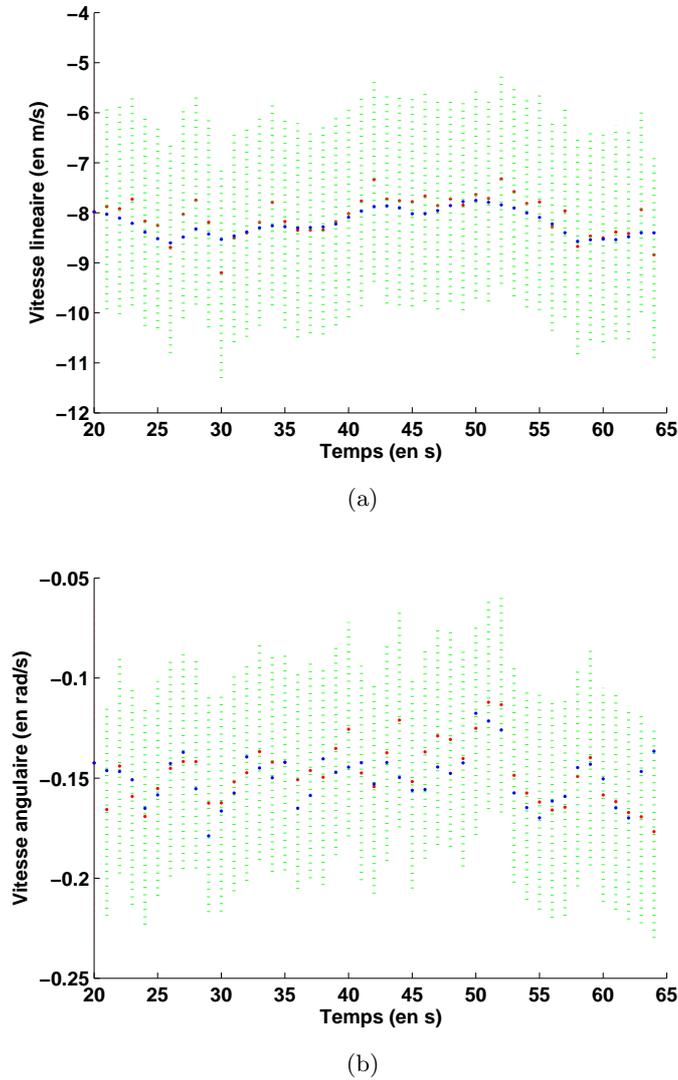


FIGURE 3.15 – Estimation des vitesses en environnement dynamique : en bleu, la vérité terrain pour (a) la vitesse linéaire, (b) la vitesse angulaire. En rouge l’estimation avec son incertitude à 1σ .

autour du robot.

Néanmoins, afin de limiter la convergence lente de l’algorithme venant de l’hypothèse de vitesse constante, en cas de variations brusques de vitesse, une approche par minimisation locale a été développée afin de tenter de lever cette contrainte.

3.2.4 Méthode de reconstruction par minimisation

Le principe de l’odométrie proposée ici consiste, en résumé, à trouver les paramètres de vitesse V et ω permettant la mise en correspondance d’un maximum d’amers de façon cohérente entre deux images successives. Autrement dit,



(a)



(b)



(c)

FIGURE 3.16 – Odométrie radar en environnement nautique : (a) vue aérienne de la zone d'expérimentation. (b) cartographie radar obtenue avec une navigation à l'estime utilisant l'analyse de la distorsion. (c) superposition de la vue aérienne et de la cartographie.

l'idée consiste à recréer une trajectoire en jouant sur les paramètres de vitesse pour permettre aux données extéroceptives mesurées à partir de cette trajectoire de présenter le moins d'erreur possible lors de leur mise en correspondance.

Ce processus peut être perçu comme un processus de minimisation globale dont les paramètres à optimiser correspondent aux données de vitesse V et ω . La fonction de coût à minimiser est alors la somme des erreurs de reprojection des détections associées dans le monde. Dans notre cas, ces reprojections sont calculées à partir de la pose du capteur au moment de l'acquisition mais aussi grâce aux équations de prise en compte de la distorsion.

Soient deux ensembles de détections $\mathbf{M}_1 = (m_{1,1}, m_{1,2}, \dots, m_{1,n})$ et $\mathbf{M}_2 = (m_{2,1}, m_{2,2}, \dots, m_{2,n})$ dont les amers ont été associés de telle sorte que $m_{1,i}$ et $m_{2,i}$ forment un couple. La fonction de coût à minimiser est donc la somme des distances entre chaque projection associable et est donnée par le score S suivant :

$$S = \sum_{i=1}^n \|f(m_{1,i}, V, w), g(m_{2,i}, V, w)\| \quad (3.19)$$

avec les fonctions f et g définies par l'équation (3.13).

En minimisant ce critère de coût S , nous minimisons les erreurs de reprojection des détections par l'équation de distorsion en ajustant les paramètres de V et w . Avec une telle méthode, il est possible de considérer les paramètres V et w non plus comme des constantes pendant l'acquisition des deux panoramiques successifs mais comme des fonctions dont les paramètres sont à optimiser. L'hypothèse de vitesses constantes peut ainsi être levée.

Une telle approche permet d'obtenir à la fois la pose des amers, donc la carte, mais également le profil de vitesse et, par l'intermédiaire du modèle d'évolution, la trajectoire du véhicule. Une telle méthode peut être appliquée soit, dans le même contexte que notre odométrie, c'est-à-dire entre deux panoramiques successifs seulement, soit dans une optique plus générale sur l'ensemble des données en tant que post-traitement.

Méthodes de minimisation

Un grand nombre de problèmes en robotique comme en vision par ordinateur implique la minimisation d'une fonction d'erreur non linéaire qui peut être représentée par un graphe. Typiquement, ces problèmes sont rencontrés dans des applications de SLAM ou d'ajustement de faisceaux (Bundle Adjustment BA). L'objectif visé dans ces problèmes consiste à trouver la configuration des paramètres ou des variables de l'état qui explique au maximum un set de détection obtenu.

Olson et al. [Olson 2007] ont présenté une approche pour résoudre une approche de SLAM qui utilise des graphes en appliquant une descente de gradient stochastique pour minimiser les erreurs. Une évolution de cette approche appliquée à un graphe a mené au développement de l'algorithme TORO (Tree-based network Optimizer) [Grisetti 2009]. Kümmerle et al. [Kümmerle 2011] ont proposé

également un algorithme de résolution de ces problèmes, le g^2o pour l'optimisation de problèmes formalisés sous forme de graphes.

L'ajustement de faisceaux est également un processus d'optimisation qui, à partir d'une première estimation du modèle à optimiser (comprenant les paramètres du système à étudier, dans notre cas V , w et la pose estimée des détections), raffine celle-ci à l'aide d'un algorithme d'optimisation non linéaire, comme par exemple l'algorithme de Levenberg-Marquardt [Press 1992]. Cette méthode d'ajustement est largement utilisée en vision [Royer 2006] [Mouragnon 2009] [Konolige 2008]. Une synthèse complète sur l'ajustement de faisceaux est disponible dans [Triggs 2000].

Le grand intérêt de ces méthodes est d'optimiser simultanément la trajectoire du capteur et la structure de la scène.

Ayant une première estimation de nos paramètres ainsi que l'ensemble des détections, dans un premier temps, un ajustement de faisceaux local, entre deux images successives a été mis en place en se basant sur l'algorithme de Levenberg-Marquardt.

Résultats de localisation par ajustement de faisceaux local

Une méthode d'ajustement de faisceaux locale a été appliquée sur les mêmes données que l'expérimentation en environnement dynamique. Les résultats de trajectoire obtenue par ajustement de faisceaux local sont présentés sur la figure 3.17. Une modélisation de vitesse de type polynomiale de degré 2 du temps a été utilisée en prenant en compte des contraintes de continuités en pose et en courbure entre chaque estimation.

Ainsi l'ajustement de faisceaux local estime les paramètres v_i et w_i de :

$$\begin{cases} V = v_2 t^2 + v_1 t + v_0 \\ w = w_2 t^2 + w_1 t + w_0 \end{cases} \quad (3.20)$$

Une comparaison qualitative entre les résultats de l'odométrie et de l'ajustement de faisceaux a été également effectuée sur une trajectoire du parking Zénith. Les résultats sont présentés sur la figure 3.20.

Cette méthode d'ajustement local utilise ici deux images successives et le même principe que notre odométrie. Ce genre de méthode demande un temps de calcul très important contrairement à la méthode d'odométrie radar. En effet, les étapes de prédiction et d'association sont communes et nécessaires aux deux méthodes. Néanmoins, l'odométrie ne nécessite que l'utilisation d'un filtre de Kalman (ou CI) prenant en moyenne 26 *ms* sous MATLAB pour une moyenne de 10 amers sur un ordinateur PC standard de type dual-core. L'ajustement de faisceaux effectue une minimisation locale en plus d'une seconde. Cette méthode, dans sa version implémentée, ne permet pas non plus de filtrer les fausses associations et les utilise dans la minimisation conduisant à des résultats dégradés.

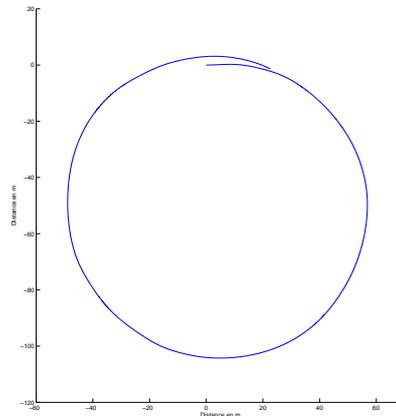


FIGURE 3.17 – Trajectoire obtenue par ajustement de faisceaux local en environnement dynamique : les détections effectuée sur deux scans successifs sont associées et leurs distances minimisées. L’ajustement de faisceaux local optimise donc à la fois les poses des détections et la trajectoire du véhicule durant ces deux scans.

Comparaisons des méthodes de localisation développées

Une comparaison quantitative des trois méthodes étudiées jusqu’alors a été effectuée dans l’environnement simple du parking du Zénith. Les trajectoires et estimations de vitesses des algorithmes développés de SLAM radar ponctuel (section 2.4), odométrie radar (section 3.2) et ajustement de faisceaux local (estimant pose et trajectoire entre deux panoramiques successifs) sont présentées respectivement sur les figures 3.19 et 3.20. L’évaluation quantitative des trois méthodes, utilisant les mêmes métriques que les expérimentations précédentes, est présentée dans le tableau 3.1.

Les résultats du SLAM radar ponctuel utilisant odométrie et bouclage sont, comme attendu, meilleurs que les deux navigations à l’estime pure (odométrie et ajustement de faisceaux local), sans bouclage mais n’utilisant aucun autre capteur que le radar K2Pi. Il est cependant nécessaire de nuancer cette conclusion en prenant en compte le fait que l’algorithme de SLAM radar est très sensible aux fausses détections d’amers radar, très fréquentes dans des environnements beaucoup plus complexes et moins structurés que celui étudié ici. L’algorithme est mis en échec dans beaucoup de cas où les approches de vélocimétrie sont fonctionnelles car ces dernières permettent de rejeter les fausses détections ne validant pas la cohérence globale de la scène. Si l’on compare les résultats des approches odométriques et par ajustement de faisceaux, les erreurs en position et vitesses relatives sont relativement identiques. Dans ces deux approches, les erreurs d’estimation de vitesses se cumulent rendant la trajectoire finale reconstruite moins représentative de la réalité que l’approche SLAM. La localisation de ces deux méthodes reste néanmoins intègre et robuste aux fausses détections.

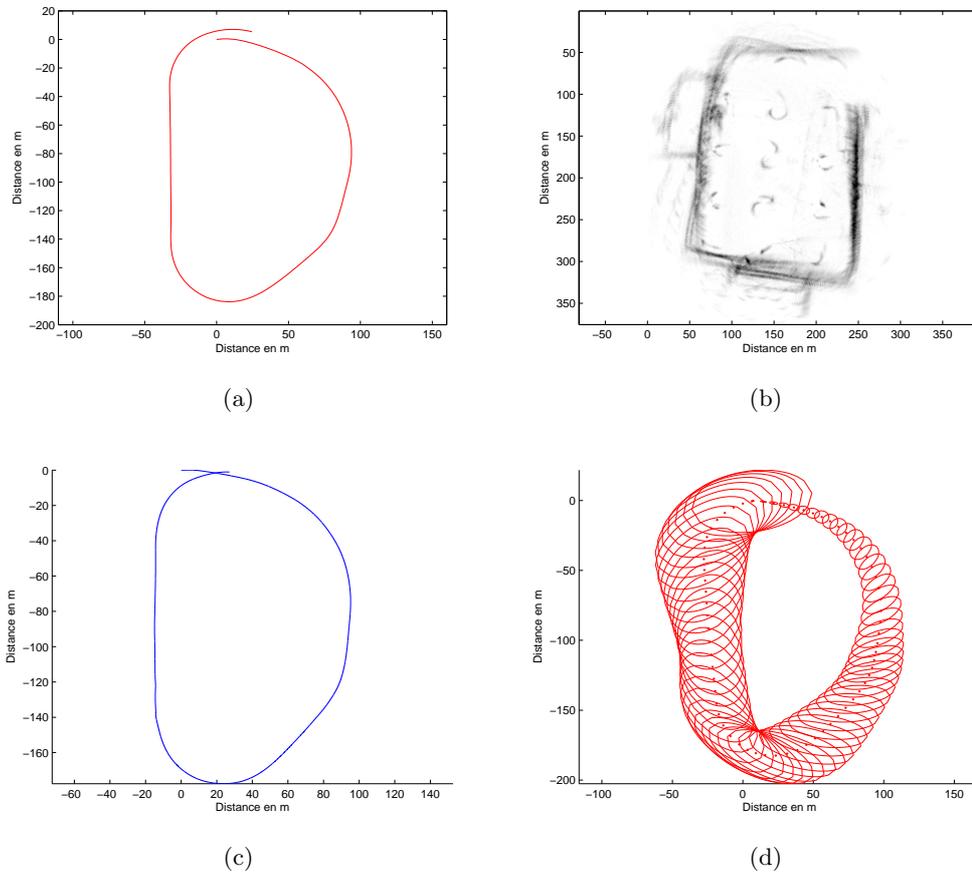


FIGURE 3.18 – Trajectoire obtenue par ajustement de faisceaux local en environnement statique : (a) vérité terrain GPS-RTK, (b) cartographie radar obtenue par odométrie, (c) trajectoire estimée par l'ajustement de faisceaux, (d) trajectoire et incertitudes de positionnement estimés par odométrie radar.

TABLE 3.1 – Comparaison des résultats de localisation par radar K2Pi.

Méthode	SLAM radar	Odométrie radar	AF local
ϵ_x (en m)	-0.0061704	0.31265	0.015923
σ_x (en m)	0.27327	4.1638	4.1896
ϵ_y (en m)	-0.0023514	0.016516	0.037789
σ_y (en m)	0.056136	0.79934	0.70188
ϵ_θ (en rad)	0.014134	-0.058932	-0.072979
σ_θ (en rad)	0.15679	0.14154	0.14692
ϵ_V (en m/s)	0.10779	0.51209	0.30227
σ_V (en m/s)	0.70913	0.95632	0.82792
ϵ_w (en rad/s)	-0.004166	0.0077423	-0.0072015
σ_w (en rad/s)	0.092105	0.094522	0.10028

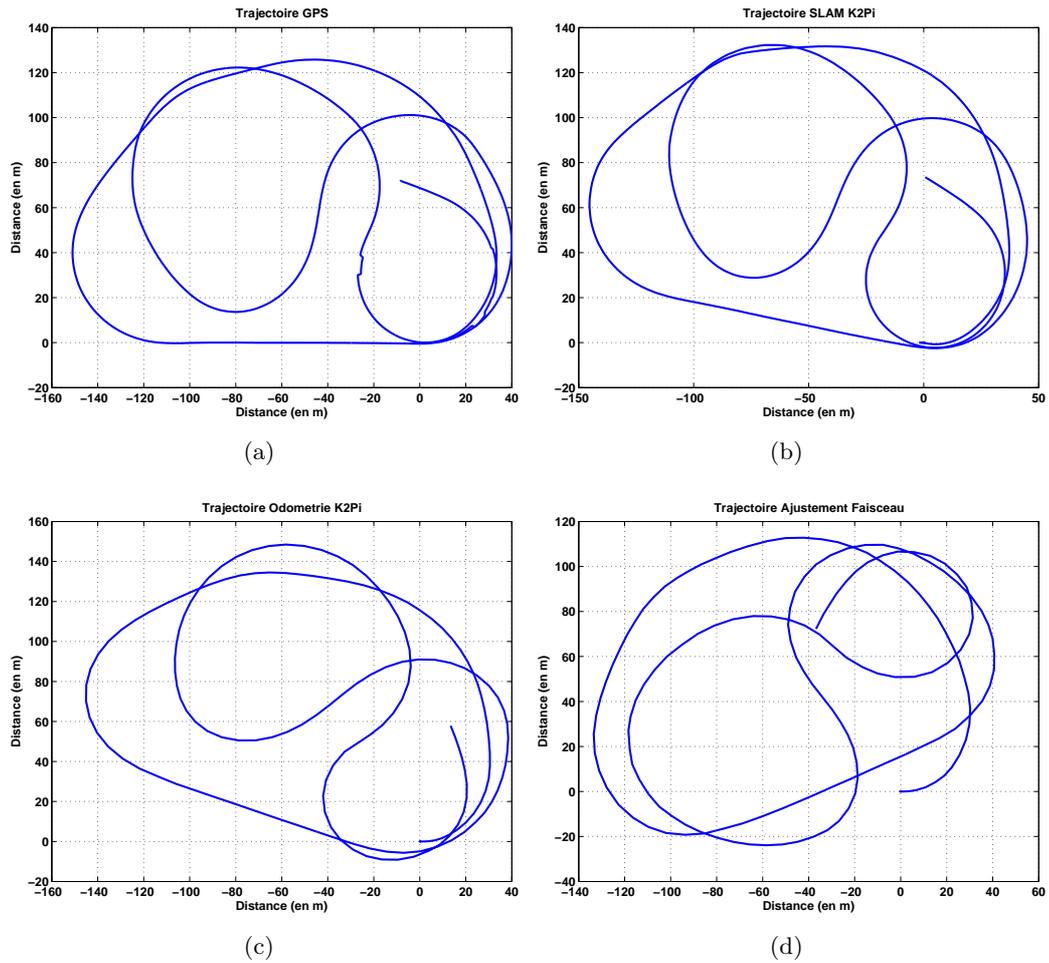


FIGURE 3.19 – Trajectoire obtenue par (a) GPS-RTK, (b) SLAM radar, (c) odométrie radar et (d) ajustement de faisceaux local.

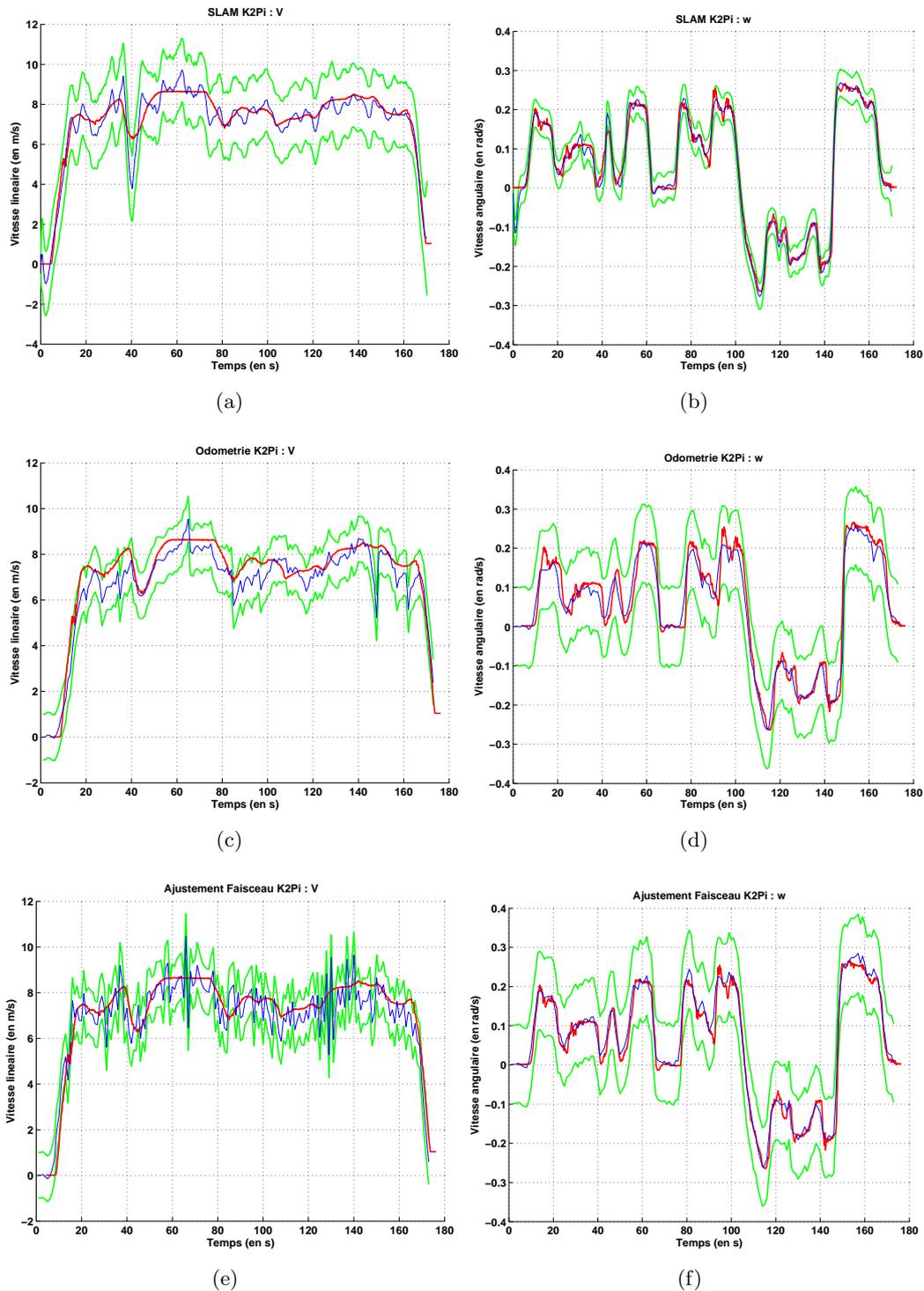


FIGURE 3.20 – Estimation de vitesses linéaires et angulaires obtenues par (a, b) SLAM radar, (c, d) odométrie radar et (e, f) ajustement de faisceaux local.

3.3 Conclusions et perspectives

Grâce à l'utilisation de capteurs tournant montés sur des véhicules routiers se déplaçant à haute vitesse, nous avons pu montrer que la distorsion, habituellement considérée comme une nuisance, contenait des informations sur le déplacement du véhicule. Une formulation mathématique de la distorsion a été mise en place et utilisée dans une approche radar afin d'effectuer de la vélocimétrie. L'analyse de la déformation des données extéroceptives permet ainsi l'obtention de données proprioceptives et, par suite, la construction d'une localisation à l'estime avec comme unique capteur un imageur radar panoramique.

L'approche proposée s'appuie sur une hypothèse d'environnement statique ainsi que sur une hypothèse de vitesse constante entre deux scans successifs. Cette dernière hypothèse peut être assouplie par l'utilisation d'une formulation des vitesses, V et w , sous forme de fonctions continues dans les équations de distorsion. Néanmoins, la quantité de détections fiables requis pour l'estimation des paramètres de ces fonctions augmente avec leur nombre. Les détections radar étant peu fiables et difficilement reconnaissables d'une acquisition à l'autre, l'estimation d'une vitesse constante a été préférée.

A partir de l'estimation de notre odométrie radar, une perspective serait l'utilisation d'un ajustement de faisceaux global pour optimiser a posteriori la trajectoire obtenue. En effet, l'approche d'ajustement de faisceaux locale pourrait être étendue vers un ajustement global sur toutes les images radar permettant une optimisation finale de la trajectoire. Pour cela, l'ensemble des détections et des associations devrait être mémorisé. Le profil de vitesse du véhicule pendant la trajectoire complète pourrait ainsi être exprimé comme étant une fonction continue, comme par exemple une spline, dont les points de contrôle seraient à optimiser. Ce profil de vitesse ainsi que les amers de l'environnement seraient initialisés grâce aux résultats fournis par l'odométrie radar. L'inconvénient d'une telle approche réside dans son temps de calcul et le nombre important de paramètres à optimiser. Cette étape de minimisation globale pourrait être réalisée comme un post-traitement ou une amélioration de la cartographie comme c'est le cas dans [Grisetti 2009, Kümmerle 2011, Chandran 2006].

A l'aide de cette technique d'odométrie, sans aucun autre capteur que le capteur télémétrique, une estimation de la trajectoire et donc de la localisation est fournie. A partir de cette estimation, une cartographie dense utilisant les données radar est construite. Une méthode simple de localisation et de cartographie simultanées (SLAM) à haute vitesse avec uniquement un capteur extéroceptif tournant est donc à ce stade fonctionnelle.

Des expérimentations terrestres et navales ont permis de démontrer l'intérêt de l'approche d'odométrie radar qui permet d'obtenir une localisation à l'estime sans aucun autre capteur que le capteur télémétrique tournant. Cette approche requiert un environnement constitué majoritairement d'objets fixes. Dans le cas où trop d'objets mobiles sont présents, le nombre d'amers nécessaires à une bonne localisation peut être insuffisant.

Un des avantages du radar, non utilisé jusqu'alors, seule une correction étant faite, est sa capacité à mesurer l'effet Doppler et donc la vitesse radiale des cibles : c'est le cas du radar IMPALA. Ce capteur est une évolution du radar K2Pi. Il exploite une loi de modulation différente permettant d'obtenir à la fois une image télémétrique et une information Doppler sur l'environnement. Avec un tel capteur, il semble donc possible de détecter les entités mobiles de l'environnement. Le chapitre 4 est consacré à l'étude de l'apport des informations de vitesses dans le cadre de l'odométrie proposée.

Prise en compte des informations de vitesse Doppler

Sommaire

4.1	Prise en compte de la distorsion avec le capteur IMPALA .	100
4.1.1	Le radar IMPALA	100
4.1.2	Caractéristiques du radar IMPALA	101
4.1.3	Odométrie Doppler : cohérence globale des images	102
4.1.4	Prise en compte de la distorsion : Odométrie IMPALA	108
4.1.5	Résultats de localisation et de cartographie par odométrie IMPALA	108
4.1.6	Conclusion de l'odométrie IMPALA	115
4.2	Détection et pistage d'objets mobiles : DATMO	118
4.3	Etat de l'art de la problématique DATMO	119
4.4	Problématique de DATMO en utilisant un capteur radar panoramique terrestre	121
4.4.1	Recherche des entités non cohérentes par rapport au mouvement global de la scène	121
4.4.2	Pistage des objets mobiles	127
4.4.3	Résultats expérimentaux de DATMO	127
4.4.4	Conclusion	131
4.5	Conclusions et perspectives	135

Introduction

Le chapitre 3 démontre la faisabilité d'une approche de localisation et de cartographie avec un unique capteur radar panoramique, le K2Pi. Cette approche, qui utilise une technique d'analyse de la distorsion, fournit un résultat de vélocimétrie permettant la reconstruction d'une trajectoire à l'estime et par conséquent d'une cartographie. Néanmoins cette méthode se fonde sur une hypothèse de monde statique. Dans le cas où la majorité des détections utilisées par l'approche sont des objets mobiles, l'algorithme de localisation peut s'avérer moins précis ou fournir des résultats erronés.

L'avantage de la technologie radar réside dans la possibilité de mesurer la fréquence Doppler qui est directement liée à la vitesse relative de déplacement des objets par rapport au robot mobile. Ainsi, l'information Doppler fournie permet d'obtenir la vitesse radiale relative des détections. Néanmoins, le Doppler étant issu à la fois du déplacement du véhicule et des objets mobiles, une connaissance a priori des vitesses de déplacement du véhicule serait nécessaire pour filtrer les entités dynamiques. L'objectif de notre odométrie étant de trouver ces vitesses, cette information n'est donc pas directement disponible. Ce chapitre va s'intéresser à l'apport de l'information Doppler dans une optique de localisation et de cartographie puis de détection et de pistage d'entités mobiles.

Dans la section 4.1, l'algorithme d'odométrie va être appliqué au nouveau capteur IMPALA, fournissant distances et vitesses. L'étude de la cohérence de l'information Doppler fournie sur l'ensemble de la scène permet, dans un premier temps, d'effectuer une odométrie Doppler qui permettra d'initialiser l'odométrie radar IMPALA. Une fois cette odométrie réalisée, les vitesses de déplacement du véhicule seront connues, ainsi une approche de détection et de pistage des objets mobiles dans l'environnement du robot sera menée dans la section 4.2.

4.1 Prise en compte de la distorsion avec le capteur IMPALA

4.1.1 Le radar IMPALA

Le radar K2Pi utilisé dans le chapitre 3 ne permet pas la mesure directe de l'effet Doppler. En effet ce dernier est présent dans la mesure mais est indissociable. De ce fait, la différenciation des objets fixes ou mobiles n'est pas possible nativement. Un autre capteur radar panoramique, le radar IMPALA utilise une modulation de fréquence différente permettant de mesurer l'effet Doppler des impacts et de ce fait leur vitesse. Cependant ce radar dispose d'une résolution deux fois inférieure à celle du K2Pi. Nous avons tenté d'appliquer notre principe d'odométrie radar à cet autre capteur afin d'évaluer l'apport d'une information de vitesse de la scène dans l'analyse de la distorsion et voir l'influence d'une résolution de données moins grande sur la précision de l'algorithme.

Le radar IMPALA est une évolution du radar K2Pi dont la modulation de

fréquence a été modifiée afin de permettre la mesure de l'effet Doppler. Cependant, cette mesure additionnelle nécessiterait un temps d'observation doublé car l'environnement doit être mesuré selon deux pentes de modulation différentes. Afin de conserver la même vitesse de rotation d'antenne, nous disposons du même temps d'observation. De ce fait, la résolution en distance a donc du être réduite.

Le principe des radars FMCW à modulation en toit, utilisé par IMPALA, est présenté en annexe D.

4.1.2 Caractéristiques du radar IMPALA

IMPALA est un radar panoramique mono-statique, c'est-à-dire qu'une unique antenne est utilisée à la fois pour transmettre et recevoir. L'antenne tournante effectue un panoramique complet à 360° autour du véhicule par seconde, et une acquisition du signal est effectuée à chaque degré. La portée maximale du radar est de 100 m . Le radar inclut les composants micro-ondes, les équipements électroniques d'émission et de réception ainsi que les unités d'acquisition et de traitement du signal. Un exemple d'image radar est présenté dans la figure 4.1. Le radar est positionné au centre de l'image (croix rouge). Le niveau de gris indique l'amplitude des échos mesurés.

Les unités d'acquisition et de traitement du signal sont réalisées avec une carte processeur Pentium Dual Core $1.6\text{GHz}/\text{PC}/104$ embarqué. Les données traitées sont ensuite transmises en utilisant un port ethernet pour une visualisation et des traitements additionnels. Les principales caractéristiques du radar IMPALA sont décrites dans le tableau 4.1.

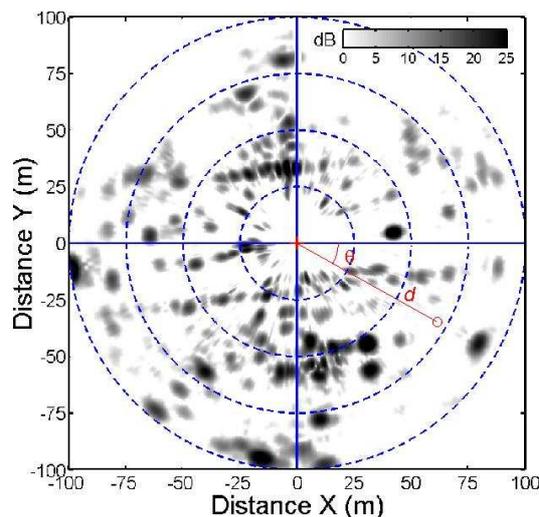


FIGURE 4.1 – Exemple de panoramique radar : le radar est positionné au centre de l'image (croix rouge).

TABLE 4.1 – Caractéristiques du radar IMPALA.

Puissance transmise Pt	20 dBm
Gain d'antenne	20 dB
Portée	3 m/100 m
Fréquence porteuse F_0	24.125 GHz (bande K)
Résolution angulaire (horizontal)	4°
Résolution en distance δR	1 m
Résolution en vitesse δV	0.6 m/s
Taille (longueur-largeur-hauteur)	29-24-33 cm
Poids	10 kg

4.1.3 Odométrie Doppler : cohérence globale des images

Le radar IMPALA fournit, grâce à la modulation utilisée, deux images de l'environnement. Sur la première (pente montante) l'effet de décalage Doppler s'ajoute tandis que sur la seconde (pente descendante) il se retranche. Pour rappel, ce principe est décrit dans la section D.1 de l'annexe D et résumé sur la figure 4.2. Ainsi sur la première image, pour une cible particulière, nous aurons une fréquence de battement F_b^{up} tandis que sur la seconde image nous aurons F_b^{down} . Si $F_b^{up} = F_b^{down}$ (ce qui implique que la détection visible à la même distance sur les deux images) l'objet n'induit aucun effet Doppler et est, par conséquent, fixe.

