
Odométrie radar par analyse de la distorsion

Applications à la navigation de véhicules terrestres et nautiques

Damien Vivet, Paul Checchin, Roland Chapuis

Clermont Université, Université Blaise Pascal, Institut Pascal

CNRS, UMR 6602, Institut Pascal

BP 10448, F-63171 Aubière

prenom.nom@univ-bpclermont.fr

RÉSUMÉ. L'utilisation d'un capteur télémétrique tournant en robotique mobile à haute vitesse implique l'apparition d'une distorsion sur les données collectées. Un tel effet est, dans la majorité des études, ignoré ou considéré comme un bruit et, de ce fait, corrigé en utilisant des capteurs proprioceptifs ou des systèmes de localisation. Dans cet article, la vélocimétrie du véhicule est extraite de la distorsion, sans aucun autre apport que celui fourni par le capteur extéroceptif. Il s'agit d'un radar panoramique FMCW (Frequency Modulated Continuous Wave), appelé K2Pi. Point d'odomètre, de gyromètre ou autre capteur proprioceptif. Les estimations des vitesses angulaires et linéaires du robot sont ensuite utilisées pour construire, sans aucun autre capteur, la trajectoire du véhicule et la carte radar de l'environnement extérieur exploré. Des résultats de localisation et de cartographie avec ce capteur radar, mais facilement extensibles à d'autres capteurs télémétriques tournants, sont présentés pour des véhicules terrestres et nautiques.

ABSTRACT. The use of a rotating range sensor in high speed robotics creates distortions in the collected data. Such an effect is, in the majority of studies, ignored or considered as a noise and then corrected, based on proprioceptive sensors or localization systems. In this study, we consider that distortion contains information about the vehicle's displacement. We propose to extract this information from distortion without any other information than exteroceptive sensor data. The only sensor used for this work is a panoramic Frequency Modulated Continuous Wave (FMCW) radar called K2Pi. No odometer, gyrometer or other proprioceptive sensor is used. The idea is to resort to velocimetry by analyzing the distortion of the measurements. As a result, the linear and angular velocities of the robot are estimated and used to build, without any other sensor, the trajectory of the vehicle and then the radar map of outdoor environments. Radar-only localization and mapping results are presented for a ground vehicle and a riverbank application. This work can easily be extended to other slow rotating range sensors.

MOTS-CLÉS : localisation, cartographie, radar, distorsion, odométrie.

KEYWORDS: localization, mapping, radar, distortion, odometry.

DOI:10.3166/TS.29.205-228 © 2012 Lavoisier

Extended Abstract

In robotic applications, it is usually assumed that the scan of a range sensor is a collection of depth measurements taken from a single robot position. This can be done when working with lasers that are much faster than radar sensors and can be considered instantaneous when compared with the dynamics of the vehicle. But, when the robot is moving at high speed, most of the time this assumption is unacceptable. Important distortion phenomena appear and cannot be ignored. Moreover, the rotation of the vehicle itself during the measurement acquisition is another source of disturbance which cannot be neglected for high speed displacement or with slow sensors. Most of the applications use accurate proprioceptive sensors (odometer, gyrometer, IMU, DGPS, etc.) in order to correct the successive scans and eliminate the distortion. By estimating the pose of each beam, a virtual scan taken from a single position is computed and used in the application. In fact distortion is considered as a noise and filtered out. When the sensor is too slow, a *stop & scan* method is often applied.

In this study we consider that distortion contains the information about the vehicle's displacement. We propose to extract this information from distortion without any other information than exteroceptive sensor data. The only sensor used for this work is a panoramic Frequency Modulated Continuous Wave (FMCW) radar called K2Pi. No odometer, gyrometer or other proprioceptive sensor is used. The radar sensor is developed by the IRSTEA, one of the partners of this research work. This radar is a 24 GHz Frequency Modulated Continuous Wave (FMCW) radar sensor equipped with a rotating antenna in order to achieve a complete 360° monitoring per second around the vehicle. Radars present essential advantages for outdoor use, namely an almost total insensitivity to weather conditions such as rain, fog, and poor visibility. The sensor generates a range image of the obstacles in the surroundings of the vehicle with a resolution of one measure per degree and with a maximum range of 100 meters, to be improved later on.

The idea is to resort to velocimetry by analyzing the distortion of the measurements. As a result, the linear and angular velocities of the mobile robot are estimated and used to build, without any other sensor, the trajectory of the vehicle and then the radar map of outdoor environments. In this paper, radar-only localization and mapping results are presented for a ground vehicle and a riverbank application. This work can easily be extended to other slow rotating range sensors. Indeed, with a rotating range sensor, the desired acquisition should represent the surroundings of the robot at time t . When the sensor is slow compared to the vehicle's motion, the changes in the robot's location during the acquisition period lead to image distortion. Without any prior knowledge of the environment, a unique scan acquisition from a single sensor cannot give information about distortion. This is one of the reasons why distortion is usually considered as noise and corrected by proprioceptive sensors but by comparing successive radar images it is possible to extract information about the robot's egomotion. In order to extract this information from the distortion phenomenon using a rotating sensor without any knowledge of the environment shape, the required assumption is the local constant velocity of the vehicle during two successive measurements. Of course

as radar technology is subjected to Doppler effect linked to the own robot velocity, both geometrical and Doppler distortion are considered in our approach.

In order to validate the proposed method and the distortion formulation, a simulation was first done in an environment of beacon landmarks and with a vehicle moving at constant velocity. The same algorithm was then applied on real radar data with varying speed (from 10 to 30 *km/h*) and automatic selection of landmarks on ≈ 1.3 km long trajectories in structured and unstructured environments. A last experiment was all the more challenging as it was carried out on a mountain lake in a boat equipped with the K2Pi radar sensor. The problems in such conditions, on a river or on a lake, are as follows: no proprioceptive data are available, the evolution model is not reliable enough, moreover, the GPS signal is often inaccurate because of the complex natural environment. Localization and, as a consequence, mapping become difficult problems often solved using an expensive Inertial Central Unit. Another difficulty arises in such an experiment, namely the sensor is blind in more than half the field of view because of the limited range and of the lack of echoes on water.

This article proposes and evaluates an original method for the computing pose and instantaneous velocity of a mobile robot in natural or semi-natural environments using a slow rotating range sensor and considering the data distortion involved. The distortion formulation due to the displacement of the sensor is established. Comparison techniques between successive scans are applied to obtain the robot's angular and linear velocity parameters. Even under the assumption of constant velocity, the algorithm is robust at moderate velocity variations. The sensor used for this study is a panoramic radar sensor, with Doppler effect consideration, but the general formulation can easily be adapted to other rotating range sensors. The main novelties of the proposed approach include considering distortion as a source of information rather than as a disturbance, using no other sensor than the radar sensor, and working without any knowledge of the environment.

1. Introduction

Il est fréquent en robotique mobile de supposer que l'acquisition des mesures télémétriques lors d'un balayage est une collection de données prises depuis une position fixe du robot. Cette hypothèse peut être valide lorsqu'on travaille avec des capteurs lasers qui ont maintenant des fréquences de rotation élevées, au regard des vitesses de déplacement du robot, notamment par rapport à celles de capteurs radars. Ceci revient à considérer l'acquisition comme instantanée au regard de la dynamique du véhicule. Mais quand le véhicule se déplace à vitesse élevée, cette hypothèse n'est plus valide. Des phénomènes de distorsion importants apparaissent et ne peuvent plus être ignorés. Par exemple, dans le cas d'une application de cartographie comme dans l'article (Checchin *et al.*, 2009), le capteur délivre une image radar panoramique par seconde. Quand le véhicule va tout droit, même à une faible vitesse de $5 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, l'image panoramique subit une distorsion sur 5 *m*. Dans le cas d'un télémètre laser avec une fréquence de balayage de 75 *Hz*, cette distorsion existe mais n'intervient que

sur 7 cm. A des vitesses usuelles pour un véhicule routier (en ville, sur route ou autoroute) des distorsions plus importantes peuvent être observées. Bien sûr, la rotation du véhicule lui-même lors de l'acquisition de la mesure est une autre source de perturbation qui ne peut être négligée pour le déplacement à haute vitesse ou avec des capteurs à rotation lente (cf. figure 2). Enfin, notons que lorsque le capteur est trop lent, une méthode dite *stop & scan* est souvent appliquée (Nüchter *et al.*, 2005).

