

Odométrie visuelle par vision omnidirectionnelle pour la navigation autonome d'une chaise roulante motorisée

R. Datondji¹

N. Ragot²

Y. Nasri²

R. Khemmar²

R. Boutteau²

¹ CEREMA, 76120 Le Grand Quevilly, France

rene-e.datondji@cerema.fr

² ESIGELEC - IRSEEM, 76801 Saint Etienne du Rouvray, France

prénom.nom@esigelec.fr

Résumé

Ce papier présente une méthode d'odométrie visuelle pour la navigation autonome d'une chaise roulante à partir d'un capteur de vision omnidirectionnelle. Le système est composé d'un capteur de vision monoculaire catadioptrique fixé sur la partie haute de la chaise roulante. L'objectif consiste à utiliser l'information de vision pour estimer le déplacement. L'estimation du déplacement entre deux images est réalisée à partir d'appariements de points d'intérêt et de l'estimation de la géométrie épipolaire (estimation de la matrice essentielle en particulier). Les campagnes de mesures ont été réalisées dans un laboratoire équipé d'un système de capture du mouvement, pour deux types de trajectoires : en ligne droite et en courbe. Les résultats expérimentaux sont encourageants et confirment la pertinence de l'approche au regard des problématiques d'estimation de mouvement basée vision, dans le contexte de l'aide à la mobilité.

Mots Clef

vision omnidirectionnelle, odométrie visuelle, appariement de points d'intérêt, géométrie épipolaire.

Abstract

This paper presents an omnivision-based visual odometry approach for the autonomous navigation of an electrical powered wheelchair. Our system is made of a monocular catadioptric camera mounted on top of the wheelchair. The objective is to use the image information to estimate the motion parameters of the system. Our approach is based on feature matchings and epipolar geometry estimation (essential matrix) to determine the motion parameters of the wheelchair. The experiments have been conducted in our laboratory for two different trajectories (straight and curved). Experimental results are promising and validate our approach, in the context of assistive mobility.

Keywords

omnidirectional vision, visual odometry, feature matching, epipolar geometry

1 Introduction

Ces dix dernières années ont vu une augmentation significative de l'utilisation des technologies (TIC, robotique, etc.) pour le soutien aux personnes handicapées et/ou âgées, leurs familles et les spécialistes de la santé [1]. L'Europe et les Etats-Unis font également face depuis quelques années à une augmentation de l'utilisation de fauteuils roulants motorisés. Une récente étude évoque un ratio de 60 à 200 utilisateurs de fauteuils roulants pour 10 000 habitants. Cette estimation devrait sensiblement augmenter dans les prochaines années avec l'amélioration et l'augmentation de l'espérance de vie.

Le projet européen COALAS s'inscrit dans ce contexte et vise à développer des solutions innovantes basées sur les technologies de l'information et la communication et la robotique, en réponse au soutien et aux besoins d'autonomie des personnes dépendantes [2]. Suite à l'enquête sociale [3] qui visait à recueillir les attentes des utilisateurs, des familles, des aidants et des professionnels, une partie des actions du projet a été dédiée à la conception et au développement d'un fauteuil roulant intelligent.

Le développement de fauteuils roulants intelligents a connu un intérêt croissant ces dernières années. Plusieurs projets collaboratifs de R&D ont abordés cette problématique : [4] [5] [6] se sont intéressés au développement de fonctionnalités de détection et d'évitement d'obstacles, d'assistance au passage de portes et à la circulation dans des couloirs encombrés. Par ailleurs, [7] [8] se sont intéressés au développement et à l'implémentation d'algorithmes pour la navigation autonome de fauteuils roulants. Plus récemment, la société Intel [9] a développé un fauteuil connecté qui permet l'acquisition de données biométriques (état de santé de l'utilisateur) et mécanique (état de fonctionnement du dispositif).

Qu'il s'agisse de fonctionnalités d'autonomie partielle ou complète, la plupart des recherches se concentrent sur l'utilisation de capteurs de type ultrason, lidar ou kinect. A titre d'exemple, Murarka & al. [10] ont équipé

d'un lidar une chaise roulante motorisée pour la détection d'obstacles. [11] a proposé une fusion de lidars 2D et 3D pour la construction de carte et la navigation autonome d'un fauteuil roulant en environnement urbain. Ces technologies, malgré leurs nombreux avantages, souffrent de certaines limitations : plage et résolution limitée, prix prohibitif (capteurs lidar entre autre), rendant leur utilisation dans une logique commerciale difficile.

