Systèmes Cyber-Physiques autonomes et communicants en milieux hostiles. Application à l'exploration par robots mobiles.

VIRGILE DAUGÉ
L.O.R.I.A.
virgile.dauge@inria.fr

5 février 2018

Résumé

L'objectif de ce rapport est de présenter brièvement l'avancement de mes travaux. Premièrement, un rapide état de l'art des technologies permettant l'exploration autonome sera dréssé. Suivie par une analyse des solutions existantes ainsi que les axes de développement dégagés. Ce document ne représente qu'un bref résumé et n'est donc pas exhaustif.

I. Introduction

A robotique autonome est en plein essor, rendu possible à la fois par l'arrivée de ras stéréos, Lidars...) et l'augmentation de la puissance de calcul embarquée. Avant même d'effectuer une mission spécifique, un robot doit être capable de percevoir et d'intéragir avec son environnement. Dans une grande majorité des systèmes actuels, cette perception de l'environement est déléguée à un ou plusieurs éléments extérieurs (GPS, Systèmes de captures de mouvements, connaissances à priori, intervention humaine). Ceci n'est pas envisagable dans de nombreuses situations, pour des raison d'inaccessibilité, de coûts, de dangerosité ou encore d'absence de connaissances préalables. Afin de rendre un système réellement autonome, il est nécessaire de mettre en place des mécanismes de perception basés uniquement sur les capacités internes du système, les différents capteurs intégrables ainsi que la puissance de calcul disponible. En effets, certaines tâches nécéssitent d'êtres effectuées en permanance à une fréquence suffisament élévée. C'est le cas par exemple de la détection et l'évitement d'obstacles, où la fréquence de ralentissement est directement liée à la vitesse de déplacement du système. La première nécessité est de donner au système cyber-physique la capacité de cartographier son environnement (même à un niveau de détails faible) et de se positionner au sein de cette carte ¹

II. Etat de L'art

Le SLAM étant une tâche complexe, il est souvent composé de nombreux algorithmes interagissant ensemble. Une solution complète repose souvent sur le travail de plusieurs équipes, et est souvent adaptée à un cadre bien particulier. L'enchevêtrement de solutions actuellement connues forme un ensemble très hétéro-

^{1.} Principalement appelé Simultaneous Localisation and Mapping [1][2]

gène et difficile à analyser. Il m'a cependant parut pertinent de les diviser en deux grandes catégories : Plausibilité maximum² et Intégration au sein d'un graphe³.

i. Maximum Likelihood

L'approche de plausibilité maximale consiste à analyser des données de capteurs à chaque étape, afin de determiner la solution la plus probable et de l'intégrer directement à la carte, souvent par fusion directe, interdisant tout repositionnement ou calcul postérieur. C'est le cas notamment de la solution la plus performante [3] eu égart des critères du benchmark de référence (KITTI) [4]. Solution basée sur une estimation de déplacement combinant l'analyse des frames d'une caméra par Visual Odometry [5] ainsi qu'une comparaison de nuages de points de Lidars par l'agorithme d'Iterative Closest Point [6]. L'avantage de ce type de méthode consiste en sa "simplicité", et son coût réduit en termes calculs. L'inconvénient majeur réside dans l'impossibilité de corriger une erreur passée. En effet, une fois intégrée à la carte, une mesure est considérée comme valide et servira de point de référence pour les estimations futures, pouvant mener à une accumulation d'erreurs plus importante.

ii. Graph SLAM

Afin de permettre une intégration rafinable des estimations successives de mouvements, une approche probabiliste a été dévellopée. L'idée principale est d'appliquer une loi de probabilité à plusieurs variables (loi jointe) à travers les variables pour chaque étape temporelle (extended Kalman filters) [7]. Permettant ainsi de minimiser l'impact du bruit présent dans les mesures, tout en rafinant l'estimation de carte et de trajectoire au fur et à mesure de la progression. L'inconvénient principal de cette méthode réside dans la nécessité de mettre à jour l'intégralité du réseau à chaque étape, menant à un coût en calculs ne permettant