Dans le présent article, version étendue de (Vivet *et al.*, 2012), l'idée est de développer une approche inverse, une odométrie radar, qui n'utilise pas de capteurs proprioceptifs, mais qui s'appuie sur la formulation de la distorsion seule. La plupart des applications utilisent des capteurs proprioceptifs précis (odomètre, gyromètre, IMU, DGPS, etc.) afin de corriger les scans successifs (cf. section 2). La distorsion est considérée alors comme un bruit qui est filtré. L'objectif n'est donc plus, ici, de supprimer la distorsion mais de l'analyser pour extraire des informations relatives au déplacement du véhicule.

La position du problème est décrite sous forme probabiliste (cf. section 2). A la section 3, nous proposons un état de l'art. La section 4 présente brièvement le capteur radar développé par une équipe de recherche de l'IRSTEA (Institut national de recherche en sciences et technologies pour l'environnement et l'agriculture) (Rouveure *et al.*, 2010). La formulation du principe mis en œuvre est établie à la section 5. Enfin, la section 6 montre les résultats expérimentaux obtenus, avant la conclusion (cf. section 7).

2. Le phénomène de distorsion

La distorsion peut être considérée comme étant une altération des données lors de leur acquisition liée au mouvement du capteur. Avec un capteur télémétrique tournant, l'acquisition est censée représenter l'environnement du capteur à l'instant t . Lorsque le senseur est lent par rapport au déplacement du véhicule équipé de ce dernier, les changements de position pendant le temps d'acquisition produisent des distorsions d'image. Cet effet de distorsion est illustré sur des données simulées en figure 1¹. La figure 1(a) : lorsque le véhicule se déplace selon la trajectoire verte, le capteur effectue deux acquisitions panoramiques. 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 balayage est distordu par le mouvement. La figure 1(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 . La figure 1(c) montre l'acquisition obtenue sans prendre en compte le mouvement, c'est-à-dire en considérant les faisceaux $z_{t_i}^j$ non corrigés.

1. Les couleurs sont visibles sur la version en ligne de l'article.

Un exemple de distorsion est présenté dans le cas d'images radars sur la figure 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 du panoramique. L'objectif de ce travail est d'analyser la distorsion des données en comparant successivement les images radars.

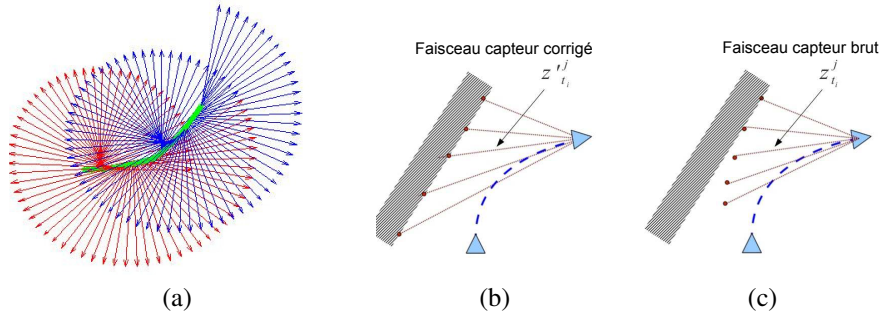


Figure 1. Phénomène de distorsion

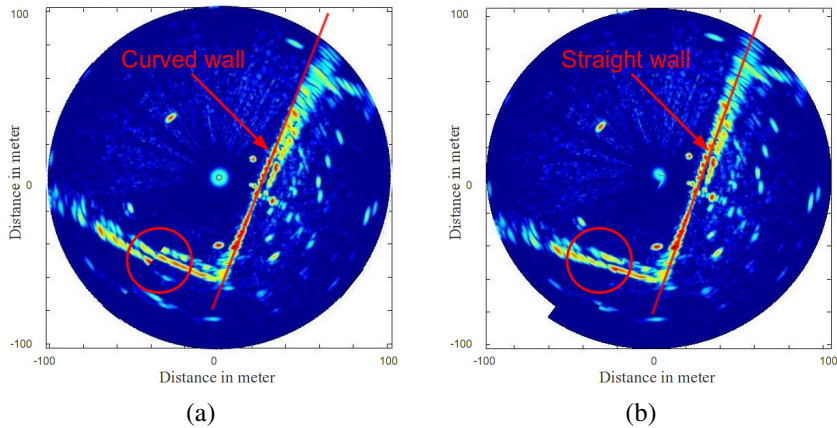


Figure 2. Données radars réelles présentant une distorsion :
(a) données radars distordues, (b) sans distorsion

Dans des approches de localisation classiques, l'objectif est d'estimer à chaque temps 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 $n + 1$ 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 :

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

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 :

$$p(x_k|m, Z_{0:k}, U_{0:k}, x_0) \propto p(Z_k|x_k, m)p(x_k|Z_{0:k-1}, U_{0:k}, x_0) \quad (2)$$

Si deux acquisitions capteurs sont supposées indépendantes (Thrun, 2002), l'estimation devient :

$$p(x_k|m, Z_{0:k}, U_{0:k}, x_0) \propto \underbrace{p(x_k|U_{0:k}, x_0)}_{\text{Modèle d'évolution}} \prod_{j=1}^k \underbrace{p(Z_j|x_0, U_{0:j}, m)}_{\text{Modèle d'observation}} \quad (3)$$

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 comme statique S :

$${}^S P = {}^R T^{-1} {}^W T^{-1} {}^W T {}^{R'} T {}^{S'} P \quad (4)$$

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

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

$$p(x_k|m, Z_{0:k}, U_{0:k}, x_0) \propto \underbrace{p(x_k|U_{0:k}, x_0)}_{\text{Modèle d'évolution}} \prod_{j=1}^k \prod_{l=1}^n \underbrace{p(z_{t_l}^j|x_0, U_{0:j}, m)}_{\text{Modèle d'observation}} \quad (5)$$

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 seule la trajectoire est estimée en première approche.

$$p(x_k, u_k | Z_{1:k}, U_{1:k-1}, x_{k-1}) \propto p(Z_k | x_k, x_{k-1}, u_k, U_{1:k-1}, Z_{1:k-1}) p(x_k, u_k | Z_{1:k-1}, U_{1:k-1}, x_{k-1}) \quad (6)$$

De manière récursive :

$$p(x_k, u_k | Z_{1:k}, U_{1:k-1}, x_{k-1}) \propto p(x_k, u_k | U_{1:k-1}, x_{k-1}) \prod_{j=1}^k p(Z_j | x_k, x_{k-1}, u_k, U_{1:k-1}) \quad (7)$$

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

$$p(x_k, u_k | Z_{k-1}, Z_k, u_{k-1}, x_{k-1}) \propto \underbrace{p(x_k, u_k | u_{k-1}, x_{k-1})}_{\text{Modèle d'évolution}} \underbrace{p(Z_k | x_k, x_{k-1}, u_{k-1}, u_k, Z_{k-1})}_{\text{Modèle d'observation}} \quad (8)$$

Selon les équations (3) et (8), 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 résoudre ce point dur, nous proposons de retrouver cette information de déplacement en comparant deux panoramiques capteurs successifs, sans aucune autre information capteur que celle de notre radar. L'unique hypothèse formulée consiste à considérer un mouvement continu entre les états x_{k-1} et x_k .