Les capteurs de vision offrent de nouvelles perspectives : ces technologies ont un coût limité ; elles permettent une observation large-champ lorsqu'elles sont combinées avec des objectifs fish-eyes ou catadioptriques ; elles sont multi-fonctions, l'information vue pouvant être utilisée pour de la reconnaissance de formes ou de la navigation autonome par exemple. Murarka & al. [10] et Pasteau & al. [12] ont utilisé une caméra perspective pour réaliser du suivi de trajectoire et de l'asservissement visuel. D'autres approches se sont intéressées à l'utilisation d'amers pour la localisation et la cartographie d'environnements [13]. Les capteurs de vision ou stéréo-vision omnidirectionnelle ont également été utilisés pour de la détection d'obstacles [14] et l'odométrie visuelle [20] [27].

L'odométrie visuelle consiste à estimer le déplacement d'un véhicule équipé d'un capteur de vision, à partir des images successivement recueillies. L'odométrie visuelle permet ainsi d'estimer de façon incrémentale la pose d'un véhicule par l'analyse des images acquises par ses caméras embarquées [15]. Cette dernière décennie, les méthodes d'odométrie visuelle se sont considérablement développées avec un fort intérêt pour les applications temps réel [16] [17]. Des travaux ont également été menés pour des problématiques d'odométrie visuelle en environnement extérieur à partir de capteurs large champ [18].

Scaramuzza et al [19] ont proposé une méthode pour estimer le mouvement relatif d'un véhicule par rapport à la route. Pour ce faire une seule caméra omnidirectionnelle est installée sur le toit du véhicule pour acquérir les images. L'estimation de pose du véhicule s'effectue en deux étapes. Dans un premier temps, une homographie entre deux vues successives est estimée, après l'extraction des points d'intérêt appartenant au sol. Dans un second temps, une approche basée sur l'apparence permet d'obtenir de manière robuste la rotation du véhicule. L'odométrie visuelle omnidirectionnelle par l'analyse de l'apparence et la correspondance de points d'intérêts en intérieur, a fait l'objet d'une étude dans [20]. David Valiente Garcia et al, ont ainsi évalué l'odométrie visuelle à partir de vues omnidirectionnelles, dans différentes scènes intérieures et contrôlées pour des applications en temps réel. Récemment, Christian Forster [21] a présenté une méthode dite semi-directe pour l'odométrie visuelle. Cette nouvelle technique se différencie des approches reposant sur l'extraction de caractéristiques et leurs correspondances. L'algorithme s'intéresse à l'analyse des intensités au

niveau-même du pixel à une haute fréquence d'images. Les auteurs ont ainsi reporté une meilleure précision de la méthode semi-directe, par rapport à diverses méthodes dans la littérature.

L'odométrie visuelle est donc un concept bien évolué. Toutefois, peu de travaux se sont intéressés à son application aux problématiques d'aide à la mobilité à partir de capteurs omnidirectionnels. Nos travaux présentés dans cet article s'inscrivent dans ces problématiques et portent sur une méthode d'estimation de déplacement basée sur un système de vision monoculaire catadioptrique. Privilégié pour sa compacité, son large champ d'observation (360° en azimuth, ce qui maximise le nombre de points d'intérêt détectés), ce capteur souffre de fortes distorsions ce qui rend les tâches de localisation et navigation délicates. Notre approche utilise l'information de l'image pour estimer le déplacement et reproduire une trajectoire de référence décrite et définie au préalable (par des positions dans le plan). Cette estimation de mouvement entre deux images consécutives est réalisée à partir d'appariements de points d'intérêt et du calcul de la matrice essentielle.

Notre article est structuré de la manière suivante : le paragraphe 2 formalise le problème et présente les différents repères utilisés. Le paragraphe 3, détaille la méthodologie adoptée. La section 4 propose une vue globale de l'architecture logicielle déployée sur le fauteuil roulant. La section 5 présente et discute les résultats expérimentaux obtenus pour deux types de trajectoires. Une conclusion et quelques perspectives sont proposées dans le paragraphe 6.