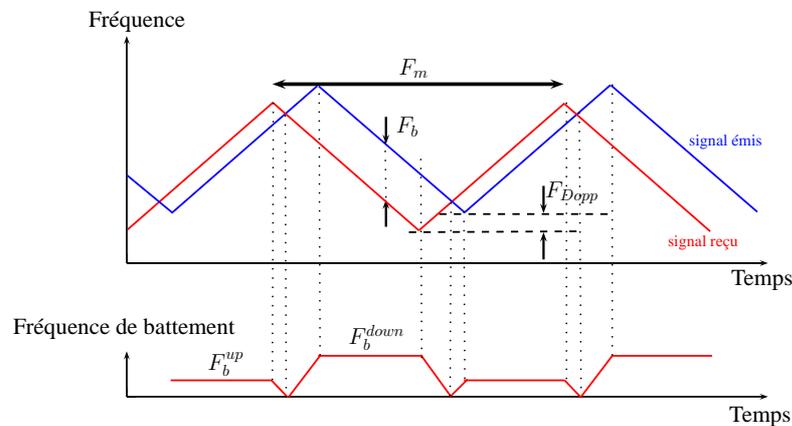


FIGURE 4.2 – Principe de modulation triangulaire avec une cible mobile.

Il est important de se rappeler ici que l'effet Doppler mesuré n'est pas uniquement causé par des objets mobiles de l'environnement mais celui-ci est cumulé au Doppler induit par le déplacement propre du véhicule porteur. La comparaison de ces images et de chaque spectre permet donc l'extraction de la vitesse Doppler résultante à la fois des mouvements du porteur et des objets mobiles de la scène. Pour différencier ces deux sources de Doppler, soit la vitesse du véhicule doit être connue, soit les objets mobiles doivent être connus. Malheureusement, nous cher-

chons à estimer la vitesse du porteur et nous ne disposons d'aucun a priori sur l'environnement. Nous proposons donc, dans un premier temps, d'utiliser l'information de vitesse fournie par le Doppler d'une manière différente : non pas afin de connaître la vitesse des détections mais à but odométrique.

Principe d'estimation de la vitesse du porteur

L'effet Doppler correspond au décalage de fréquence entre le signal émis et reçu lorsque la distance entre l'émetteur et le récepteur varie dans le temps. Il est facile de démontrer que pour un émetteur (ou récepteur) se déplaçant à la vitesse V dans la direction du récepteur (respectivement émetteur), qui émet à la fréquence F , la modification de fréquence F_d est donnée par (4.1). Dans le cas d'un mouvement qui n'est pas dans la direction de la source, seule la vitesse radiale a une influence et est donc considérée :

$$F_d = 2 \times \frac{V \times \cos(\theta)}{\lambda} \quad \text{avec } \theta \in [0, 2\pi] \quad (4.1)$$

Ce principe est illustré sur la figure 4.3.

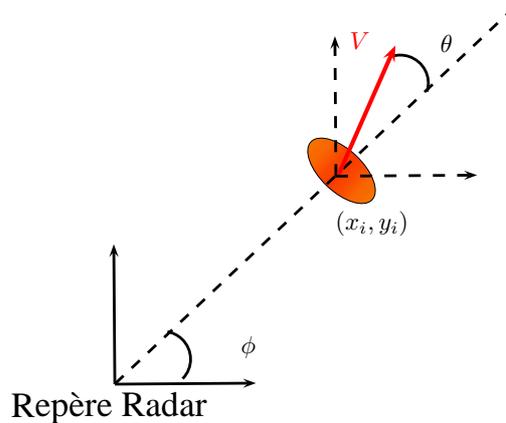


FIGURE 4.3 – Calcul de la vitesse Doppler à partir de la vitesse linéaire de l'objet.

En mesurant cette modification de fréquence F_d pour différentes directions θ , la vitesse radiale de la cible peut être estimée. Bien entendu, l'effet Doppler est produit par le mouvement des cibles dans l'environnement du robot mais également par le mouvement propre du véhicule équipé du capteur. Afin d'extraire la vitesse propre du robot, il est nécessaire d'utiliser la cohérence globale de la scène où évolue le robot. L'hypothèse requise est que plus de 50% de l'environnement est statique. Pour chaque faisceau radar, les pentes de modulation montante et descendante sont comparées afin d'extraire le décalage Doppler. Ce décalage est obtenu par une corrélation entre chaque spectre de puissance représentant le même angle d'observation, pour chaque faisceau, une vitesse radiale est donc obtenue. Comme la vitesse

radiale est la projection d'une vitesse globale dans chaque direction observée, le profil de vitesse radiale est d'une forme sinusoïdale dont les paramètres doivent être estimés.

$$V_{Doppler} = V(t) \times \cos(\theta)$$

où $V(t)$ est le profil de vitesse du véhicule équipé du radar panoramique pendant l'acquisition.

Représentons ce profil de vitesse $V(t)$ avec une fonction polynomiale du temps t :

$$V(t) = X(1) \times t^m + X(2) \times t^{m-1} + \dots + X(m + 1)$$

Ainsi, nous pouvons, pour chaque spectre de puissance étudié, obtenir le système suivant :

$$\begin{bmatrix} V_{Doppler\ 1} \\ \vdots \\ V_{Doppler\ n} \end{bmatrix} = ([t^m \ \dots \ 1] X) \circ \begin{bmatrix} \cos(\theta_1) \\ \vdots \\ \cos(\theta_n) \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

avec \circ la fonction produit d'Hadamard.

Un algorithme de moindres carrés est appliqué pour estimer les paramètres X de la fonction $V(t)$ à partir des estimations de décalage Doppler pour chaque faisceau. Ce principe est illustré sur la figure 4.4.

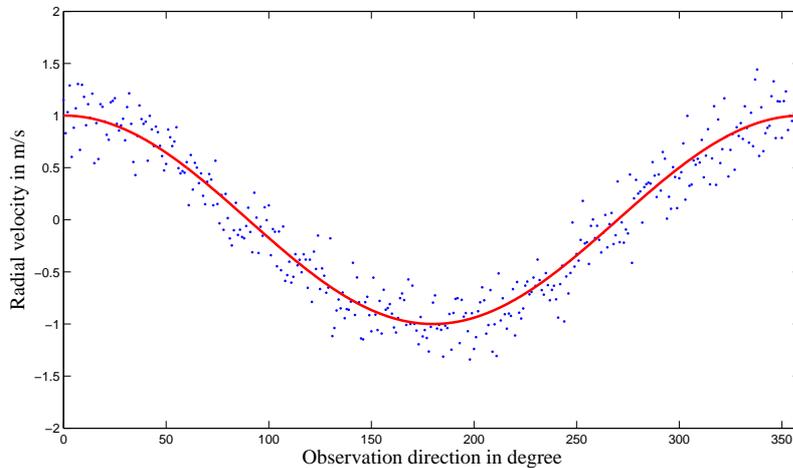


FIGURE 4.4 – Profil de vitesse Doppler pendant une acquisition radar. Chaque point bleu correspond à la vitesse Doppler donnée par la corrélation entre spectres montants et descendants. La courbe rouge correspond au profil de vitesse Doppler estimé par moindres carrés afin d'extraire $V(t)$.

Chaque mesure de vitesse Doppler $V_{Doppler\ i}$ est entachée d'une incertitude $\sigma_{Doppler}$. De ce fait, les paramètres X de la fonction $V(t)$ sont également estimés

avec leur propre incertitude. Le profil de vitesse $V(t)$ du robot pendant l'acquisition radar et son incertitude peuvent être extraits.

Une image Doppler, représentant l'effet Doppler créé par un véhicule sur son environnement, est obtenue grâce à cette estimation et est présentée sur la figure 4.5.

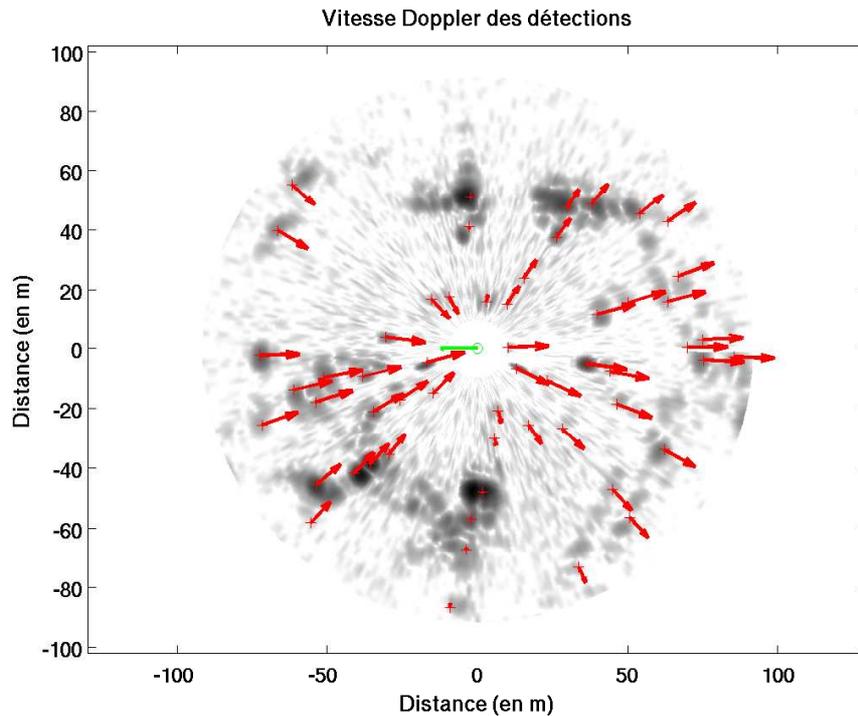


FIGURE 4.5 – Image Doppler basée sur le profil de vitesse du véhicule porteur. Chaque flèche rouge représente la vitesse Doppler des objets détectés. La flèche verte représente le déplacement du radar.

Résultat expérimental

L'objectif est d'extraire la vitesse linéaire du porteur radar à l'aide de données capteurs fournies par le radar panoramique IMPALA. Une vue aérienne ainsi que la trajectoire parcourue sont présentées sur la figure 4.6. La vérité terrain de la vitesse du véhicule est issue d'une fusion entre odomètres et GPS-RTK. L'estimation de vitesse a été effectuée sur différents types de déplacement allant de déplacements simples comme des lignes droites à des déplacements en conditions normales de trafic routier. Les résultats d'extraction du profil de vitesse à partir de la méthode décrite dans la section 4.1.3 sont présentés sur la figure 4.7. En haut, les deux images radar obtenues avec les modulations montantes et descendantes. Pour chaque faisceau radar acquis, la vitesse est estimée (en points bleus) par une technique de corrélation

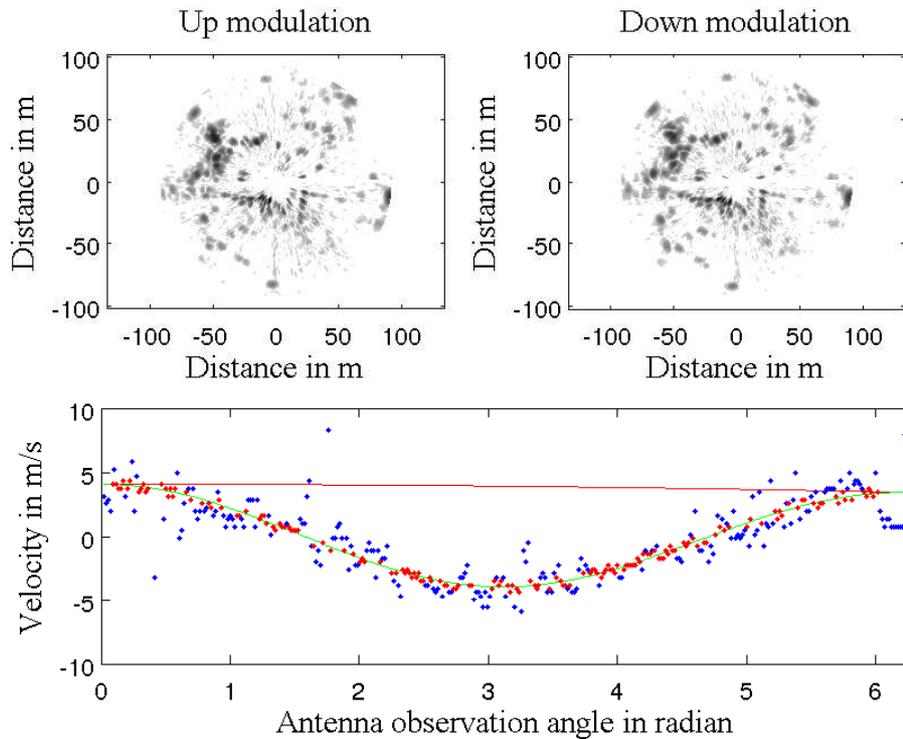


FIGURE 4.7 – Estimation du profil de vitesse par Doppler : en haut à gauche l'image de la modulation montante, en haut à droite modulation descendante. En bas, vitesse Doppler extraite et profil de vitesse du robot respectivement en vert et rouge.

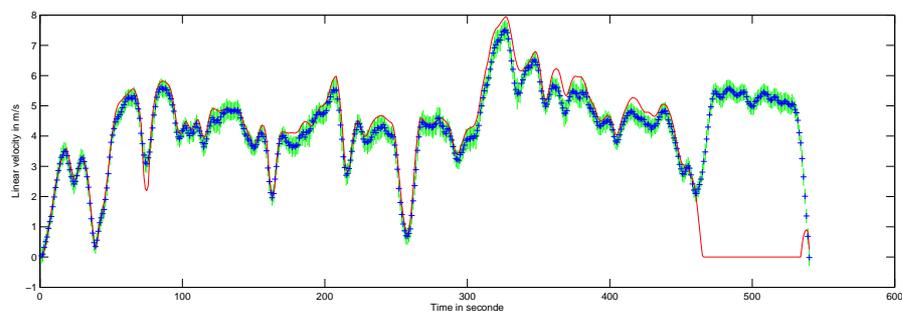


FIGURE 4.8 – Estimation du profil de vitesse durant l'acquisition entière basée sur l'analyse du Doppler. En rouge la vérité terrain, en bleu l'estimation donnée par la méthode avec son incertitude à 1σ en vert.

Conclusion

L'apport du radar IMPALA en comparaison au radar K2Pi consiste à donner une information Doppler (donc de vitesse) sur les détections. Ces vitesses correspondent aux vitesses radiales des impacts et permettent, après analyse, de fournir une

estimation de la vitesse d'avancement du véhicule à partir d'une seule et unique révolution capteur. Néanmoins l'étude seule du Doppler ne permet pas d'obtenir une vitesse angulaire car cette dernière n'influence en rien les mesures Doppler. Ce genre de déplacement en rotation ajoute une composante tangentielle à la vitesse des objets de l'environnement qui n'a pas d'impact sur l'effet Doppler. Pour pouvoir effectuer une odométrie radar, l'étude du Doppler ne suffit donc pas, l'algorithme présenté dans la section 3.2 utilisant le capteur K2Pi a donc été adapté au capteur IMPALA afin de pouvoir obtenir des informations de vitesse linéaire mais également angulaire à des buts de localisation et de cartographie.

4.1.4 Prise en compte de la distorsion : Odométrie IMPALA

Le capteur IMPALA permet donc à partir d'une unique rotation du radar panoramique de fournir la vitesse linéaire du véhicule. Afin d'effectuer une localisation, cette seule information de vitesse ne suffit pas. La vitesse angulaire est également nécessaire afin d'alimenter le modèle d'évolution de notre robot. Cette vitesse angulaire peut être fournie par la méthode présentée dans la section 3.2. Une adaptation de cet algorithme à ce nouveau capteur a donc été envisagée avec la possibilité de l'initialiser avec l'estimation de vitesse linéaire fournie par l'odométrie Doppler. Cette estimation de vitesse par analyse du Doppler servira ainsi d'observation supplémentaire pour l'estimation des paramètres de déplacement du système. L'odométrie IMPALA fonctionne donc exactement sur le même principe que l'odométrie K2Pi. Les traitements d'images sont également équivalents et seulement adaptés aux caractéristiques du nouvel imageur radar. Afin de conserver les équations de distorsion à l'identique, l'analyse des déformations d'images sera appliquée sur l'image montante seulement afin d'avoir une modulation équivalente au radar K2Pi. Il est tout de même nécessaire de rappeler que la résolution du radar K2Pi est deux fois inférieure à celle obtenue par K2Pi.

4.1.5 Résultats de localisation et de cartographie par odométrie IMPALA

L'algorithme d'odométrie utilisant le radar IMPALA a été appliqué sur différentes données en conservant l'aspect haute vitesse des expérimentations. Un véhicule routier est équipé du capteur tournant et se déplace dans des environnements fixes maîtrisés en estimant sa trajectoire au fur et à mesure de son déplacement, par analyse du Doppler qu'il induit et de la distorsion présente sur les données.

Expérimentation sur le campus des Cézeaux

Une première expérimentation a été menée sur le campus des Cézeaux à Clermont-Ferrand, France. Le véhicule routier se déplace sur une distance d'environ 2.5 km à une vitesse moyenne de 6 m/s. L'estimation conjointe des vitesses angulaires et linéaires du véhicule est effectuée à chaque fin de révolution d'antenne

au fil du déplacement. Ces estimations sont comparées aux données de vérité terrain correspondant aux capteurs proprioceptifs filtrés. Les résultats de ces estimations sont présentés sur la figure 4.9.

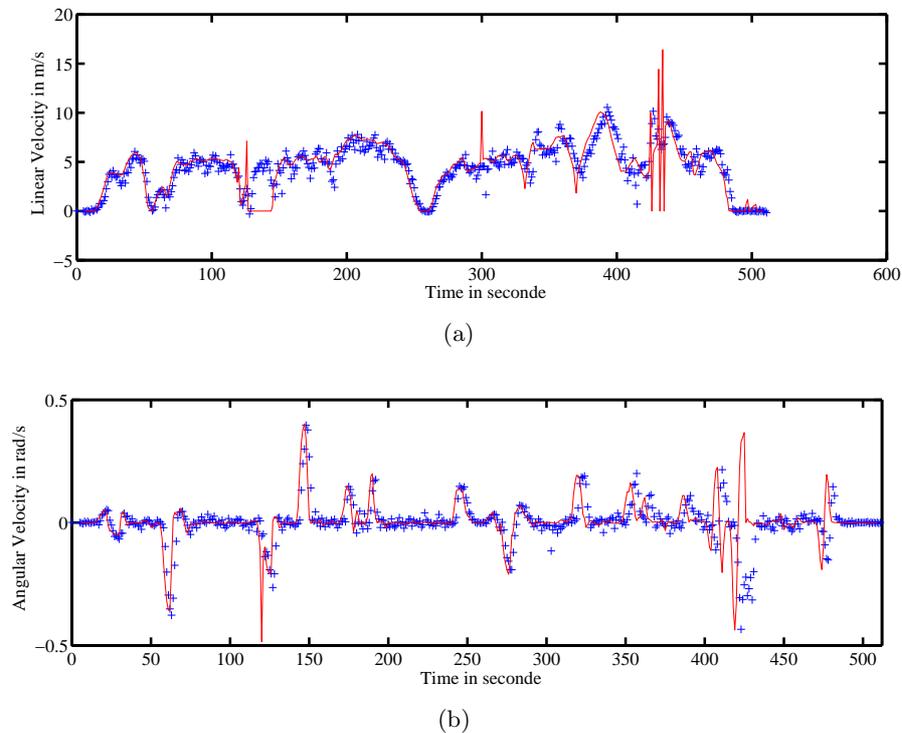


FIGURE 4.9 – Estimation de vitesses par odométrie IMPALA : (a) vitesse linéaire, (b) vitesse angulaire. En rouge la vérité terrain, en bleu l'estimation donnée par la méthode.

Les résultats de trajectoires reconstruites à partir de ces vitesses et du modèle d'évolution du robot sont présentés sur la figure 4.10. La vérité terrain obtenue par GPS-RTK est également présentée. Nous pouvons remarquer des divergences lors des virages à 90° ainsi qu'une erreur de l'algorithme sur la fin de la trajectoire (en vert). Cette divergence s'explique par la variation très brutale d'orientation violant l'hypothèse de vitesse constante requise pour le bon fonctionnement de l'algorithme. La mise en échec de l'algorithme d'odométrie sur la fin de la trajectoire est due quant à elle à deux virages à 90° successifs, la vitesse angulaire passant en très peu de temps de -0.2 rad/s à 0.2 rad/s : l'algorithme ne parvient pas à converger.

Expérimentation sur le parking du Zénith

Une expérimentation équivalente a été menée sur la zone du Zénith d'Auvergne. Le véhicule se déplace sur une distance d'environ 1.4 km à une vitesse moyenne de 4 m/s dans un environnement maîtrisé sans objets mobiles. L'estimation des vitesses angulaires et linéaires du véhicule est présentée sur la figure 4.11.

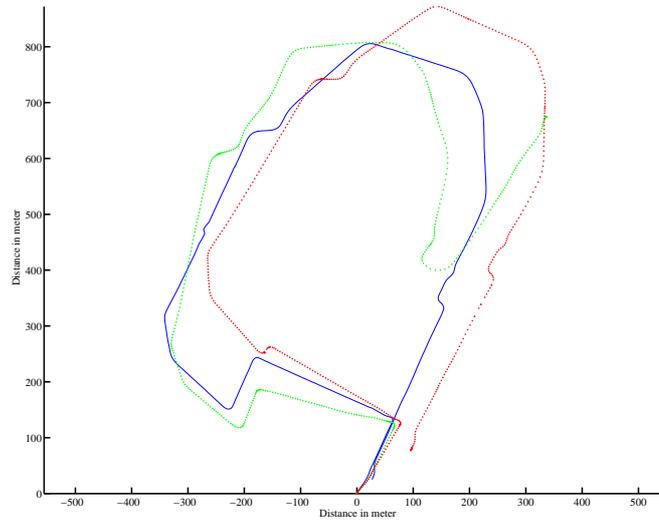
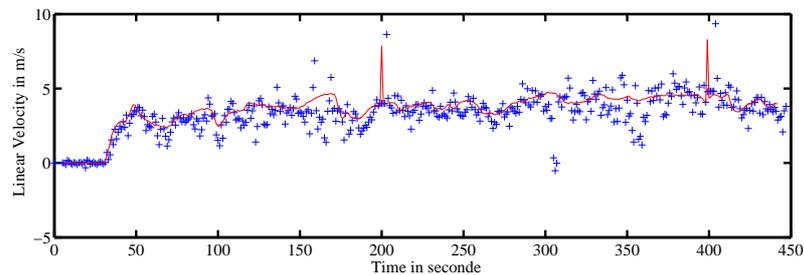
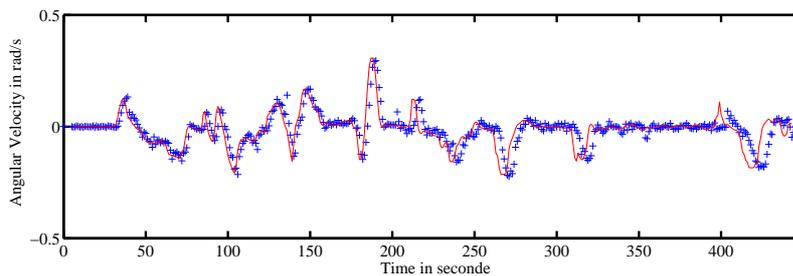


FIGURE 4.10 – Estimation de trajectoire par odométrie IMPALA : en bleu la vérité terrain, en rouge l'estimation donnée par odomètres et gyromètres, en vert l'estimation donnée par la méthode d'odométrie radar.



(a)



(b)

FIGURE 4.11 – Estimation de vitesses par odométrie IMPALA : (a) vitesse linéaire, (b) vitesse angulaire. En rouge la vérité terrain, en bleu l'estimation donnée par la méthode.

Les résultats de trajectoire reconstruite à partir de ces vitesses et du modèle d'évolution du robot sont présentés sur la figure 4.12. La vérité terrain obtenue par GPS-RTK est également présentée.

Une nouvelle fois, nous pouvons remarquer des divergences lors des virages à 90° s'expliquant par la variation très brutale d'orientation, violant l'hypothèse de vitesse constante requise au bon fonctionnement de l'algorithme.

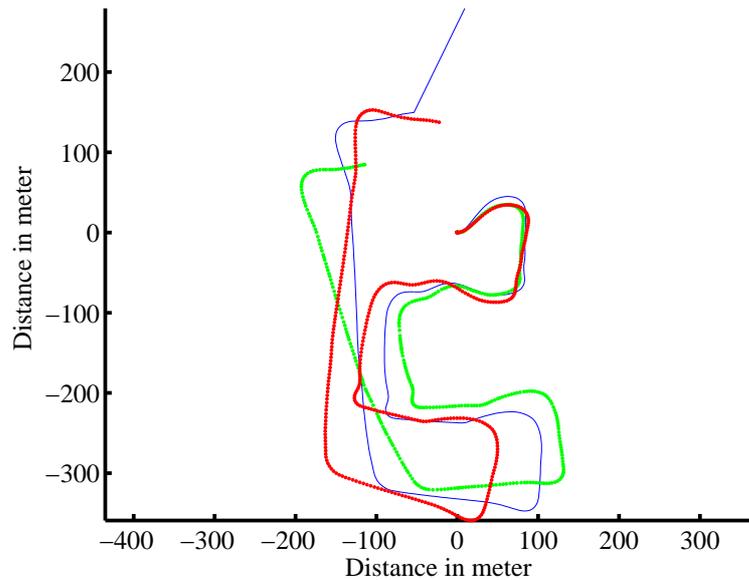


FIGURE 4.12 – Estimation de trajectoire basée sur l'odométrie IMPALA : en bleu la vérité terrain, en rouge l'estimation donnée par odomètres et gyromètres, en vert l'estimation donnée par la méthode d'odométrie radar.

La cartographie de l'environnement obtenue à partir de l'estimation de la trajectoire par odométrie radar seule est présentée sur la figure 4.13.

Expérimentation sur la zone du Zénith d'Auvergne

Une expérimentation a également été effectuée sur la zone du Zénith d'Auvergne. Un trajet d'environ 1.5 km est parcouru à une vitesse moyenne de 5 m/s . A nouveau, vitesses angulaires et linéaires du véhicule sont estimées et présentées sur la figure 4.14.

Les résultats de trajectoire et de cartographie sont présentés sur la figure 4.15 avec la vérité terrain GPS-RTK.

Expérimentations en environnement dynamique

Afin de tester notre algorithme en environnement dynamique, plusieurs essais ont été menés sur le Parc Technologique de La Pardieu à Clermont-Ferrand, France.

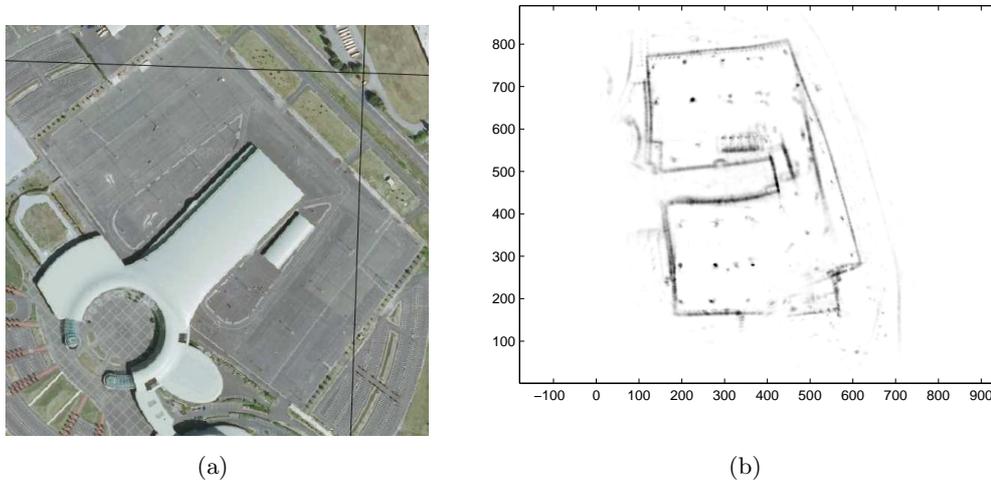


FIGURE 4.13 – Cartographie basée sur l'odométrie IMPALA : (a) vue aérienne de la zone, (b) cartographie obtenue.

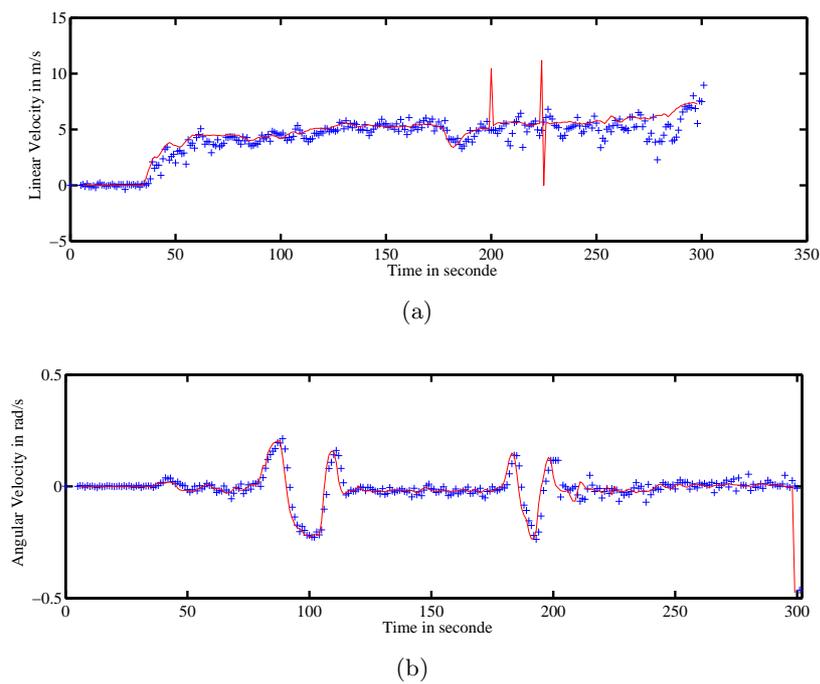
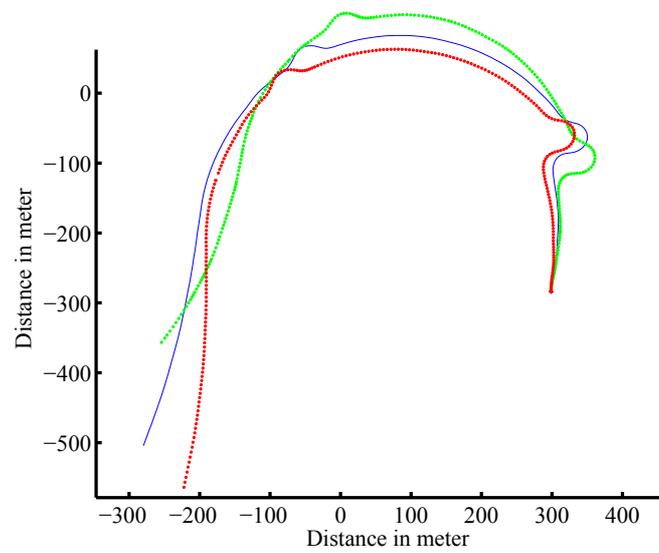


FIGURE 4.14 – Estimation de vitesses basée sur Odométrie IMPALA : (a) vitesse linéaire, (b) vitesse angulaire. En rouge la vérité terrain, en bleu l'estimation donnée par la méthode.

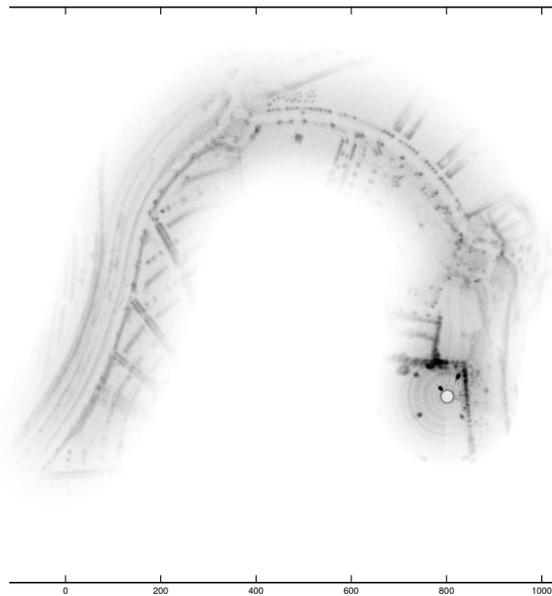
Ces expérimentations ont été conduites en conditions de circulation urbaine classique. Une vue aérienne du site d'expérimentation est présentée sur la figure 4.16.



(a)



(b)



(c)

FIGURE 4.15 – Estimation de trajectoire basée sur odométrie IMPALA : (a) en bleu la vérité terrain, en rouge l'estimation donnée par odomètres et gyromètres, en vert l'estimation donnée par la méthode d'odométrie radar. (b) vue aérienne de la zone. (c) cartographie radar obtenue.