3. Etat de l'art

L'estimation du déplacement propre d'un véhicule est un problème largement étudié en robotique mobile et qui fait usage des données proprioceptives issues d'odomètres, de gyromètres, de centrales inertielles ou d'autres systèmes de positionnement comme les GNSS (Borenstein *et al.*, 1997). Afin d'obtenir une estimation de déplacement, quelques recherches se sont attachées à exploiter uniquement des données extéroceptives. Ainsi, Howard (2008), Kitt *et al.* (2010) ou Nistér *et al.* (2006) ont proposé des solutions d'odométrie visuelle fondées sur l'utilisation de caméras seules, sans données proprioceptives. Tipaldi (Tipaldi, Ramos, 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 continuellement étudiés (Williams, Reid, 2010 ; Pretto *et al.*, 2009). Dans des environnements sous-marin ou naval, les méthodes classiques d'« ego-motion » ne sont pas adaptées. (Jenkin *et al.*, 2010) proposent une technique d'odométrie fondée sur un 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, 2009 ; Ribas *et al.*, 2007) mais chaque scan est corrigé en utilisant les informations des capteurs proprioceptifs. Cela est d'autant plus vrai que l'imageur 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 reposent sur une approche utilisant une caméra spécifique de type Rolling Shutter. (Ait-Aider *et al.*, 2006) 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.

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. Nous démontrons son apport dans le domaine de la localisation et de la cartographie terrestre.

4. Le capteur radar

Pour cette étude, le radar panoramique K2Pi est utilisé. Ce capteur est développé par l'IRSTEA, un des partenaires du projet dans lequel s'inscrivent ces travaux. Il est présenté sur la figure 3. Ce radar est un radar 24 GHz FMCW (*Frequency Modulated Continuous Wave*) équipé d'une antenne rotative afin d'effectuer un scan à 360° par seconde. Les radars présentent des avantages pour des utilisations en environnement extérieur, comme une quasi totale insensibilité aux conditions climatiques : la pluie, le brouillard et le manque de visibilité. Le capteur génère une image télémétrique des obstacles dans l'environnement du robot avec un pas angulaire d'un degré et une portée actuellement fixée à 100 m.

Ce capteur radar a une fréquence de rotation lente de 1 Hz. Cette rotation lente est due à la technologie utilisée et aux contraintes de traitement du signal comme le temps de fenêtrage du signal.



Figure 3. (a) Le radar panoramique K2Pi. (b) Un des véhicules du projet IMPALA équipé du capteur

La distance à chaque objet peut être obtenue par une analyse fréquentielle du signal. Une transformée de Fourier est classiquement utilisée. Dans le cas d'un objet mobile ou d'un radar mobile, cette distance est également modifiée par l'effet Doppler. Chaque écho résultant de chaque faisceau est représenté sous un affichage radar nommé PPI pour « Plan Position Indicator » (cf. figure 2). Pour la suite de ce travail, les signaux issus du capteur radar sont considérés comme des images appelées « scans ». On notera que l'approche décrite peut être utilisée avec des images fournies par différents types de capteurs tournants.

5. Analyse de la distorsion

5.1. Formulation du problème

Le phénomène de distorsion est le résultat combiné des mouvements du capteur et du véhicule. Le trajet, décrit par un point d'un faisceau radar au cours d'une révolution complète de ce dernier, s'apparente à celui de la valve d'une roue de vélo qui avance en ligne droite (cf. figure 4).

Pour d'autres déplacements du centre de rotation, comme par exemple celui décrit par la figure 1(a), une équation paramétrique d'un trochoïde peut être établie. En effet, au temps t , la position d'une détection située à une distance ρ est une fonction de la pose du capteur (x_t^c, y_t^c, ϕ_t^c) et de l'orientation du faisceau θ_t .

$$\begin{bmatrix} x(t) \\ y(t) \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} x_t^c \\ y_t^c \end{bmatrix}}_{\text{A) Position du centre au temps } t} + \underbrace{\begin{bmatrix} \cos(\phi_t^c) & -\sin(\phi_t^c) \\ \sin(\phi_t^c) & \cos(\phi_t^c) \end{bmatrix}}_{\text{B) Centre de rotation}} \underbrace{\begin{bmatrix} \rho \cos(\theta_t) \\ \rho \sin(\theta_t) \end{bmatrix}}_{\text{C) Position d'une détection au temps } t} \quad (9)$$

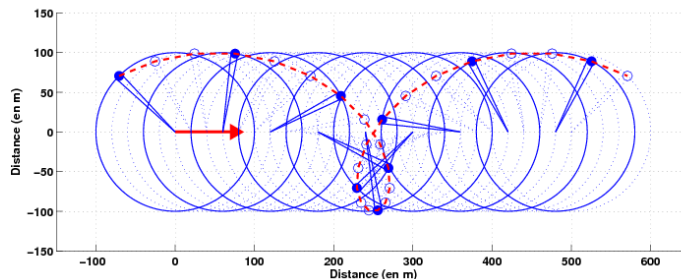


Figure 4. Représentation d'un mouvement de trochoïde décrit par un point d'un faisceau du capteur tournant, déplacé en ligne droite

Afin d'estimer la pose du capteur à t , un modèle d'évolution prenant en compte la vitesse linéaire (V) et la vitesse angulaire (ω) est établi. La pose (x_t^c, y_t^c, ϕ_t^c) est calculée selon :

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} x_t^c \\ y_t^c \end{bmatrix} = \frac{2V}{\omega} \sin\left(\frac{\omega t}{2}\right) \begin{bmatrix} \cos\left(\frac{\omega t}{2}\right) \\ \sin\left(\frac{\omega t}{2}\right) \end{bmatrix} \\ \phi_t^c = \phi_0^c + \omega t \end{cases} \quad (10)$$

A partir de cette équation paramétrique, les coordonnées des mesures peuvent être modifiées pour appliquer une distorsion ou, à l'inverse, corriger une déformation. Ainsi, étant donné un couple de valeurs de vitesses linéaires et angulaires V et ω , la position d'une détection (θ, ρ) , relevée à l'instant t dans le référentiel capteur, peut être replacée dans le référentiel monde à l'aide des équations (10) et (9) (cf. figure 5).

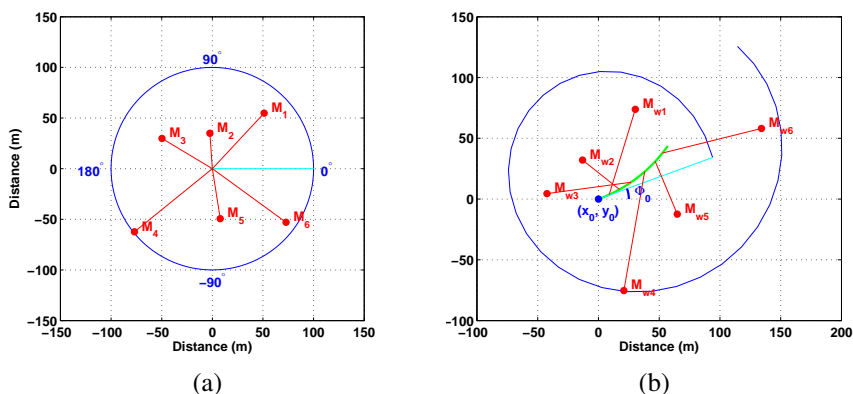


Figure 5. Détections radars. (a) Coordonnées de 6 amers d'un panoramique dans le référentiel capteur. (b) Projection des amers précédents dans le référentiel monde tenant compte du déplacement du capteur

L'objectif qui s'impose à présent est d'être en mesure d'estimer ces vitesses V et ω afin qu'elles correspondent au mieux aux mesures. Pour cela, deux panoramiques consécutifs sont nécessaires comme l'illustre la figure 6. Le principe est résumé sur la figure 7.

