HAL
open science

Odométrie radar par analyse de la distorsion - Application à un véhicule roulant à vitesse élevée

Damien Vivet, Paul Checchin, Chapuis Roland

To cite this version:

Damien Vivet, Paul Checchin, Chapuis Roland. Odométrie radar par analyse de la distorsion - Application à un véhicule roulant à vitesse élevée. RFIA 2012 (Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle), Jan 2012, Lyon, France. pp.978-2-9539515-2-3. hal-00656486

HAL Id: hal-00656486

https://hal.science/hal-00656486

Submitted on 17 Jan 2012

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.

Odométrie radar par analyse de la distorsion - Application à un véhicule roulant à vitesse élevée

Damien Vivet Paul Checchin Roland Chapuis

Clermont Université, Université Blaise Pascal, Institut Pascal, BP 10448, F-63000 CLERMONT-FD
CNRS, UMR 6602, Institut Pascal, F-63171 AUBIERE
prénom.nom@lasmea.univ-bpclermont.fr

Résumé

L'utilisation d'un capteur télémétrique tournant en robotique mobile à haute vitesse implique l'apparition de distorsions 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 distorsion est analysée pour en extraire l'information du déplacement du véhicule, sans aucun autre apport que celui fourni par le capteur extéroceptif. Le capteur utilisé est un radar panoramique FMCW (Frequency Modulated Continuous Wave) appelé K2Pi, et ce, sans odomètre, gyromètre ou autres capteurs proprioceptifs supplémentaires. L'idée consiste à effectuer de la vélocimétrie en analysant la distorsion dans les mesures. Cette analyse aboutit à des estimations des vitesses angulaires et linéaires du robot mobile. Celles-ci sont ensuite utilisées dans le but de 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 un radar sont présentés pour un véhicule mobile terrestre. Ce travail peut être facilement étendu à d'autres types de capteurs télémétriques tournants.

Mots Clef

Localisation, cartographie, radar, distorsion.

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 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 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 application. This work can easily be extended to other slow rotating range sensors.

Keywords

Localization, mapping, radar, distortion.

1 Introduction

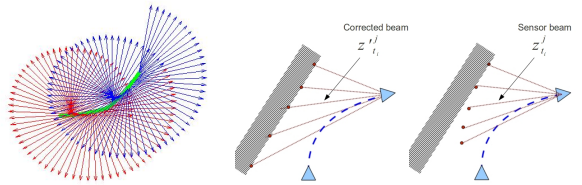
Il est fréquent en robotique mobile d'assumer que l'acquisition des mesures télémétriques lors d'un balayage est une collection de données prises depuis une position du robot. Cette hypothèse est valide lorsqu'on travaille avec des capteurs laser qui ont souvent maintenant des fréquences de rotation élevées, notamment par rapport à celles de capteurs radar. 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 [4], le capteur délivre une image radar panoramique par seconde. Quand le véhicule va tout droit, à une faible vitesse de 5 m/s, l'image panoramique subit une distorsion de 5 mètres. Dans le cas d'un télémètre laser avec une fréquence de balayage de 75 Hz, cette distorsion existe mais n'est que de 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. Fig. 2). Enfin, notons que lorsque le capteur est trop lent, un méthode dite « stop & scan » est souvent appliquée [11].

Dans un travail précédent, nous avons proposé une méthode de SLAM à la volée qui compense le phénomène de distorsion avec les informations issues des capteurs propri-

oceptifs, en intégrant cet effet dans le modèle d'observation. Dans le présent article, 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. En fait, la distorsion est souvent considérée comme un bruit et est filtré. L'objectif n'est donc plus 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 dans la section 2. Dans la section 3, une étude bibliographique est conduite. La section 4 présente brièvement le capteur radar développé par une équipe de recherche du Cemagref [15]. En section 5, la formulation du principe mis en oeuvre est établie. Enfin, la section 6 montre les résultats expérimentaux de ce travail. La section 7 conclut.