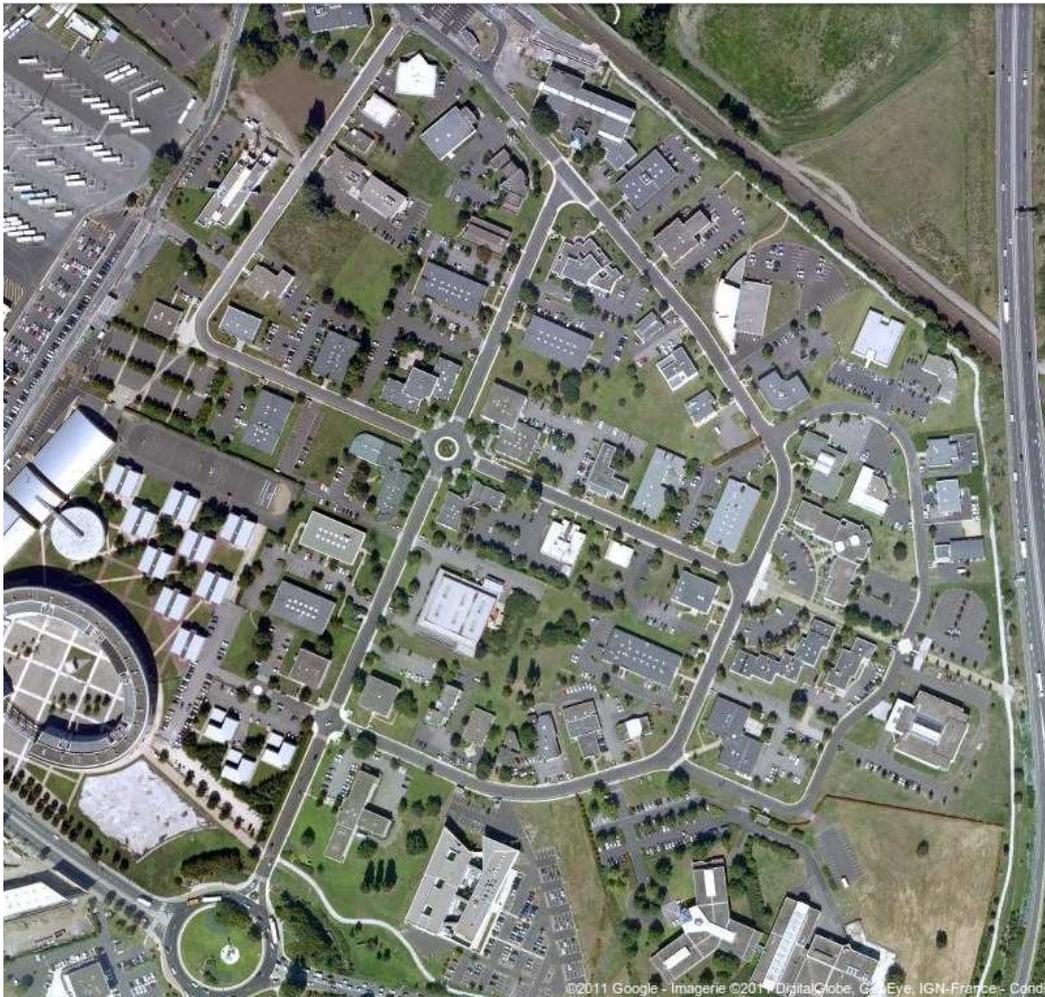


FIGURE 4.16 – Vue aérienne du site d’expérimentation de La Pardieu, Clermont-Ferrand, FRANCE.

Dans ces expérimentations, l’estimation Doppler de vitesse n’a pas été utilisée à cause de la qualité médiocre des images radar. Ces dernières ont du subir un traitement et un seuillage important pour éliminer un bruit parasite lié au matériel d’acquisition lors de l’expérimentation. Un exemple de quatre images radar successive après traitement est présenté sur la figure 4.17. Les estimations Doppler sont tout de même présentées sur les courbes d’estimation de vitesse.

Différentes expérimentations ont été effectuées dans cet environnement à des vitesses avoisinant les 4 m/s en présence d’objets mobiles non contrôlés. Les résultats des trajectoires obtenues superposées avec la vérité terrain issue du GPS centimétrique sont présentés. Une première trajectoire de 800 m a été parcourue, les résultats sont présentés sur la figure 4.18. Une boucle de 700 m est présentée figure 4.19 et une de 1450 m figure 4.20.

Lors de ces expérimentations, très peu d’amers sont détectés sur plusieurs images

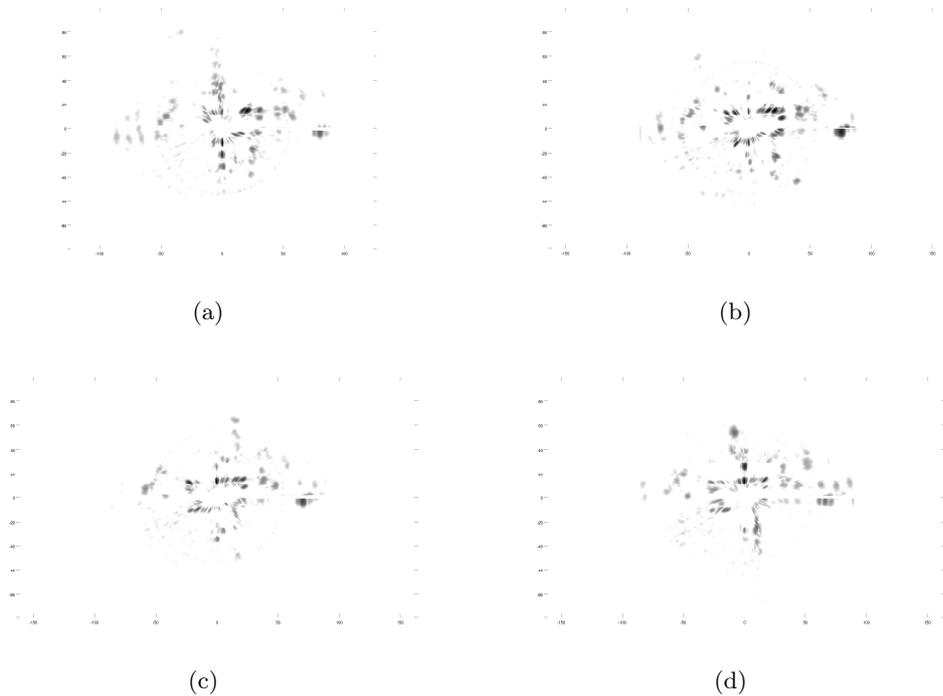


FIGURE 4.17 – Images radar successives pour l’odométrie IMPALA : (a) $t = 100 s$, (b) $t = 101 s$, (c) $t = 102 s$, (d) $t = 104 s$.

successives. Le nombre de détections utilisables varie de 0 à 15 avec une moyenne de 10 amers. Dans le cas où aucun amer n’est détecté, l’évolution du véhicule s’effectue selon son modèle d’évolution, à vitesse constante.

Les évaluations des trajectoires ainsi que les estimations de vitesses ont été menées selon le même protocole que les expérimentations précédentes et sont présentées dans le tableau 4.2.

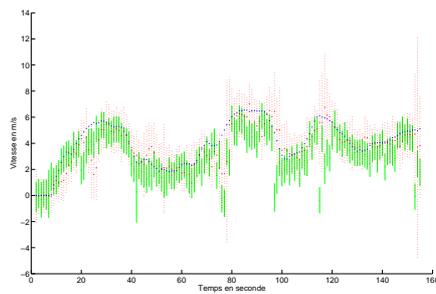
4.1.6 Conclusion de l’odométrie IMPALA

Deux radars différents ont été utilisés afin d’effectuer de l’odométrie radar, le K2Pi fournissant une image télémétrique de l’environnement et le radar IMPALA exploitant une loi de modulation différente permettant d’obtenir à la fois une image télémétrique et une information Doppler sur l’environnement. Ce deuxième capteur permet d’obtenir une observation de la vitesse linéaire par étude de l’effet Doppler induit par le déplacement du véhicule. Néanmoins, sa résolution, deux fois inférieure au K2Pi, rend la détection d’échos fiables plus complexe et moins précise ce qui a comme conséquence une estimation moins bonne des vitesses, et par conséquent de la trajectoire du robot mobile.

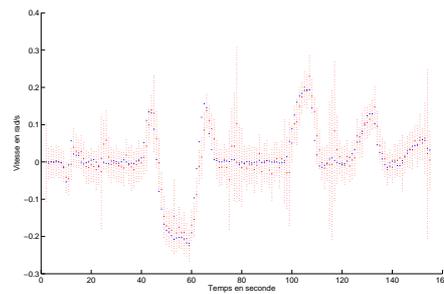
Il est à noter que le second radar utilisé, le capteur IMPALA, fournit des informations de vitesse sur l’environnement. Son utilisation dans un objectif de filtrage des objets mobiles pour améliorer l’odométrie était soumise à la connaissance des

TABLE 4.2 – Résultats d’odométrie par radar IMPALA : mesure des erreurs moyennes et des écarts types par rapport à la vérité terrain GPS-RTK.

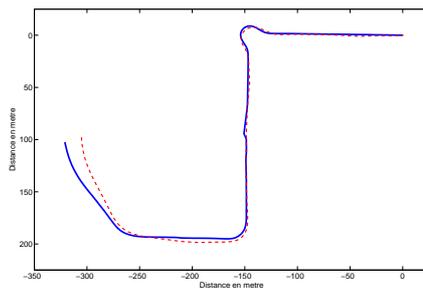
Expérimentation	figure 4.18	figure 4.19	figure 4.20
ϵ_x (en m)	0.1191	-0.1781	-0.1752
σ_x (en m)	1.8560	0.8714	0.9640
ϵ_y (en m)	-0.3605	0.2138	0.1357
σ_y (en m)	1.1951	0.7726	0.9238
ϵ_θ (en rad)	-0.0771	0.1118	-0.0624
σ_θ (en rad)	0.1902	0.3839	0.3357
ϵ_V (en m/s)	0.1394	0.3702	-0.1051
σ_V (en m/s)	0.9855	0.8282	1.2190
ϵ_w (en rad/s)	-0.00016	0.00014	0.00012
σ_w (en rad/s)	0.0506	0.0435	0.0791



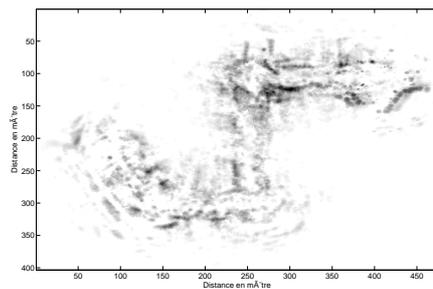
(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURE 4.18 – Résultat d’odométrie IMPALA en environnement dynamique : (a) estimation de vitesse linéaire, en bleu la vérité terrain, en vert l’estimation par Doppler, en rouge l’estimation de l’odométrie. (b) estimation de la vitesse angulaire. (c) trajectoires estimées, en rouge l’estimation de l’odométrie IMPALA, en bleu la référence GPS. (d) carte reconstruite à partir de la trajectoire.

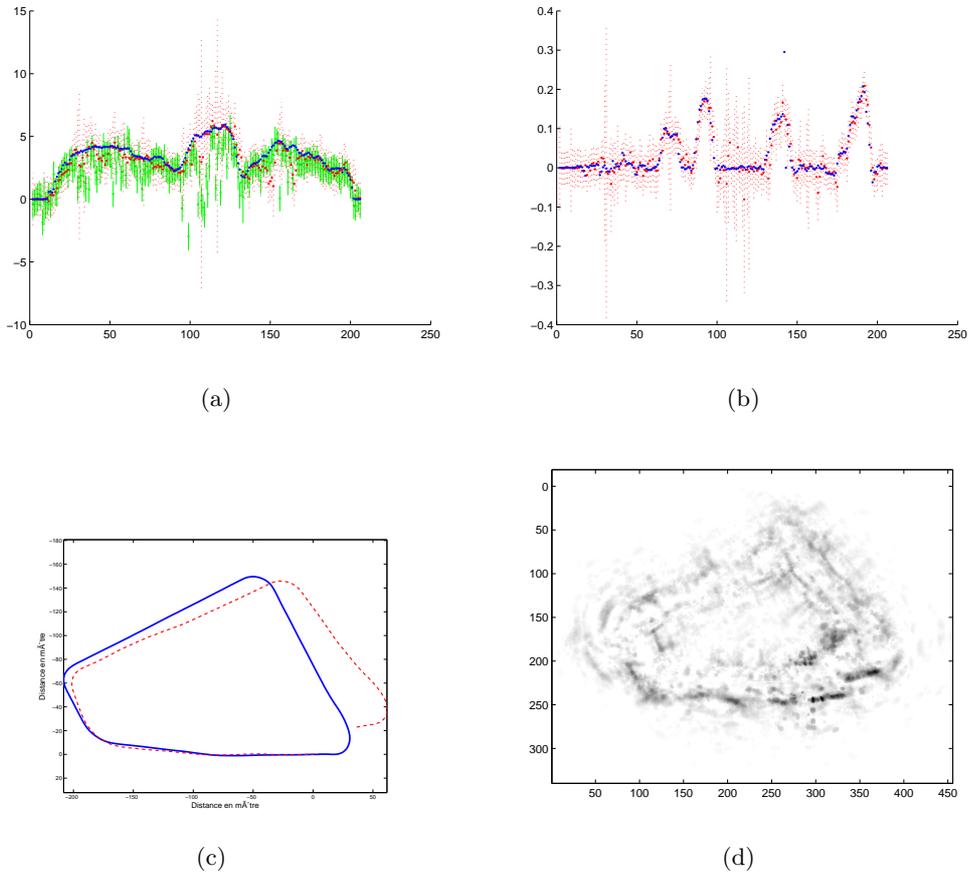


FIGURE 4.19 – Résultat d’odométrie IMPALA en environnement dynamique : (a) estimation de vitesse linéaire, en bleu la vérité terrain, en vert l’estimation par Doppler, en rouge l’estimation de l’odométrie. (b) estimation de la vitesse angulaire. (c) trajectoires estimées, en rouge l’estimation de l’odométrie IMPALA, en bleu la référence GPS. (d) carte reconstruite à partir de la trajectoire.

vitesse du robot car ce dernier génère un effet Doppler propre à son déplacement. Au terme de notre étape de SLAM radar, ces vitesses sont connues. Il est donc possible d’extraire la position et la vitesse radiale des objets mobiles de l’environnement.

Nous proposons dans la section 4.2 d’étendre notre application de SLAM radar à une application de SLAM en milieu dynamique avec détection et suivi d’objets mobiles DATMO pour viser un algorithme de SLAMMOT (Simultaneous Localization And Mapping with Mobile Object Tracking) utilisant un unique capteur extéroceptif de technologie radar.

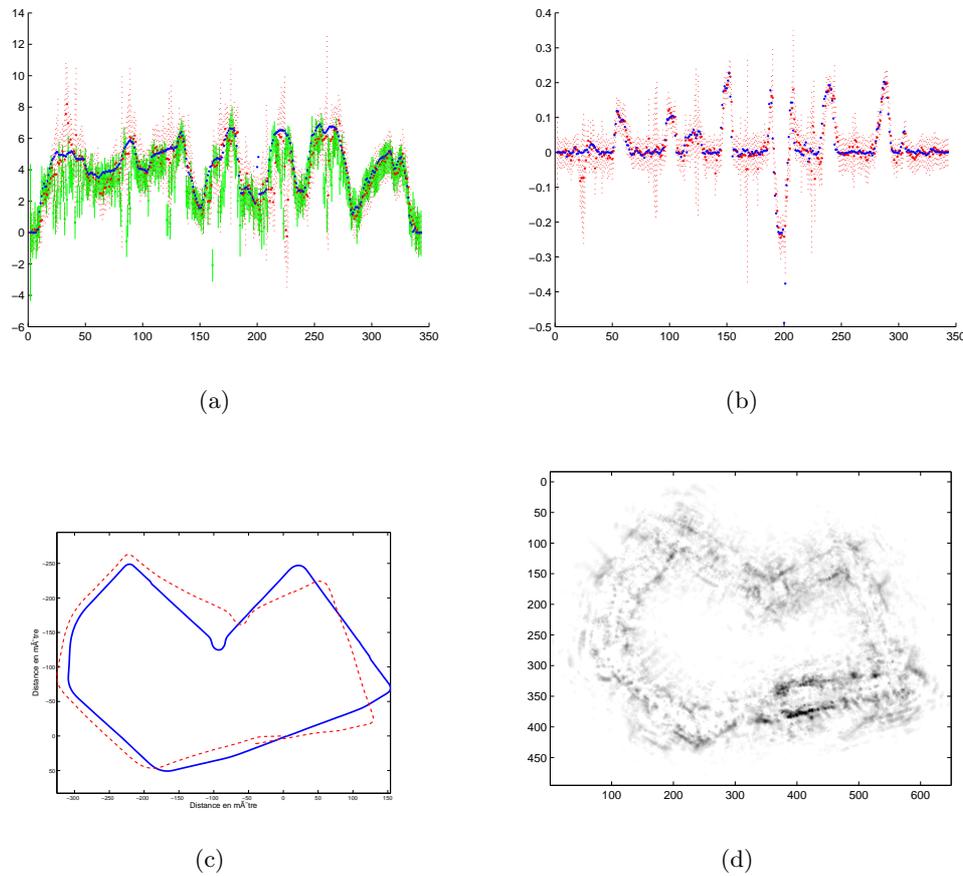


FIGURE 4.20 – Résultat d’odométrie IMPALA en environnement dynamique : (a) estimation de vitesse linéaire, en bleu la vérité terrain, en vert l’estimation par Doppler, en rouge l’estimation de l’odométrie. (b) estimation de la vitesse angulaire. (c) trajectoires estimées, en rouge l’estimation de l’odométrie IMPALA, en bleu la référence GPS. (d) carte reconstruite à partir de la trajectoire.

4.2 Détection et pistage d’objets mobiles : DATMO

La détection et le suivi d’objets mobiles, connue sous l’acronyme DATMO pour Detection And Tracking of Moving Objects, est un des challenge les plus importants dans le domaine de la conduite autonome en environnement dynamique. Bien que le problème du DATMO ait été largement étudié pendant des dizaines d’années [Bar-Shalom 1978, Bar-Shalom 1995, Blackman 1999, Blom 1988, Reid 1979, Schulz 2001], il est encore très difficile d’accomplir cette tâche à partir d’un véhicule terrestre se déplaçant à haute vitesse en environnement extérieur.

En fait, le problème le plus compliqué réside dans le fait de distinguer les objets mobiles des objets stationnaires. Une approche classique dans des environnements intérieurs consiste à utiliser des méthodes fondée sur l’apparence ou la forme lorsque des capteurs comme des lasers ou des caméras sont utilisés [Kluge 2001,

[Lindstrom 2001, Gidel 2010]. Chacune de ces méthodes repose sur des connaissances a priori des cibles. Dans un environnement extérieur, il y a un nombre très important d'objets mobiles différents comme des piétons, des animaux, des véhicules de différente taille (voitures, cars, camions, motos...), qui sont particulièrement difficiles à détecter et à identifier.

De plus, dans un environnement extérieur, le problème de DATMO est rendu encore plus complexe par les contraintes liées aux conditions climatiques. Dans ce contexte, les capteurs classiquement utilisés en robotique sont souvent limités par la technologie qu'ils emploient : les ultra-sons sont perturbés par le vent, les capteurs optiques, comme les caméras ou les lasers, par la pluie, le brouillard, la présence de poussière ou encore des conditions pauvres d'éclairage. Une des particularité de notre travail réside dans l'utilisation d'un capteur radar robuste aux conditions atmosphériques ce qui rend cet appareillage bien adapté pour des applications de SLAM et de DATMO en environnements extérieurs étendus.

Dans les approches classiques de détection et de suivi d'objets mobiles, afin d'obtenir la vitesse des cibles, plusieurs détections d'un même objet doivent être effectuées. Chaque objet potentiellement mobile est suivi et son modèle représentant pose et vitesse est initialisé et mis à jour. Dans ce genre de méthode, le grand nombre de fausse pistes lancées, combiné avec les fausses associations peut conduire à un échec de l'algorithme sans un filtrage adapté.

Nous proposons ici d'utiliser le principe de modulation de fréquence LFMCW du radar afin de fournir des informations de distance et de vitesse de l'environnement. Ainsi, à la fois pose et vitesse des détections peuvent être estimées de façon simultanée. Cela permet de créer et d'initialiser des pistes dès la première détection en réduisant le nombre de fausses associations, car le pistage initial est facilité.

4.3 Etat de l'art de la problématique DATMO

Dans la majorité des applications, afin d'effectuer du DATMO depuis une plate-forme mobile, un système de localisation précis est essentiel [Prassler 2001, Zhao 1998]. Malheureusement, les centrales inertielle sont souvent très onéreuses, les systèmes GNSS, GPS ou GPS-RTK sont souvent mis en échec dans des environnements urbains ou des environnements couverts comme des forêts à cause de l'effet de masquage. Durant les dix dernières années, le problème de localisation et de cartographie simultanées a été étudié de façon intensive en robotique car il peut fournir une estimation fiable de la position du robot sans centrale inertielle ni système GNSS et permet de construire une carte consistante de l'environnement du véhicule sans connaissance a priori. Pour un rapide tour d'horizon des différentes approches pour adresser ce problème, le lecteur peut consulter les articles suivants [Bailey 2006, Dissanayake 2001a, Durrant-Whyte 2006a, Wang 2004].

La majorité des méthodes SLAM assument que l'environnement est statique. S'il y a un objet mobile qui est détecté et que cette donnée est mal associée avec un amer de la carte, beaucoup de systèmes de localisation seront mis en échec et

la carte sera détériorée par cette détection mobile. La solution pour résoudre ce problème consiste à isoler les données issues des objets mobiles et des objets statiques. Dans [Wang 2004], Wang présente une approche pour solutionner le SLAM et le DATMO et prouve que chaque problème est mutuellement bénéficiaire. Ces deux domaines de recherche sont étudiés conjointement sous la dénotation SLAMMOT pour Simultaneous Localization And Mapping and Moving Object Tracking.

Afin de gérer la présence d'objets dynamiques, Hahnel et al. [Hahnel 2003] filtrent les objets mobiles (des piétons) et crée une carte de différence entre deux scans lasers consécutifs pour retirer ce qui n'est pas statique. une hypothèse implicite d'une telle approche est que les objets dynamiques sont mobiles pendant toute l'acquisition. Néanmoins, cela n'est pas généralement vrai. Wang et al. [Wang 2004] font du calcul en ligne d'une carte d'occupation et détectent les objets entrant dans une zone préalablement vide. Plus récemment, Xie et al. [Xie 2010a], développent une application SLAMMOT utilisant une grille probabiliste d'occupation.

Afin de faire du SLAM ou du SLAMMOT en environnement extérieur, les lasers sont des capteurs très largement utilisés [Hahnel 2003, Wang 2004, Pfaff 2007, Howard 2004, Bosse 2008, Xie 2010a]. Les travaux de recherche continueront de les utiliser au vu du succès que rencontre le laser 3D Velodyne HDL-64 [Berger 2008]. Les capteurs de vision sont également utilisés pour résoudre le problème de SLAMMOT. Ess et al. [Ess 2009] présentent une approche de détection et de suivi de plusieurs personnes en utilisant un banc stéréo monté sur une plateforme mobile. Solà et al. [Solà 2007] décrivent un système fondé sur un travail nommé Bi-CamSLAM qui combine les avantages d'une reconstruction monoculaire avec les avantages d'une vision stéréo. Marzorati et al. [Marzorati 2009] montrent que le problème de SLAMMOT peut être résolu avec une unique caméra.

Dans le domaine naval [Bibby 2010], l'utilisation du capteur radar pour des application de SLAM(MOT) reste une évidence alors qu'en la robotique mobile terrestre très peu de travaux utilisent ce genre de capteur. Dans [Gérossier 2009], nous décrivons un SLAM orienté trajectoire. Il utilise sur des données radar haute portée en utilisant la transformée de Fourier Mellin pour effectuer de la mise en correspondance de scan en considérant l'environnement statique.

Le radar est un capteur intéressant non seulement grâce à ses informations télémétriques mais également à ses informations Doppler qui peuvent être utilisées pour extraire la vitesse radiale des cibles. Cette information additionnelle permet de relaxer l'hypothèse d'un environnement statique et d'étendre les applications de SLAM ou de localisation radar à des algorithmes SLAMMOT. Comme l'information Doppler est mesurée, il n'est pas nécessaire d'attendre deux acquisitions successives pour obtenir les informations de vitesse des cibles. Dans ce chapitre, nous visons un algorithme de DATMO fondé sur l'analyse de l'information Doppler en utilisant le capteur radar IMPALA.

4.4 Problématique de DATMO en utilisant un capteur radar panoramique terrestre

Dans le but de proposer une solution au problème de DATMO avec notre capteur radar, différentes étapes doivent être analysées et solutionnées. Avant de détecter des objets mobiles et d'estimer leur vitesse, le Doppler induit par le déplacement du véhicule équipé du capteur lui-même doit être estimé. Lors de cette étape, la perturbation Doppler induite par le véhicule doit être enlevée des données radar. Ensuite, afin d'extraire les entités non cohérentes de l'environnement au niveau des vitesses, chacune des images corrigées obtenues à partir des pentes montantes et descendantes de la modulation doivent être comparées. Les différences entre ces images indique les objets potentiellement mobiles. Comme le radar est soumis à de nombreux bruits détectés comme des différences entre les images montantes et descendantes, de fausses détections apparaissent et doivent être filtrées. Une fois les objets mobiles détectés, un processus de suivi peut être lancé. Chaque détection supposée mobile est comparée et associée à une entité de la carte des objets mobiles de l'environnement dans le but de mettre à jour ou de créer une piste de suivi. L'approche de suivi utilisée est fondée sur un processus classique de filtre de Kalman. Le choix du Filtre de Kalman n'affecte pas la fiabilité de notre solution même si nous sommes conscients que de meilleures alternatives pourraient être utilisées, spécialement lorsque l'on a affaire au problème d'association de données [Bar-Shalom 1995, Ulmke 2010, Mahler 2007]. Le but de cette étude est d'étudier le comportement d'un algorithme de DATMO fondé sur l'information Doppler fournie par un radar panoramique terrestre en utilisant un filtre bien connu pour évaluer la faisabilité et l'intérêt d'une approche fondée sur ce genre de données.

4.4.1 Recherche des entités non cohérentes par rapport au mouvement global de la scène

Correction des données

Avant de pouvoir détecter les objets mobiles de l'environnement et d'estimer leur vitesse, l'effet Doppler introduit par le déplacement du robot lui-même doit être connue ou estimée. Cette estimation est rendue possible par des méthodes telles que celles que nous avons développées dans le chapitre 3, section 3.2 avec l'odométrie fondée sur l'étude de la distorsion et 4.1.3 avec l'odométrie utilisant le Doppler, où l'association des deux 4.1.4.

Une fois que l'effet Doppler créé par le déplacement du robot lui-même est caractérisé, les détections présentant une vitesse ne correspondant pas à ce déplacement global de référence sont considérées comme des objets dynamiques. Afin d'extraire ces entités non cohérentes, chaque image obtenue à partir des pentes de modulation montantes et descendantes doivent être corrigée et l'effet Doppler résultant du mouvement du véhicule équipé du capteur doit être retiré. Dans le cas où aucun objet mobile n'est présent dans la détection, aucune différence de vitesse ne devrait

être détectée.

Afin de corriger les images radars, chaque spectre S_{up} et S_{dw} des modulations montantes et descendantes est modifié en utilisant l'effet Doppler attendu Δf_i dans la direction d'observation θ_i , et ce, afin d'obtenir les données corrigées $S_{c_{up}}$ et $S_{c_{dw}}$. La correction correspond à un décalage de la fréquence Doppler induite :

$$\begin{cases} S_{c_{up\theta_i}}(f_c) = S_{up\theta_i}(f - \Delta f_i) \\ S_{c_{dw\theta_i}}(f_c) = S_{dw\theta_i}(f - \Delta f_i) \end{cases} \quad (4.3)$$

Calcul de la différence des spectres montant et descendant (up & down)

A partir des images corrigées, une comparaison des spectres est menée et permet d'extraire des zones non conformes au profil de Doppler attendu. En effet, si aucun objet mobile n'est présent, les spectres obtenus par les modulations montantes et descendantes devraient être théoriquement identiques. La différence entre les spectres ϵ est donnée par :

$$\epsilon = S_{c_{up\theta_{1:n}}}(f_c) - S_{c_{dw\theta_{1:n}}}(f_c) \quad (4.4)$$

L'image de différence est alors étudiée, les entités mobiles détectées sont regroupées. Une première approche a consisté à créer un descripteur local autour de chaque détection à la fois sur la pente montante et sur la pente descendante. Des exemples de descripteurs locaux sont donnés sur la figure 4.21. Le score de corrélation entre ces deux détections dans le sens de la profondeur (direction où le Doppler est visible) donne la cohérence globale de l'objet extrait et donc sa propre vitesse Doppler.

Comme le signal radar est soumis à de nombreux bruits, détectés comme des différences entre les pentes montantes et descendantes de la modulation, de fausses détections sont effectuées. Le score de corrélation est utilisé afin de filtrer certaines d'entre elles. Un score trop bas indique une différence d'apparence importante. Une partie des autres fausses détections sera également filtrée par le processus de pistage temporel ainsi que par une approche probabiliste (voir section 4.4.2).

Néanmoins, les images montantes et descendantes, théoriquement identiques, montrent de grandes différences rendant les descripteurs peu similaires et donc peu fiables pour un même objet entre les deux images. Une autre technique fondée sur la position seulement des détections a été développée.

L'image de différence est améliorée par des opérations de morphologie mathématique (érosion, dilatation) afin d'éliminer les bruits parasites. Un seuillage est également appliqué. Les maximums et minimums de l'image des différences sont extraits. Ils représentent respectivement les maximums de la modulation montante et ceux de la descendante. Ces maximums sont conservés et regroupés en objets par critère de distance. A chaque objet est associé son barycentre $B_i = (\rho_i, \theta_i)$. Les détections des pentes up & down seront différenciées par un exposant, respectivement up et down .

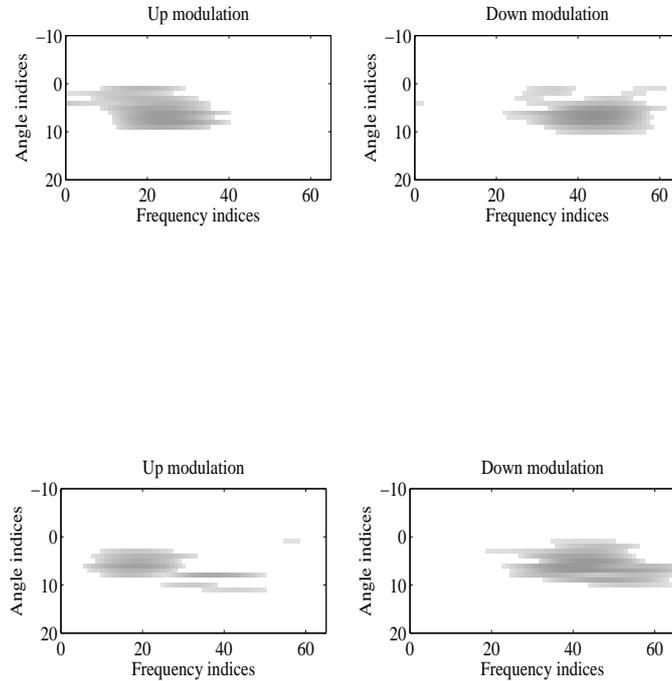


FIGURE 4.21 – Descripteur local (représentation polaire) des entités considérées comme étant des objets mobiles dans l’image radar de la modulation montante (gauche) et descendante (droite).

Les détections effectuées sur les images up & down, respectivement B_i^{down} et B_i^{up} sont associées selon un critère de proximité. La zone de recherche est définie autour de chaque point de l’image Up. Cette zone est définie en fonction de la vitesse maximale des objets que l’on souhaite détecter. Pour les essais courants, la vitesse maximale de détection est fixée à 50 km/h correspondant à ρ_{max} et l’erreur sur l’angle est autorisée à 3° et sera notée θ_{max} . Cet écart angulaire permet de prendre en compte les modifications d’apparence des impacts radar visibles entre les deux images considérées comme prises au même instant et donc théoriquement identiques.

La recherche sur l’image Down se fait donc pour chaque point de l’image Up dans une zone de taille fixe définie par les paramètres précédents (voir figure 4.22).