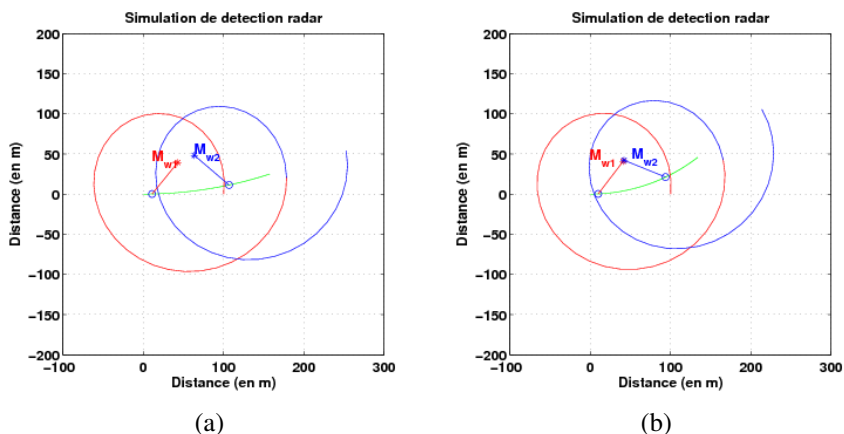


Figure 6. Projection d'amers. (a) Projection dans le référentiel monde de deux détections d'un même amer avec des vitesses estimées incorrectes. (b) Projection avec des vitesses correctement estimées

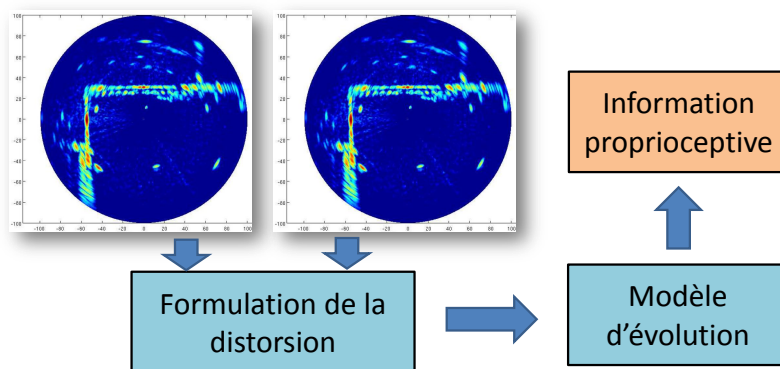


Figure 7. Estimation des informations de proprioception fondée sur la mesure de la distorsion

Ainsi, l'information de déplacement est extraite de la distorsion induite par un capteur tournant en mouvement à partir de deux observations successives et sans aucune connaissance *a priori* de la nature de l'environnement. L'hypothèse requise est celle d'une vitesse constante du véhicule durant l'acquisition de deux scans successifs. La position de chaque mesure est directement liée à la pose d'observation et à

l'angle de vue. Cette pose peut être exprimée avec un modèle d'évolution du véhicule et est seulement une fonction des vitesses linéaires et angulaires du porteur. Soit \mathbf{M}_1 et \mathbf{M}_2 , les amers représentant le même point dans le monde \mathbf{M}_w dans leurs scans distordus respectifs. Il est possible de propager \mathbf{M}_1 et \mathbf{M}_2 dans le repère monde sans distorsion en utilisant les paramètres (*i.e.* les vitesses linéaire V et angulaire ω) et les fonctions de projection f et g (cf. figure 8). En comparant les différentes projections des observations, les paramètres de vitesse peuvent être extraits. Pour accomplir cette tâche, l'association de données entre les images 1 et 2 est nécessaire. La fonction de prédiction $h = g^{-1} \circ f$ est inconnue car g^{-1} ne peut pas être obtenue. De ce fait, une technique de minimisation a été utilisée afin d'estimer $\hat{\mathbf{M}}_1$. Finalement, chaque association donne une nouvelle valeur des paramètres de vitesse.

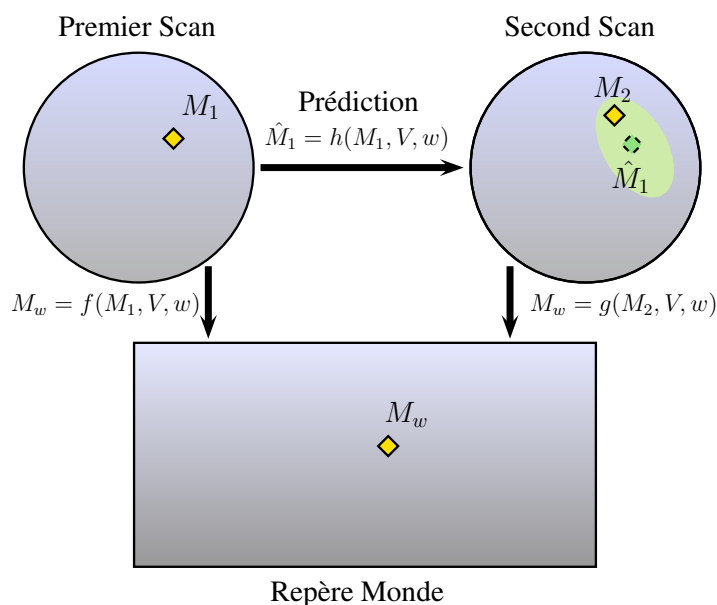


Figure 8. Principe de l'analyse de la distorsion. En losange, les amers détectés dans chaque scan et les amers correspondant du monde. La pose de la détection prédite dans 2 à partir de 1 est en pointillés

Le capteur est mû 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 capteurs successives. Chaque détection m_d d'amer observé au temps t_d est distordue par le mouvement du robot. A cette étape, l'amer détecté m_d nécessite une correction pour prendre en compte l'effet Doppler. Si $m_d = [x_d, y_d]^T$ est la détection perturbée de l'amer m_i au temps t_d , la correction est obtenue comme suit :

$$m_i = \left(\sqrt{x_d^2 + y_d^2} + 2\alpha \frac{V \cos(\omega_{sensor} t_d)}{\lambda} \right) \times \begin{bmatrix} \cos(\omega_{sensor} t_d) \\ \sin(\omega_{sensor} t_d) \end{bmatrix} \quad (11)$$

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 lasers, 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 \mathbf{M}_1 et \mathbf{M}_2 .

Ainsi, \mathbf{M}_1 et \mathbf{M}_2 détectées dans leurs panoramiques respectifs, en considérant l'effet Doppler, peuvent être propagées dans le monde selon les équations de projection suivantes :

$$\begin{cases} \mathbf{M}_{w,1} = f(\mathbf{M}_1, V, \omega) \\ \mathbf{M}_{w,2} = g(\mathbf{M}_2, V, \omega) \end{cases} \quad (12)$$

Pour la première image radar, la fonction f peut être exprimée comme :

$$\begin{aligned} \mathbf{M}_{w,1} = \mathbf{x}_0 + \begin{bmatrix} \cos(\phi_0 + \omega t_1) & -\sin(\phi_0 + \omega t_1) \\ \sin(\phi_0 + \omega t_1) & \cos(\phi_0 + \omega t_1) \end{bmatrix} \mathbf{M}_1 + \\ \frac{2V}{\omega} \sin\left(\frac{\omega t_1}{2}\right) \begin{bmatrix} \cos\left(\phi_0 + \frac{\omega t_1}{2}\right) \\ \sin\left(\phi_0 + \frac{\omega t_1}{2}\right) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (13)$$

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

De façon similaire, pour la seconde image panoramique, $\mathbf{M}_{w,2} = g(\mathbf{M}_2, V, \omega)$ peut être facilement déduite avec $t_2 = \frac{\arctan(y_2, x_2) + 2\pi}{\omega_{sensor}}$. La fonction \arctan est définie sur $[-\pi; +\pi]$.

Ainsi les prédictions des jeux complets de détection peuvent être calculées de façon matricielle à l'aide de l'équation (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} . Néanmoins, les seuls paramètres qui ont besoin d'être estimés ici sont les vitesses inconnues et par conséquent, la pose courante du radar.