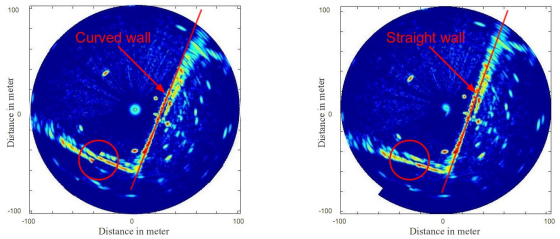
2 Le phénomène de distorsion

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 souhaitée 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 présenté sur des données simulées sur la figure 1. Un exemple de distorsion est présenté sur des 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 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. L'objectif de ce travail est d'évaluer et d'éventuellement corriger la distorsion des données en comparant successivement les images radar.



(a) (b) (c)

FIGURE 1 – *(a) Phénomène de distorsion : lorsque le véhicule se déplace selon la trajectoire verte, le capteur effectue 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 balayage 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 $z'^{j}_{t_i}$ 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 $z^{j}_{t_i}$ non corrigés.*



(a) (b)

FIGURE 2 – *Données radar réelles présentant de la distorsion : (a) données radar 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 $m = \{\mathbf{M}_1, \ldots, \mathbf{M}_l\}$, la liste des mesures capteur 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 $Z_j = \{z^j_{t_0}, z^j_{t_1}, \ldots, z^j_{t_n}\}$. La fonction de densité de probabilité donnant x_k à partir de x_0 peut alors être écrite comme :

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

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 :

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

Si deux acquisitions capteurs sont supposées indépendantes [16], l'estimation devient :

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

Cependant, comme le véhicule se déplace pendant les acquisitions, son mouvement distord les données collectées. Cette distorsion n'est pas négligeable. Aussi, chaque faisceau $z^j_{t_l}$ 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 [2], 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 :

$$ {}^{S}P = {}^{R}_{S}T^{-1} \; {}^{W}_{R}T^{-1} \; {}^{W}_{R'}T \; {}^{R'}_{S'}T \; {}^{S'}P \tag{4} $$

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 $z'^{j}_{t_l}$ sont considérées dé-corrélées. L'estimation de l'état devient alors :

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

Le modèle d'observation décrit la probabilité d'effectuer une observation avec un faisceau corrigé $z'^{j}_{t_l}$ ($z^{j}_{t_l}$ 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.

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

De manière récursive :

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

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

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

Selon les équations (8) et (3), 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 celles de notre senseur télémétrique. 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. 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 [3]. Néanmoins, afin d'obtenir une estimation de déplacement, quelques recherches se sont attachées à exploiter uniquement des données extéroceptives. Ainsi, Howard [5], Kitt et al. [8] ou Nistér et al. [10] ont proposés des solutions d'odométrie visuelle fondées sur l'utilisation de caméras seules, sans données proprioceptives. Tipaldi [17] 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 [18, 13]. Dans des environnements sous-marin ou naval, les méthodes classiques d'« ego-motion » ne sont pas adaptées. Dans l'article [6], Jenkin et al. 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 laser, la méthode de mise en correspondance de scan ou « scan-matching » est classiquement utilisée [12, 14] 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 est une approche utilisant une caméra spécifique de type Rolling Shutter. Dans [1] 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.

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 cartographie terrestre.

4 Le capteur radar

Pour cette étude, le radar panoramique K2Pi est utilisé. Ce capteur est développé par le Cemagref, un des partenaires du projet dans lequel s'inscrivent ces travaux. Il est présenté sur la Fig. 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 mètres.

(a) (b)

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

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.

La distance R_i 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. Fig. 2). Pour la suite de ce travail, les signaux issus du capteur radar seront considérés comme des images ou des scans. L'approche décrite peut être utilisée avec des images fournies par différents type de capteurs tournants.

5 Analyse de la distorsion

5.1 Formulation du problème

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. Soient $\mathbf{M}_1$ 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 (ie. les vitesses linéaires V et angulaire ω) et les fonctions de projection f et g (cf. Fig. 4). 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.