Pour chaque association, la distance entre les barycentres associés est utilisée pour calculer l’effet Doppler et donc la vitesse radiale de l’objet détecté en m/s est

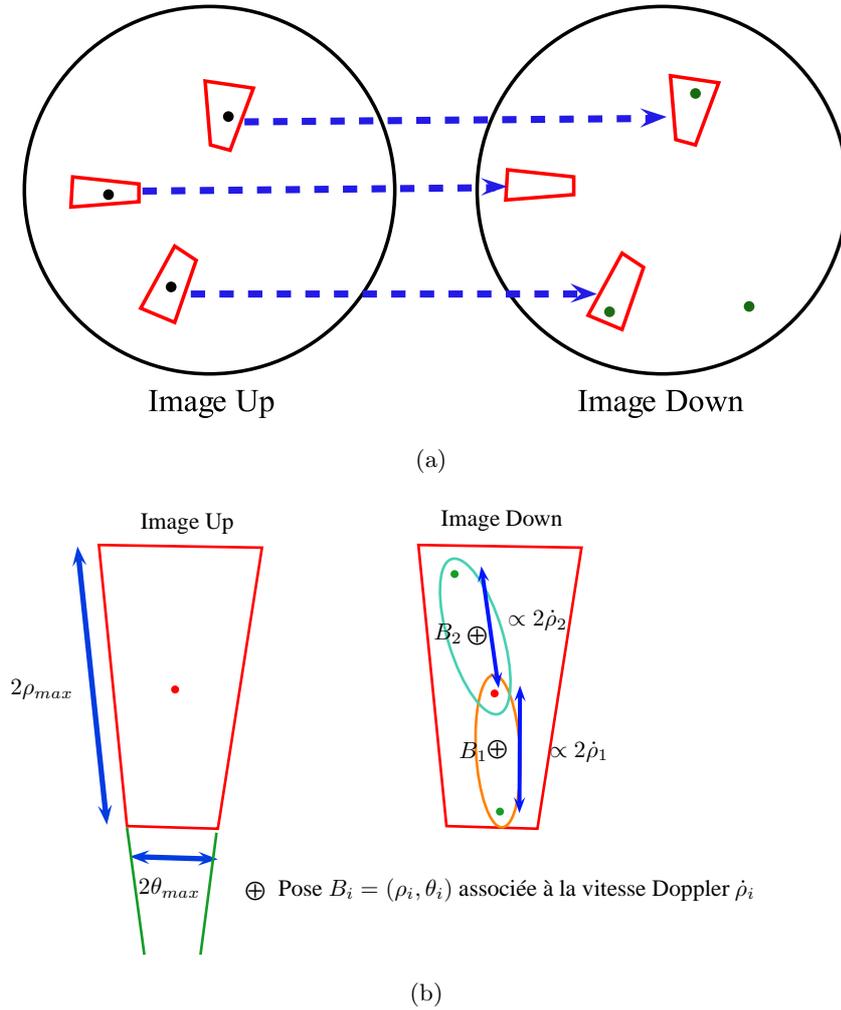


FIGURE 4.22 – (a) Recherche des associations dans une zone de taille fixe autour des détections de l'image up projetées dans l'image down. (b) Association et détection des poses et vitesses Doppler.

donnée par :

$$\dot{\rho}_i = 0.3 \times (\rho_i^{up} - \rho_i^{down}) \quad (4.5)$$

Chaque association est alors considérée comme une détection d'objet mobile OM_i représentée par sa position : (x_{om}, y_{om}) et ses vitesses $(V_{x_{om}}, V_{y_{om}})$.

En cas d'associations multiples, chaque association peut générer un objet mobile avec son propre Doppler et sa propre position comme présenté figure 4.22.

$$OM_i = [x_{om}, y_{om}, V_{x_{om}}, V_{y_{om}}]$$

avec :

$$\rho_{om} = \frac{(\rho_i^{up} + \rho_i^{down})}{2}$$

$$x_{om} = \rho_{om} \times \cos(\theta_i)$$

$$y_{om} = \rho_{om} \times \sin(\theta_i)$$

$$V_{x_{om}} = \dot{\rho}_i \times \cos(\theta_i)$$

$$V_{y_{om}} = \dot{\rho}_i \times \sin(\theta_i)$$

et les covariances associées à la pose, avec J la jacobienne du changement de repère polaire cartésien, sont données par :

$$J = \begin{bmatrix} \cos(\theta_i) & -\rho_{om} \times \sin(\theta_i) \\ \sin(\theta_i) & \rho_{om} \times \cos(\theta_i) \end{bmatrix}$$

$$C_{xy} = J \times \begin{bmatrix} \sigma_{\rho}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta}^2 \end{bmatrix} \times J'$$

L'incertitude sur les vitesses est plus complexe car seule la vitesse radiale est mesurée. Cette vitesse radiale est considérée comme ayant une erreur de mesure selon la direction radiale $\sigma_{dot{\rho}}$. Cette vitesse mesurée est la projection orthogonale d'un vecteur vitesse $\vec{V} = (V_x, V_y)$ sur le rayon de vue. L'erreur sur la vitesse radiale $\sigma_{\dot{\rho}}$ est liée à la précision de mesure Doppler, l'erreur tangentielle $\sigma_{\dot{T}}$ est théoriquement infinie (voir figure 4.23).

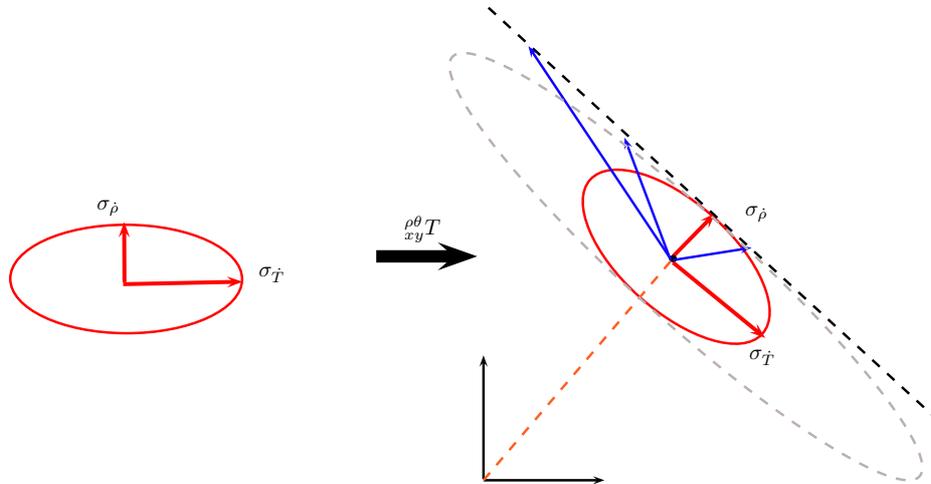


FIGURE 4.23 – Principe de l'incertitude sur les vitesses. En bleu, les vraies vitesses potentielles de l'objet. En rouge les vitesse radiale et tangentielles dont les erreurs sont à estimer.

Étude probabiliste des détections

Afin de caractériser les détections, une étude probabiliste du détecteur d'objet mobile fondé sur l'effet Doppler a été menée. Comme la réponse du radar varie selon la distance de détection, les probabilités de vraies ou fausses détections connaissant

la présence d'un objet mobile ont été calculées comme une fonction de la distance et sont présentées sur la figure 4.24. Les expérimentations ayant permis l'évaluation de ces fonctions ont été menées dans un environnement complexe et non contrôlé. Seul les objets mobiles connus par l'opérateur ont été pris en compte et considérés comme de vraies détections, les piétons ou les véhicules parasites ont été considérés comme des bruits. Par conséquent, l'étude probabiliste est une évaluation volontairement pessimiste de la réponse du détecteur.

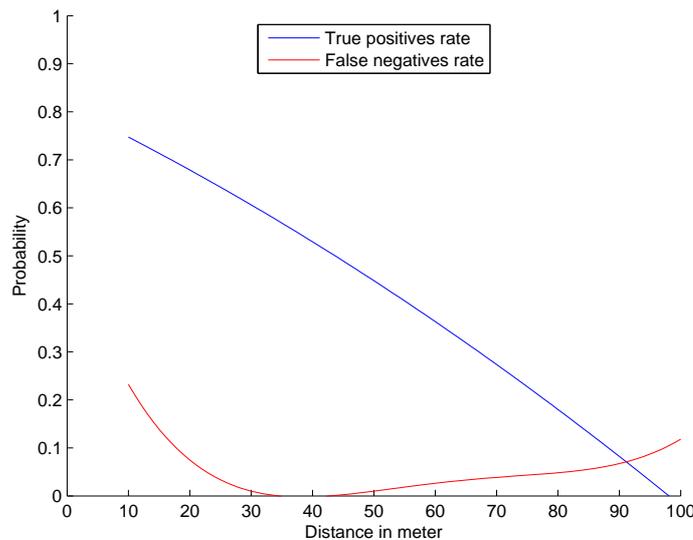


FIGURE 4.24 – Taux de détection de vrais positifs (TP) et de faux négatifs (FN) en fonction de la distance de détection.

Afin d'expliquer ces taux de vrais positifs (TP) et faux négatifs (FN), les caractéristiques du radar et du Doppler doivent être considérées. Le Doppler représente la vitesse radiale des objets. Lorsqu'un objet se déplace perpendiculairement au capteur radar, le décalage Doppler est nul, de ce fait aucune détection n'est effectuée. Lorsqu'un véhicule croise le radar, il passe toujours dans cette configuration. Ce phénomène explique le taux de FN de 20% à faible portée. De plus, à cause des propriétés du signal radar et notamment son ouverture d'antenne, les détections radar à haute distance sont moins puissantes, moins localisées et beaucoup plus bruitées que les détections à courte distance. Aussi, plus la portée de détection est grande, plus le taux de TP de détection des objets mobiles est faible.

A la fin de cette étape de détection, chaque objet potentiellement mobile détecté, noté O , est affublé d'un vecteur d'état $O = [X_o, V_o, p_o]$ et initialisé avec $X_o = (x_{om}, y_{om})$ la position de l'objet mobile dans le repère radar, $V_o = (V_{x_{om}}, V_{y_{om}})$ la vitesse de l'objet calculée sur la base de la vitesse Doppler mesurée et p_o la probabilité d'être réellement un objet mobile. Cette probabilité est obtenue à partir de la caractérisation du détecteur et varie en fonction de la distance au radar selon la figure 4.24.

4.4.2 Pistage des objets mobiles

Chaque détection d'objet mobile est comparée et associée à la liste existante d'objets mobiles afin de mettre à jour ou de créer une nouvelle piste de suivi. L'association des détections est fondée sur un critère classique de distance de Mahalanobis prenant en compte à la fois la position et la mesure Doppler associés à leur incertitude respective. Pour chaque objet mobile potentiel, un pistage est effectué en utilisant une approche classique fondée sur un filtre de Kalman avec un modèle d'évolution à vitesse constante. D'autres méthodes de pistage utilisant l'algorithme IMM pour Interacting Multiple Model ou encore des techniques MHT pour Multiple Hypothesis Tracking pourraient être utilisées pour affiner la détection et l'association de données [Blackman 1999]. Néanmoins, une difficulté additionnelle avec le capteur radar réside dans l'absence d'information de forme ou d'apparence des objets pistés.

Nous n'avons pas souhaité ici mettre en place un algorithme de pistage complexe de type MHT ou CPHD et avons privilégié une méthode plus rapide mais tout de même efficace.

A chaque étape de détection et d'association, la position et la vitesse des objets mobiles sont estimées par le processus Kalman et un processus concurrent met à jour de la probabilité d'existence de chaque piste, au regard de la détection ou non de chaque piste. Si une piste est re-détectée, la probabilité est mise à jour selon l'équation (4.6), dans le cas contraire selon l'équation (4.7). Les probabilités a posteriori $p(O|d)$ et $p(O|\bar{d})$ sont donc calculées comme suit :

$$p(O|d) = \frac{p(O)p(d|O)}{p(d|O)p(O) + p(d|\bar{O})(1 - p(O))} \quad (4.6)$$

$$p(O|\bar{d}) = \frac{p(O)p(\bar{d}|O)}{p(\bar{d}|O)p(O) + (1 - p(\bar{d}|\bar{O}))(1 - p(O))} \quad (4.7)$$

avec $p(O)$ la probabilité d'existence de la piste a priori, $p(d|O)$ et $p(\bar{d}|O)$ respectivement les taux de TP et FN du détecteur. Ces taux sont reliés à la distance de détection (voir figure 4.24).

Les probabilités d'existence des pistes a posteriori $p(O|d)$ ou $p(O|\bar{d})$ deviennent alors la nouvelle probabilité d'existence de la piste $p(O)$ (préalablement notée p_o dans le vecteur d'état). A cause de la nature du capteur, de nombreuses fausses pistes sont lancées. La probabilité des objets mobiles permet d'effectuer un filtrage des pistes erronées dans le temps. La gestion des pistes est ainsi fondée sur différents critères : dans le cas d'une piste hors portée ($> 100 m$) ou dans le cas d'une probabilité d'existence trop faible ($p_o < 0.05$).

4.4.3 Résultats expérimentaux de DATMO

Afin de valider notre approche de détection et de suivi par analyse Doppler, plusieurs expérimentations ont été menées. Pour cela, deux véhicules expérimentaux

ont été utilisés. Le premier est équipé de capteur proprioceptifs, d'un GPS-RTK pour la vérité terrain et du capteur IMPALA. L'autre appelé Véloc, servira de cible mobile (voir figure 4.25) également équipé de capteurs proprioceptifs et d'un GPS-RTK pour avoir une vérité terrain, afin d'évaluer les résultats de DATMO.

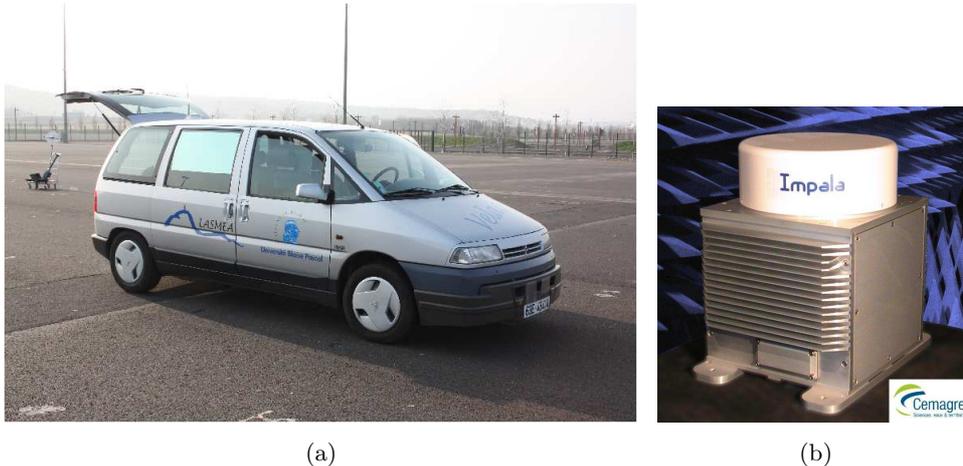


FIGURE 4.25 – (a) Véhicule expérimental du LASMEA : Véloc, (b) Vue générale du capteur radar IMPALA.

Différentes expérimentations ont été effectuées avec un véhicule mobile géo-référencé par GPS dans un environnement complexe et grandement soumis au bruit. Ces conditions conduisent à plusieurs fausses détections. Pendant cette expérimentation, le véhicule équipé avec le radar est statique. Chaque cible potentielle est pistée et mise à jour sur la base des observations Doppler. L'évolution de la probabilité d'existence de chaque détection et la trajectoire suivie par ces objets sont présentées sur les figures 4.26 et 4.27.

Nous pouvons observer que la probabilité des fausses détections décroît très rapidement et que ces pistes sont supprimées. Les vrais objets mobiles sont pistés pendant un temps plus long et leurs probabilités d'existence augmentent à chaque nouvelle détection. Nous pouvons voir deux objets mobiles sur les données : le premier du temps $t = 25\text{ s}$ à 50 s représenté en rouge, l'autre du temps $t = 58\text{ s}$ à 78 s en bleu. Les trajectoires respectives sont présentées sur la figure 4.27. Chaque piste est tracée avec la même couleur que celle utilisée dans la figure 4.26.

Les trajectoires des deux objets mobiles réels sont les deux lignes verticales. Les précisions de ces pistes, à la fois en position et en vitesse, ont été calculées en comparaison à la vérité terrain fournie par les capteurs proprioceptifs et par le GPS-RTK. La plus longue piste (en rouge) est analysée dans la figure 4.28. L'erreur de positionnement de la détection a une erreur moyenne de 4 m tandis que l'erreur moyenne d'estimation de vitesse est de 0.3 m/s .

Les trajectoires affichées représentent toutes les pistes lancées. Deux d'entre elles sont dues à un objet réellement mobile tandis que les autres sont dues à des

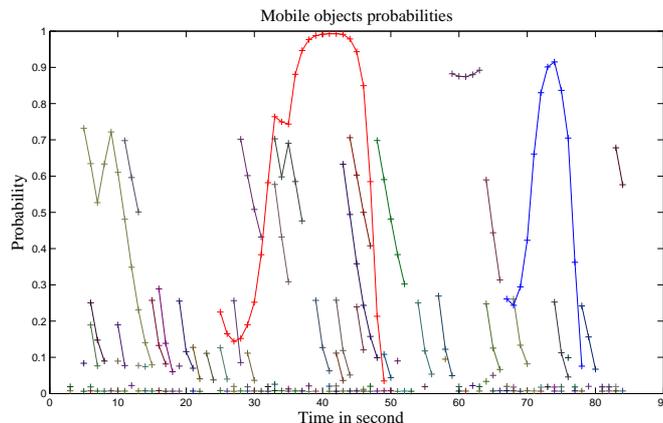


FIGURE 4.26 – Évolution de la probabilité d’existence des pistes de suivi : chaque piste est représentée avec une couleur différente.

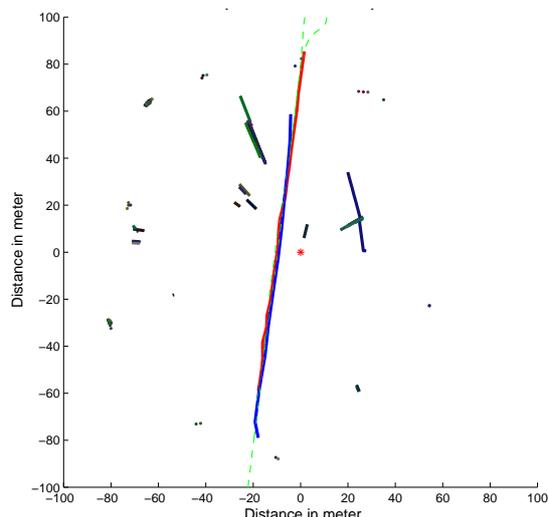


FIGURE 4.27 – Trajectoire des objets mobiles : chaque piste est représentée avec une couleur différente, la ligne en tirets verts correspond à la trajectoire GPS de référence. Le point rouge représente la position du radar.

bruits. Néanmoins, même si le bruit est important, leurs probabilités d’existence sont toujours décroissantes et, après environ cinq itérations soit 5 s, la majorité de ces pistes sont supprimées et considérées comme des perturbations tandis que les pistes restantes sont considérées comme de vrais objets mobiles.

Le pistage d’objets mobiles multiples a été effectué pour différentes formations (voir figure 4.29) : avec des véhicules en convoi mais également avec des véhicules se croisant l’un l’autre dans la ligne de mire du radar. Un total de quatre véhicules mobiles dans l’environnement du radar IMPALA à différentes vitesses ont été pistés simultanément. Dans l’expérience présentée, un convoi de trois véhicules circule

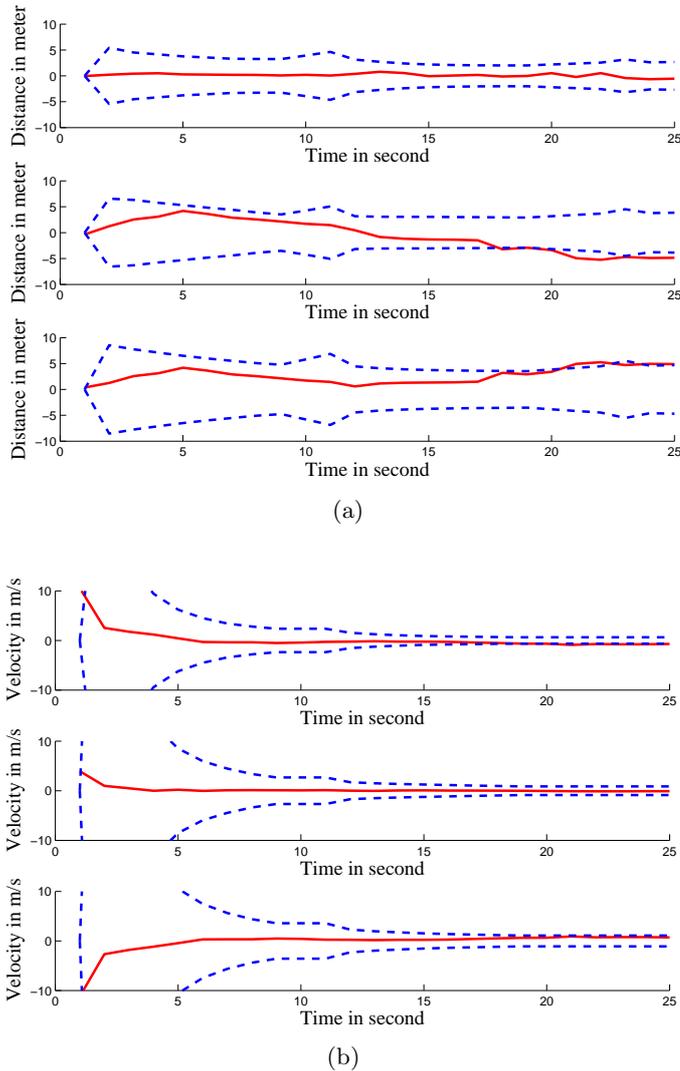


FIGURE 4.28 – Erreurs de (a) localisation et de (b) vitesse de l'objet mobile référencé par GPS-RTK. De haut en bas les erreurs en (a) x , y , et distance et en (b) vitesse en x , vitesse en y et vitesse linéaire avec leur incertitude respectives à 3σ .

entre $t = 20\text{ s}$ à 30 s (voir figure 4.30(a), (c) & (e)) et croisent un véhicule venant de la direction opposée au temps $t = 55\text{ s}$ (voir figure 4.31 (a)). Le convoi revient alors dans le champ de vue du radar entre les instants $t = 110\text{ s}$ à 140 s (figure 4.31 (c), (e) & (g)).

Les trajectoires estimées ainsi que la probabilité des objets mobiles de la première partie de l'expérimentation sont présentés sur la figure 4.30. Les résultats concernant les véhicules en direction opposée sont présentés sur la figure 4.31.

Pour chaque objet mobile, une discontinuité dans la piste est observée pour deux raisons : premièrement, la proximité de la piste avec le radar, en effet le radar présente une distance minimale de détection d'environ 10 m , ensuite, le fait que l'ef-

fet Doppler de l'objet mobile devient trop faible pour être détecté lorsque sa vitesse est presque perpendiculaire au faisceau radar. Cela explique également pourquoi deux pistes sont initialisées pour un même objet mobile, la première n'étant plus détectée, une seconde se crée.

Toutes les trajectoires et les probabilités des pistes lancées, incluant les fausses pistes) sont présentées et superposées sur les figures 4.32 et 4.33.

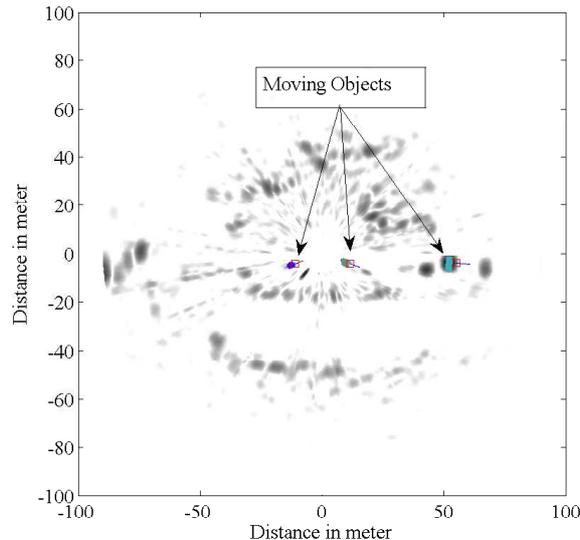


FIGURE 4.29 – Exemple de pistage d'objets mobiles multiples.

4.4.4 Conclusion

Une méthode fondée sur l'analyse des informations Doppler fournies par le capteur IMPALA a été développée afin d'estimer à la fois la position et la vitesse instantanée des objets mobiles dans l'environnement du robot équipé du capteur imageur panoramique radar. Le radar IMPALA utilise une loi de modulation LFMCW afin de fournir à la fois une image télémétrique de l'environnement et des informations de vitesse radiale des cibles. Avec un tel capteur radar terrestre, l'extraction et le traitement des amers restent un challenge à cause de l'ambiguïté de détection, des fausses détections, de l'effet Speckle et de l'absence de descripteur des détections. De plus, les données sont affectées par l'effet Doppler créé par le véhicule équipé lui-même. Une correction du Doppler fondée sur une vélocimétrie Doppler ou une analyse de la distorsion permet de corriger globalement les données radar. Une fois la perturbation du déplacement du capteur retirée de ces données, les entités non cohérentes sont extraites et supposées être des objets mobiles. Une étude probabiliste de notre détecteur Doppler a été menée et utilisée pour confirmer ou infirmer les pistes lancées à chaque itération. Le pistage de nouvelles entités est fondé sur une approche classique de filtre de Kalman. Cette approche a été évaluée sur des

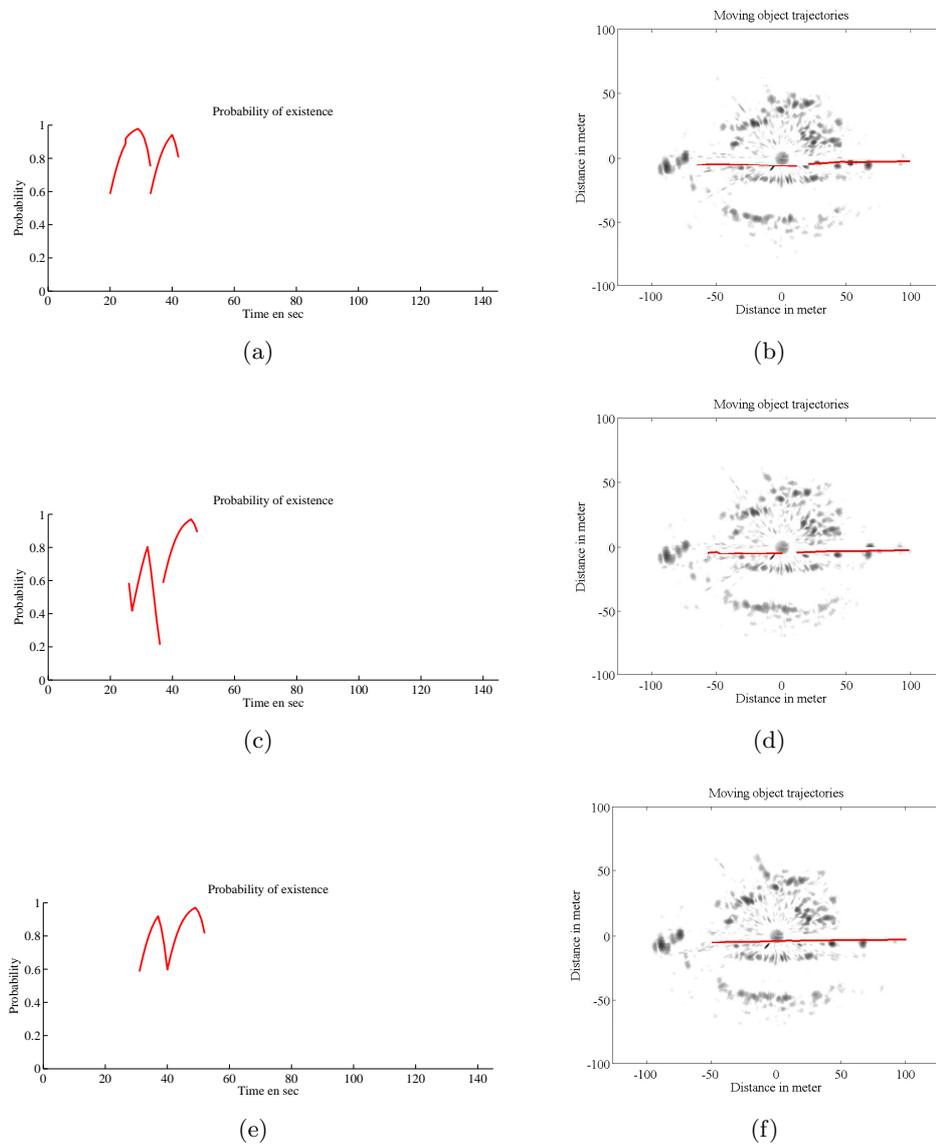


FIGURE 4.30 – Trajectoires des objets mobiles : figures (a, c, e) représentent l'évolution temporelle des probabilités des pistes. (b, d, f) montrent la trajectoire globale des pistes dans l'image radar de l'environnement.

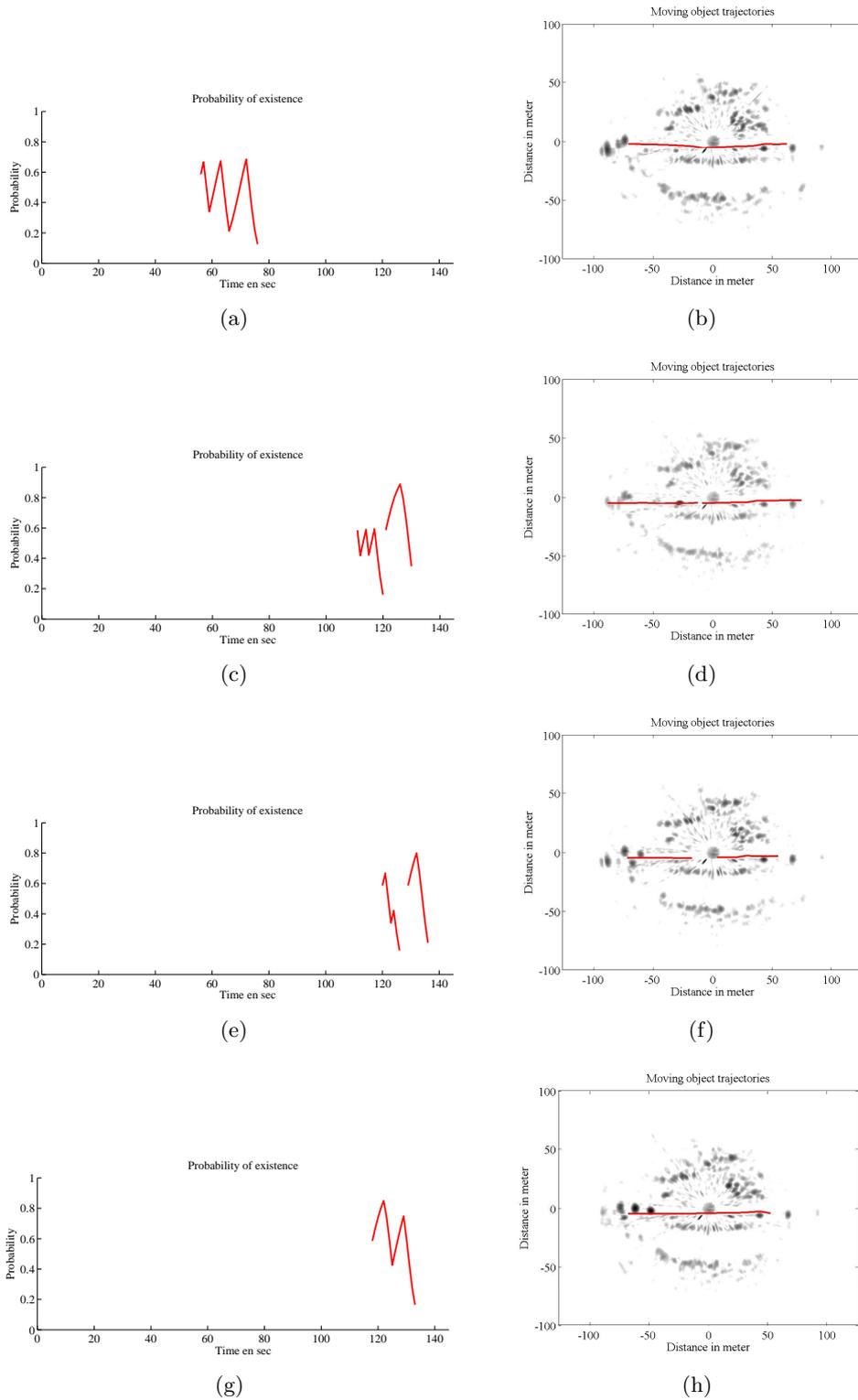


FIGURE 4.31 – Trajectoires des objets mobiles : figures (a, c, e) représentent l'évolution temporelle des probabilités des pistes. (b, d, f, h) montrent la trajectoire globale des pistes dans l'image radar de l'environnement.

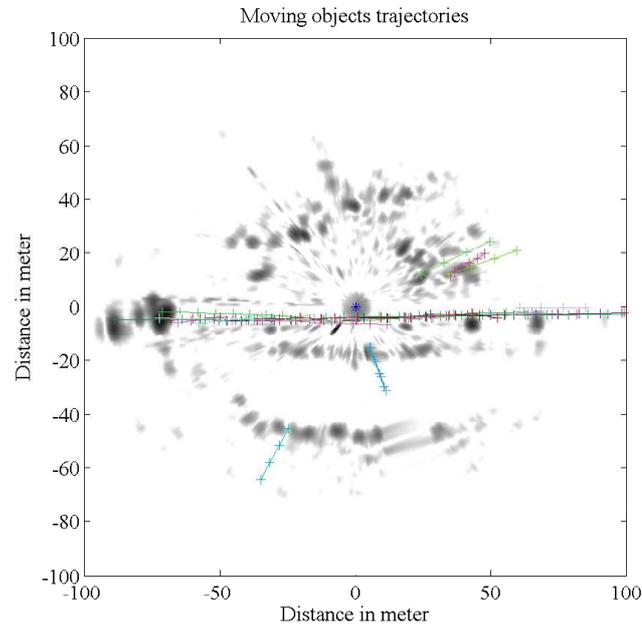


FIGURE 4.32 – Trajectoires de l'ensemble des objets mobiles détectés : chaque piste est représentée avec une couleur différente, la ligne verte représente la trajectoire GPS de référence. Le point rouge représente la position du radar.