5.2. Estimation des vitesses

Afin d'estimer les paramètres de vitesse $[V, \omega]^T$, l'association de données entre les amers issus des deux scans successifs doit être effectuée. $\hat{\mathbf{M}}_1$ doit être prédite à partir de \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. La fonction de coût est donc donnée par : $S = (\mathbf{M}_{w,2} - \mathbf{M}_{w,1})^2$ où $\mathbf{M}_{w,2}$ et $\mathbf{M}_{w,1}$ sont obtenues par les fonctions f et g :

$$S(\hat{x}_1, \hat{y}_1) = (g(\hat{\mathbf{M}}_1, V, \omega) - f(\mathbf{M}_1, V, \omega))^2 \quad (14)$$

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 leur incertitude respective.

L'association de données entre les prédictions (de type $\hat{\mathbf{M}}_1$) et les amers (\mathbf{M}_2 par exemple) est alors calculée en exploitant le critère de distance de Mahalanobis et les incertitudes des mesures et des prédictions.

Comme les données radars 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 radars 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 présumé se déplacer durant deux acquisitions successives à une vitesse constante (V et ω). En situation réelle, le véhicule est soumis à des variations de vitesses, des accélérations et des décélérations. La conséquence d'un tel comportement sur l'algorithme est en fait l'estimation d'une vitesse moyenne du véhicule pendant l'acquisition des deux panoramiques successifs.

Pour chaque association de données permise par le critère de distance de Mahalanobis, une nouvelle estimée de la vitesse du robot est calculée par un filtre de Kalman étendu (ou *Extended Kalman Filter*). Ensuite, ces vitesses mises à jour sont projetées dans l'espace des vitesses avec leurs incertitudes respectives. Dans cet espace des vitesses, la cohérence globale de la scène est recherchée en fusionnant l'ensemble des estimations cohérentes.

Cette fusion est précédée par un processus RANSAC afin de supprimer les associations incohérentes issues d'objets mobiles ou encore de fausses détections radars. 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 covariances (CI pour *Covariance Intersection*) (Julier, Uhlmann, 2007). Cette fusion de données plus pessimiste a été préférée à une fusion de type Kalman afin de réduire l'impact du vote des fausses détections résiduelles. Le processus complet de la méthode est résumé dans l'algorithme 1.

6. Expérimentations

Afin de valider cette méthode et la formulation de la distorsion, dans un premier temps, une simulation a été menée dans un environnement constitué d'amers ponctuels et avec un capteur simulé se déplaçant à vitesse constante. La validation de cette approche sur des données réelles a également été réalisée avec un véhicule évoluant à vitesse variable et avec une sélection automatique d'amers en environnement d'extérieur.

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

Entrées :

- Deux images panoramiques successives
- Dernière estimation des vitesses du robot : (V, ω)

$M_1 \leftarrow$ Extraction des détections de l'image 1

$M_2 \leftarrow$ Extraction des détections de l'image 2

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

- $\hat{M}_1 \leftarrow \arg \min \{(g(\hat{M}_1, V, \omega) - f(M_1, V, \omega))^2\}$

Asso \leftarrow Etape d'association de données entre M_2 et \hat{M}_1

for k : Asso **do**

$\hat{V}_v(k) \leftarrow$ Mise à jour EKF pour l'association k (V, ω)

end for

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

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

Sortie :

- Nouvelle estimation des composantes vitesses du robot $\tilde{V}_v = [V, \omega]^T$
-

6.1. Simulation

Premièrement, le déplacement virtuel à vitesse constante d'un véhicule a été simulé. Ce véhicule virtuel est supposé être équipé d'un capteur télémétrique rotatif. Dans son environnement, 25 amers ponctuels ont été placés aléatoirement. La simulation a été réalisée avec une vitesse linéaire de 15 m.s^{-1} et une vitesse angulaire de $6^\circ/\text{s}$. Le capteur est réglé à une fréquence d'acquisition de 1 Hz et une portée maximale de 200 m .

La figure 9(a) présente une partie de la trajectoire circulaire du véhicule en pointillés. Chaque acquisition successive est représentée figure 9(c) et (d). Les cercles noirs désignent les détections dans les panoramiques appelés 1 et 2. Les poses prédites ainsi que leurs incertitudes sont également représentées (cf. figure 9(d)). Ainsi, la pose de chaque détection de l'image radar 1 est prédite dans l'image 2 à l'aide de la formulation de la distorsion en utilisant une technique de minimisation des moindres carrés. 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 particulière propagé par la méthode de minimisation. Ainsi, les nuages de particules, présentés sur la figure 9(c), attestent de la conformité des ellipses d'incertitudes calculées.

La figure 9(b) représente la fusion finale des vitesses obtenues après la phase d'association de données. La vitesse réelle est représentée par un carré noir. Les vitesses initiales sont représentées par un point gris tandis qu'en gris sont affichés les votes de chaque association avec leurs incertitudes respectives à 3σ . Afin de réduire la sur-convergence, une fusion fondée sur l'intersection de covariance (CI) a été appliquée.

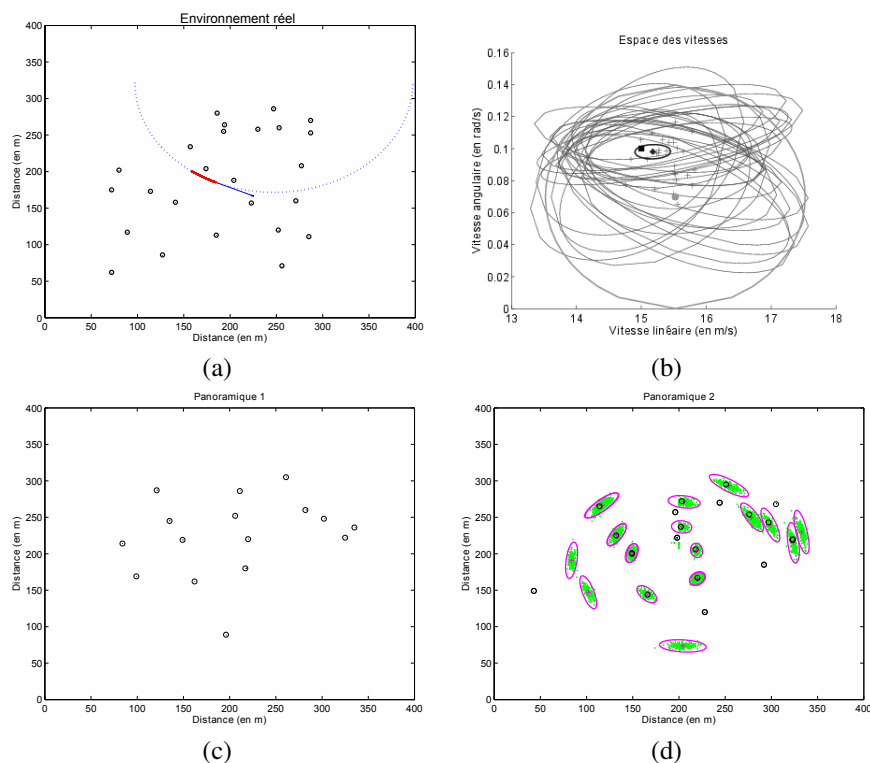


Figure 9. Simulation

La fusion des différentes vitesses par l'algorithme de CI est donnée en noir avec son incertitude à 1σ . L'estimation de la vitesse du véhicule obtenue et son incertitude sont intégrées et offrent une bonne précision. L'erreur d'estimation des vitesses linéaires et angulaires sur ces données simulées est de $\varepsilon_v = 0,05 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ et $\varepsilon_w = 0,01 \text{ rad}\cdot\text{s}^{-1}$, en s'affranchissant du problème d'association de données.