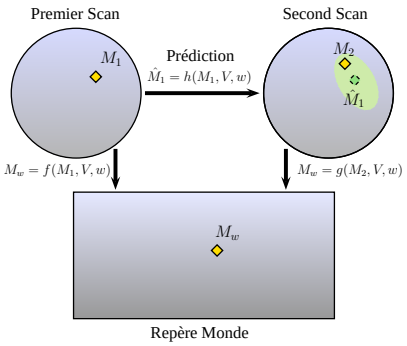


FIGURE 4 – *Principe de l'analyse de la distorsion. En jaune les amers détectés dans chaque scan et les amers correspondant du monde. La pose de la détection prédite dans 2 à partir de 1 est en vert.*

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 capteur 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 :

$$m_i = \left(\sqrt{x_d^2 + y_d^2} + 2\alpha \frac{V cos(\omega_{sensor} t_d)}{\lambda} \right) \times \begin{bmatrix} cos(\omega_{sensor} t_d) \\ sin(\omega_{sensor} t_d) \end{bmatrix} \quad (9)$$

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

$$\begin{cases} \mathbf{M}_{w,1} = f(\mathbf{M}_1, V, \omega) \\ \mathbf{M}_{w,2} = g(\mathbf{M}_2, V, \omega) \end{cases} \tag{10}$$

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

$$\mathbf{M}_{w,1} = \mathbf{x}_0 + \begin{bmatrix} \cos(\phi_0 + \omega t_1) & -\sin(\phi_0 + \omega t_1) \\ \sin(\phi_0 + \omega t_1) & \cos(\phi_0 + \omega t_1) \end{bmatrix} \mathbf{M}_1 + \frac{2V}{\omega} \sin(\frac{\omega t_1}{2}) \begin{bmatrix} \cos(\phi_0 + \frac{\omega t_1}{2}) \\ \sin(\phi_0 + \frac{\omega t_1}{2}) \end{bmatrix} \tag{11}$$

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 11. Ainsi, 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 : $S = (\mathbf{M}_{w2} - \mathbf{M}_{w1})^2$ où $\mathbf{M}_{w2}$ et $\mathbf{M}_{w1}$ sont obtenus par les fonctions f et g :

$$S(\hat{x}_1, \hat{y}_1) = (g(\hat{\mathbf{M}}_1, V, \omega) - f(\mathbf{M}_1, V, \omega))^2 \tag{12}$$

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 incertitudes respectives.
L'association de données entre les prédictions $\hat{\mathbf{M}}_1$ et les amers $\mathbf{M}_2$ 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 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 processus de 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 de vitesse, 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 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 covariances (CI pour Covariance Intersection) [7]. 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 ponctuel et avec un capteur simulé se déplaçant à vitesse constante. La validation de cette approche sur des données réelles a également été menée avec un véhicule évoluant à vitesse variable et avec une sélection automatique d'amers en environnement d'extérieur.

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 fut réalisée avec une vitesse linéaire de 15 m/s et une vitesse angulaire de $6°/s$. Le capteur avait

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

Entrées de l'algorithme :
- Deux images panoramiques successives
- Dernière estimation de vitesse du robot : (V, ω)

$\mathbf{M}_1 \leftarrow$ Extraction des détections de l'image 1
$\mathbf{M}_2 \leftarrow$ Extraction des détections de l'image 2
Prédiction des détection de l'image 1 sur l'image 2 :
- $\hat{\mathbf{M}}_1 \leftarrow argmin\{(g(\hat{\mathbf{M}}_1, V, \omega) - f(\mathbf{M}_1, V, \omega))^2\}$

Asso $\leftarrow$ Etape d'association de données entre $\mathbf{M}_2$ et $\hat{\mathbf{M}}_1$
for k : *Asso* **do**
  $\hat{\mathbf{V}}_\mathbf{v}(k) \leftarrow$ Mise à jour EKF pour l'association k (V, ω)
end for
$\tilde{\mathbf{V}}_\mathbf{inlier} \leftarrow$ Filtrage des estimations de $\hat{\mathbf{V}}_\mathbf{v}$ par RANSAC
$\tilde{\mathbf{V}}_\mathbf{v} \leftarrow$ Fusion par CI des estimations cohérentes $\hat{\mathbf{V}}_\mathbf{inlier}$
Sorties de l'algorithme :
- Nouvelle estimation de vitesse du robot

une fréquence d'acquisition de 1 Hz et une portée maximale de 200 m.