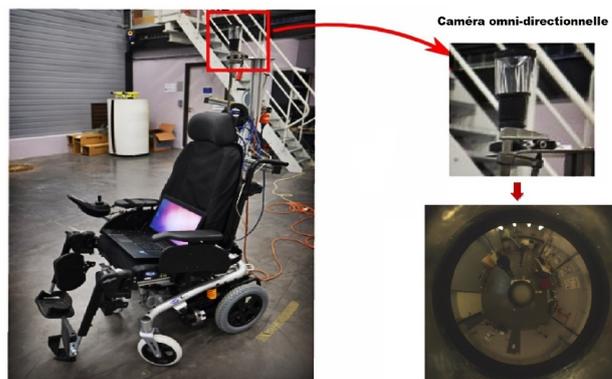


FIGURE 1 – Vue générale du système : fauteuil roulant électrique et du capteur de vision fixé au dessus de l'assise

2 Formulation du problème

2.1 Représentation du système

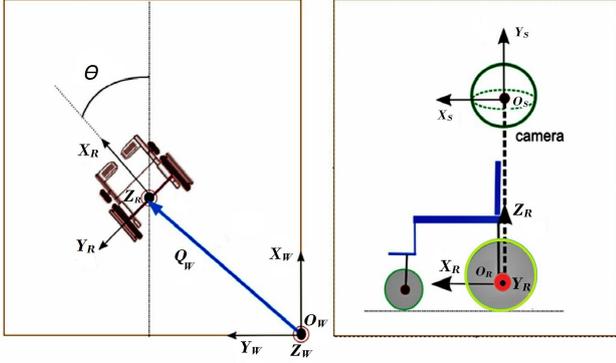


FIGURE 2 – Systèmes de coordonnées. A gauche : repère ‘Monde’ et repère ‘Robot’. A droite : repère ‘Caméra’

Pour cette étude, nous utilisons un fauteuil roulant de marque Invacare modèle Bora. Les deux roues arrière sont motorisées. Nous admettons un mouvement plan du fauteuil et définissons les repères suivants (cf. figure 2) : repère ‘Monde’ $F_W (O_W, X_W, Y_W, Z_W)$; repère ‘robot’ $F_R (O_R, X_R, Y_R, Z_R)$ positionné sur l’arrière du fauteuil entre les 2 roues ; repère ‘Caméra’ $F_S (O_S, X_S, Y_S, Z_S)$ positionné au-dessus de l’assise de la chaise. Le mouvement du capteur est alors décrit par une combinaison d’une matrice de rotation autour de l’axe Z et d’un vecteur de translation :

$$t_W = (a_W, b_W, c_W)^T$$

$$R_W(z) = \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Les campagnes de mesures ont été réalisées dans le laboratoire de Navigation Autonome de l’ESIGELEC. Ce laboratoire d’expérimentation est une pièce de $150m^2$ équipée d’un système de capture du mouvement à 20 caméras fonctionnant à 100Hz (VICON). L’origine du VICON définit l’origine du repère ‘Monde’ positionné au centre du laboratoire. Ainsi, les poses (translation, rotation) en 2D du fauteuil sont parfaitement connues ; $Q_W = (Q_X, Q_Y)$ définit ce vecteur de translation et $\theta \in [-\pi, \pi]$ définit l’angle entre l’axe X_W et la direction de conduite du fauteuil X_R . Nous utilisons un capteur hyper-catadioptrique central composé d’un miroir de révolution et d’une caméra perspective. L’ensemble est fixé au dessous de l’assise, à 150 cm par rapport au sol. Ce système permet l’acquisition d’images omnidirectionnelles

2.2 Modèle de formation de l’image

Le modèle de la sphère unitaire permet de décrire la relation 3D-2D [22] [23]. Ce modèle repose sur l’équivalence entre la projection sur une surface quadrique et la projection sur une sphère. En effet les images obtenues avec les caméras centrales catadioptriques peuvent être modélisées par une double projection de points tridimensionnels sur une sphère suivie d’une projection sur un plan (cf. figure 3). Nous adoptons le modèle de Mei et al [24] qui intègre les coefficients de distorsion. De plus, celui-ci permet de réduire le nombre de paramètres à estimer et optimise la calibration. A cet effet, les paramètres intrinsèques sont estimés grâce aux toolbox d’étalonnage proposées par [25] [26], en disposant des mires de calibrage positionnées tout autour du capteur.