Cette simulation montre qu'en comparant deux acquisitions successives, à la fois les vitesses angulaires et linéaires du véhicule peuvent être estimées sans aucun autre capteur additionnel. Une fois ce principe validé en simulation, des expérimentations sur des données radars réelles ont été menées.

6.2. Validation sur données réelles

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.

Des exemples d'images fournies par le radar sont présentés sur la figure 10. Ces données ont été traitées afin de filtrer le bruit et d'extraire des détections fiables. Ce traitement est composé principalement d'un seuillage et de déconvolutions par un masque gaussien défini selon les propriétés du capteur avec, en particulier, son ouverture d'antenne à 3 dB. Le traitement des images radars 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 donnée est l'ouverture d'antenne. Par conséquent, une déconvolution mettant en œuvre l'algorithme de Lucy-Richardson (Richardson, 1972) est appliquée au vecteur contenant les détections. Ensuite, un seuillage des spectres de puissance, défini à partir de la valeur médiane du signal, est appliqué et des opérateurs de morphologie mathématique filtrent les plus petites détections considérées comme des fantômes. Enfin, les maximums locaux sont extraits et considérés comme des amers.

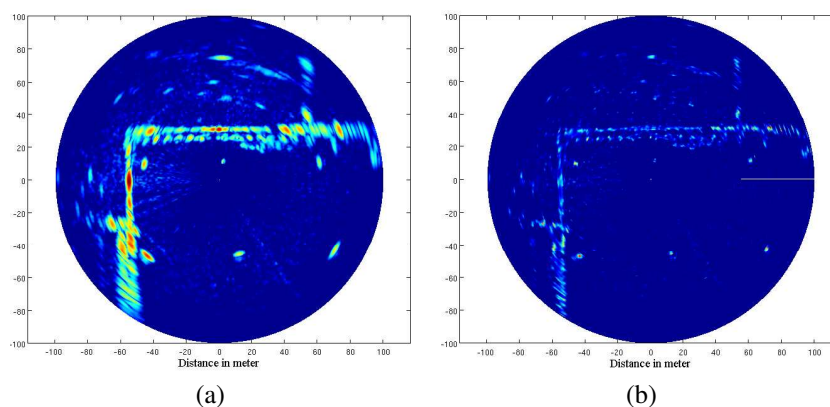


Figure 10. Panoramiques radars. (a) Données radars entachées d'effets de distorsion. (b) Déconvolution des données radars. La portée est de 100 m

Ces expérimentations ont été conduites avec un véhicule routier équipé du capteur radar K2Pi. Une trajectoire d'environ 1 250 m a été parcourue à la vitesse moyenne de $8 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ($\approx 30 \text{ km/h}$) sur le parking du Zénith d'Auvergne (voir la vue aérienne figure 12). Les signaux radars ont été enregistrés et post-traités comme expliqué précédemment.

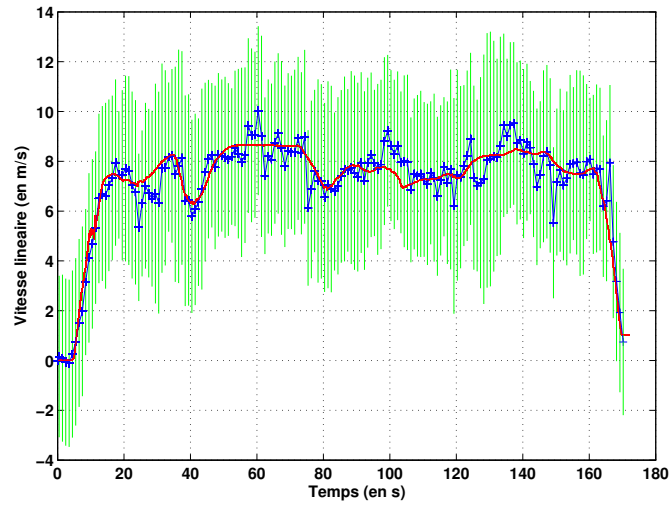
Le radar K2Pi fournit une acquisition par seconde. Il est à noter que le traitement des images radars est l'étape de l'algorithme la plus longue. L'étape d'estimation des vitesses du véhicule prend un temps moyen de 1,4 s avec un temps fixe de 1,3 s pour le processus de déconvolution en utilisant MATLAB. 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 avec un nombre moyen de 10 amers.

Les vitesses estimées ainsi que leurs incertitudes respectives sont présentées sur la figure 11. Une évaluation statistique de notre algorithme d'odométrie radar à partir de la distorsion a été menée. L'erreur sur la vitesse linéaire, ε_V , a une variance $\sigma_{\varepsilon_V} = 0,56 \text{ m.s}^{-1}$ et une moyenne de $\bar{\varepsilon}_V = 0,2 \text{ m.s}^{-1}$. L'erreur sur la vitesse angulaire, ε_w , présente une variance $\sigma_{\varepsilon_w} = 0,85^\circ/s$ et une moyenne de $\bar{\varepsilon}_w = 0,13^\circ/s$. Sur la base de ces estimations, la localisation à l'estime de la trajectoire a été effectuée et est présentée sur la figure 12. Les erreurs cumulées conduisent à une erreur de positionnement au final de 12 m par rapport à la vérité terrain, après une trajectoire de 800 m. Une évaluation de la trajectoire trouvée a été menée selon la méthode proposée par (Kümmerle *et al.*, 2009) et donne une erreur en rotation de $\varepsilon_R = 0,059 \text{ rad}$ et des erreurs de translation $\varepsilon_{T_x} = 0,113 \text{ m}$ et $\varepsilon_{T_y} = 0,023 \text{ m}$. L'erreur observée sur l'estimation des vitesses est due aux variations rapides des vitesses linéaires et angulaires. Au début de la trajectoire, le véhicule accélère de 0 à 8 m.s^{-1} en 10 s, ce qui est en conflit avec notre hypothèse de vitesse constante durant deux scans. De ce fait, la convergence de l'algorithme est plus difficile à atteindre et l'erreur engendrée se cumule tout au long de la trajectoire. Néanmoins, l'incertitude de vitesse reste assez faible et l'estimation intègre.

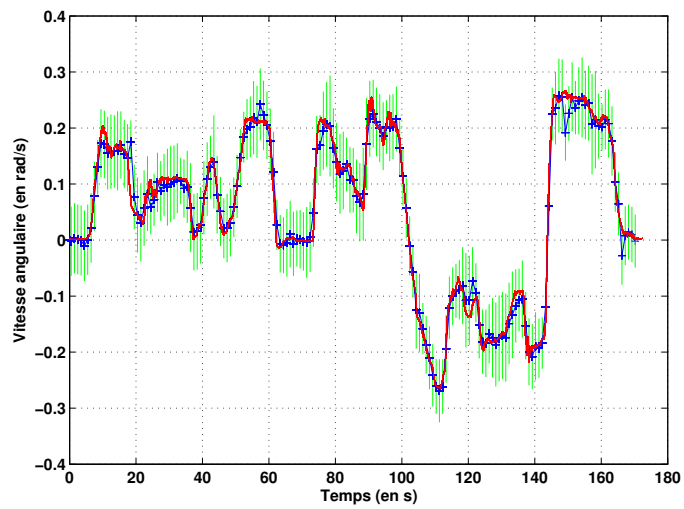
Cette expérimentation montre que les estimations des basses vitesses sont aussi fiables que celles à haute vitesse. En fait, la qualité de l'estimation est principalement liée à la précision de l'imageur et à la possibilité d'extraire des amers pertinents. La détection d'amers a été, dans ce cas, effectuée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

D'autres expérimentations ont été menées dans un environnement réaliste et moins structuré. 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. A 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. La cartographie résultante de cette expérimentation ainsi que la vue aérienne de la zone sont présentées sur la figure 13.