La figure 5(a) présente la trajectoire circulaire du véhicule par des pointillés rouges. Chaque acquisition successive est représentée. Les étoiles rouges et bleues désignent respectivement les détections des scans 1 et 2. Les poses prédites ainsi que leurs incertitudes sont également représentées. La pose de chaque détection de l'image 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 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 5(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 avec leurs incertitudes à 3 σ sont représentées en vert tandis qu'en rouge sont affichés les votes de chaque association avec leurs incertitudes respectives à 3 σ. Afin de réduire la sur-convergence, une fusion fondée sur l'intersection de covariance (CI) a été appliquée. La fusion des différentes vitesses par l'algorithme de CI est donné en bleu avec son incertitude à 1 σ. 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 $\varepsilon_V = 0.05\ m/s$ et $\varepsilon_w = 0.01\ rad/s$.

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 radar réelles ont été menées.

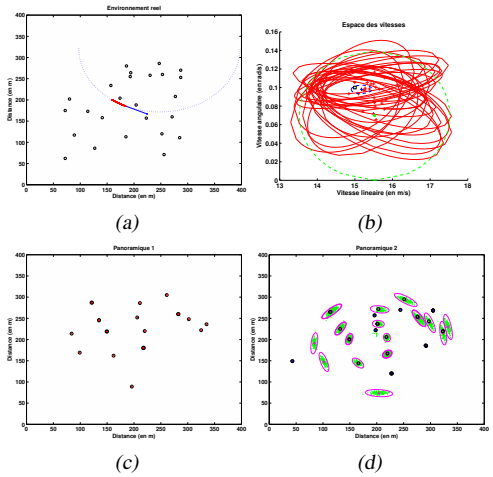


FIGURE 5 – *(a) La trajectoire circulaire du véhicule est représentée en bleu. En rouge, le trajet effectué pendant les deux acquisitions successives et en noir les amers. En haut(c) et (d), les deux acquisitions du capteur télémétrique tournant avec les détections (en rouge et en bleu) et les prédictions (en vert et en magenta). (b) La fusion de toutes les vitesses votées par chaque association potentielle dans l'espace de vitesses* (V, ω).

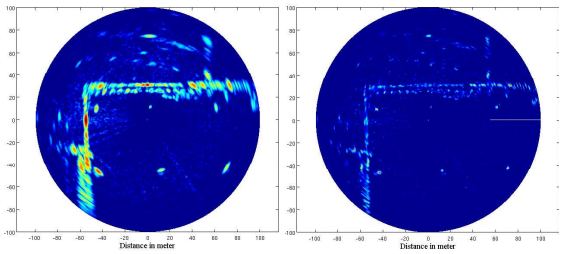
6.2 Validation sur données réelles

Dans le but de valider cette méthode, une estimation des vitesses d'un véhicule équipé du radar panoramique K2Pi a été effectué à partir de données réelles obtenues dans des conditions d'expérimentation contrôlées.

Des exemples d'images fournies par le radar sont présentées sur la figure 6. 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 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 donnée est l'ouverture d'antenne. Par conséquent, une déconvolution mettant en oeuvre l'algorithme de Lucy-Richardson 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.