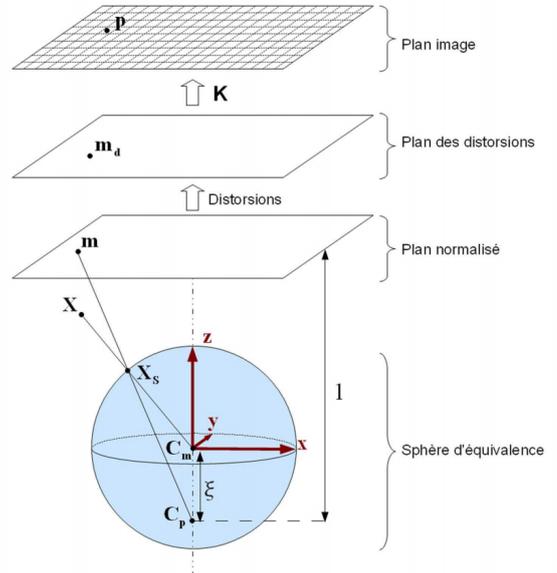


FIGURE 3 – Modèle de projection unifié - Un point 3D $X=[X_m, Y_m, Z_m]^T$ exprimé dans un repère monde arbitraire se projète en $p=[u, v]^T$: projection sur la sphère ; puis projection sur le plan normalisé ; les distorsions sont ensuite ajoutées au point m, en appliquant la fonction de distorsion ; la projection finale est obtenue grâce à la matrice de projection généralisée K [26]

3 Méthodologie

L’algorithme déployé sur le fauteuil roulant est divisé en 3 étapes clés (cf. figure 4) : 1) Détection et appariement de points d’intérêt entre deux images consécutives ; 2) Estimation de la matrice Essentielle à partir des points reprojétés sur la sphère ; 3) Estimation de pose (levée de l’ambiguïté sur la translation par triangulation).

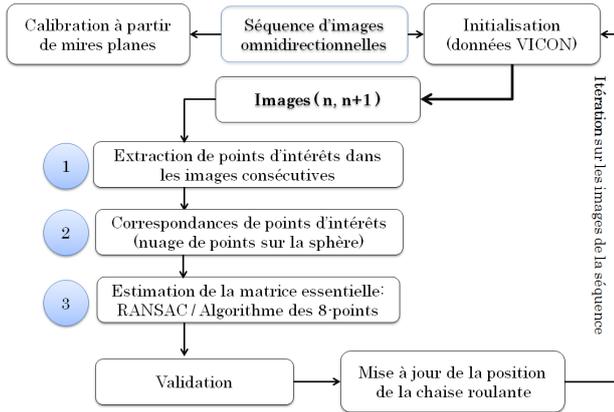


FIGURE 4 – Algorithme décrit sous forme d’un schéma blocs

3.1 Détection et appariement de points d’intérêt entre images omnidirectionnelles

Afin d’estimer le mouvement de la chaise roulante, il faut d’abord détecter et mettre en correspondance des points d’intérêts dans les images prises itérativement. La mise en correspondance est une étape fondamentale dont dépend la précision de l’algorithme. Ici, la contrainte majeure est de pouvoir détecter des points d’intérêts par un détecteur/descripteur adapté aux images omnidirectionnelles. Ces points d’intérêts détectés sont ensuite appariés directement sur la sphère de représentation. Nous avons évalué plusieurs méthodes : ORB, SIFT, SURF [15]. La méthode SURF (Speeded Up Robust Features) est adaptée aux images omnidirectionnelles [27] [16] et permet d’obtenir le meilleur compromis entre rapidité d’extraction et performance d’appariements.

3.2 Estimation de mouvement

La matrice essentielle contient la transformation géométrique entre les deux sphères de représentation. En adaptant l’hypothèse d’un mouvement plan, le problème se résume donc à estimer un vecteur de translation t_W défini au facteur d’échelle prêt et la matrice de rotation $R_W = R_W(z)$. La résolution de ce problème est bien connue en vision par ordinateur : nous l’avons traité grâce à l’algorithme des 8-points et l’algorithme RANSAC [28]. La méthode consiste à sélectionner aléatoirement huit points parmi les couples de points appariés sur les sphères pour une première estimation de la matrice essentielle. Les autres points sont alors testés pour vérifier s’ils respectent la contrainte de la géométrie épipolaire à partir de la matrice essentielle précédemment estimée. Ainsi les points respectant la contrainte épipolaire sont sauvegardés. Ce processus est répété plusieurs fois, afin d’obtenir la meilleure estimation de la matrice essentielle possible. L’ensemble de ces points cohérents sont alors réutilisés pour le calcul final de la matrice essentielle.

Nous avons ensuite appliqué une décomposition en valeur singulière pour extraire le mouvement en translation et en rotation. Cependant, la $SVD(E)$ retourne deux rotations $R1_W(z)$ & $R2_W(z)$ et deux translations $t1_W$ & $t2_W = -t1_W$. L’ambiguïté est levée en triangulant les points d’intérêt en 3D et en déterminant la transformation $T = \{R_W(z), t_W\}$ qui minimise l’erreur de reprojection (cf. Figure 5). Cet algorithme fonctionne de manière itérative et estime pour chaque nouvelle image le mouvement par rapport à celui calculé précédemment. La trajectoire peut donc être reproduite à partir des calculs de poses successives.