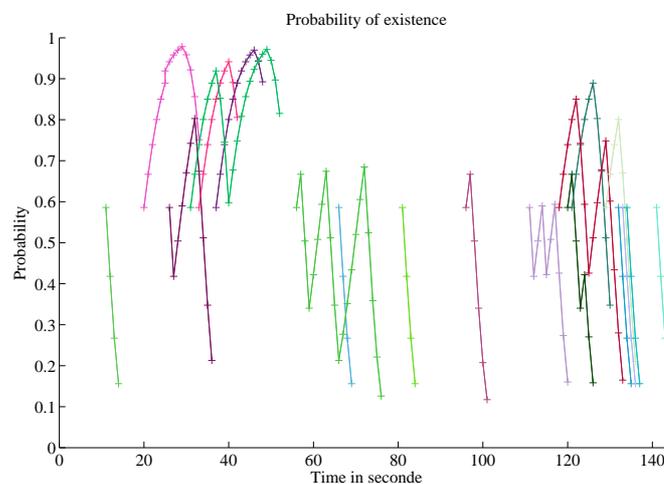


FIGURE 4.33 – Évolution de l'ensemble des pistes des objets mobiles avec leurs probabilités d'existence respectives : chaque piste est représentée avec une couleur différente.

données radar réelles, en détectant des objets mobiles géo-référencés se déplaçant dans un environnement très bruité. Une comparaison entre les résultats de DATMO et la vérité terrain a été effectuée lorsque cette dernière était disponible.

4.5 Conclusions et perspectives

L'utilisation d'un radar utilisant une modulation en toit comme IMPALA, permet l'observation des vitesses radiales relatives des objets de la scène (fixes et mobiles). Ces vitesses ont été utilisées afin d'aider à initialiser notre algorithme d'odométrie radar par une odométrie Doppler capable d'estimer la vitesse linéaire du véhicule équipé du capteur sous hypothèse d'un monde composé au moins à 50% d'éléments statiques.

Malgré la diminution de résolution induite par le nouveau radar, l'odométrie IMPALA, résultant du couplage entre les odométries radar et Doppler, est capable de fournir à la fois une localisation du robot et une cartographie de son environnement, à haute vitesse dans des environnements extérieurs étendus.

La vitesse de déplacement du robot étant ainsi estimée, l'analyse des données de vitesse Doppler permettrait la détection et le pistage des entités mobiles de l'environnement dans une approche de DATMO. L'approche de DATMO développée ici a été validée en poste fixe en mono et multi-cible. La comparaison des pistes avec la vérité terrain obtenue par GPS-RTK confirme l'efficacité de la méthode de pistage.

L'étape suivante, qui n'a pu être validée par manque de données exploitables, consiste au couplage de cette méthode de DATMO avec notre approche d'odométrie radar IMPALA. L'objectif est d'obtenir conjointement la localisation du radar, la cartographie de l'environnement exploré mais aussi les positions et déplacements des objets mobiles de la périphérie du radar et ainsi d'atteindre un objectif de localisation, cartographie et pistage d'objets mobiles (SLAMMOT) en environnement extérieur, à haute vitesse avec comme unique capteur, un radar panoramique.

Conclusions et perspectives

Le travail présenté dans cette thèse a donné lieu à la mise au point d'un système complet de localisation et de cartographie pour un robot mobile se déplaçant à haute vitesse dans un environnement extérieur étendu et ce, à l'aide d'un unique capteur extéroceptif tournant de technologie radar. Ce travail a l'originalité d'utiliser la distorsion des données comme une source d'information proprioceptive, ce qui, à notre connaissance, n'a jamais été fait auparavant.

Ce récapitulatif a pour but de donner nos conclusions par rapport aux méthodes et concepts proposés, puis des perspectives de travail concernant la navigation par radar, ainsi qu'une discussion sur des problèmes ouverts.

Travaux réalisés

La perception de l'environnement par capteur tournant : problème de la distorsion. Dans un contexte de robotique autonome en environnement extérieur, la réalisation de la fonction de perception est une étape essentielle. Un véhicule autonome doit être capable de détecter ce qui l'entoure, de l'analyser et de l'utiliser pour se localiser ou pour détecter des obstacles ou des risques potentiels. Une perception par capteur tournant permet d'obtenir une vue panoramique autour du véhicule. Cette vision accrue augmente les possibilités de détection d'objets pour la localisation et accroît les capacités de mobilité avec la gestion des obstacles fixes ou mobiles. Néanmoins, dès lors que le véhicule se déplace au cours d'une acquisition, le point de vue entre chaque faisceau change et l'agrégation de toutes ces mesures, après une rotation complète du capteur, fournit une image distordue. Cette distorsion est habituellement négligée lors de l'utilisation de capteur rapide ou de véhicules lents. Il est à noter que les robots mobiles actuellement étudiés évoluent à des vitesses relativement lentes, de 1 à 4 m/s , par rapport à des véhicules routiers grand public. Cette distorsion, si elle est parfois non négligée, est souvent considérée comme une perturbation et corrigée à l'aide d'une information proprioceptive sur le déplacement du véhicule (odomètre, gyromètre, GPS, centrale inertielle).

Correction de la distorsion à la volée par capteurs proprioceptifs : application à la localisation et à la cartographie simultanées. Les données extéroceptives obtenues par un capteur en mouvement sont donc soumises à une dégradation. Celles-ci sont alors déformées et ne correspondent plus à une observation de l'environnement depuis une unique position mais sont constituées de différentes observations obtenues depuis des poses successives du robot. Nous avons proposé de prendre en compte le mouvement du véhicule afin d'utiliser à la volée les informations fournies par le capteur. L'objectif visé ici n'est pas une correction de l'acquisition complète mais la prise en compte du mouvement du véhicule dans

le modèle d'observation du capteur. Cette technique a été appliquée dans une optique de localisation et cartographie simultanées (SLAM) sous le nom On-The-Fly SLAM ou OTF-SLAM (SLAM à la volée). Cette prise en compte du mouvement à la volée démontre la nécessité de considérer la distorsion lors de l'utilisation d'un capteur tournant lent ou d'un véhicule rapide. En effet, plus le capteur est lent (ou le véhicule rapide), plus la dégradation des données est importante. Les résultats de cette approche ont été présentés et quantifiés sur des données laser réelles dans un environnement structuré composé de segments.

Afin de valider l'approche OTF dans des conditions moins favorables, la prise en compte à la volée des détections a été appliquée avec un capteur tournant de type radar. Dans cette expérimentation, le capteur a une fréquence de 1 Hz et est monté sur un véhicule routier qui se déplace à 30 km/h soit environ 8 m/s . L'évaluation des résultats de localisation atteste de l'efficacité de cette approche, et ce, en dépit d'un choix d'amer différent, d'un capteur aux signaux difficilement interprétables, de la lenteur du capteur tournant et de la vitesse très élevée du véhicule test pour des applications de robotique mobile.

Cette application OTF-SLAM a démontré le fait que la distorsion est une modification des données uniquement liée au déplacement du véhicule et à la vitesse de rotation du capteur et qu'une compensation de celle-ci à la volée permettait d'améliorer les résultats de localisation mais aussi de cartographie. La distorsion a donc, dans ce cas, été considérée comme un bruit produit par le mouvement du système. Cependant, si la distorsion pouvait être mesurée, sachant qu'elle est uniquement issue du mouvement du véhicule, l'information de déplacement pourrait être extraite directement en lieu et place des données proprioceptives. La suite du travail s'est donc portée sur l'étude de la distorsion en partant de la question suivante : peut-on considérer la distorsion non plus comme une nuisance mais comme une source d'information ?

Méthode d'évaluation de résultats de SLAM basées segment. Une technique d'évaluation des résultats SLAM orientée amers géométriques de type droite ou segment, tant au niveau de la trajectoire que de la cartographie, a été proposée lorsqu'une vérité terrain est disponible, et ce afin d'évaluer l'apport de la méthode. Les résultats démontrent l'influence de la distorsion et l'apport de la méthode de prise en compte des informations à la volée. Qui plus est, il a été observé que l'utilisation d'un capteur lent permet un filtrage naturel des données et limite le nombre de fausses détections. L'évaluation de trajectoire proposée a été utilisée pour quantifier l'ensemble de nos expérimentations.

Considération de la distorsion dans un but proprioceptif : application à la localisation et à la cartographie simultanées Dans l'approche précédente, la distorsion était traitée comme une nuisance à corriger. De plus, les informations proprioceptives étaient nécessaires pour reconstruire correctement la trajectoire du véhicule et la carte de son environnement exploré.

Nous avons ensuite proposé de considérer la distorsion comme une source d'information quant au mouvement du véhicule équipé du capteur tournant. Une mise en équation de celle-ci a été mise en place en partant de l'équation mathématique d'une trochoïde décrite par la trajectoire du faisceau de notre capteur.

Cette formulation a été intégrée dans un processus de SLAM avec le radar panoramique K2Pi. Ainsi, une méthode de mesure de la distorsion a été présentée et a permis la mise en place d'une technique de vélocimétrie. L'analyse de la déformation des données issues d'un radar panoramique a, de ce fait, permis la construction d'une trajectoire à l'estime.

De nombreuses expérimentations en milieu extérieur à haute vitesse ont été menées dans des environnements plus ou moins structurés et maîtrisés. L'intérêt d'une telle approche réside dans le fait qu'aucun autre capteur que le capteur tournant n'est nécessaire. Cela ouvre le champ à des applications où les données proprioceptives sont difficilement mesurables ou peuvent être peu fiables (terrains glissants, milieu nautique, masquage GPS, etc.). Une expérimentation sur lac démontre la faisabilité de l'approche dans ce genre de milieu peu favorable.

Sur la base de cette localisation à l'estime, des reconstructions cartographiques radar montrent l'intérêt et l'efficacité de cette approche. Une méthode simple de localisation et de cartographie simultanées (SLAM) à haute vitesse avec uniquement un capteur extéroceptif tournant a donc été développée et validée.

L'intérêt d'un radar réside en une observation dense de l'environnement mais également sur sa capacité à détecter ce qui est mobile ou fixe, à partir de la mesure de l'effet Doppler. Cet aspect avait été délaissé jusqu'à présent. Il nous a semblé alors intéressant de voir l'apport d'une information de vitesse dans la scène dans l'analyse de la distorsion.

Principe de l'odométrie Doppler. En utilisant la mesure Doppler de la scène, il a été montré qu'il était possible de remonter à l'information de vitesse linéaire du véhicule porteur. Cette information seule n'est cependant pas suffisante pour reconstruire une trajectoire car la vitesse angulaire du véhicule n'a pas d'effet sur la vitesse Doppler. Cette vitesse a donc été utilisée comme observation supplémentaire à notre technique d'odométrie radar. Cependant le radar IMPALA, permettant à la fois la mesure de distance et de vitesse Doppler, présente une résolution deux fois inférieure à la version K2Pi ce qui rend la détection d'amers fiables moins robuste. Par conséquent, il permet d'obtenir une estimation moins bonne des vitesses et de la trajectoire du robot mobile. A nouveau de nombreux tests en environnements urbains et semi-urbains ont validé l'approche.

L'information de vitesse fournie par ce capteur est directement liée à la vitesse du véhicule porteur mais également à la vitesse des cibles. Connaissant la vitesse du porteur grâce à notre odométrie radar, il est possible d'en déduire la vitesse des objets dans l'entourage du robot. Une technique de détection d'objet mobile a donc été logiquement menée.

Détection et pistage des objets mobiles : DATMO. Le problème le plus compliqué, dans des applications de DATMO, réside dans le fait de distinguer les objets mobiles des objets stationnaires. Le radar apporte un début de solution à ce problème car il est capable de connaître la vitesse radiale des détections. Afin de connaître la vitesse réelle des cibles, celle du véhicule porteur a été estimée par l'étape précédente et retirée des informations radar. Ainsi il est possible de distinguer les objets mobiles des objets fixes car seules les détections mobiles doivent présenter du Doppler. Pour cela le principe de modulation linéaire en fréquence d'onde continue (LFMCW) est utilisé. Cette modulation permet l'obtention de deux images radar sur lesquelles soit le Doppler s'ajoute, soit se retranche. L'extraction et l'appariement d'entités entre ces deux images permet la détection d'objets mobiles associés à leurs vitesses radiales respectives. Une fois les objets mobiles détectés, un processus classique de suivi, fondé sur un filtre de Kalman, a été lancé pour pister des objets dans la ligne de vue du radar. Un cadre probabiliste a également été proposé pour faire évoluer la vraisemblance des détections et gérer la création et la suppression des pistes. Cependant, seules des données du radar IMPALA avec véhicule porteur statique ont pu être exploitées pour évaluer l'approche. Cette dernière est capable de gérer des situations mono ou multi-cibles.

Ainsi, ont été proposés :

1. une mise en évidence de l'influence de la distorsion par une approche laser et radar : OTF-SLAM,
2. une mise en équation de la distorsion,
3. une méthode d'analyse de la distorsion dans un but velocimétrique : odométrie radar,
4. une méthode d'analyse de l'effet Doppler dans un but velocimétrique : odométrie Doppler,
5. un couplage des odométries radar et Doppler : odométrie IMPALA,
6. une méthode de détection et de suivi d'objets mobiles en poste fixe : DATMO.

Perspectives

Amélioration de la cartographie par post-traitement. Une amélioration *a posteriori* des résultats à l'estime, obtenus par notre odométrie radar pourrait être effectuée avec l'utilisation d'un ajustement global de faisceaux pour optimiser la trajectoire obtenue. En effet, un tel ajustement sur toutes les images radar permettrait une optimisation finale de la trajectoire. Pour cela, l'ensemble des détections et des associations doit être mémorisé. Le profil de vitesse du véhicule pendant la trajectoire complète peut ainsi être exprimé comme étant une fonction continue, comme par exemple une spline, dont les points de contrôle sont à optimiser. Ce post-traitement permettrait de lever l'hypothèse locale de vitesse constante. Ce genre d'approche par optimisation de résultat de SLAM est déjà utilisé avec

d'autres capteurs (caméras, lasers) comme dans [Grisetti 2009, Kümmerle 2011, Chandran 2006].

De plus, dans l'optique de cette optimisation, il est nécessaire de mémoriser l'ensemble des amers. De ce fait, une perspective intéressante serait la possibilité d'inclure une méthode de bouclage dans notre approche de localisation, ce qui permettrait d'assurer la convergence de notre odométrie radar en cas de passage dans des zones déjà observées. Cette option est néanmoins directement liée à la qualité de détection des amers et à la possibilité d'appariement.

Fusion odométrie IMPALA / DATMO : SLAMMOT. Un couplage des algorithmes développés d'odométrie IMPALA avec l'algorithme DATMO reste à mettre en oeuvre sur un jeu de données incluant le radar en mouvement dans une scène dynamique, pour être en mesure de proposer une approche SLAMMOT radar. Cette approche permettrait avec un unique capteur panoramique de technologie radar d'effectuer simultanément une localisation du véhicule, une cartographie de l'environnement traversé mais en plus la détection et le pistage des entités mobiles de l'environnement. Toutes les briques nécessaires à la réalisation de cette tâche sont développées. Cependant les jeux de données obtenus n'ont pas permis de réaliser cette fusion. En effet, cet algorithme de SLAMMOT est très sensible à la qualité des détections effectuées. Le radar étant soumis à de nombreux bruits, le nombre de fausses détections mobiles croît significativement rendant l'étape d'association de données très complexe. L'utilisation d'algorithmes de pistage plus complets et robustes est à envisager avec notamment les filtrages CPHD ou GM-CPHD pour Gaussian Mixture Cardinalized Probability Hypothesis Filter [Ulmke 2010, Mullane 2011]. Malgré tout, l'étape de détection d'amer reste un point dur qui nécessiterait des travaux approfondis spécifiques.

Amélioration de la détection d'amer radar. Que ce soit pour la localisation ou la détection et le suivi d'objets mobiles, la notion d'interprétation des signaux radar reste un problème ouvert. Dans le domaine radar, l'extraction et l'appariement de détection est un sujet de recherche à part entière. De l'extraction fiable et robuste de détections dépend la qualité de l'ensemble des algorithmes. Pour cela, des méthodes de traitement des signaux radar, dites paramétriques haute résolution, existent et pourraient jouer un rôle important dans la détection de primitives robustes en permettant un gain de résolution. De récents travaux de SLAM maritime par radar, orientés amers, sont fondés sur l'utilisation d'une méthode issue du traitement d'images et sur l'emploi de descripteurs de type SIFT ou SURF [Callmer 2011]. L'application de ces méthodes dans un environnement terrestre reste complexe mais semble, au vu des résultats obtenus, être une piste intéressante pour l'extraction et la recherche d'objets plus fiables.

Publications

Articles de revue

D. Vivet, P. Checchin, R. Chapuis, P. Faure, R. Rouveure and M. O. Monod *A Mobile Ground-based Radar Sensor for Detection And Tracking of Moving Objects*. In EURASIP J. Adv. Sig. Proc. 2012 (**Version « reviewed » en attente d'acceptation**)

Articles de conférences internationales

D. Vivet, P. Checchin and R. Chapuis. *Radar-only Localization and Mapping for Ground Vehicle at High Speed and for Riverside Boat* In Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2012) (**Soumis**)

D. Vivet, P. Checchin and R. Chapuis. *Line-based SLAM with Slow Rotating Range Sensors : Results and Evaluations*. 2010 IEEE International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV 2010), Singapore, Singapore, December 7-10, 2010

D. Vivet, P. Checchin and R. Chapuis. *On the fly localization and mapping using a 360° Field-of-View Microwave Radar Sensor*. 3rd Workshop on Planning, Perception and Navigation for Intelligent Vehicles (PPNIV) IROS 2009, St. Louis, Missouri, USA, 11-15 October 2009

D. Vivet, P. Checchin and R. Chapuis. *SLAM application with a microwave radar sensor*. CityHome ICT-ASIA project 2008-2010, Clermont-Ferrand, FRANCE, October 28-29, 2009

Articles de conférences nationales

D. Vivet, P. Checchin and R. Chapuis. *Odométrie radar par analyse de la distortion - Application à un véhicule roulant à vitesse élevée* Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (RFIA 2012) (**Soumis**)

D. Vivet, P. Checchin and R. Chapuis. *IMPALA, Radar panoramique hyperfréquence pour la localisation et la cartographie dynamiques simultanées en environnement extérieur*. ITT09, Innovation Technologique et systèmes de Transport, Paris, Octobre 2009

D. Vivet. *Exploiter les caractéristiques d'un radar panoramique hyperfréquence pour cartographier et se localiser à la volée*. 7ième Conférence MajeSTIC, Université d'Avignon et des Pays de Vaucluse, Avignon, Novembre 16-19, 2009

Articles de vulgarisation scientifique

D. Vivet. *Exploiter les caractéristiques d'un radar panoramique hyperfréquence pour cartographier et se localiser à la volée*. Journée de l'Ecole Doctorale des Sciences Pour l'Ingénieur, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand, FRANCE, May, 11-12, 2009

D. Vivet. *Perception de l'environnement à l'aide d'un capteur de distance à tête rotative : application à la cartographie et à la localisation simultanées*. Journée de l'Ecole Doctorale des Sciences Pour l'Ingénieur, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand, FRANCE, May, 11-12, 2010

Représentation d'objets géométriques de type droite

A.1 Formalisme cartésien

La représentation la plus classique d'une droite dans un plan x, y , est la suivante : $ax + by + c = 0$. Cette représentation ne permet cependant pas d'avoir l'unicité des droites. Ce problème peut être résolu en normalisant le paramètre c à 1 en prenant la forme $ax + by + 1 = 0$ mais, dans ce cas, les droites passant par l'origine du repère ne peuvent plus être représentées. Une alternative est la forme simplifiée $y = ax + b$. Cette représentation bien connue pose le problème des droites horizontales et verticales. Ce problème peut être contourné en utilisant des formulations duales du genre $y = ax + b$ et $x = ay + b$ ou encore la représentation proposée par Ayache $ax + y + p = 0$ et $x + ay + p = 0$ [Ayache 1990]. Ce genre de formulation permet la discrétisation des cas de droites horizontales et verticales. Cependant, pour des droites autour de la première bissectrice ($y = x$), ou lors des transformations entre le repère véhicule et le repère robot, le passage d'une représentation à l'autre est fréquent et peut poser des problèmes pour l'étape d'association notamment. De plus dans une optique SLAM, l'utilisation de deux amers de formulations différentes nécessiterait la manipulation de deux cartes. Cette représentation de droite permet cependant, à partir d'un nuage de points, de déterminer l'équation de façon simple.

Soient des points de coordonnées (x_i, y_i) et leurs covariances respectives P_i , en mettant l'équation de droite sous la forme $y = mx + p$ et en négligeant l'erreur sur les ordonnées des points, on obtient facilement :

$$y_i = mx_i + p$$

Sous forme matricielle :

$$Y = X \times \begin{pmatrix} m \\ p \end{pmatrix}$$

avec :

$$X = \begin{pmatrix} x_1 & 1 \\ x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_i & 1 \end{pmatrix}$$

$$Y = (y_1 \ y_2 \ \dots \ y_i \ \dots)^T$$

On peut obtenir les paramètres de la droite par moindres carrés pondérés comme suit :

$$\begin{pmatrix} m \\ p \end{pmatrix} = (X^T \times P^{-1} \times X)^{-1} \times X^T \times P^{-1} \times Y$$

avec :

$$P = \begin{pmatrix} Px_1 & 0 & \dots & 0 & \dots \\ 0 & Px_2 & \dots & 0 & \dots \\ 0 & \dots & \dots & Px_i & \dots \end{pmatrix}$$

L'incertitude sur ces paramètres peut être obtenue par :

$$P_{droite} = (X^T \times P^{-1} \times X)^{-1}$$

Si nous nous intéressons de plus près aux incertitudes d'une formulation cartésienne, l'erreur sur la pente de la droite est anisotrope dans le plan. En effet, pour une même erreur σ sur les paramètres, m représentant la pente et p l'ordonnée à l'origine, le domaine d'incertitude d'une droite proche de la verticale sera plus faible que dans le cas d'une droite moins pentue. Ce phénomène est représenté sur la figure A.1 et implique des problèmes d'association dans un procédé SLAM. Cette anisotropie nous a poussé à regarder les formalismes de droites polaires.

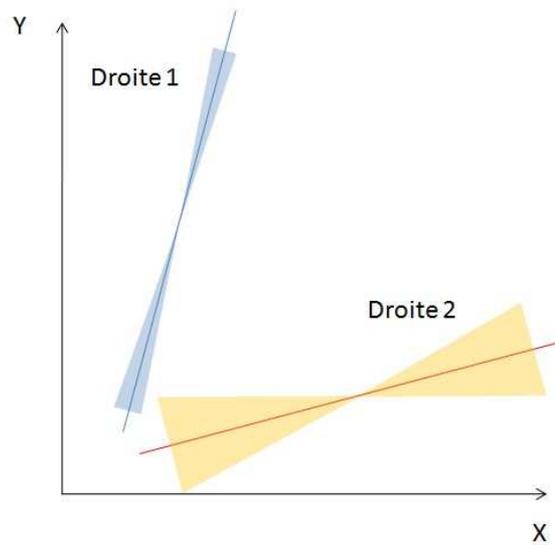


FIGURE A.1 – Représentation d'une même incertitude sur deux droites différentes en coordonnées cartésiennes.

A.2 Formalisme polaire

Une autre façon de représenter des amers de type droite consiste à utiliser le formalisme polaire (d, α) . L'idée est ici de représenter une droite par sa distance à l'origine d et un angle α . La formulation polaire peut se mettre sous différentes formes :

$$d = \frac{\rho}{\cos(\alpha - \phi)}$$

Cette première équation utilise des points de coordonnées polaires (ρ, ϕ) . D'autres représentations utilisent les données sous forme cartésienne (x, y) comme :

$$\cos(\alpha)x + \sin(\alpha)y = d$$

ou sous sa forme hessienne :

$$-\sin(\alpha)x + \cos(\alpha)y = d$$

L'avantage de ces formulations vient du fait que les problèmes d'anisotropie des représentations cartésiennes sont résolus. Cependant, cette représentation ne permet pas d'avoir l'unicité des droites. Pour cela il faut borner les paramètres. Soit d dans la plage $[0, +\infty[$, on fixe α dans $[-\pi, \pi[$. Dans ce cas, on conserve l'unicité des droites. Il faudra cependant gérer les angles des droites aux limites : des droites d'angles $(\pi - \epsilon)$ et $(-\pi + \epsilon)$ peuvent être associées malgré la différence d'angle d'environ 2π .

Des problèmes de non-linéarité compliquent la recherche d'une droite parmi un nuage de points. Il est cependant possible de trouver les paramètres de droite (d, α) pour une équation sous la forme hessienne $(-\sin(\alpha)x + \cos(\alpha)y = d)$ de façon analytique. La droite recherchée doit passer au mieux par un ensemble de points (x_i, y_i) . Ainsi pour chaque point, on aura :

$$-x_i \times \sin(\alpha) + y_i \times \cos(\alpha) - d = \epsilon_i$$

Le critère à minimiser est donc :

$$C = \sum_{i=0}^n (-x_i \times \sin(\alpha) + y_i \times \cos(\alpha) - d)^2 = \sum_{i=0}^n (\epsilon_i)^2$$

Cherchons d en fonction de α . on souhaite que le coût C soit minimum pour la distance d :

$$\frac{\partial C}{\partial d} = 2 \sum_{i=0}^n (-x_i \times \sin(\alpha) + y_i \times \cos(\alpha) - d) \times (-1) = 0$$

$$-\sin(\alpha) \sum_{i=0}^n (x_i) + \cos(\alpha) \sum_{i=0}^n (y_i) - \sum_{i=0}^n (d) = 0$$

$$d = -\sin(\alpha) \frac{\sum_{i=0}^n (x_i)}{n+1} + \cos(\alpha) \frac{\sum_{i=0}^n (y_i)}{n+1}$$

$$d = -\sin(\alpha) \times \bar{x} + \cos(\alpha) \times \bar{y}$$

Cherchons à présent α . Pour cela effectuons un changement de repère en plaçant l'origine au barycentre donc en (\bar{x}, \bar{y}) . On a alors $d = 0$.

Donc :

$$-(x - \bar{x}) \times \sin(\alpha) + (y - \bar{y}) \times \cos(\alpha) = 0$$

Le critère devient :

$$C = \sum_{i=0}^n (-(x_i - \bar{x}) \times \sin(\alpha) + (y_i - \bar{y}) \times \cos(\alpha))^2$$

Cherchons un des extremums de cette fonction de coût :

$$\frac{\partial C}{\partial \alpha} = 2 \sum_{i=0}^n ((-x_i - \bar{x}) \times \sin(\alpha) + (y_i - \bar{y}) \times \cos(\alpha)) \times ((-x_i - \bar{x}) \times \cos(\alpha) - (y_i - \bar{y}) \times \sin(\alpha)) = 0$$

On a alors :

$$\frac{\partial C}{\partial \alpha} = \sum_{i=0}^n (\sin(\alpha) \times \cos(\alpha) \times ((x_i - \bar{x})^2 - (y_i - \bar{y})^2) - \cos(\alpha)^2 \times (x_i - \bar{x}) \times (y_i - \bar{y}) + \sin(\alpha)^2 \times (x_i - \bar{x}) \times (y_i - \bar{y}))$$

Donc :

$$\frac{\partial C}{\partial \alpha} = \sin(\alpha) \times \cos(\alpha) \times \sum_{i=0}^n ((x_i - \bar{x})^2 - (y_i - \bar{y})^2) - (\cos(\alpha)^2 - \sin(\alpha)^2) \times \sum_{i=0}^n ((x_i - \bar{x}) \times (y_i - \bar{y})) = 0$$

Or, on sait que, dans le cas où n tend vers l'infini :

$$Cov(x, y) = \frac{\sum_{i=0}^n ((x_i - \bar{x}) \times (y_i - \bar{y}))}{n + 1}$$

$$Var(x) = \frac{\sum_{i=0}^n (x_i - \bar{x})^2}{n + 1}$$

(Si n n'est pas infini, $Cov(x, y)$ et $Var(x)$ sont des estimateurs de variance et covariance.)

Donc :

$$\frac{\sin(\alpha) \times \cos(\alpha)}{(\cos(\alpha)^2 - \sin(\alpha)^2)} = \frac{Cov(x, y)}{Var(x) - Var(y)}$$

Finalement on a :

$$\tan(2 \times \alpha) = \frac{2 \times Cov(x, y)}{Var(x) - Var(y)}$$

et

$$d = -\bar{x} \times \sin(\alpha) + \bar{y} \times \cos(\alpha)$$

avec :

- \bar{x} et \bar{y} les moyennes respectives des coordonnées x et y des points,
- $Var(x)$ et $Var(y)$ les variances en x et y ,
- $Cov(x, y)$ la covariance.

A partir de ces équations, il est possible de trouver analytiquement les erreurs associées aux paramètres. Pour cela, on calcule les jacobiennes des expressions de d et de α en dérivant par rapport aux paramètres x_i et y_i .

Si l'on s'intéresse aux incertitudes ainsi calculées, un phénomène parasite apparaît également dans le cadre des représentations polaires. L'incertitude appliquée sur les paramètres (d, α) implique un domaine d'erreur centré sur le point de coordonnées (d, α) dans le repère de détection. Deux droites ayant la même erreur sur ses paramètres auront le même domaine d'incertitude (voir figure A.2). Cependant, le changement de repère déplacera le domaine d'erreur des droites de la carte utilisée pour le SLAM (voir figure A.3). Si l'environnement exploré reste centré sur l'origine de notre carte, ce phénomène n'aura que peu d'influence.

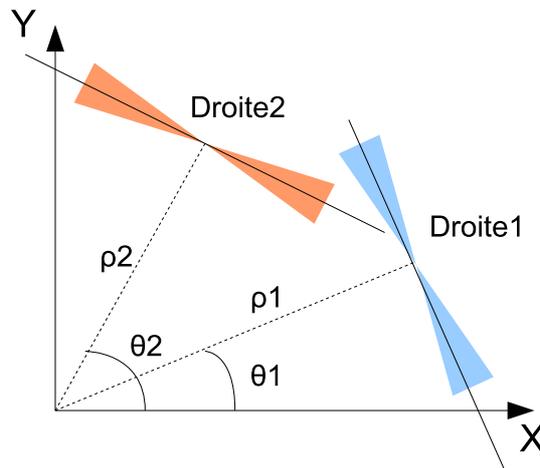


FIGURE A.2 – Représentation d'une même incertitude sur deux droites différentes en coordonnées polaires.

A.3 Autres formalismes

Afin de contrer les désavantages de chaque formulation, il serait nécessaire de les compléter avec des paramètres supplémentaires. La représentation polaire peut, par exemple, être complétée en indiquant les coordonnées du point sur lequel est centrée l'incertitude. Cela reviendrait à ajouter un paramètre. On aurait alors trois paramètres (x, y, θ) .

En effet, dans le repère de détection, on peut obtenir, par l'approche polaire, les paramètres (d, α) . Grâce à ces deux paramètres, la nouvelle formulation (x, y, θ) peut être obtenue en calculant x et y comme suit :

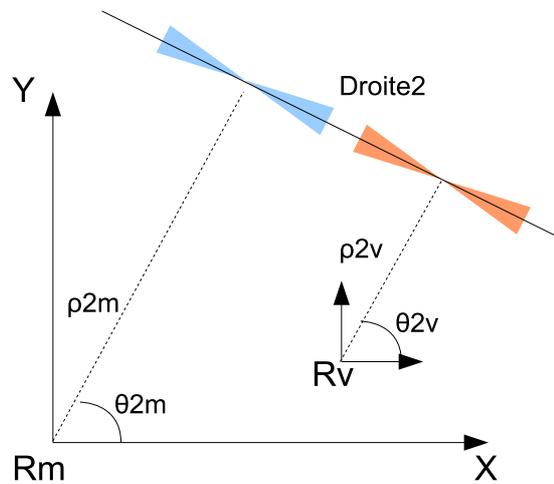


FIGURE A.3 – Représentation d'un changement de repère d'une incertitude polaire.

$$x = d \times \cos(\alpha)$$

$$y = d \times \sin(\alpha)$$

On a alors une information de plus sur le point central de notre incertitude (x, y) par lequel passe notre droite estimée avec une orientation α .

Cette représentation permet de gérer les problèmes précédemment cités. La détermination de ces nouveaux paramètres et de leurs incertitudes s'appuie sur les formalismes précédents. Cependant, le point (x, y) et son incertitude associée, ne sont pas directement utilisables pour permettre des associations de données comme l'étaient les paramètres (d, α) . De plus, avec cette formulation, nous perdons l'unicité de représentation des droites.