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 moyenne de 8 m/s ($\approx 30\ km/h$) sur le parking du Zénith d'Auvergne (voir vue aérienne figure 8). 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 est l'étape de l'algorithme la plus longue. L'étape d'estimation des vitesses



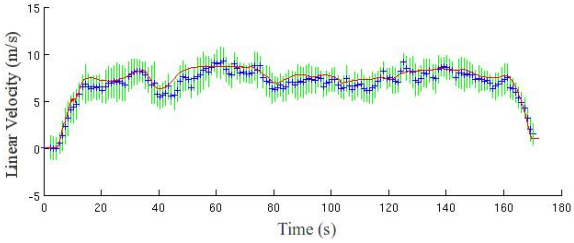
(a) (b)

FIGURE 6 – *Données radar entachées d'effet de distorsion (a), déconvolution des données radar (b). La portée est de 100 m.*

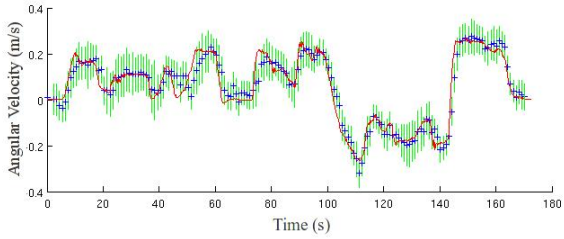
du véhicule prend un temps moyen de 1.4 s avec un temps fixe de 1.3 s pour le processus de déconvolution en utilisant MATLAB. Cette étape pourrait être optimisée pour atteindre le temps réel, néanmoins ce n'est pas l'objectif principal de ce travail. Une fois les images filtrées, l'analyse des images 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 7. 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 $\sigma_{\varepsilon_V} = 0.56\ m/s$ et une moyenne de $\bar{\varepsilon_V} = 0.2\ m/s$. L'erreur sur la vitesse angulaire, ε_w, présente une variance $\sigma_{\varepsilon_w} = 0.85°/s$ et une moyenne de $\bar{\varepsilon_w} = 0.13°/s$. Sur la base de ces estimations, la localisation à l'estime de la trajectoire a été effectuée et est présentée sur la figure 8. 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 dans [9] et donne une erreur en rotation de $\varepsilon_R = 0.059\ rad$ et des erreurs de translation $\varepsilon_{Tx} = 0.113\ m$ et $\varepsilon_{Ty} = 0.023\ m$. 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 m/s à 8 m/s en 10 s, ce qui est en conflit avec notre hypothèse de vitesse constante. 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 fiables. 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.

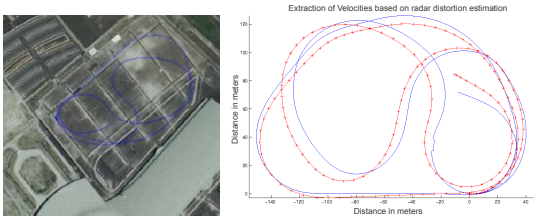


(a)



(b)

FIGURE 7 – *(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 rouge. En bleu l'estimation donnée par la méthode avec son incertitude associée en vert.*



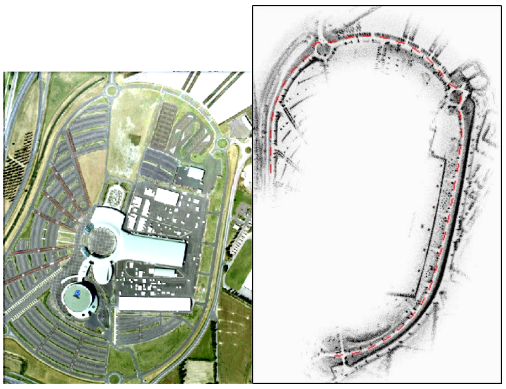
(a) (b)

FIGURE 8 – *Résultats de localisation par odométrie radar : (a) vue du site d'expérimentation, (b) en bleu la vérité terrain D-GPS. En rouge la localisation du véhicule obtenue par odométrie radar en utilisant l'analyse de la distorsion.*

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 9.