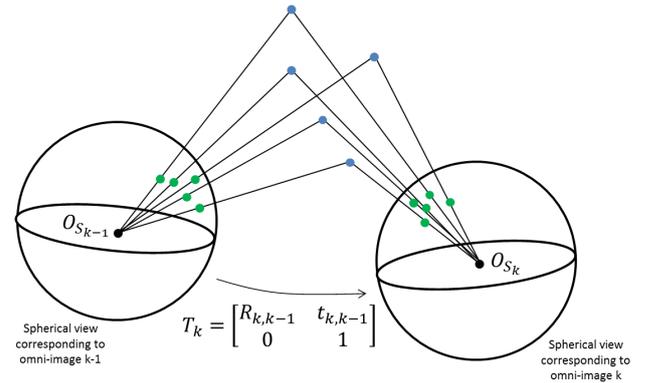


FIGURE 5 – Processus d’appariement de points d’intérêt à partir de leur représentation sphérique. Soit deux images prises à deux instants consécutifs k et $k + 1$, l’appariement (en vert) est effectué pour estimer la transformation géométrique T_k entre les deux vues à partir de la matrice essentielle

4 Architecture logicielle et matérielle

4.1 Composants et matériels

L’interfaçage avec le bus de communication du fauteuil roulant est réalisé grâce au module GPSB (General Purpose Serial Bus) fourni par la société Dynamics Control. Le module GPSB est une carte électronique qui permet le transfert en liaison série des informations entre le fauteuil, via son bus de communication propriétaire, et un périphérique extérieur (un PC par exemple).

4.2 Intégration logicielle sous ROS

Le système d’exploitation ROS (Robot Operating System) a été choisi pour le développement, l’intégration et le déploiement des algorithmes de localisation basée vision. L’ensemble du code informatique a été écrit en C++, avec des bibliothèques additionnelles dédiées au traitement d’images, la visualisation 3D, respectivement OpenCV et PCL. Afin de respecter les contraintes d’implémentation sous l’environnement ROS, le code a été scindé en trois noeuds (cf. Figure 6) :

- *Omnivision_Server* : ce noeud récupère en paramètres d'entrée deux images successives et estime le déplacement relatif entre ces deux prises de vue. Le paramètre de sortie de ce noeud est un vecteur contenant la translation et la rotation.
- *Omnivision_Publisher* : il s'agit du noeud qui permet de publier les images, au format ROS, à partir de la base de données précédemment acquise. Ce processus de publication/souscription est réalisé à l'aide de la bibliothèque OpenCV intégrée sous ROS pour la conversion des images au format requis.
- *Omnivision_Launcher* : ce noeud est en charge du démarrage de l'application.

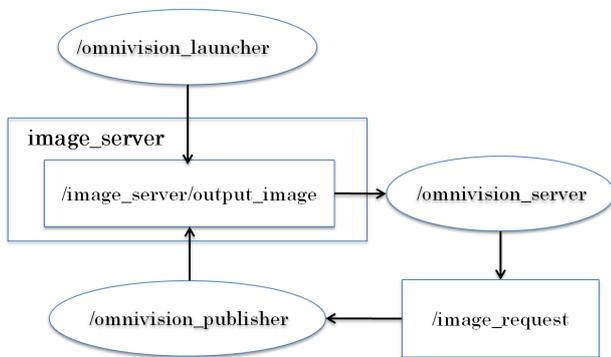


FIGURE 6 – Représentation schématique de l'architecture logicielle implémentée sous ROS

5 Résultats et Discussion

La campagne de tests s'est déroulée dans notre laboratoire équipé d'un système de capture du mouvement (20 caméras), utilisé entre autre pour estimer le facteur d'échelle. Afin d'évaluer les performances de l'algorithme, deux scénarios ont été définis : une trajectoire de type ligne droite, puis sur une trajectoire courbe (respectivement Figures 7 et 9). Les trajectoires de référence sont reproduites en bleu sur le graphique. Celles estimées par l'algorithme sont reproduites en rouge. Nous utilisons pour métrique d'évaluation de l'erreur, le calcul de la distance euclidienne entre la position estimée par l'algorithme et le point le plus proche de la trajectoire de référence. En d'autres termes, si (x_{GT}, y_{GT}) représentent les coordonnées d'un point de la trajectoire de référence et (x_{Est}, y_{Est}) celles estimées par l'algorithme, nous calculons l'erreur définie par :