Construction itérative d'amer géométrique de type droite : résultats de simulation

B.1 Objectifs

En vue d'une application « On-The-Fly » SLAM, nous souhaitons éviter l'attente de l'acquisition complète du capteur (panoramique radar ou laser). Dans cette optique, le traitement des mesures capteurs se fait à la volée. Une extraction de droite par algorithme de moindres carrés, par algorithme RANSAC ou transformée de Hough n'est donc pas à priori souhaitée car elle nécessite d'avoir le scan complet ou au minimum une portion du scan. L'extraction des primitives utilise un principe d'estimations itératives de leurs paramètres.

B.2 Approche cartésienne pour l'extraction de segments

B.2.1 Représentation de segments

Dans un premier temps, afin de pouvoir conserver des primitives de forme segment, une représentation simple a été choisie. un segment sera représenté par son centre (x_{c_S}, y_{c_S}) , son orientation θ_S et sa longueur L_S associée à sa covariance R_S .

B.2.2 Extraction des segments

Une première approche a été fondée sur une équation de droite porteuse de la forme

$$ax + by + c = 0$$

Avec $a = \cos(\theta)$; $b = \sin(\theta)$; $c = -\rho$

A partir d'une mesure d'impact $X_i = (x_i, y_i)$ et de sa covariance associée R_i , il est possible d'associer un point d'impact à un segment de la carte.

B.2.2.1 Association de données

Critère d'orientation

Le critère d'orientation pour l'impact X_i par rapport à un segment utilise la distance orthogonale du point à la droite porteuse du segment en question. Connaissant la distance du point mesuré au centre du segment :

$$d = \sqrt{(x_{c_S} - x_i)^2 + (y_{c_S} - y_i)^2}$$

Ainsi que l'écart angulaire entre le segment et l'impact :

$$\Delta\alpha = \arctan\left(\frac{y_{c_S} - y_i}{x_{c_S} - x_i}\right) - \theta_S$$

Nous pouvons trouver la distance orthogonale du point à la porteuse :

$$\epsilon = d \sin(\Delta\alpha)$$

Cet écart étant soumis aux erreurs de mesure R_i mais aussi aux erreurs d'estimations des paramètres du segment P_{S_i} , nous pouvons obtenir la covariance de cet écart. Un critère de Mahalanobis permet alors de tester la possibilité d'association du point au segment.

$$Mahalanobis = \epsilon \times (Cov_{or})^{-1} \times \epsilon$$

Critère de distance

Une fois l'association en orientation vérifiée, il faut satisfaire un critère de distance du point au segment. La longueur du segment étant soumise à une erreur, la distance du centre du segment au point mesuré doit vérifier un nouveau critère. Cette distance précédemment notée d doit être compatible avec la longueur L_S associée aux incertitudes R_i et R_S .

B.2.2.2 Mise à jour du segment

Une fois un point associé à un segment, ce segment doit être mis à jour. Cette mise à jour se fait par un filtre de Kalman étendu de manière itérative.

La projection du point mesuré X_i sur la droite porteuse du segment associé est considéré comme étant la mesure que l'on aurait dû avoir X_p . A ce stade, la différence entre la mesure et la prédiction est effectuée.

$$Innovation = \begin{pmatrix} X_{i_x} - X_{p_x} \\ X_{i_y} - X_{p_y} \end{pmatrix}$$

Un mise à jour Kalman classique est alors effectuée avec comme paramètres à optimiser les coefficients a , b et c de la droite porteuse.

Une fois ces paramètres ré-estimés, nous pouvons en déduire la nouvelle orientation de notre segment θ_S . Il reste à ce stade à mettre à jour les paramètres (x_{c_S}, y_{c_S}) et L_S ainsi que les covariances associées.

À ce stade, l'ancien segment est projeté sur la droite porteuse mise à jour. Deux cas se présentent alors. Premièrement la projection de la mesure est comprise dans le segment. Dans ce cas, le centre et la longueur du segment restent inchangés. Deuxièmement la projection de la mesure n'est pas comprise dans le segment, dans ce cas le segment est allongé jusqu'au point projeté et le centre recalculé.

B.2.3 Limites de cette méthode

Cette mise à jour est fonctionnelle dans le cas où les erreurs sur les orientations restent faibles. En effet, cette formulation (utilisation des arctangentes, arccosinus...) apporte une non linéarité forte pour des erreurs grandes ($\frac{\pi}{2}$).

On remarque figure B.1 qu'avec une erreur d'orientation de 90° , une partie de l'espace n'est pas considérée comme associable à tort ce qui provoque des erreurs d'association et de mise à jour importantes. Cette forte erreur d'angle se rencontre pourtant souvent dans notre cas car chaque initialisation de segment ne s'effectue qu'avec un point unique qui ne donne pas d'information sur l'orientation de la primitive porteuse (il est à noter que ce phénomène apparaît dès des erreurs de 60°).

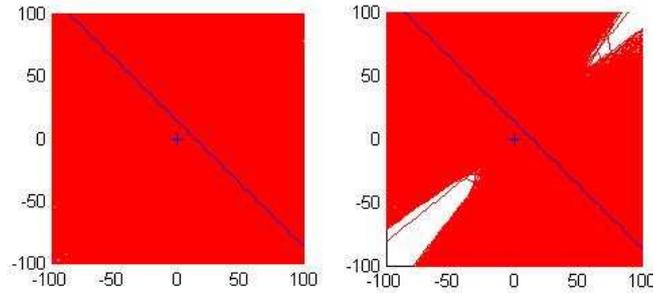


FIGURE B.1 – Domaine d'associabilité avec la représentation cartésienne pour une erreur angulaire de 90° à 3σ : à gauche, cas théorique, à droite cas réel avec la propagation d'erreur sur les paramètres de la droite.

Une idée pour améliorer ces résultats a été de prendre deux points d'impacts au lieu d'un pour obtenir une première estimation d'orientation plus précise. De plus la paramétrisation (a, b, c) ne considère pas le fort lien entre les paramètres

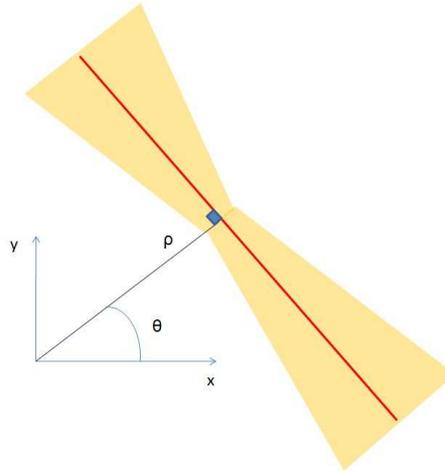


FIGURE B.2 – Représentation d'une droite en (ρ, θ) et son domaine d'incertitude.

(notamment a et b). Nous avons donc essayé une paramétrisation polaire (ρ, θ) avec une initialisation basée sur deux points.

B.3 Approche polaire pour l'extraction de droites

A ce stade, nous ne considérerons plus que les droites porteuses des segments et non plus les segments à proprement parlés. Dans cette approche, les droites porteuses sont représentées par leur formulation polaire en (ρ, θ) avec ρ qui représente la distance orthogonale de la droite à l'origine et θ , l'orientation de cette droite orthogonale par rapport à l'axe des x (figure B.2).

B.3.1 Initialisation des droites porteuses

En considérant deux mesures consécutives X_k et X_{k+1} considéré comme associables avec leurs covariances respectives R_k et R_{k+1} , nous pouvons remonter à l'équation de droite polaire (ρ, θ) ainsi qu'à son incertitude $(\sigma_\rho, \sigma_\theta)$. Cette initialisation est représentée figure B.3. On observe en vert les deux points ayant permis l'initialisation, en rouge le domaine d'incertitude à trois sigmas de la droite (calculé à partir des incertitudes sur ρ et θ).

$$\theta = \arctan\left(\frac{X_{x_{k+1}} - X_{x_k}}{X_{y_k} - X_{y_{k+1}}}\right)$$

$$\rho = \cos(\theta) \times X_{x_k} + \sin(\theta) \times X_{y_k}$$

B.3.2 Représentation des amers

Chaque amer est représenté dans la carte par sa droite porteuse ce qui facilite l'association de donnée et comportera en variables cachées les paramètres du segment porté $(x_{c_S}, y_{c_S}, \theta_S, L_S)$.

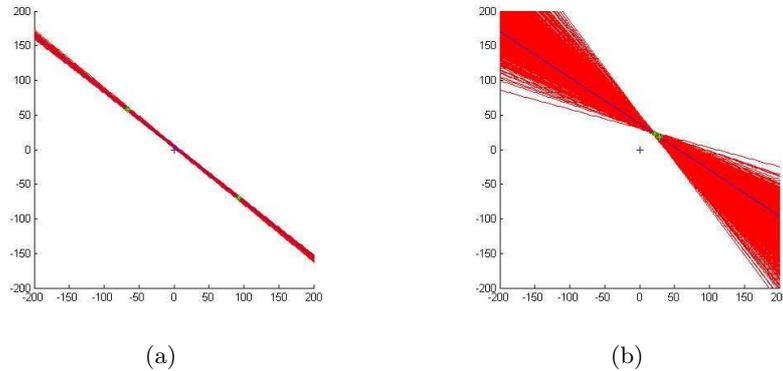


FIGURE B.3 – Domaine d’incertitude des droites à 3σ dans le cas d’une initialisation avec deux points éloignés (a) et deux points proches (b).

L’idée est de prendre deux impacts au lieu d’un pour avoir une première estimation de la droite et plus particulièrement de son orientation (évite l’erreur de $\frac{\pi}{2}$ dans le cas d’un seul point et donc la non linéarisation excessive faussant les résultats). Cela permet également de comparer une mesure directement avec les amers de la carte car représentant la même chose. On peut ainsi directement rechercher une droite compatible dans la carte par un critère de distance de Mahalanobis sur ρ et θ . La mise à jour de la droite associée et de ses paramètres (ρ, θ) se fait par filtre de Kalman.

Sur la figure B.4, nous pouvons voir l’extraction itérative de cinq droites porteuses dans un environnement simulé.

B.3.3 Problème de la représentation

Cette représentation permet de passer outre le problème de non linéarité (sauf dans le cas où les points détectés ont des ellipses d’incertitudes qui se coupent, dans ce cas on a une erreur de 90°) mais pose le problème de la plage d’incertitude présenté figure B.5. Des droites initialement non acceptables peuvent être considérées comme associables faussant ainsi la construction itérative. Cet erreur vient du fait que la région la plus précise se situe au niveau de la perpendiculaire passant par l’origine du repère et non pas au point situé entre nos deux mesures. Une option serait pour chaque droite de définir un repère local dans lequel elle serait définie mais cela complique l’association de donnée avec des droites (ρ, θ) définies dans des repères différents.

B.4 Approche par vecteur directeur pour l’extraction de droites

L’approche consiste ici à décrire chaque droite par un vecteur directeur qui donnera l’orientation (et accessoirement le sens de détection) des droites porteuses.

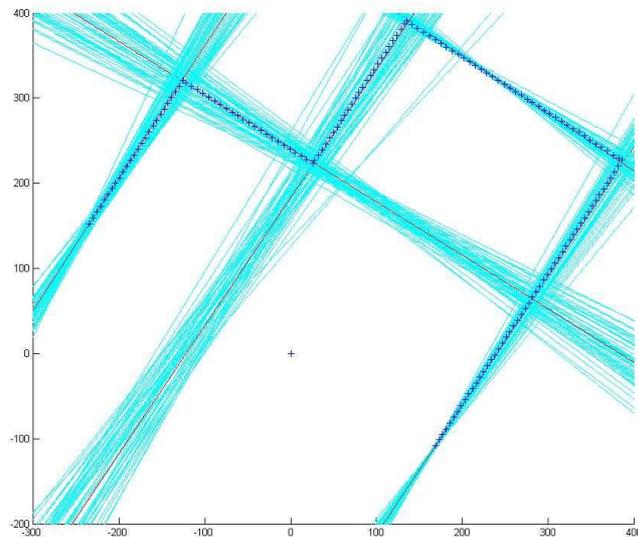


FIGURE B.4 – Extraction itérative de droites dans un environnement simulé. En rouge sont représentées les droites porteuses détectées, en bleu leurs domaines de covariance respectifs à 3σ . Les croix bleues représentent les impacts mesurés par le capteur.

Cette description ne suffit pas puisque il faut localiser la droite dans le plan. Pour cela on peut utiliser le point de base représentant une origine fictive du vecteur directeur (voir figure B.6). Deux points, associés à leur covariances, donnent une estimation du vecteur directeur de la droite (avec sa covariance). Le point de base utilisé pourra être le centre du segment pour retrouver une notation similaire à la notation énoncée au paragraphe B.2.1.

B.4.1 Association de données

Chaque droite est représentée par son vecteur directeur normé. Deux vecteurs sont colinéaires si la distance de Mahalanobis entre ces vecteurs respecte le Chi2. (figure B.7) Ce critère ne suffit pas puisque deux droites parallèles éloignées seraient associables. L'idée est de prendre le vecteur reliant les deux points de base et de vérifier l'associabilité de ce vecteur avec les vecteurs directeurs des deux droites testées (figure B.8).

B.4.2 Extraction itérative de droite par méthode vectorielle

Une application de cette construction itérative a été mise en place en utilisant comme point de base du vecteur directeur le dernier point détecté sur chaque droite. Les résultats sont présentés figure B.9. L'utilisation de ce point de base n'est pas

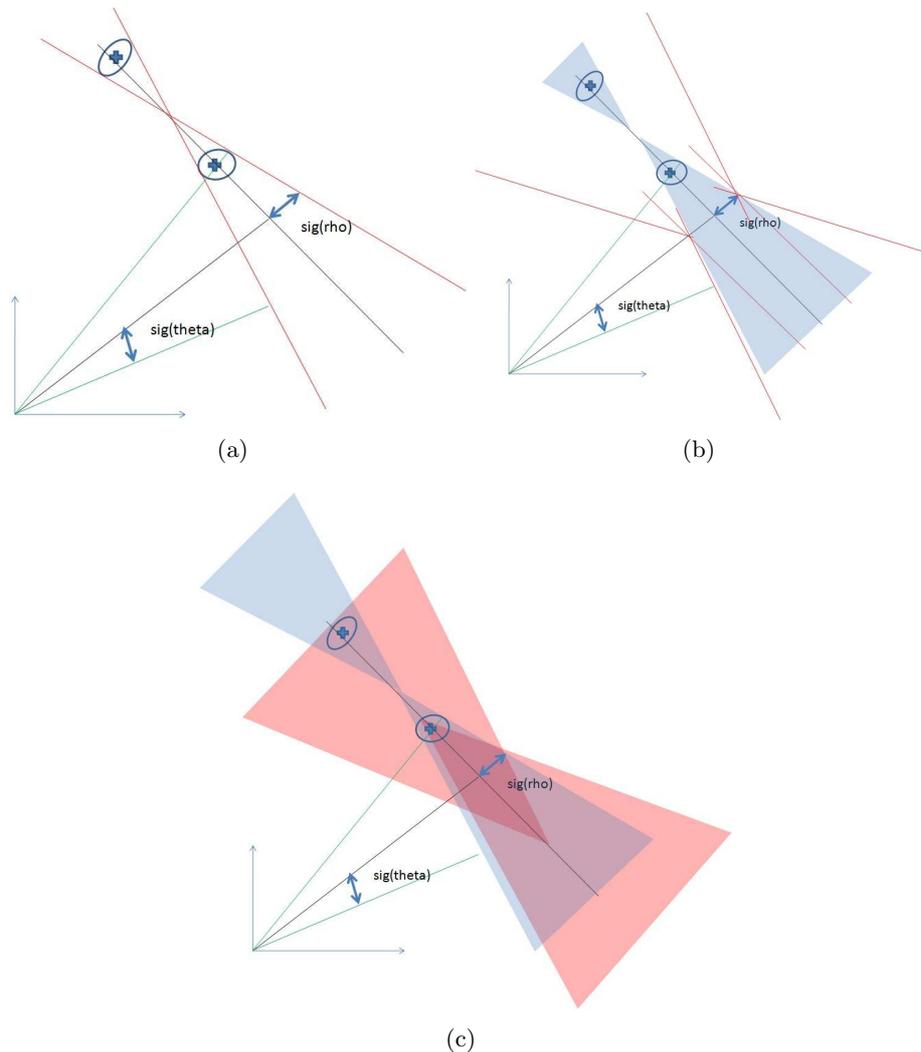


FIGURE B.5 – Propagation de l’incertitude des points sur la droite ρ, θ . Deux points d’incertitudes respectives R_{i1} et R_{i2} permettent d’établir l’incertitude d’orientation et en positionnement de la droite porteuse (a). En propageant ces incertitudes dans le domaine d’incertitude à 3 sigmas (ρ, θ) associé (b), on remarque que les droites acceptables représentent un domaine bien plus important (rouge) par rapport aux droites pouvant exister initialement (bleu) (c).

valide dans le cas où l’on mesure deux fois le même morceau de mur (deux rotations capteurs successives).

B.5 Conclusion

La création de droite itérative s’avère être très efficace dans le cas de données très précises et peu bruitées. Dans le cas de données réelles, l’initialisation d’une

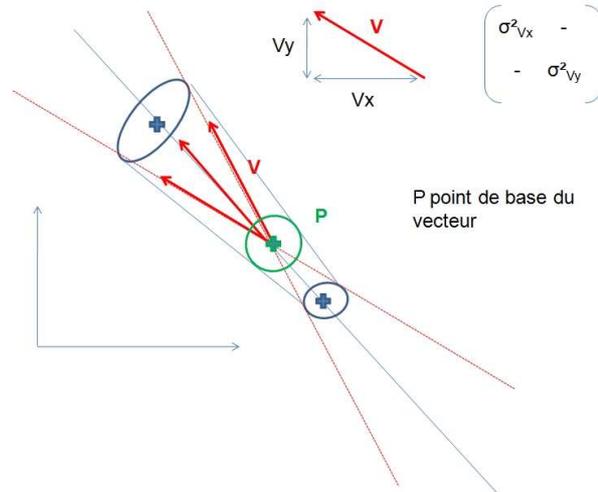


FIGURE B.6 – Extraction de vecteur directeur, de son point de base et de son incertitude.

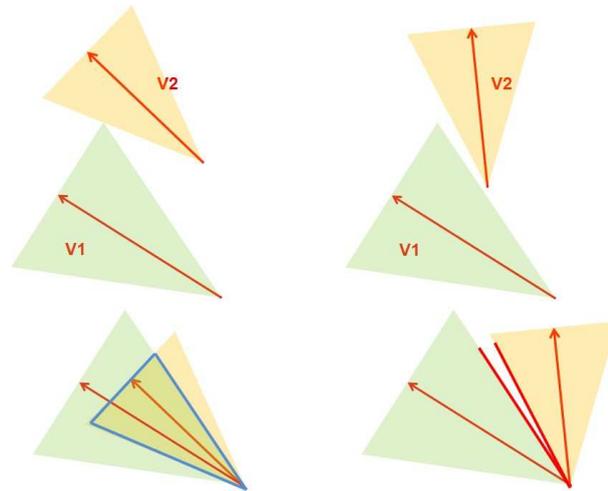


FIGURE B.7 – Critères d'association des vecteurs utilisant la colinéarité de deux vecteurs (la position de ces vecteurs étant inconnue). A gauche le schéma de principe d'une association validée (superposition des domaines d'incertitude). A droite un refus d'association.

droite en utilisant de deux points successifs d'une acquisition est problématique. En effet, les incertitudes des détections sont souvent trop grandes et l'initialisation se retrouve dans le cas particulier présenté sur la figure 2.3. Deux détections successives ont, dans le cas de données réelles, toujours leurs incertitudes qui se chevauchent créant ainsi des problèmes de non-linéarité. Cette approche efficace en simulation pose donc des problèmes d'initialisation dans le cas de données réelles plus bruitées.

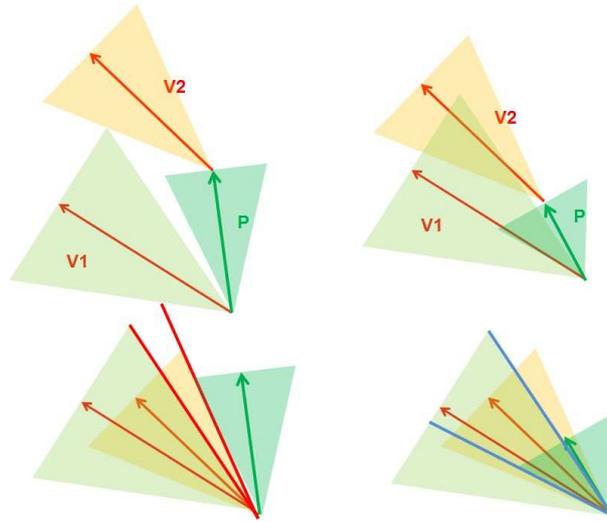


FIGURE B.8 – Critères d’association des vecteurs basé sur la colinéarité et la « position » respectives de ces vecteurs l’un par rapport à l’autre. A gauche une association refusée car le vecteur P n’est pas associable au vecteur V1 malgré le fait que les vecteurs V1 et V2 soient associables. A droite une association acceptée car les 3 vecteurs sont compatibles.

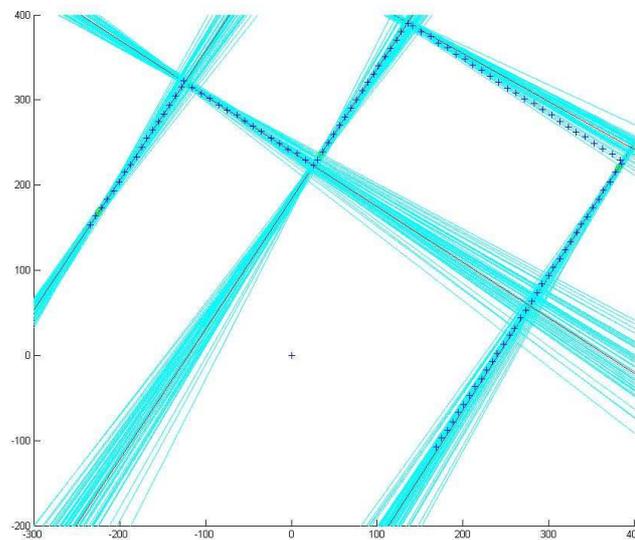


FIGURE B.9 – Extraction de droite itérative dans un environnement simulé. En rouge sont représentées les droites porteuses détectées grâce aux vecteurs directeurs, en bleu leur domaine de covariance respectifs à 3σ . Les croix bleues représentent les impacts réels mesurés par le capteur.

SLAM ponctuel radar en environnement simulé

C.1 Objectifs

L'objectif de cette annexe est de présenter la faisabilité d'un SLAM éparse à la volée dans un environnement présentant des amers ponctuels à l'aide de données télémétriques radar issues du simulateur du radar K2Pi du Cemagref.

C.2 Application de l'EKF à notre système véhicule/radar

Cette technique d'EKF SLAM a été appliquée à notre système. Nous disposons d'un véhicule ponctuel simulé équipé d'un radar panoramique K2Pi simulé. Afin d'appliquer une technique d'EKF-SLAM, un modèle d'observation et d'évolution de notre système a dû être développé. Il est à noter que la particularité de notre approche consiste à ne pas attendre l'acquisition complète d'un panoramique, mais de traiter faisceau après faisceau afin d'affiner la position de notre véhicule porteur de façon itérative, c'est une approche que l'on appellera « traitement à la volée ».

C.2.1 Caractéristiques du système considéré

Notre système sera équipé d'un radar panoramique, d'un odomètre et d'un gyromètre. Le radar effectue une révolution toutes les secondes par pas d'un degré et fournit un spectre de puissance par rayon d'émission radar soit 360 rayons. Chacun de ces rayons représente la rétro-diffusion du signal radar par les cibles potentielles. Ce capteur fournit donc des données denses favorables à une approche de scan-matching. Dans le cadre de ce document, l'idée est d'utiliser ces données de façon éparse afin d'amener une future application SLAM basée amer qui utiliserait les avantages du capteur radar, c'est-à-dire les informations natives de vitesse des points d'impact.

En ce qui concerne le modèle du véhicule, l'utilisation d'un modèle point sera choisie, le point représentant la position du radar.

Pour décrire au mieux notre système, un vecteur d'état a été choisi. Il comprend les positions et vitesses en x et y du véhicule ainsi que son cap.

$$X_k = \begin{pmatrix} x_k \\ y_k \\ \dot{x}_k \\ \dot{y}_k \\ \psi_k \end{pmatrix}$$

C.2.2 Modèle d'évolution considéré

Comme annoncé précédemment, nous considérons un modèle de véhicule point. Les données fournies par nos capteurs proprioceptifs (odomètre et gyromètre) sont nos seules données propres au déplacement du véhicule. Schématiquement, nous pouvons représenter ces données capteurs sur la figure C.1. L'idée est de trouver, à partir de ces données et de la position précédente, comment exprimer la nouvelle position de notre système.

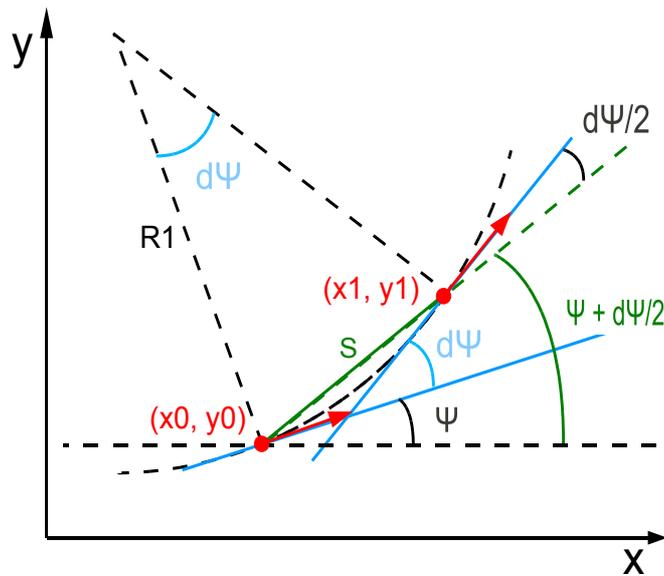


FIGURE C.1 – Schéma du modèle d'évolution du système.

En partant du fait que seule l'odométrie ds , la variation de cap $\Delta\psi$ et le temps séparant les deux instants ΔT peuvent être connus, l'idée est d'exprimer le déplacement en fonction de ces variables et de trouver les fonctions f_1 et f_2 telles que :

$$dx = f_1(\Delta\psi, \Delta T, ds)$$

$$dy = f_2(\Delta\psi, \Delta T, ds)$$

Géométriquement, nous pouvons exprimer ces déplacements comme suit :

$$dx = \frac{2 \times ds}{\Delta\psi} \times \sin\left(\frac{\Delta\psi}{2}\right) \times \cos\left(\psi + \frac{\Delta\psi}{2}\right)$$

$$dy = \frac{2 \times ds}{\Delta\psi} \times \sin\left(\frac{\Delta\psi}{2}\right) \times \sin\left(\psi + \frac{\Delta\psi}{2}\right)$$

avec :

- ds mesure odométrique entre les deux positions,
- $\Delta\psi$ mesure gyroscopique de la variation de cap du véhicule,
- ψ cap du véhicule à l'instant k .

Dans notre cas, la variation angulaire est considérée faible (variation mesurée ou estimée toutes les $1/360^{ième}$ de seconde). Nous pouvons donc pour éviter des problèmes calculatoires en ligne droite ($\Delta\psi = 0$) calculer le développement limité de $\frac{\sin(\frac{\Delta\psi}{2})}{\frac{\Delta\psi}{2}}$ autour de 0.

$$\frac{\sin(\frac{\Delta\psi}{2})}{\frac{\Delta\psi}{2}} = 1 - \frac{(\frac{\Delta\psi}{2})^2}{3!} + \frac{(\frac{\Delta\psi}{2})^4}{5!} + \dots$$

La vitesse du véhicule, donnée par $[\dot{x} \ \dot{y}]$, doit pouvoir être exprimée en fonction des mesures odométriques et gyroscopiques. Les composantes \dot{x} et \dot{y} représentent, respectivement, la projection de la vitesse linéaire du véhicule sur les axes x et y du repère monde. On aurait donc :

$$\dot{x} = V \times \cos(\phi)$$

$$\dot{y} = V \times \sin(\phi)$$

avec :

- V vitesse linéaire du véhicule,
- ϕ cap du véhicule dans le repère monde.

La vitesse V n'est pas mesurée, elle peut être supposée constante entre deux instants successifs $k-1$ et k et exprimée comme étant la distance parcourue sur le temps de ce parcours, soit :

$$V = \frac{ds}{\Delta T}$$

De plus le cap ϕ correspond à l'orientation atteinte par le véhicule à l'instant k . On a alors :

$$\phi = \psi + \Delta\psi$$

Soit finalement :

$$\dot{x} = \frac{ds}{\Delta T} \times \cos(\psi + \Delta\psi)$$

$$\dot{y} = \frac{ds}{\Delta T} \times \sin(\psi + \Delta\psi)$$

On peut donc écrire notre modèle d'évolution :

$$X_k = f(X_{k-1}, \Delta\psi, ds, \Delta T) = \begin{pmatrix} x_{k-1} + ds \times \left(1 - \frac{(\frac{\Delta\psi}{2})^2}{3!} + \frac{(\frac{\Delta\psi}{2})^4}{5!}\right) \times \cos\left(\psi + \frac{\Delta\psi}{2}\right) \\ y_{k-1} + ds \times \left(1 - \frac{(\frac{\Delta\psi}{2})^2}{3!} + \frac{(\frac{\Delta\psi}{2})^4}{5!}\right) \times \sin\left(\psi + \frac{\Delta\psi}{2}\right) \\ \frac{ds}{\Delta T} \times \cos(\psi + \Delta\psi) \\ \frac{ds}{\Delta T} \times \sin(\psi + \Delta\psi) \\ \psi_{k-1} + \Delta\psi \end{pmatrix}$$

C.2.3 Modèle d'observation considéré

Le véhicule modélisé ci-dessus transporte un radar panoramique permettant une acquisition de l'environnement sur 360° . Ce radar permet pour chaque direction d'émission radar la mesure d'une ou plusieurs fréquences qui correspondent à la ou aux distances des objets. Connaissant l'amer observé, il est possible de prévoir la mesure que l'on devrait obtenir en exprimant la mesure de la fréquence radar en fonction de l'état du système et de la position de l'amer i observé. On obtient ainsi une fréquence f_{mes} fonction de la distance selon la relation suivante :

$$f_{mes} = h(X, x_i, y_i, \theta)$$

$$f_{mes} = \frac{\sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}}{\alpha} + 2 \times \frac{\sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2} \times \cos(\theta)}{\lambda}$$

avec :

- $\sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}$ distance ρ séparant le radar, positionné en (x, y) , et l'objet impacté, situé en (x_i, y_i) ,
- $\sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}$ vitesse linéaire du véhicule,
- λ longueur d'onde d'émission,
- α coefficient reliant la fréquence à la distance,
- θ direction principale d'émission de l'onde radar (de 0 à 360°),
- ψ cap du véhicule.

Il est à noter que le second terme de l'expression correspond à l'effet Doppler induit par le déplacement du radar lors de l'acquisition.

C.3 Implémentation du SLAM

Afin d'implémenter l'algorithme de SLAM, les covariances des différents capteurs ont été fixées. On considérera :

- l'odométrie donne une valeur de mesure à 4 mètres près après une seconde c'est-à-dire entre chaque panoramique,
- le gyroscope donne une valeur angulaire à 4° près dans la même plage temporelle que l'odomètre,
- le radar à une erreur en distance (range) de 2 mètres soit une erreur en fréquence de $\frac{2}{\alpha}$ avec α un facteur de conversion indice de fréquence / distance,

- le radar à une erreur en orientation (bearing) de 2° (due à l'ouverture des faisceaux radar).

Les incertitudes sur la proprioception ont été choisies importantes afin de ne pas privilégier ces capteurs dans l'approche.

Pour chaque rayon, ces erreurs seront divisées par le nombre de pas de la révolution radar soit 360. On a donc :

- $\sigma_{odo} = 4/360$ m
- $\sigma_{gyro} = 4/360^\circ$
- $\sigma_{range} = 2$ m
- $\sigma_{bearing} = 2^\circ$

C.3.1 Résultat sur environnement simulé Matlab

C.3.1.1 Environnement

L'idée a été de créer un environnement sous Matlab dans lequel nous extrairions des données capteurs de type range/bearing aux bruits maîtrisés pour tester notre algorithme SLAM. L'environnement exploré et la trajectoire suivie sont présentés figure C.2.

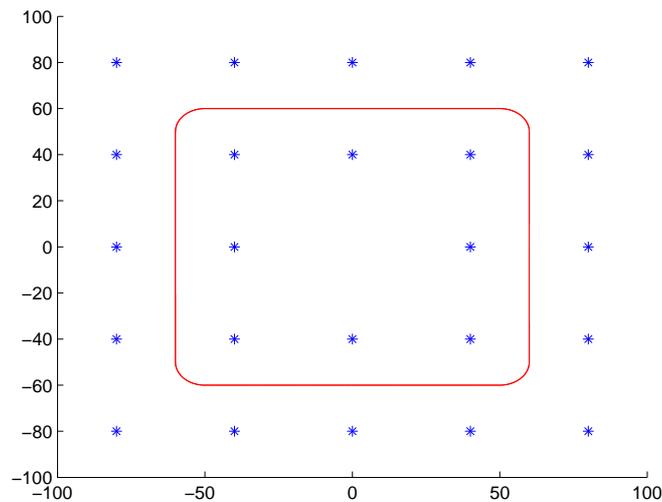


FIGURE C.2 – Environnement simulé.