Là encore, une évaluation de la trajectoire reconstruite a été menée. L'estimation de la vitesse linéaire ε_V a une erreur moyenne de $\bar{\varepsilon}_V = 0,29 \text{ m.s}^{-1}$ avec une variance $\sigma_{\varepsilon_V} = 1,31 \text{ m.s}^{-1}$. La vitesse angulaire a une erreur ε_w de moyenne $\bar{\varepsilon}_w = 0,06^\circ/s$ et une variance de $\sigma_{\varepsilon_w} = 0,026^\circ/s$. L'évaluation de la trajectoire donne une erreur en rotation de $\varepsilon_R = 0,036 \text{ rad}$ et des erreurs de translation $\varepsilon_{T_x} = 0,59 \text{ m}$ et $\varepsilon_{T_y} = 0,35 \text{ m}$. 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 passages des ronds-points, altérant les estimations des translations en x et y .



(a)



(b)

Figure 11. Estimation des vitesses. (a) et (b) représentent respectivement les estimations des vitesses linéaires et angulaires. La vérité terrain obtenue par une fusion du D-GPS et des odomètres est présentée en trait continu. Les croix représentent l'estimation donnée par la méthode avec verticalement son incertitude associée

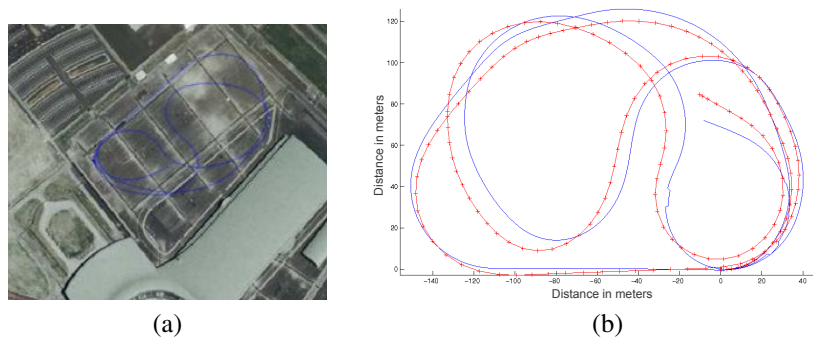


Figure 12. Résultats de localisation par odométrie radar. (a) vue du site d'expérimentation, (b) en trait continu la vérité terrain D-GPS. La localisation du véhicule obtenue par odométrie radar en utilisant l'analyse de la distorsion est donnée par les croix

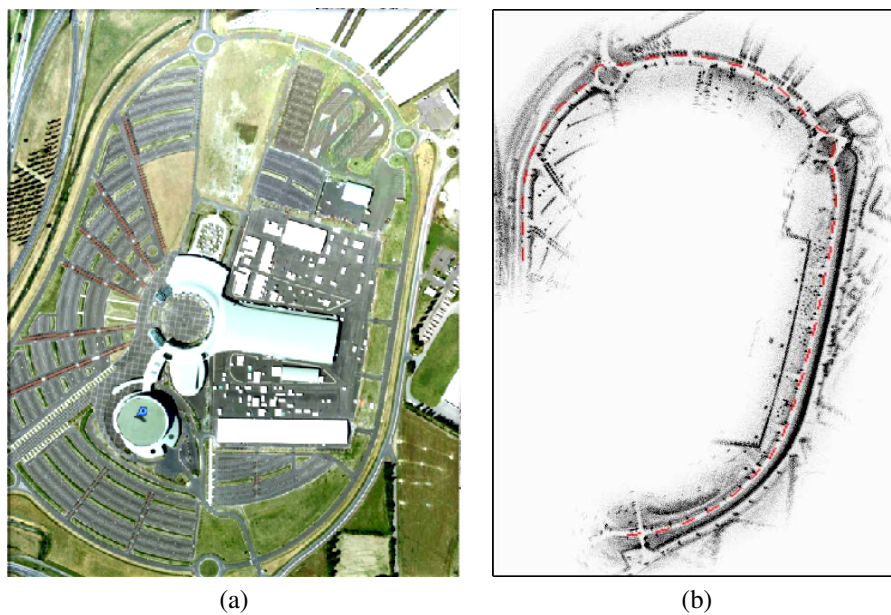


Figure 13. Odométrie radar en milieu semi-urbain. (a) Vue aérienne de la zone d'expérimentation. (b) Trajectoire estimée et reconstruction de la cartographie uniquement par analyse de la distorsion

La dernière expérimentation menée a consisté à appliquer cet algorithme au cas d'un bateau, équipé du radar K2Pi, navigant sur un lac. Les problèmes dans de telles conditions, 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 perturbé à cause de l'environnement naturel complexe (zone boisée, canyon, etc.). La localisation et par conséquent la cartographie deviennent alors des problèmes difficiles souvent résolus par l'utilisation de centrale inertielle très onéreuse. 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 $m.s^{-1}$ sur une trajectoire d'approximativement 600 m est présenté sur la figure 14. Une vue aérienne du site ainsi que la cartographie et la trajectoire sont présentées. Ne disposant pas des vérités terrain pour cette application, ni d'aucune autre donnée à l'exception des images radars, le résultat est évalué de façon visuelle par juxtaposition de la carte et de la vue aérienne. La figure 14(b) est obtenue conformément aux opérations évoquées au fil de l'article. La première étape consiste donc à extraire, automatiquement, sur la partie utile des images radars (c'est-à-dire ici celle relative aux berges), des détections et à les associer entre paires d'acquisitions successives. Sur la base de ces associations et de la formulation de la distorsion, les paramètres de vitesse angulaire et de vitesse linéaire du bateau sont estimés. A partir de ces vitesses, la trajectoire effectuée par le porteur est retrouvée et est combinée avec le mouvement rotatif du capteur. En conséquence, chaque faisceau radar, pris à un temps d'acquisition différent, peut être recalé à sa position réelle sur la trajectoire. La distorsion dans les images radars, inhérente au déplacement du capteur lors de l'acquisition, est corrigée et les observations sont replacées dans un repère cohérent permettant la reconstruction d'une cartographie très similaire à la vue aérienne de la zone explorée.

7. Conclusion

Une méthode originale pour le calcul de la pose et de la vitesse instantanée d'un robot mobile en milieu naturel ou semi-naturel a été présentée en exploitant un capteur télémétrique à rotation lente et en tenant compte de la distorsion des données induites. La formulation de la distorsion due au déplacement du capteur a été établie. En comparant les acquisitions panoramiques successives, les vitesses angulaires et linéaires sont estimées. En dépit d'une hypothèse de vitesse constante durant chaque période d'acquisition, l'algorithme est robuste aux variations de vitesse modérées. Le capteur utilisé pour cette étude est un capteur panoramique radar, dont on a pris en compte l'effet Doppler, mais la formulation peut être facilement adaptée à d'autres capteurs rotatifs. Avec ce type de capteur radar, l'extraction des amers reste un défi en raison des ambiguïtés, des fausses détections, des effets Doppler et de « speckle ». Afin de faire face à ces problèmes, un traitement du signal radar et une méthode de vote ont été appliqués. L'approche a été évaluée sur des données radars réelles montrant sa faisabilité et la fiabilité à vitesse élevée (environ 30 km/h). Les principales contributions de

l'approche proposée sont d'exploiter la distorsion comme source d'information plutôt que comme une perturbation, de n'utiliser aucun capteur autre que le capteur radar, et de fonctionner sans aucune connaissance de l'environnement.