$$\epsilon = \sqrt{(x_{GT} - x_{Est})^2 + (y_{GT} - y_{Est})^2}$$

L'évolution de l'erreur en fonction du nombre d'images est représentée sur les graphiques 8 et 10. Les résultats pour les deux trajectoires (en ligne droite et courbe) sont prometteurs. Nous remarquons néanmoins un écart entre la trajectoire de référence et celle reproduite à partir de l'estimation de déplacement basée vision omnidirectionnelle (cf. Figures 8 et 10). Cette constatation est en cohérence avec notre approche qui estime un déplacement relatif. Les erreurs se cumulent donc entre deux estimations successives et ce sur la totalité de la trajectoire.

Cependant, une observation plus précise de nos résultats confirme la pertinence de notre méthode : en ligne droite, l'erreur moyenne $\bar{\epsilon}$ est égale à 8.2cm pour une distance totale parcourue de 5.40m. Les erreurs maximum et minimum sont respectivement égales à $\min(\epsilon)=1.9\text{mm}$ et $\max(\epsilon)=24.7\text{cm}$. Dans le cas de la trajectoire courbe, une analyse similaire conduit à une erreur moyenne $\bar{\epsilon}$ de 33.6cm pour une distance totale parcourue de 5.13m. Les erreurs minimum et maximum sont alors égales à : $\min(\epsilon)=1.75\text{cm}$ et $\max(\epsilon)=59.6\text{cm}$.

6 Conclusions et Perspectives

Dans cet article, nous avons présenté une méthode d'odométrie visuelle pour la navigation autonome d'un fauteuil roulant. Cette approche se base uniquement sur l'information image obtenue à partir d'un capteur de vision omnidirectionnelle fixé au-dessus de l'assise. Les résultats expérimentaux sont prometteurs et confirment notre approche. Plusieurs perspectives de travaux sont envisagées. Une première vise à évaluer notre méthode sur des distances plus importantes. Une deuxième a pour objectif d'augmenter la difficulté du parcours (ex. plus de virages). Une troisième envisage de tester l'algorithme, en particulier, la phase de détection et d'appariement de points d'intérêts avec différents types de détecteurs/descripteurs, dans d'autres conditions (dégradées). En outre, nous visions l'évaluation d'autres algorithmes tels que celui des 5-points pour l'estimation de la matrice essentielle et l'ajustement de faisceaux afin de minimiser l'erreur de reprojection sur la sphère d'équivalence. Nous souhaiterions également fusionner cette approche avec d'autres sources d'information (ex. GPS bas-coût). Finalement, nous souhaiterions étendre l'approche sur des problématiques d'estimation de déplacement en situation extérieure en utilisant les bases de données images géoréférencées qui sont de plus en plus courantes (ex. google street map) et qui peuvent être utilisées pour des tâches de localisation et de navigation autonome.

Remerciements

Le projet COALAS a été sélectionné dans le cadre du programme européen de coopération transfrontalière INTERREG IVA France (Manche) Angleterre, cofinancé par le FEDER.

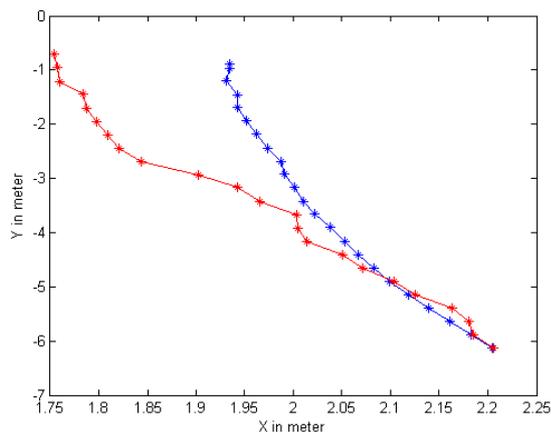


FIGURE 7 – Trajectoire en ligne droite. En bleu, la trajectoire de référence. En rouge la trajectoire reproduite à partir de l’estimation de déplacement basée vision-omnidirectionnelle