C.3.1.2 Acquisition et format des mesures

Les données sont générées de la même manière que le fait le radar. Le véhicule se déplace à vitesse constante et l'antenne radar effectue une révolution par seconde. Sur les données réelles, pour chaque rayon, la présence d'un obstacle engendre un pic sur le spectre de puissance. Dans le cas des données simulées, seule la distance au premier impact est mémorisée à la manière d'un télémètre laser. On enregistre

donc pour chaque rayon où il y a un impact l'orientation de l'antenne et la distance radiale à l'obstacle. L'angle permettant une détection a une certaine ouverture (± 0.5 degrés) afin de pouvoir détecter les amers.

C.3.1.3 Résultats

Plusieurs expérimentations ont été menées pour valider le principe avec des données parfaites non bruitées, des données bruitées seulement pour la perception extéroceptive puis seulement pour les données proprioceptives. Nous présenterons ici seulement les résultats pour des données, à la fois de proprioception et d'extéroception, bruitées.

Nous obtenons les résultats de la figure C.3. Sur la figure C.4, on peut voir que l'erreur de positionnement du véhicule par rapport à la trajectoire réelle est beaucoup plus importante. Nous observons un léger dépassement de notre borne des 3σ ce qui résulte d'une sous-estimation de l'erreur. Sur la figure C.5 on observe à nouveau de fortes oscillations des positions des amers de la carte dues à l'ajout des deux effets précédemment exposés. Dans cette configuration, la plus mauvaise estimation de position d'amer est erronée de 2.5 m.

Conclusion des essais sur données simulées Matlab L'algorithme de SLAM développé reste intègre malgré les bruits très importants mis en place (4 mètres de dérive odométrique par seconde et 4° de dérive gyromètre...). La création de la carte et sa mise à jour semblent fonctionnelles tout comme l'estimation de trajectoire.

A présent que l'approche a été validée sur des données de simulation type LIDAR, ce même algorithme va être appliqué sur des données issues du simulateur radar K2Pi.

C.3.2 Résultat sur environnement simulé K2Pi

C.3.2.1 Environnement

L'environnement de travail a été créé à partir du simulateur radar K2Pi fourni par le Cemagref. Ce simulateur permet de générer les échos radar rétro-diffusés par des cibles rectangulaires positionnées dans un espace à explorer. Au sein de cet espace peut être représentée une trajectoire que suivra le radar lors de son acquisition. Le simulateur ne permet pas de créer des cibles ponctuelles comme requises pour cet essai aussi a-t-il fallu créer des cibles aussi petites que possible. De même, la position des cibles disposées dans l'environnement n'est pas parfaitement connue. Ces imperfections de simulation seront la cause de certaines observations que nous allons mettre en évidence à présent.

C.3.2.2 Acquisition et format des mesures

L'acquisition de données se fait comme précédemment, la base du radar va à une vitesse constante selon la trajectoire tandis que l'antenne effectue une rotation

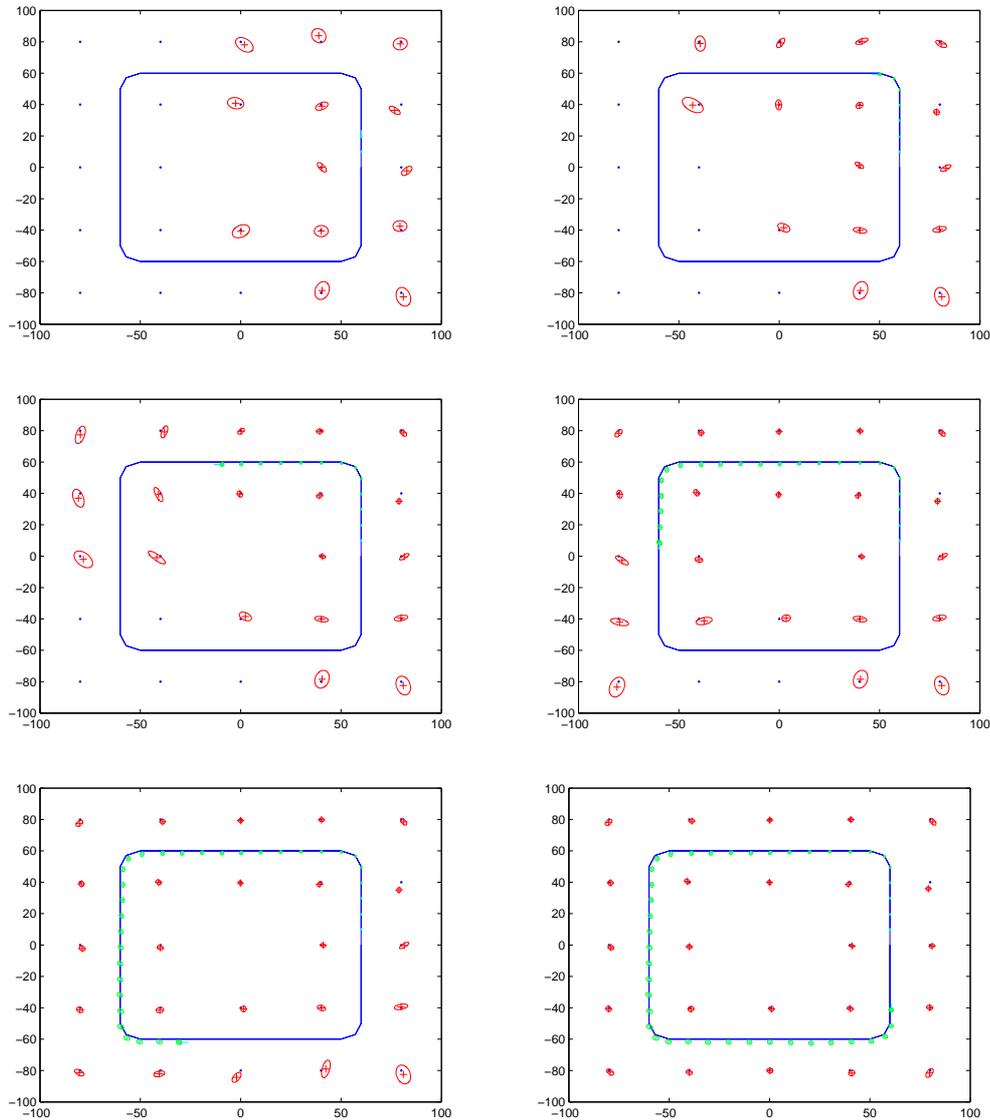


FIGURE C.3 – Différentes étapes du SLAM en environnement simulé avec consigne et perception bruitées.

par seconde récupérant un spectre radar sur chaque degré. Chaque spectre est interprété pour extraire les impacts. Les échos radar sont soumis à des effets parasites propres au capteur comme l'effet Doppler, les effets de superposition d'ondes ou encore la forte ouverture angulaire du radar (4°). Ces phénomènes sont des bruits propres au capteur que nous ne contrôlons pas.

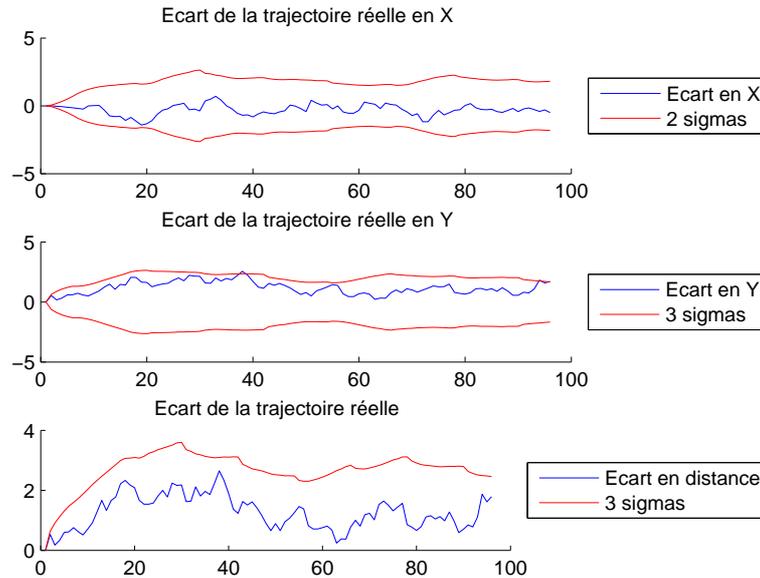


FIGURE C.4 – Erreurs de positionnement sur environnement simulé avec avec consigne et perception bruitées.

C.3.2.3 Résultats

Nous avons suivi exactement la même démarche que pour les données simulées sous Matlab c'est-à-dire dans un premier temps sans ajout de bruit, puis en ajoutant successivement du bruit sur les capteurs proprioceptifs et les observations extéroceptives. Une nouvelle fois seuls les résultats avec ajout de bruit sur perception et proprioception sont présentés.

Cet essai représenté figure C.6 permet de mettre en évidence un phénomène important : une confiance excessive dans le modèle d'évolution dans les deux essais non bruités nous provoquait une divergence que l'on n'observe pas dans ce dernier essai (figure C.7). En effet, le fait d'augmenter l'erreur globale appliquée au modèle (somme des bruits de proprioception et de perception) a permis de conserver la position réelle dans l'ellipse de covariance de notre estimation de position. Ainsi le système a pu converger vers une estimation correcte de la trajectoire et de la carte. On observe figure C.8, comme dans le cas précédent, des oscillations fortes de la position des amers ce qui s'explique par les nombreux bruits (modèle et observation) mais aussi sur le bruit non maîtrisé du capteur radar.

Conclusion des essais sur données simulées K2Pi Les essais sur un environnement particulier, fourni par le simulateur K2Pi, ont permis de mettre en évidence une condition de mise en défaut de l'algorithme lors de changements rapides d'orientation. En effet, lors du virage serré présent sur notre parcours, notre modèle d'évolution supposant une rotation constante entre deux panoramiques n'est plus

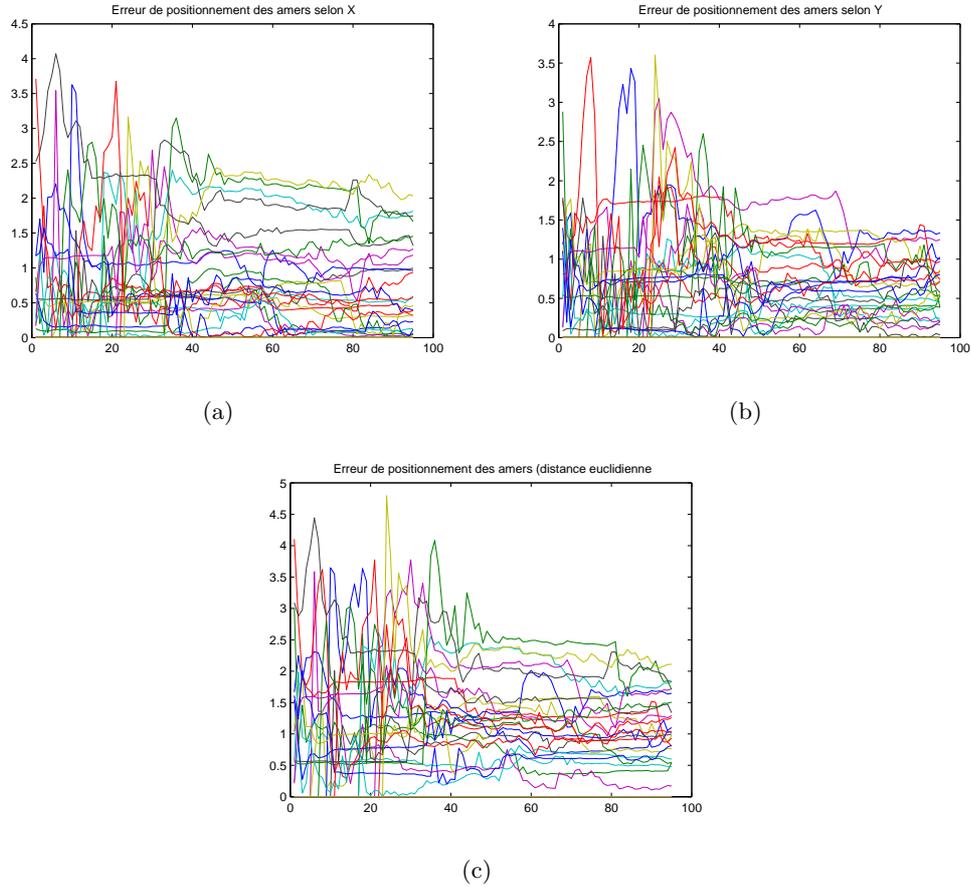


FIGURE C.5 – Évolution des erreurs de positionnement des amers sur environnement simulé (a) en x, (b) en y, (c) en distance, avec consigne et perception bruitées.

valide ce qui provoque une divergence dans notre estimation de position. Cette erreur propre à la modélisation peut être due à un excès de confiance au modèle. En effet notre estimation de position n'englobe plus la position réelle du véhicule ce qui provoque une sur-convergence de notre algorithme. Dans le cas où les erreurs sur les consignes et les observations s'ajoutent, l'erreur sur notre positionnement est suffisamment grande et englobe ainsi la position réelle du véhicule évitant la sur-convergence.

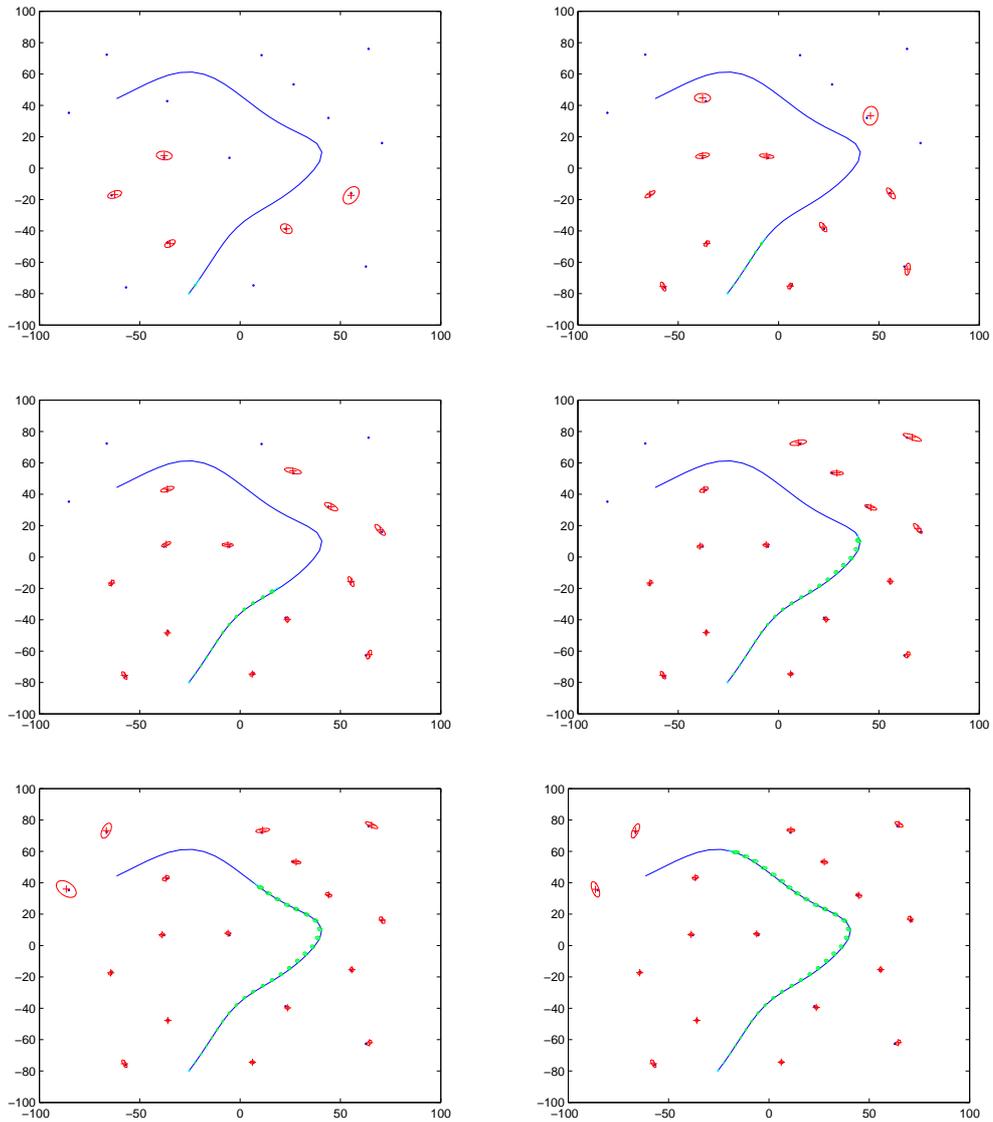


FIGURE C.6 – Différentes étapes du SLAM sur environnement K2Pi avec consigne et perception bruitées.

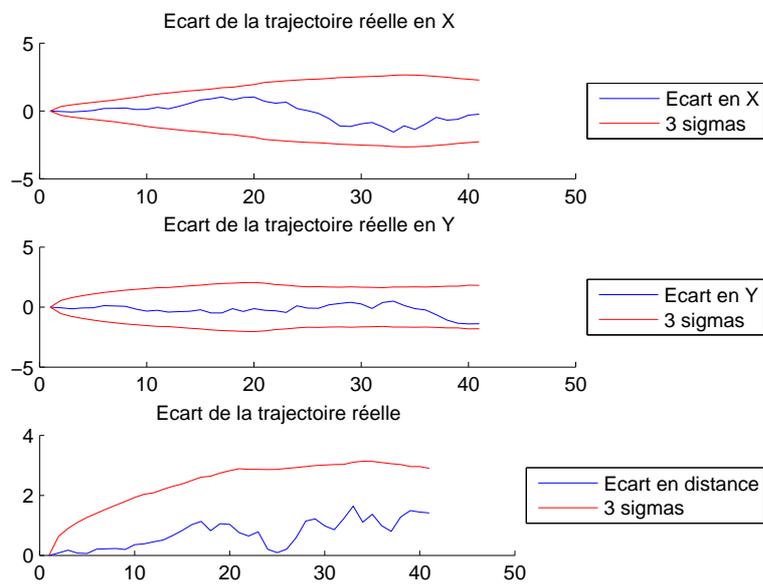
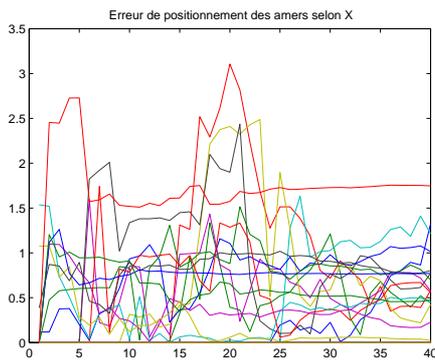
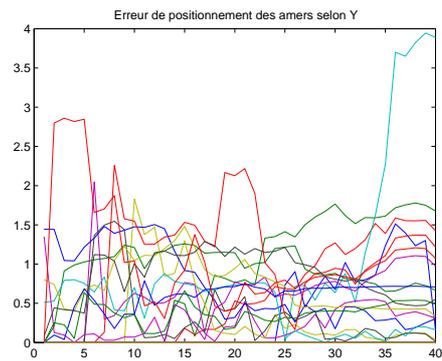


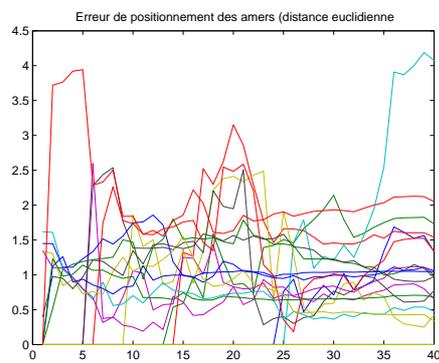
FIGURE C.7 – Erreurs de positionnement sur environnement K2Pi avec consigne et perception bruitées.



(a)



(b)



(c)

FIGURE C.8 – Évolution des erreurs de positionnement des amers sur environnement simulé (a) en x, (b) en y, (c) en distance, avec consigne et perception bruitées.

Radar FMCW à modulation en toit pour l'estimation vitesse-distance

Introduction

Cette annexe présente le principe de fonctionnement d'un radar FMCW à modulation en toit. Ce type de radar permet la mesure de la distance mais également de la vitesse radiale des cibles, ou vitesse Doppler. Ce principe est fondé sur une symétrisation de la modulation en dents de scie utilisé notamment par le radar K2pi.

D.1 Principe des Radars FMCW à modulation en toit

Afin de lever l'ambiguïté vitesse-distance, la modulation en fréquence en dent de scie, utilisée par le radar K2Pi, est symétrisée afin d'obtenir une loi de modulation en toit.

Sur la figure D.1, la courbe pleine représente le signal émis par le radar. Celle en pointillés représente le signal renvoyé par une cible stationnaire positionnée à une distance R du radar. La fréquence de battement f_b est également représentée sur cette même figure. Elle est définie comme étant la différence entre l'onde transmise et l'onde reçue. Le décalage temporel Δt représente la mesure de la distance de la cible.

La fréquence de battement est donc définie comme :

$$f_b = f_{reception} - f_{emission}$$

Lorsque une cible n'est pas statique, comme présenté sur la figure D.2, le signal reçu va être modifié par un décalage Doppler additionnel par rapport au décalage de fréquence dû au délai temporel Δt . Dans ce cas, le décalage Doppler se soustrait de la fréquence de battement dans la partie de modulation à pente positive et s'additionne lors de la modulation à pente négative. Notons respectivement f_{bu} et f_{bd} les fréquences de battement pendant les portions de pente positives et négatives.

Il s'en suit que :

$$f_{bu} = \frac{2R}{c}\alpha - \frac{2\dot{R}}{\lambda}$$

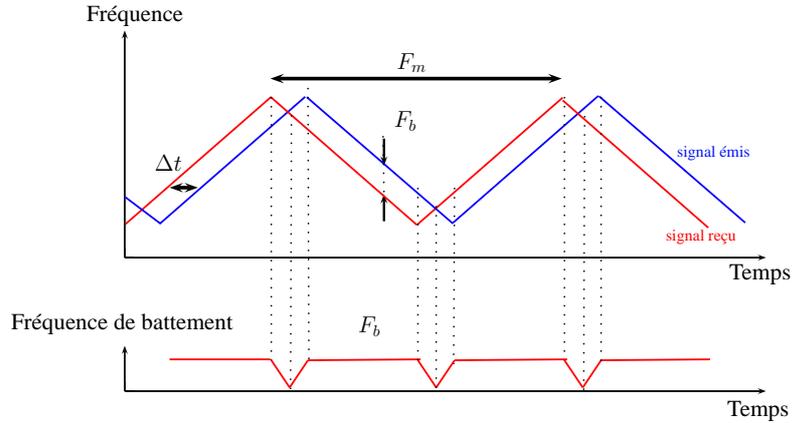


FIGURE D.1 – Principe de modulation triangulaire avec cible fixe.

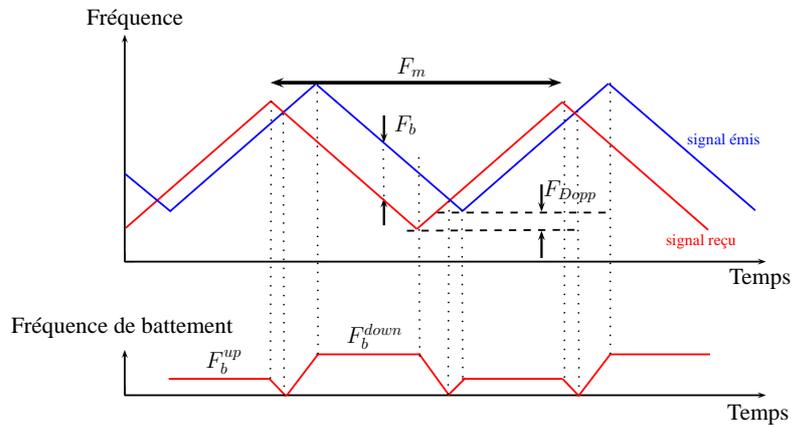


FIGURE D.2 – Principe de modulation triangulaire avec cible mobile.

où \dot{R} est la vitesse radiale de la cible vue par le radar, α est le pas de fréquence de la modulation. Le premier terme est dû au délai temporel induit par la distance de la cible tandis que le second est dû au Doppler de la cible. De façon similaire :

$$f_{bd} = \frac{2R}{c}\alpha + \frac{2\dot{R}}{\lambda}$$

A partir de ces équations, la portée est calculée en ajoutant les deux équations :

$$R = \frac{c}{4\alpha}(f_{bu} + f_{bd})$$

La vitesse radiale de la cible, quant à elle, est calculée par leur différence :

$$\dot{R} = \frac{\lambda}{4}(f_{bd} - f_{bu})$$

Ainsi, les radars à modulation continue utilisant des modulations de fréquence triangulaires peuvent extraire à la fois la portée et la vitesse radiale des cibles.

D.2 Radar IMPALA

Le radar IMPALA a été développé par l'institut Cemagref à Clermont-Ferrand [Monod 2009], pour des applications du domaine environnemental mais également pour des applications robotiques. C'est un radar à onde continue modulée linéairement en fréquence (LFMCW) [Skolnik 1980]. Le principe d'un radar LFMCW consiste à transmettre une onde modulée de façon continue et de mesurer la différence de fréquence (appelée fréquence de battement F_b) entre le signal émis et le signal reçu. On peut facilement montrer que cette fréquence F_b peut être écrite comme :

$$F_b = \underbrace{\frac{4\Delta F F_m R}{c}}_{F_r} + \underbrace{\frac{2\dot{R}}{\lambda}}_{F_d} \quad (\text{D.1})$$

où ΔF est l'excursion en fréquence, F_m la fréquence de modulation, c la célérité, λ la longueur d'onde, R la distance radar-cible, \dot{R} la vitesse radiale de la cible. La première partie F_r de l'équation (D.1) dépend uniquement de la distance R , la seconde partie F_d est la fréquence Doppler introduite par la vitesse radiale résultante de la cible et du capteur \dot{R} .

Afin de résoudre l'ambiguïté distance-vitesse, une modulation triangulaire est appliquée comme introduit dans la section D.1.

Un exemple de spectre de puissance radar obtenu avec le radar IMPALA est présenté dans la figure D.3. Quatre cibles sont détectées dans le faisceau radar : trois sont stationnaires et une est mobile. Cette figure illustre un problème bien connu des radars LFMCW : sous certaines conditions, l'étape de mise en correspondance des pics de puissance peut conduire à de fausses associations de cibles et, par conséquent, peut provoquer la création d'échos fantômes [Reiher 2009].

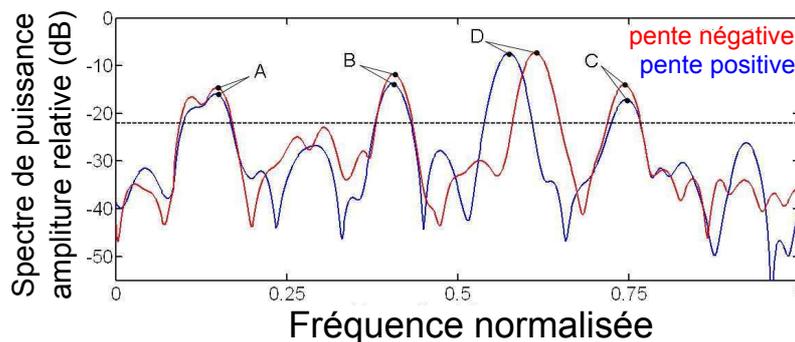


FIGURE D.3 – Exemple de spectre de puissance radar. En bleu, le spectre correspondant à la pente montante de la modulation, en rouge la pente descendante. Quatre cibles sont détectées : trois sont statiques (A, B et C), une est mobile (D).

Résolution en distance

En considérant une vitesse radiale nulle, la portée d'une cible est facilement estimée avec (D.1) soit :

$$R = F_b \frac{c}{4\Delta F F_m} \quad (\text{D.2})$$

La résolution en distance δR est obtenue en substituant la fréquence de battement F_b par la résolution en fréquence δF_b :

$$\delta R = \delta F_b \frac{c}{4\Delta F F_m} \quad (\text{D.3})$$

En considérant une modulation triangulaire de durée T_m , δF_b peut être exprimée comme :

$$\delta F_b = \frac{2}{T_m} = 2F_m \quad (\text{D.4})$$

(le signal est observé deux fois pendant une période de modulation : pente montante et descendante). En substituant (D.4) dans (D.3), la relation bien connue entre la bande passante du signal et la résolution en distance est obtenue par :

$$\delta R = \frac{c}{2\Delta F} \quad (\text{D.5})$$

Cette expression de la résolution en distance est une relation théorique qui assume une modulation du signal émis parfaitement linéaire.