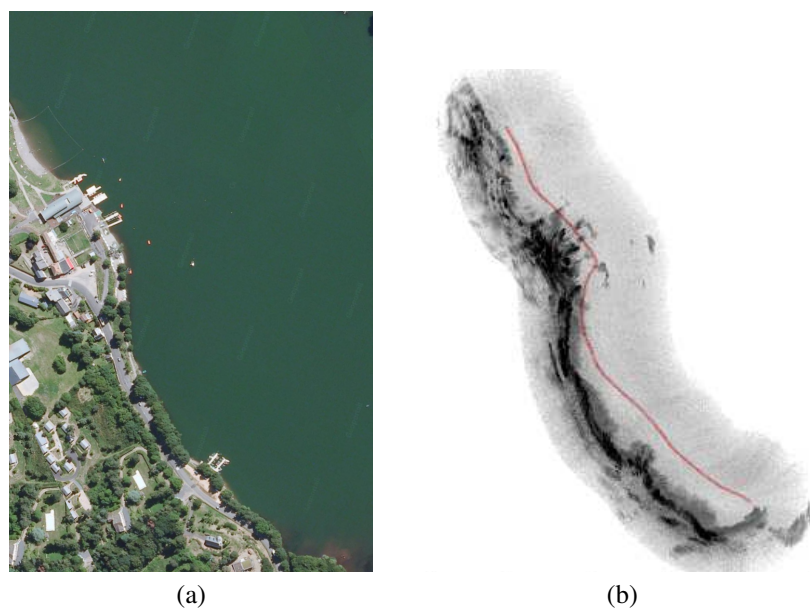


Figure 14. Odométrie radar en milieu nautique. (a) Vue aérienne de la zone d'expérimentation. (b) Trajectoire estimée et cartographie élaborée uniquement par analyse de la distorsion

Remerciements

Ce projet a été supporté par l'Agence Nationale de la Recherche (ANR IMPALA PSIROB – ANR-06-ROBO-0012). Les auteurs tiennent à remercier les membres de IRSTEA, M.-O. Monod, R. Rouveure et P. Faure, pour la mise à disposition du capteur radar et des données utilisées dans le présent document.

Bibliographie

- Ait-Aider O., Andreff N., Laved J.-M., Martinet P. (2006). Simultaneous Object Pose and Velocity Computation Using a Single View from a Rolling Shutter Camera. In *European Conf. on Computer Vision*, p. 56-68. Graz, Austria, Springer.
- Arras K. O. (2003). *Feature-Based Robot Navigation in Known and Unknown Environments*. Doctoral dissertation no. 2765, Swiss Federal Institute of Technology Lausanne (EPFL), Switzerland.
- Borenstein J., Everett H. R., Feng L., Wehe D. (1997). Mobile robot positioning: Sensors and techniques. *Journal of Robotic Systems*, vol. 14, n° 4, p. 231-249.

- Checchin P., Gérossier F., Blanc C., Chapuis R., Trassoudaine L. (2009, 7). Radar Scan Matching SLAM using the Fourier-Mellin Transform. In *The 7th International Conference on Field and Service Robots (FSR)*. Cambridge, Massachusetts, USA.
- Howard A. (2008). Real-time stereo visual odometry for autonomous ground vehicles. In *IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems - IROS*, p. 3946-3952. Nice, France, IEEE Press.
- Jenkin M., Verzijlenberg B., Hogue A. (2010). Progress towards underwater 3D scene recovery. In *Proc. of the 3rd Conf. on Computer Science and Software Engineering*, p. 123-128. Montréal, Quebec, Canada, ACM.
- Julier S., Uhlmann J. (2007). Using covariance intersection for slam. *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 55, n° 1, p. 3-20.
- Kitt B., Geiger A., Lategahn H. (2010, June). Visual Odometry based on Stereo Image Sequences with RANSAC-based Outlier Rejection Scheme. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. San Diego, USA, IEEE Press.
- Kümmerle R., Steder B., Dornhege C., Ruhnke M., et al. (2009). On Measuring the Accuracy of SLAM Algorithms. *Journal of Autonomous Robots*, vol. 27, n° 4, p. 387-407.
- Nistér D., Naroditsky O., Bergen J. (2006). Visual odometry for ground vehicle applications. *Journal of Field Robotics*, vol. 23.
- Nüchter A., Lingemann K., Hertzberg J., Surmann H. (2005). Heuristic-Based Laser Scan Matching for Outdoor 6D SLAM. In *Advances in Artif. Intellig. 28th German Conf. on AI*, p. 304-319. Koblenz, Germany, Springer.
- Olson E. (2009). Real-time correlative scan matching. In *Proc. Inter. Conf. on Robotics and Automation - ICRA*, p. 4387-4393. Kobe, Japan, IEEE Press.
- Pretto A., Menegatti E., Bennewitz M., Burgard W., Pagello E. (2009). A Visual Odometry Framework Robust to Motion Blur. In *Proc. Inter. Conf. on Robotics and Automation - ICRA*, p. 1685-1692. Kobe, Japan, IEEE Press.
- Ribas D., Ridaou P., Tardós J., Neira J. (2007, October). Underwater SLAM in a Marina Environment. In *IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems - IROS*, p. 1455-1460. San Diego, USA, IEEE Press.
- Richardson W. H. (1972, Jan). Bayesian-based iterative method of image restoration. *J. Opt. Soc. Am.*, vol. 62, n° 1, p. 55-59. <http://www.opticsinfobase.org/abstract.cfm?URI=josa-62-1-55>
- Rouveure R., Faure P., Monod M. (2010). A New Radar Sensor for Coastal and Riverbank Monitoring. In *Observation des Côtes et des Océans : Senseurs et Systèmes (OCOSS 2010)*. Brest, France.
- Thrun S. (2002). Robotic Mapping: A Survey. In G. Lakemeyer, B. Nebel (Eds.), *Exploring Artificial Intelligence in the New Millenium*. San Francisco, USA, Morgan Kaufmann.
- Tipaldi G. D., Ramos F. (2009). Motion clustering and estimation with conditional random fields. In *Proc. of the 2009 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, p. 872-877. St. Louis, MO, USA, IEEE Press.
- Vivet D., Checchin P., Roland C. (2012, janvier). Odométrie radar par analyse de la distorsion - Application à un véhicule roulant à vitesse élevée. In *Actes de la conférence RFIA 2012*. Lyon, France. <http://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00656486> (Session "Articles")

Williams B., Reid I. (2010). On Combining Visual SLAM and Visual Odometry. In *Proc. Inter. Conf. on Robotics and Automation - ICRA*. Anchorage, Alaska, USA, IEEE Press.

Damien Vivet a obtenu sa thèse à l'Université Blaise Pascal de Clermont-Ferrand en 2011. En 2012, il est Post-doctorant à l'ISAE (ex-Supaéro) dans le département Signal, Communication, Antenne et Navigation. Il est depuis fin 2012 Assistant Temporaire d'Enseignement et de Recherche à l'INSA de Rouen rattaché à l'équipe Systèmes de Transports Intelligents du Laboratoire LITIS. Son activité de recherche porte sur la perception, la localisation et la cartographie pour la navigation de véhicules.

Paul Checchin est Maître de Conférences, Habilité à diriger des Recherches, à l'Université Blaise Pascal, en poste à l'IUT d'Allier au sein du département Génie Electrique et Informatique Industrielle. Son activité de recherche, menée au sein de l'Institut Pascal, UMR 6602 du CNRS, est consacrée à la perception pour la localisation et la cartographie en robotique mobile, à l'analyse de données tridimensionnelles issues de capteurs actifs 3D.

Roland Chapuis est professeur à l'Université Blaise Pascal depuis 2002, enseignant à Polytech Clermont-Ferrand, et chercheur à l'Institut Pascal UMR 6602 CNRS. Après avoir obtenu un doctorat en électronique en 1991 sur des problématiques de localisation temps réel sur autoroute par vision embarquée, il passe une thèse d'habilitation en 2000. Il fait partie aujourd'hui de l'axe ISPR (Image et Systèmes de Perception pour la Robotique) de l'Institut Pascal à Clermont-Ferrand où il anime la thématique "systèmes de perception". Roland Chapuis est impliqué dans plusieurs actions du Labex IMBOS3 ainsi que porteur de l'action ROBMOB du projet Equipex Robotex sur le nœud clermontois. Ses domaines d'intérêt portent sur la fusion de données, le SLAM multimodalité et l'interprétation de scènes.