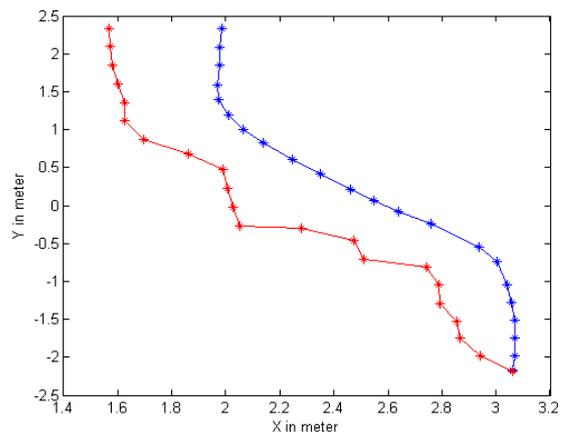


FIGURE 9 – Trajectoire en courbe. En bleu, la trajectoire de référence. En rouge la trajectoire reproduite à partir de l’estimation de déplacement basée vision-omnidirectionnelle

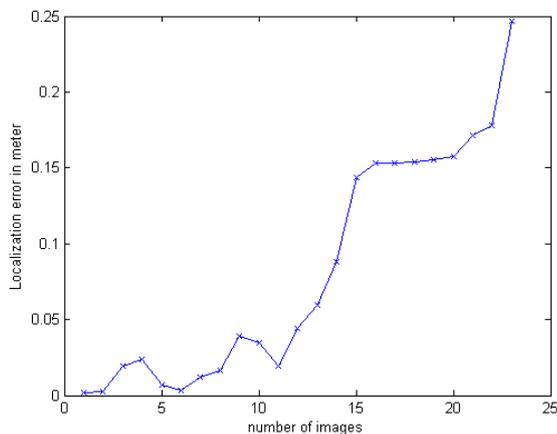


FIGURE 8 – Cas de la trajectoire en ligne droite : erreur de localisation entre la trajectoire de référence et celle reproduite

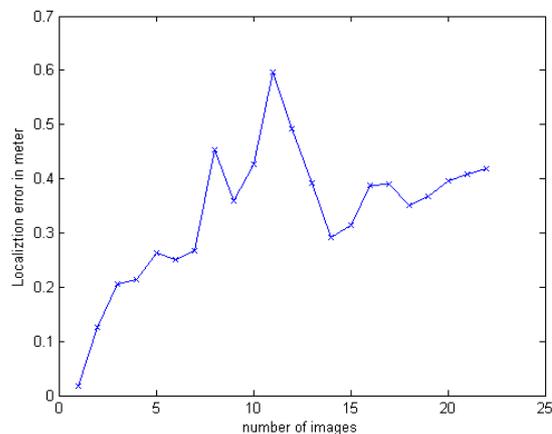


FIGURE 10 – Cas de la trajectoire courbe : erreur de localisation entre la trajectoire de référence et celle reproduite

Références

- [1] J. Broekens, M. Heerink, and H. R. 2009, “Assistive social robots in elderly care : a review,” *Gerontechnology*, vol. 8(2), pp. 94–103, 2009.
- [2] N. Ragot, G. Caron, M. Sakel, and K. Sirlantzis, “Coalas : A eu multidisciplinary research project for assistive robotics neuro-rehabilitation,” in *IEEE/RSJ IROS Workshop on Rehabilitation and Assistive Robotics : Bridging the Gap Between Clinicians and Robotists*, Chicago, USA, Septembre 2014.
- [3] P. Sajous, E. Niyonsaba, D. Reguer, D. Leclercq-Delapierre, J.-Y. Ertaud, R. Khemmar, F. Bouzbouz, and N. Ragot, “Design of technologies for the support of disabled persons : representations from carers and assisted individuals with regard to the use of technologies,” in *IEEE/RSJ IROS Workshop on Assistive Robotics for Individuals with Disabilities : HRI Issues and Beyond*, Chicago, USA, September 2014.
- [4] T. Gomi and A. Griffith, “Developing intelligent wheelchairs for the handicapped,” *Assistive Technology and Artificial Intelligence, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 1458, pp. 150–178, 1998.
- [5] S. P. Levine, D. A. Bell, L. A. Jaros, R. C. Simpson, Y. Koren, S. Member, and J. Borenstein, “The nav-chair assistive wheelchair navigation system,” *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 7, pp. 443–451, 1999.
- [6] A. Kokosy, T. Floquet, G. Howells, H. Hu, M. Pepper, and C. Donze, “Sysiass - an intelligent powered wheelchair,” in *1st International Conference on Systems and Computer Science*, Lille, France, August 29-31 2012.