Résolution en vitesse

Deux spectres sont générés à partir de la modulation en fréquence triangulaire : une pour la pente montante de la modulation, l'autre pour la partie descendante. La vitesse radiale de la cible est calculée en mesurant l'écart de fréquence δF entre les pics correspondants entre les spectres de puissance des pentes montante et descendante (voir la marque D sur la figure D.3). δF est exprimée comme étant :

$$\delta F = 2F_d = \frac{4V}{\lambda} \quad (\text{D.6})$$

La résolution en vitesse δV correspond à la valeur minimale de δF :

$$\min(\delta F) = \frac{F_s}{N} \quad (\text{D.7})$$

avec F_s la fréquence d'échantillonnage et N le nombre de points de fréquence. En substituant (D.7) dans (D.6), l'expression de la résolution en vitesse est obtenue :

$$\delta V = \frac{\lambda F_s}{4N} \quad (\text{D.8})$$

Bibliographie

- [Ait-Aider 2006] Omar Ait-Aider, Nicolas Andreff, Jean-Marc Lavest et Philippe Martinet. *Simultaneous Object Pose and Velocity Computation Using a Single View from a Rolling Shutter Camera*. In European Conf. on Computer Vision, pages 56–68, 2006. (Cité en pages 11 et 69)
- [Amigoni 2009] F. Amigoni, M. Reggiani et V. Schiaffonati. *An Insightful Comparison between Experiments in Mobile Robotics and in Science*. . Autonomous Robots, Springer, vol. 27, no. 4, pages 313–325, November 2009. (Cité en pages 40 et 41)
- [Arras 2003] Kai O. Arras. *Feature-based robot navigation in known and unknown environments*. PhD thesis, Swiss Federal Institute of Technology Lausanne, Thesis No. 2765, Lausanne, 2003. (Cité en page 74)
- [Ayache 1990] N. Ayache et O. D. Faugeras. Maintaining representations of the environment of a mobile robot, pages 205–220. Springer-Verlag New York, Inc., New York, NY, USA, 1990. (Cité en page 145)
- [Bailey 2002] Tim Bailey. *Mobile Robot Localisation and Mapping in Extensive Outdoor Environments*. PhD thesis, Australian Centre for Field Robotics, University of Sydney, Sydney, Australia, 2002. (Cité en page 27)
- [Bailey 2006] T. Bailey et H.F. Durrant-Whyte. *Simultaneous Localization and Mapping : Part II - State of the Art*. Robotics & Aut. Magazine, 2006. (Cité en page 119)
- [Bar-Shalom 1978] Y. Bar-Shalom. *Tracking Methods in a Multitarget Environment*. IEEE Trans. On Automatic Control, vol. Vol. 23, No. 4, Aug., 1978. (Cité en page 118)
- [Bar-Shalom 1995] Y. Bar-Shalom et X.-R. Li. *Multitarget-Multisensor Tracking : Principles and Techniques*. YBS, Danvers, MA, 1995. (Cité en pages 118 et 121)
- [Bastard 2007] C. Le Bastard. *Apport de techniques de traitement du signal super et haute résolution à l'amélioration des performances du radar-chaussée*. PhD thesis, LCPC, ED STIM, 2007. (Cité en page 48)
- [Berger 2008] Mitch Berger, Stefan Campbell, Gaston Fiore, David Moore, Edwin Olson, Matthew Walter, David Barrett, Er Epstein, Keoni Maheloni, Katy Moyer, Troy Jones, Ryan Buckley, Matthew Antone et Jonathan Williams. *A Perception-Driven Autonomous Urban Vehicle*, 10 2008. (Cité en page 120)
- [Bibby 2010] C. Bibby et I. Reid. *A hybrid SLAM representation for dynamic marine environments*. In IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, ICRA, pages 257–264, Anchorage, Alaska, USA, 2010. (Cité en page 120)
- [Blackman 1999] S. Blackman et R. Popoli. *Design and Analysis of Modern Tracking Systems*. Artech House, MA, 1999. (Cité en pages 118 et 127)

- [Blanchard 2004] Yves Blanchard. Le radar. 1904-2004 : Histoire d'un siècle d'innovations techniques et opérationnelles. éditions Ellipses, 2004. (Cité en page 15)
- [Blom 1988] H. Blom et Y. Bar-Shalom. *The Interacting Multiple Model Algorithm for Systems with Markovian Switching Coefficients*. IEEE Trans. On Automatic Control, vol. 33, no. 8, 8 1988. (Cité en page 118)
- [Borenstein 1997] J. Borenstein, H. R. Everett, L. Feng et D. Wehe. *Mobile robot positioning : Sensors and techniques*. Journal of Robotic Systems, vol. 14, no. 4, pages 231–249, 1997. (Cité en page 68)
- [Bosse 2003] Michael Bosse, Paul Newman, J. Leonard, M. Soika, W. Feiten et S. Teller. *An Atlas framework for scalable mapping*. 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol. 2, no. September, pages 1899–1906, 2003. (Cité en page 26)
- [Bosse 2007] Michael Bosse et Jonathan Roberts. *Histogram Matching and Global Initialization for Laser-only SLAM in Large Unstructured Environments*. In ICRA'07, pages 4820–4826, 2007. (Cité en page 26)
- [Bosse 2008] M. Bosse et R. Zlot. *Map Matching and Data Association for Large-Scale Two-dimensional Laser Scan-based SLAM*. Int. J. Robotics Research, vol. 27, pages 667–691, 2008. (Cité en page 120)
- [Bosse 2009] Michael Bosse et Robert Zlot. *Continuous 3D scan-matching with a spinning 2D laser*. In Proceedings of the 2009 IEEE international conference on Robotics and Automation, ICRA 09, pages 4244–4251, Piscataway, NJ, USA, 2009. IEEE Press. (Cité en page 15)
- [Bouraoui 2011] L. Bouraoui, C. Boussard, F. Charlot, C. Holguin, F. Nashashibi, M. Parent et P. Resende. *An on-demand personal automated transport system : The CityMobil demonstration in La Rochelle*. In Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2011 IEEE, pages 1086 –1091, june 2011. (Cité en page 9)
- [Brenneke 2003] C Brenneke, O Wulf et B Wagner. *Using 3d laser range data for slam in outdoor environments*. Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems IROS 2003 Cat No03CH37453, vol. 1, no. section 2, pages 188–193, 2003. (Cité en page 14)
- [Buderi 1996] Robert Buderi. The invention that changed the world. Simon & Schuster, 1996. (Cité en page 15)
- [Buehler 2009] Martin Buehler, Karl Iagnemma et Sanjiv Singh, éditeurs. The darpa urban challenge : Autonomous vehicles in city traffic, george air force base, victorville, california, usa, volume 56 of *Springer Tracts in Advanced Robotics*. Springer, 2009. (Cité en page 9)
- [Burgard 2009] W. Burgard, C. Stachniss, G. Grisetti, B. Steder, R. Kümmerle, C. Dornhege, M. Ruhnke, A. Kleiner et J.D. Tardós. *A Comparison of SLAM Algorithms Based on a Graph of Relations*. In IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), St Louis, Missouri, USA, 10 2009. (Cité en pages 40 et 41)

- [Callmer 2011] Jonas Callmer, David Ternqvist, Fredrik Gustafsson, Henrik Svensson et Pelle Carlbom. *Radar SLAM using Visual Features*. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol. 2011, no. 1, page 71, 2011. (Cité en page 141)
- [Castellanos 1997] J.A. Castellanos, J.D. Tardos et G. Schmidt. *Building a global map of the environment of a mobile robot : the importance of correlations*. In Robotics and Automation, 1997. Proceedings., 1997 IEEE International Conference on, volume 2, pages 1053–1059 vol.2, apr 1997. (Cité en page 27)
- [Castellanos 1999] J. A. Castellanos, J. M. M. Montiel, J. Neira et J. D. Tardos. *The SPmap : a probabilistic framework for simultaneous localization and map building*. IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 15, no. 5, pages 948–952, 1999. (Cité en page 25)
- [Censi 2005] Andrea Censi, Luca Iocchi et Giorgio Grisetti. *Scan matching in the Hough domain*. In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pages 2739–2744, Barcelona, Spain, 2005. (Cité en page 26)
- [Censi 2008] Andrea Censi. *An ICP variant using a point-to-line metric*. In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Pasadena, CA, May 2008. (Cité en page 26)
- [Chandran 2006] Manjari Chandran et Paul Newman. *Motion Estimation from Map Quality with Millimeter Wave Radar*. In Intelligent Robots and Systems, 2006 IEEE/RSJ International Conference on, pages 808–813, oct. 2006. (Cité en pages 97 et 141)
- [Chatila 1985] R. Chatila et J. P. Laumond. Position referencing and consistent world modeling for mobile robots, volume 2, pages 138–145. IEEE, 1985. (Cité en page 24)
- [Checchin 2010] Paul Checchin, Franck Gérossier, Christophe Blanc, Roland Chapuis et Laurent Trassoudaine. *Radar Scan Matching SLAM Using the Fourier-Mellin Transform*. In Andrew Howard, Karl Iagnemma et Alonzo Kelly, éditeurs, Field and Service Robotics, volume 62 of *Springer Tracts in Advanced Robotics*, pages 151–161. Springer Berlin / Heidelberg, 2010. (Cité en page 26)
- [Clark 1999] Steve Clark et Gamini Dissanayake. *Simultaneous Localisation and Map Building Using Millimetre Wave Radar to Extract Natural Features*. In International Conference on Robotics and Automation, pages 1316–1321, 1999. (Cité en page 17)
- [Cole 2006a] D. M. Cole et P. M. Newman. *Using laser range data for 3D SLAM in outdoor environments*. Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006. Proceedings 2006 IEEE International Conference on, pages 1556–1563, 2006. (Cité en page 14)
- [Cole 2006b] D. M. Cole et P. M. Newman. *Using laser range data for 3D SLAM in outdoor environments*. Proceedings 2006 IEEE International Conference

- on Robotics and Automation 2006 ICRA 2006, no. May, pages 1556–1563, 2006. (Cit  en page 26)
- [Corke 2000] Peter Corke, James Trevelyan, M. Dissanayake, P. Newman, H. Durrant-Whyte, S. Clark et M. Csorba. *An experimental and theoretical investigation into simultaneous localisation and map building*. In Experimental Robotics VI, volume 250 of *Lecture Notes in Control and Information Sciences*, pages 265–274. Springer Berlin / Heidelberg, 2000. 10.1007/BFb0119405. (Cit  en page 17)
- [Dissanayake 2001a] G. Dissanayake, P. Newman, H.F. Durrant-Whyte, S. Clark et M. Csobra. *A solution to the simultaneous localization and map building problem*. IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol. 17(3), pages 229–241, 2001. (Cit  en page 119)
- [Dissanayake 2001b] G. Dissanayake, H.F. Durrant-Whyte P. Newman, S. Clarka et M. Csobra. *A solution to the simultaneous localisation and map building (SLAM) problem*. IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol. 17, no. 3, pages 229–241, 2001. (Cit  en page 17)
- [Durrant-Whyte 1988] H F Durrant-Whyte. *Uncertain Geometry in Robotics*. IEEE Journal of Robotics and Automation, vol. 4, no. 1, pages 23–31, 1988. (Cit  en page 24)
- [Durrant-Whyte 1996] Hugh F. Durrant-Whyte. *An autonomous guided vehicle for cargo handling applications*. Int. J. Rob. Res., vol. 15, pages 407–440, October 1996. (Cit  en page 17)
- [Durrant-Whyte 2006a] H.F. Durrant-Whyte et T. Bailey. *Simultaneous Localization and Mapping : Part I - The Essential Algorithms*. Robotics & Automation Magazine, vol. 9, 2006. (Cit  en page 119)
- [Durrant-Whyte 2006b] Hugh Durrant-Whyte et Tim Bailey. *Simultaneous Localisation and Mapping (SLAM) : Part I The Essential Algorithms*. IEEE ROBOTICS AND AUTOMATION MAGAZINE, vol. 2, page 2006, 2006. (Cit  en page 24)
- [Durrant-Whyte 2007] H.F. Durrant-Whyte, D. Pagac, B. Rogers, M. Stevens et G. Nelmes. *Field and service applications - an autonomous straddle carrier for movement of shipping containers*. IEEE Robotics and Automation Magazine, vol. 14, pages 14–23, 2007. (Cit  en page 14)
- [Ess 2009] A. Ess, B. Leibe, K. Schindler et L. Van Gool. *Robust Multi-Person Tracking from a Mobile Platform*. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 31, no. 10, pages 1831–1846, 2009. (Cit  en page 120)
- [F raud 2010] T. F raud, P. Checchin, R. Aufr ere et R. Chapuis. *Communicating Vehicles in Convoy and Monocular Vision-based Localization*. Lecce - ITALY, September, 7-9 2010. 7th IFAC Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles. (Cit  en page 27)

- [Folkesson 2005] J. Folkesson, P. Jensfelt et H. Christensen. *Vision slam in the measurement subspace*. Barcelona, SPAIN, April 2005. ICRA-05. (Cité en page 27)
- [Frost 1982] Victor S. Frost, Josephine Abbott Stiles, K. S. Shanmugan et Julian C. Holtzman. *A Model for Radar Images and Its Application to Adaptive Digital Filtering of Multiplicative Noise*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-4, pages 157–166, 1982. (Cité en page 50)
- [Garcia 2004] M. A. Garcia et A. Solanas. *3D simultaneous localization and modeling from stereo vision*. IEEE International Conference on Robotics and Automation, April 26 - May 01 2004. (Cité en page 27)
- [Garulli 2005] A. Garulli, A. Giannitrapani et A. Rossi. *Mobile robot SLAM for line-based environment representation*. 44th IEEE Conference on Decision and Control, December, 12-15 2005. (Cité en page 27)
- [Gérossier 2009] F. Gérossier, P. Checchin, C. Blanc, R. Chapuis et L. Trassoudaine. *Trajectory-oriented EKF-SLAM using the Fourier-Mellin Transform applied to Microwave Radar Images*. In IEEE/RSJ Int. Conf. on Intellig. Robots and Systems (IROS), 2009. (Cité en page 120)
- [Gidel 2010] S. Gidel, P. Checchin, C. Blanc, T. Chateau et L. Trassoudaine. *Pedestrian detection and tracking in an urban environment using a multilayer laser scanner*. IEEE Trans. on Intellig. Transp. Syst., vol. 11, no. 3, 2010. (Cité en page 119)
- [Grisetti 2005] Giorgio Grisetti. *Improving grid-based slam with rao-blackwellized particle filters by adaptive proposals and selective resampling*. In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics & Automation (ICRA, pages 2443–2448, 2005. (Cité en page 26)
- [Grisetti 2009] Giorgio Grisetti, Cyrill Stachniss et Wolfram Burgard. *Non-linear constraint network optimization for efficient map learning*. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2009. (Cité en pages 91, 97 et 141)
- [Guivant 2001] Jose Guivant et Eduardo Nebot. *Optimization of the Simultaneous Localization and Map Building Algorithm for Real Time Implementation*. IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 17, pages 242–257, 2001. (Cité en page 25)
- [Guivant 2002] J. Guivant. Efficient simultaneous localization and mapping in large environments. PhD thesis, The University of Sydney, 2002. (Cité en page 25)
- [Hahnel 2003] D. Hahnel, W. Burgard, D. Fox et S. Thrun. *An efficient FastSLAM algorithm for generating maps of large-scale cyclic environments from raw laser range measurements*. In Proc. Conf. on Intelligent Robots and Systems, 2003. (Cité en page 120)
- [Harris 1988] C. Harris et M. Stephens. *A combined corner and edge detector*. In Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference, pages pp. 147–151, 1988. (Cité en page 27)

- [Harrison 2008] Alastair Harrison et Paul Newman. *High Quality 3D Laser Ranging Under General Vehicle Motion*. In Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 08), Pasadena, California, April 2008. (Cité en page 14)
- [Holz 2008] Dirk Holz, Sankt Augustin et Hartmut Surmann. *Continuous 3D Sensing for Navigation and SLAM in Cluttered and Dynamic Environments*. Framework, pages 1469–1475, 2008. (Cité en page 14)
- [Howard 2003] Andrew Howard et Nicholas Roy. *The Robotics Data Set Repository (Radish)*. <http://radish.sourceforge.net/>, 2003. (Cité en page 41)
- [Howard 2004] A. Howard, D.F. Wolf et G.S. Sukhatme. *Towards 3D Mapping in Large Urban Environments*. In Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS), pages 419–424, 2004. (Cité en page 120)
- [Howard 2008] Andrew Howard. *Real-time stereo visual odometry for autonomous ground vehicles*. In IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems - IROS, pages 3946–3952, 2008. (Cité en page 69)
- [Jenkin 2010] Michael Jenkin, Bart Verzijlbergen et Andrew Hogue. *Progress towards underwater 3D scene recovery*. In Proc. of the 3rd Conf. on Computer Science and Software Engineering, pages 123–128, 2010. (Cité en page 69)
- [Julier 2007] S. Julier et J. Uhlmann. *Using Covariance Intersection for SLAM*. Robotics and Autonomous Systems, vol. 55, no. 1, pages 3–20, 2007. (Cité en page 80)
- [Karam 2010] Nadir Karam, Hicham Hadj-Abdelkader, Clement Deymier et Datta Ramadasan. *Improved visual localization and navigation using proprioceptive sensors*. In IROS, pages 4155–4160, 2010. (Cité en page 9)
- [Kitt 2010] Bernd Kitt, Andreas Geiger et Henning Lategahn. *Visual Odometry based on Stereo Image Sequences with RANSAC-based Outlier Rejection Scheme*. In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, San Diego, USA, June 2010. (Cité en page 69)
- [Kluge 2001] B. Kluge, C. Kohler et E. Prassler. *Fast and Robust Tracking of Multiple Objects with a Laser Range Finder*. In IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pages 1683–88, 2001. (Cité en page 119)
- [Konolige 2008] K. Konolige et M. Agrawal. *Frameslam : From bundle adjustment to real-time visual mapping*. volume Vol. 24, pages pp. 1066–1077. IEEE Transactions on Robotics, 2008. (Cité en pages 27 et 92)
- [Kuhn 1955] Harold W. Kuhn. *The Hungarian Method for the assignment problem*. Naval Research Logistics Quarterly, vol. 2, pages 83–97, 1955. (Cité en page 42)
- [Kümmerle 2009a] R. Kümmerle, B. Steder, C. Dornhege, A. Kleiner, G. Grisetti et W. Burgard. *Large scale graph-based SLAM using aerial images as prior information*. In Proc. of Robotics : Science and Systems (RSS), 2009. (Cité en page 36)

- [Kümmerle 2009b] R. Kümmerle, B. Steder, C. Dornhege, M. Ruhnke, G. Grisetti, C. Stachniss et A. Kleiner. *On Measuring the Accuracy of SLAM Algorithms*. Journal of Autonomous Robots, vol. 27, no. 4, pages 387–407, 2009. (Cité en pages 40, 41 et 44)
- [Kümmerle 2011] Rainer Kümmerle, G. Grisetti, H. Strasdat, Kurt Konolige et Wolfram Burgard. *g2o : A General Framework for Graph Optimization*. In ICRA, Shanghai, 05/2011 2011. (Cité en pages 91, 97 et 141)
- [Langer 1997] Dirk Langer. *An Integrated MMW Radar System for Outdoor Navigation*. PhD thesis, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, January 1997. (Cité en page 20)
- [Leonard 1991a] J J Leonard et H F Durrant-Whyte. *Mobile robot localization by tracking geometric beacons*. IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 7, no. 3, pages 376–382, 1991. (Cité en page 27)
- [Leonard 1991b] J. J. Leonard et H. F. Durrant-Whyte. Simultaneous map building and localization for an autonomous mobile robot, volume 3, pages 1442–1447. Ieee, 1991. (Cité en page 25)
- [Leonard 1991c] J J Leonard et H F Durrant-Whyte. Simultaneous map building and localization for an autonomous mobile robot, volume 3, pages 1442–1447. Ieee, 1991. (Cité en page 27)
- [Leonard 2008] J. Leonard et al. *A Perception Driven Autonomous Urban Vehicle*. Journal of Field Robotics, vol. 25, no. 10, September 2008. (Cité en page 20)
- [Lindstrom 2001] M. Lindstrom et J.-O. Eklundh. *Detecting and Tracking Moving Objects from a Mobile Platform using a Laser Range Scanner*. In Proc. Int. Conf. On Intelligent Robots and Systems, 10 2001. (Cité en page 119)
- [Lingemann 2005] Kai Lingemann, Andreas Nüchter, Joachim Hertzberg et Hartmut Surmann. *High-speed laser localization for mobile robots*. Robotics and Autonomous Systems, vol. 51, no. 4, pages 275 – 296, 2005. (Cité en page 15)
- [Liu 1999] Guoqing Liu, Shunji Huang, Hong Xiong, A. Torre et F. Rubertone. *Study on speckle reduction in multi-look polarimetric SAR image*. Journal of Electronics (China), vol. 16, pages 25–31, 1999. 10.1007/s11767-999-0004-8. (Cité en page 50)
- [Lowe 2004] D. Lowe. *Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints*. International Journal of Computer Vision, vol. 60, pages pp. 91–110, 2004. (Cité en page 27)
- [Lu 1994] Feng Lu et Evangelos Milios. *Robot Pose Estimation in Unknown Environments by Matching 2D Range Scans*. Journal of Intelligent and Robotic Systems, vol. 18, pages 249–275, 1994. (Cité en page 26)
- [Mahafza 2000] Bassem R. Mahafza. Radar systems analysis and design using matlab. Chapman & Halucrc, 2000. (Cité en page 17)
- [Mahler 2007] R. Mahler. *PHD filters of higher order in target number*. IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems, vol. 43, pages 1523–1543, Octobre 2007. (Cité en page 121)

- [Marzorati 2009] D. Marzorati, M. Matteucci, D. Migliore, R. Rigamonti et G. Sorrenti. *Use a Single Camera for Simultaneous Localization And Mapping with Mobile Object Tracking in Dynamic Environments*. In ICRA09 Workshop on Safe navigation in open and dynamic environments, Application to autonomous vehicles, 2009. (Cité en page 120)
- [Mikolajczyk 2004] K. Mikolajczyk, K. Schmid et C. Schmid. *Scale and affine invariant interest point detectors*. International Journal of Computer Vision, vol. Vol. 60, pages pp. 63–86, 2004. (Cité en page 27)
- [Monod 1995] M.O. Monod. *Frequency modulated radar : a new sensor for natural environment and mobile robotics*. PhD thesis, California Institute of Technology, Paris VI University, France, 1995., 1995. (Cité en page 48)
- [Monod 2009] M.-O. Monod, P. Faure et R. Rouveure. *Intertwined linear frequency modulated radar and simulator for outdoor robotics applications*. In Radar'09 IEEE International Conference on radar systems, Bordeaux - France, October, 06-12 2009. (Cité en page 175)
- [Montemerlo 2005] Michael Montemerlo et Of Urban Structures. *The graphslam algorithm with applications to large-scale mapping of urban structures*. International Journal on Robotics Research, pages 403–430, 2005. (Cité en page 25)
- [Mouragnon 2009] E. Mouragnon, M. Lhuillier, M. Dhome, F. Dekeyser et P. Sayd. *Generic and real-time structure from motion using local bundle adjustment*. Image and Vision Computing, vol. 27, no. 8, pages 1178 – 1193, 2009. (Cité en pages 27 et 92)
- [Moutarlier 1989] P Moutarlier et R Chatila. *Stochastic multisensor data fusion for mobile robot localization and environment modeling*. International Symposium on Robotics Research, pages 85–94, 1989. (Cité en page 24)
- [Mullane 2011] John Mullane, Ba-Ngu Vo, Martin Adams et Ba-Tuong Vo. Random finite sets for robot mapping and slam - new concepts in autonomous robotic map representations, volume 72 of *Springer Tracts in Advanced Robotics*. Springer, 2011. (Cité en page 141)
- [Nieto 2005] Juan Nieto, Tim Bailey et Eduardo Nebot. *Scan-SLAM : Combining EKF-SLAM and Scan Correlation*. FSR 05, pages 1–12, 2005. (Cité en page 26)
- [Nistér 2006] David Nistér, Oleg Naroditsky et James Bergen. *Visual odometry for ground vehicle applications*. Journal of Field Robotics, vol. 23, 2006. (Cité en page 69)
- [Nüchter 2005] Andreas Nüchter, Kai Lingemann, Joachim Hertzberg et Hartmut Surmann. *Heuristic-Based Laser Scan Matching for Outdoor 6D SLAM*. In Advances in artificial intelligence. 28th annual German Conf. on AI, pages 304–319, 2005. (Cité en page 14)

- [Ohno 2005] K. Ohno et S. Tadokoro. *Dense 3D map building based on LRF data and color image fusion*. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, August, 2-6 2005. (Cit  en page 27)
- [Olson 2006] Edwin Olson, John Leonard et Seth Teller. *Fast iterative alignment of pose graphs with poor estimates*. In ICRA, pages 2262–2269, 2006. (Cit  en page 26)
- [Olson 2007] E. Olson, J. Leonard et S. Teller. *Spatially-Adaptive Learning Rates for Online Incremental SLAM*. In Proceedings of Robotics : Science and Systems, Atlanta, GA, USA, June 2007. (Cit  en page 91)
- [Olson 2009a] E. Olson. *Real-time correlative scan matching*. In "Proc. Inter. Conf. on Robotics and Automation - ICRA", pages 4387–4393, Kobe, Japan, 2009. (Cit  en page 69)
- [Olson 2009b] Edwin Olson et Michael Kaess. *Evaluating the Performance of Map Optimization Algorithms*. In RSS Workshop on Good Experimental Methodology in Robotics, June 2009. (Cit  en pages 40 et 41)
- [Pfaff 2007] P. Pfaff, R. Triebel, C. Stachniss, P. Lamon, W. Burgard, et R. Siegwart. *Towards Mapping of Cities*. In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA), Rome, Italy, 2007. (Cit  en page 120)
- [Pfister 2006] S. Pfister. *Algorithms for Mobile Robot Localization and Mapping, Incorporating Detailed Noise Modeling and Multi-Scale Feature Extraction*. PhD thesis, California Institute of Technology, Pasadena, California, 2006. (Cit  en page 33)
- [Prassler 2001] E. Prassler, J. Scholz et P. Fiorini. *A Robotic Wheelchair for Crowded Public Environments*. Robotics & Automation Magazine, vol. 8, March 2001. (Cit  en page 119)
- [Press 1992] W. Press, B. Flannery, S. Teukolsky et W. Vetterling. *Numerical Recipes in C : The Art of Scientific Computing*. 1992. (Cit  en page 92)
- [Pretto 2009] Alberto Pretto, Emanuele Menegatti, Maren Bennewitz, Wolfram Burgard et Enrico Pagello. *A visual odometry framework robust to motion blur*. In Proceedings of the 2009 IEEE Inter. Conf. on Robotics and Automation, ICRA'09, pages 1685–1692, 2009. (Cit  en page 69)
- [RawSeeds 2006] RawSeeds. <http://www.rawseeds.org/home/>, 2006. (Cit  en page 41)
- [Raymond C. Watson 2009] Jr. Raymond C. Watson. Radar origins worldwide. Trafford Publishing, 2009. (Cit  en page 15)
- [Reid 1979] D. B. Reid. *An Algorithm for Tracking Multiple Targets*. IEEE Trans. On Automatic Control, vol. Vol. 24, no. 6, December, 1979. (Cit  en page 118)
- [Reiher 2009] M. Reiher et B. Yang. *Derivation of the Frequency Mismatch Probability in Linear FMCW Radar based on Target Distribution*. In IEEE Radar-Con 2009, Pasadena, USA, 2009. (Cit  en page 175)

- [Ribas 2007] D. Ribas, P. Ridao, J.D. Tardós et J. Neira. *Underwater SLAM in a Marina Environment*. In "IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems - IROS", pages 1455–1460, San Diego, USA, October 2007. (Cité en page 69)
- [Rosten 2006] E. Rosten et T. Drummond. *Machine learning for high-speed corner detection*. In European Conference on Computer Vision, May 2006. (Cité en page 27)
- [Rouveure 2006] R. Rouveure, P. Faure et M.O. Monod. *A new radar sensor for mobile robot localization and mapping in extensive outdoor environment. First results*. Congress of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS, Commission I), 2006. (Cité en page 26)
- [Rouveure 2010] R. Rouveure, P. Faure et M.O. Monod. *A New Radar Sensor for Coastal and Riverbank Monitoring*. In OCOSS 2010 : Observation des Côtes et des Océans : Senseurs et Systèmes, 2010. (Cité en page 49)
- [Royer 2006] E. Royer, M. Lhuillier, M. Dhome et J.-M. Lavest. *Localisation par vision monoculaire pour la navigation autonome : précision et stabilité de la méthode*. Caen - FRANCE, January, 19-22 2006. 15ème congrès francophone AFRIF-AFIA, Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle. RFIA 2010. (Cité en pages 27 et 92)
- [Ryde 2007] J. Ryde et H. Hu. *Mobile Robot 3D Perception and Mapping with Multi-Resolution Occupancy Lists*. In Proceedings of IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA), Harbin, Heilongjiang, China, aug 2007. (Cité en page 14)
- [Schulz 2001] D. Schulz, W. Burgard, D. Fox et A. B. Cremers. *Tracking Multiple Moving Targets with a Mobile Robot using Particle Filters and Statistical Data Association*. In IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pages 1665–70, 2001. (Cité en page 118)
- [Shi 1994] J. Shi et C. Tomasi. *Good Features to Track*. In 9th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Springer., June 1994. (Cité en page 27)
- [Silver 2006] David Silver, Dave Ferguson, Aaron Morris et Scott Thayer. *Key-point design and evaluation for place recognition in 2D lidar maps*. J. Field Robotics, pages 395–415, 2006. (Cité en page 14)
- [Skolnik 1980] M. Skolnik. Introduction to radar systems. McGraw Hill, 1980. (Cité en page 175)
- [Smith 1986] R. Smith et P. Cheeseman. *On the Representation and Estimation of Spatial Uncertainty*, 1986. (Cité en page 24)
- [Smith 1988] Randall Smith, Matthew Self et Peter Cheeseman. *A stochastic map for uncertain spatial relationships*. In Proceedings of the 4th international symposium on Robotics Research, pages 467–474, Cambridge, MA, USA, 1988. MIT Press. (Cité en pages 24 et 27)

- [Sohn 2009] H.J. Sohn et B.K. Kim. *VecSLAM : An Efficient Vector-Based SLAM Algorithm for Indoor Environments*. Journal of Intelligent and Robotic Systems, vol. 56, no. 3, pages 301–318, 2009. (Cité en page 36)
- [Solà 2005] J. Solà, A. Monin, M. Devy et T. Lemaire. *Undelayed initialization in bearing only SLAM*. In IEEE/RSJ Int. on intelligent Robots and Systems, pages pp. 2499–2504, Edmonton - CANADA, 2005. (Cité en page 27)
- [Solà 2007] J. Solà, A. Monin et M. Devy. *Bicamslam : Two times mono is more a than stereo*. In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA), pages 4795–4800, Roma, Italy, 2007. (Cité en page 120)
- [Solà 2008] J. Solà, A. Monin, M. Devy et T. Vidal-Calleja. *Fusing Monocular Information in Multi-Camera SLAM*. IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol. 24, no. 5, pages 958–968, October 2008. (Cité en page 27)
- [Solà 2009] J. Solà, T. Vidal-Calleja et M. Devy. *Undelayed initialization of line segments in monocular SLAM*. In IEEE/RSJ Int. Conference on intelligent Robots and Systems, 2009. (Cité en page 27)
- [Stimson 1998] George W. Stimson. Introduction to airborne radar second edition. SciTECH publishing, inc., 1998. (Cité en page 17)
- [Thrun 1998] Sebastian Thrun, Wolfram Burgard et Dieter Fox. *A Probabilistic Approach to Concurrent Mapping and Localization for Mobile Robots*. Auton. Robots, vol. 5, pages 253–271, July 1998. (Cité en page 26)
- [Thrun 2002a] S. Thrun. *Robotic Mapping : A Survey*. In G. Lakemeyer et B. Nebel, éditeurs, Exploring Artificial Intelligence in the New Millenium. Morgan Kaufmann, 2002. (Cité en page 33)
- [Thrun 2002b] S. Thrun. *Robotic Mapping : A Survey*. In G. Lakemeyer et B. Nebel, éditeurs, Exploring Artificial Intelligence in the New Millenium. Morgan Kaufmann, 2002. (Cité en page 74)
- [Thrun 2006] Sebastian Thrun, Mike Montemerlo, Hendrik Dahlkamp, David Stavens, Andrei Aron, James Diebel, Philip Fong, John Gale, Morgan Halpenny, Gabriel Hoffmann, Kenny Lau, Celia Oakley, Mark Palatucci, Vaughan Pratt, Pascal Stang, Sven Strohband, Cedric Dupont, Lars-Erik Jendrossek, Christian Koelen, Charles Markey, Carlo Rummel, Joe van Niek-erk, Eric Jensen, Philippe Alessandrini, Gary Bradski, Bob Davies, Scott Ettinger, Adrian Kaehler, Ara Nefian et Pamela Mahoney. *Stanley : The robot that won the DARPA Grand Challenge : Research Articles*. J. Robot. Syst., vol. 23, pages 661–692, September 2006. (Cité en page 20)
- [Tipaldi 2009] Gian Diego Tipaldi et Fabio Ramos. *Motion clustering and estimation with conditional random fields*. In Proceedings of the 2009 IEEE/RSJ international conference on Intelligent robots and systems, IROS'09, pages 872–877, Piscataway, NJ, USA, 2009. IEEE Press. (Cité en page 69)
- [Tomono 2004] Masahiro Tomono. *A Scan Matching Method Using Euclidean Invariant Signature for Global Localization and Map Building*. In ICRA'04, pages 866–871, 2004. (Cité en page 26)

- [Triggs 2000] Bill Triggs, P. McLauchlan, Richard Hartley et A. Fitzgibbon. *Bundle Adjustment – A Modern Synthesis*. In B. Triggs, A. Zisserman et R. Szeliski, éditeurs, *Vision Algorithms : Theory and Practice*, volume 1883 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 298–372. Springer-Verlag, 2000. (Cité en pages 27 et 92)
- [Ulmke 2010] M. Ulmke, O. Erdinc et P. Willett. *GMTI Tracking via the Gaussian Mixture Cardinalized Probability Hypothesis Density Filter*. *IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems*, vol. 46, pages 1821–1833, Octobre 2010. (Cité en pages 121 et 141)
- [Varsadan 2009] I. Varsadan, A. Birk et M. Pflingsthor. Robocup 2008 : Robot worldcup xii, volume 5399/2009 of *Lecture Notes in Artificial Intelligence (LNAI)*, chapitre Determining Map Quality through an Image Similarity Metric, pages 355–365. Springer Berlin / Heidelberg, 2009. (Cité en pages 40 et 41)
- [Vivet 2009] D. Vivet, P. Checchin et R. Chapuis. *On the Fly Localization and Mapping Using a 360 Field-of-View Microwave Radar Sensor*. 2009 IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots Systems, 3rd Workshop on Perception, Planning and Navigation for Intelligent Vehicles (IROS2009), October, 11 2009. Workshop IROS 09. (Cité en pages 47 et 63)
- [Vivet 2010] D. Vivet, P. Checchin et R. Chapuis. *Line-based SLAM with Slow Rotating Range Sensors : Results and Evaluations*. 2010 IEEE Int. Conf. on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV 2010), December, 7-10 2010. ICARCV 10. (Cité en pages 45, 47 et 63)
- [Wang 2004] C.-C. Wang. *Simultaneous Localization, Mapping and Moving Object Tracking*. PhD thesis, Carnegie Mellon Univ., 2004. (Cité en pages 119 et 120)
- [West 2001] Douglas B. West. *Introduction to graph theory*. Prentice Hall, 2001. (Cité en page 41)
- [Williams 2001] S.B. Williams. *Efficient solutions to autonomous mapping and navigation problems*. Australian Centre for Field Robotics, Dept. of Mechanical and Mechatronic Engineering, Faculty of Engineering, University of Sydney, 2001. (Cité en page 25)
- [Williams 2010] B. Williams et I. Reid. *On Combining Visual SLAM and Visual Odometry*. In Proc. Inter. Conf. on Robotics and Automation - ICRA, 2010. (Cité en page 69)
- [Wu-Zu 2008] Y. Wu-Zu, H. Huang-Xin, D. Li-Xin, M. Wang et C. Yan-Huai. *A simultaneous localization and mapping method based on fast-hough transform*. *Inform. Technol. I*, vol. 7, pages 190–194, 2008. (Cité en page 36)
- [Xie 2010a] J. Xie, F. Nashashibi, M. Parent et O. Garcia Favrot. *A Real-Time Robust SLAM for Large-Scale Outdoor Environments*. In 17th ITS World Congress, 2010. (Cité en page 120)

-
- [Xie 2010b] Jianping Xie, Fawzi Nashashibi, Michel Parent Null et Olivier Garcia-Favrot. *A Real-Time Robust SLAM for Large-Scale Outdoor Environments*. In ITS World Congress, page S_EU00913, Busan, Corée, République De, Octobre 2010. Financement interne INRIA/IMARA. (Cité en page 26)
- [Yuen 2003] D.C.K. Yuen et B.A. MacDonald. *Line-based SMC SLAM Method in Environment with Polygonal Obstacles*. In Proceedings of the Australasian Conference on Robotics and Automation, Brisbane, Australia, 2003. (Cité en page 43)
- [Zhao 1998] L. Zhao et C. Thorpe. *Qualitative and Quantitative Car Tracking from a Range Image Sequence*. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 1998. (Cité en page 119)