pas son application en temps réel avec les capacitées limitées embarquées dans un robot, surtout si l'on considère l'accumulation des mesures au fur et à mesure de l'exploration. Afin de palier à ce problème, une équipe du Georgia Institute of Technology a dévellopé une méthode itérative[8] basée sur des réseau Bayesiens et utilisant un graphe de factorisation factorisant la distribution de probabilités. En exploitant de surcroit les possibilités d'optimisation offertes par les matrices creuses, cela permet de mettre à jour plus efficacement et rapidement le graphe. De plus, il est seulement nécessaire de réaliser des calculs pour les nouvelles mesures et non plus l'intégralité des observations depuis le début de l'expérience. S'il est possible d'utiliser ces algorithmes en temps réel, il reste toutefois difficile d'obtenir une estimation correcte de la covariance nécessaire à l'ajustement des mesures entres elles. Dans le cas de l'ICP, certaines solutions analytiques permettent d'obtenir une estimation en 2D [9] et en 3D [10]. Cependant, les covariances estimées sont parfois erronées, tant en direction qu'en échelle. Ce qui conduira nécessairement à une mauvaise intégration des mesures dans le graphe.

III. RESULTS

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

^{2.} Maximum likelihood

^{3.} Graph SLAM aussi appelé Smoothing and mapping

IV. Discussion

i. Current state

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

ii. Possibles enhancements

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

Références

[1] H. DURRANT-WHYTE et T. BAILEY, « Simultaneous localization and mapping :

- part i », *IEEE Robotics Automation Magazine*, t. 13, n° 2, p. 99–110, juin 2006, ISSN: 1070-9932. DOI: 10.1109/MRA.2006. 1638022.
- [2] T. Bailey et H. Durrant-Whyte, « Simultaneous localization and mapping (SLAM): part II », *IEEE Robotics Automation Magazine*, t. 13, n° 3, p. 108–117, sept. 2006, ISSN: 1070-9932. DOI: 10.1109/MRA.2006.1678144.
- [3] J. Zhang et S. Singh, « Visual-lidar odometry and mapping: low-drift, robust, and fast », in 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), mai 2015, p. 2174–2181. doi: 10.1109/ICRA.2015.7139486.
- [4] (). The KITTI vision benchmark suite, adresse: http://www.cvlibs.net/ datasets/kitti/eval_odometry.php (visité le 09/11/2017).
- [5] D. NISTER, O. NARODITSKY et J. BERGEN, « Visual odometry », in Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004., t. 1, juin 2004, I–652– I–659 Vol.1. DOI: 10.1109/CVPR.2004. 1315094.
- [6] F. POMERLEAU, F. COLAS et R. SIEGWART, « A review of point cloud registration algorithms for mobile robotics », Foundations and Trends® in Robotics, t. 4, n° 1, p. 1–104, 27 mai 2015, ISSN: 1935-8253, 1935-8261. DOI: 10.1561/2300000035. adresse: http://ftp.nowpublishers.com/article/Details/ROB-035 (visité le 07/06/2017).
- [7] M. S. ARULAMPALAM, S. MASKELL, N. GORDON et T. CLAPP, « A tutorial on particle filters for online nonlinear/nongaussian bayesian tracking », *IEEE Transactions on Signal Processing*, t. 50, n° 2, p. 174–188, fév. 2002, ISSN: 1053-587X. DOI: 10.1109/78.978374.
- [8] M. KAESS, A. RANGANATHAN et F. DEL-LAERT, « iSAM : incremental smoothing and mapping », IEEE Transactions on Ro-

- *botics*, t. 24, nº 6, p. 1365–1378, déc. 2008, ISSN: 1552-3098. DOI: 10.1109 / TRO. 2008.2006706.
- [9] A. Censi, « An accurate closed-form estimate of ICP's covariance », in *Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, avr. 2007, p. 3167–3172. DOI: 10.1109/ROBOT.2007.363961.
- [10] S. M. Prakhya, L. Bingbing, Y. Rui et W. Lin, « A closed-form estimate of 3d ICP covariance », in 2015 14th IAPR International Conference on Machine Vision Applications (MVA), mai 2015, p. 526–529. DOI: 10.1109/MVA.2015.7153246.