- [7] E. Demeester, E. V. Poorten, A. Huntemann, and J. D. Schutter, "Wheelchair navigation assistance in the fp7 project radhar : Objectives and current state," in *IEEE/RSJ IROS Workshop on Navigation and Manipulation Assistance for Robotic Wheelchairs*, Vila-moura, Portugal, October 2012.
- [8] M. R. Walter, S. Hemach, B. Homberg, S. Tellex, and S. Teller, "Learning semantic maps from natural language descriptions," in *Robotics : Science and Systems*, Berlin, Germany, June 2013.
- [9] C. Intel, "Intel connected wheelchair," <http://www.intel.com/content/www/us/en/internet-of-things/videos/dr-hawkings-connected-wheelchair-video.html>, September 2014.
- [10] A. Murarka, S. Gulati, P. Beeson, and B. Kuipers, "Towards a safe, low-cost, intelligent wheelchair," in *IEEE/RSJ IROS Workshop on Planning, Perception and Navigation for Intelligent Vehicles*, 2009.
- [11] C. Montella, T. Perkins, J. Spletzer, and M. Sands, *Field and Service Robotics. Results of the 8th International Conference*. Springer Tract, 2014, vol. 92, ch. Autonomous Wheelchair Navigation in an Urban Environment, pp. 249–263.
- [12] F. Pasteau, A. Krupa, and M. Babel, "Vision-based assistance for wheelchair navigation along corridors," in *ICRA, IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2014.
- [13] S. S. D. Lowe and J. J. Little, "Vision-based mobile robot localization and mapping using scale-invariant features," in *ICRA, IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 2, 2001, pp. 2051–2058.
- [14] Y. Satoh and K. Sakaue, "An omnidirectional stereo vision based smart wheelchair," *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, vol. 01, p. 11, 2007.
- [15] D. Nistér, O. Naroditsky, and J. Bergen, "Visual odometry," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on*, vol. 1. IEEE, 2004, pp. 1–652.
- [16] F. Fraundorfer and D. Scaramuzza, "Visual odometry : Part ii : Matching, robustness, optimization, and applications," *Robotics & Automation Magazine, IEEE*, vol. 19, no. 2, pp. 78–90, 2012.
- [17] J. Engel, J. Sturm, and D. Cremers, "Semi-dense visual odometry for a monocular camera," in *Computer Vision (ICCV), 2013 IEEE International Conference on*. IEEE, 2013, pp. 1449–1456.
- [18] A. Pretto, E. Menegatti, and E. Pagello, "Omnidirectional dense large-scale mapping and navigation based on meaningful triangulation," in *Robotics and Automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on*. IEEE, 2011, pp. 3289–3296.
- [19] D. Scaramuzza and R. Siegwart, "Appearance-guided monocular omnidirectional visual odometry for outdoor ground vehicles," *Robotics, IEEE Transactions on*, vol. 24, no. 5, pp. 1015–1026, 2008.
- [20] D. Valiente García, L. Fernández Rojo, A. Gil Aparicio, L. Payá Castelló, and O. Reinoso García, "Visual odometry through appearance-and feature-based method with omnidirectional images," *Journal of Robotics*, vol. 2012, 2012.
- [21] C. Forster, M. Pizzoli, and D. Scaramuzza, "Svo : Fast semi-direct monocular visual odometry," in *Robotics and Automation (ICRA), 2014 IEEE International Conference on*. IEEE, 2014, pp. 15–22.
- [22] C. Geyer and K. Daniilidis, "A unifying theory for central panoramic systems and practical implications," in *European Conference on Computer Vision*. Springer Berlin Heidelberg, 2000, pp. 445–461.
- [23] J. P. Barreto, F. Martin, and R. Horaud, *Visual servoing/tracking using central catadioptric images*. Springer Berlin Heidelberg, 2003, ch. VI, pp. 245–254.
- [24] C. Mei and P. Rives, "Single view point omnidirectional camera calibration from planar grids," in *Robotics and Automation, 2007 IEEE International Conference on*. IEEE, 2007, pp. 3945–3950.
- [25] D. Scaramuzza, A. Martinelli, and R. Siegwart, "A toolbox for easy calibrating omnidirectional cameras," in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2006.
- [26] R. Bouteau, "Reconstruction tridimensionnelle de l'environnement d'un robot mobile, à partir d'informations de vision omnidirectionnelle, pour la préparation d'interventions." PhD Thesis, Université de Rouen, 2010.
- [27] A. C. Murillo, J. J. Guerrero, and C. Sagues, "Surf features for efficient robot localization with omnidirectional images," in *Robotics and Automation, 2007 IEEE International Conference on*. IEEE, 2007, pp. 3901–3907.
- [28] M. A. Fischler and R. C. Bolles, "Random sample consensus : a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," *Communications of the ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381–395, 1981.