Là encore, une évaluation de la trajectoire reconstruite a

été menée. L'estimation de la vitesse linéaire ε_V a une erreur moyenne de $\bar{\varepsilon_V} = 0.29\ m/s$ avec une variance $\sigma_{\varepsilon_V} = 1.31 m/s$. La vitesse angulaire a une erreur ε_w de moyenne $\bar{\varepsilon}_w = 0.06°/s$ et une variance de $\sigma_{\varepsilon_w} = 0.026°/s$. L'évaluation de la trajectoire donne une erreur en rotation de $\varepsilon_R = 0.036\ rad$ et des erreurs de translation $\varepsilon_{Tx} = 0.59\ m$ et $\varepsilon_{Ty} = 0.35\ m$. 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 9 – *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.*

7 Conclusion

Ainsi, 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, l'algorithme est robuste aux variations de vitesse modérées : les résultats présentaient une accélération du véhicule pour passer de 0 à 30 km/h. Le capteur utilisé pour cette étude était d'un capteur panoramique radar, 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 radar 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.

Références

[1] O. Ait-Aider, N. Andreff, J.-M. Lavest, and P. 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.

[2] K. O. Arras. *Feature-based robot navigation in known and unknown environments*. PhD thesis, Swiss Federal Institute of Technology Lausanne, Thesis No. 2765, Lausanne, 2003.

[3] J. Borenstein, H. R. Everett, L. Feng, and D. Wehe. Mobile robot positioning : Sensors and techniques. *Journal of Robotic Systems*, 14(4) :231–249, 1997.

[4] P. Checchin, F. Gérossier, C. Blanc, R. Chapuis, and L. Trassoudaine. Radar Scan Matching SLAM using the Fourier-Mellin Transform. In *The 7th International Conference on Field and Service Robots (FSR)*, Cambridge, Massachusetts, USA, 7 2009.

[5] A. 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.

[6] M. Jenkin, B. Verzijlenberg, and A. Hogue. Progress towards underwater 3D scene recovery. In *Proc. of the 3rd Conf. on Computer Science and Software Engineering*, C3S2E'10, pages 123–128. ACM, 2010.

[7] S. Julier and J. Uhlmann. Using covariance intersection for slam. *Robotics and Autonomous Systems*, 55(1) :3–20, 2007.

[8] B. Kitt, A. Geiger, and H. Lategahn. Visual Odometry based on Stereo Image Sequences with RANSAC-based Outlier Rejection Scheme. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, San Diego, USA, June 2010.

[9] R. Kümmerle, B. Steder, C. Dornhege, M. Ruhnke, G. Grisetti, C. Stachniss, and A. Kleiner. On Measuring the Accuracy of SLAM Algorithms. *Journal of Autonomous Robots*, 27(4) :387–407, 2009.

[10] D. Nistér, O. Naroditsky, and J. Bergen. Visual odometry for ground vehicle applications. *Journal of Field Robotics*, 23, 2006.

[11] A. Nüchter, K. Lingemann, J. Hertzberg, and H. Surmann. Heuristic-Based Laser Scan Matching for Outdoor 6D SLAM. In *Advances in Artif. Intellig. 28th German Conf. on AI*, pages 304–319, 2005.

[12] E. Olson. Real-time correlative scan matching. In *"Proc. Inter. Conf. on Robotics and Automation - ICRA"*, pages 4387–4393, 2009.

[13] A. Pretto, E. Menegatti, M. Bennewitz, W. Burgard, and E. Pagello. A Visual Odometry Framework Robust to Motion Blur. In *Proc. Inter. Conf. on Robotics and Automation - ICRA*, ICRA'09, pages 1685–1692, 2009.

[14] D. Ribas, P. Ridao, J.D. Tardós, and 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.

[15] R. Rouveure, P. Faure, and M.O. Monod. A New Radar Sensor for Coastal and Riverbank Monitoring. In *Observation des Côtes et des Océans : Senseurs et Systèmes*, 2010.

[16] S. Thrun. Robotic Mapping : A Survey. In G. Lakemeyer and B. Nebel, editors, *Exploring Artificial Intelligence in the New Millenium*. Morgan Kaufmann, 2002.

[17] G. D. Tipaldi and F. Ramos. Motion clustering and estimation with conditional random fields. In *Proc. of the 2009 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, IROS'09, pages 872–877, St. Louis, MO, USA, 2009.

[18] B. Williams and I. Reid. On combining visual slam and visual odometry. In *Proc. Inter. Conf. on Robotics and Automation - ICRA*, 2010.