

Hacia un sistema SLAM Visual e Inercial con Estimación Consistente de Incertidumbre en Tiempo Acotado

Gastón Castro
Universidad de San Andrés
CONICET-UDESA
Buenos Aires, Argentina
gcastro@udesa.edu.ar

Pablo F. Alcantarilla
SLAMcore¹
Londres, Reino Unido
pablo@slamcore.com

Taihú Pire
Laboratorio de Robótica
CIFASIS (CONICET-UNR)
Rosario, Argentina
pire@cifasis-conicet.gov.ar

Abstract—

Este trabajo aborda el problema de SLAM Visual e Inercial con el objetivo de presentar una solución consistente en términos de estimación de la incertidumbre. Se propone un método capaz de calcular incertidumbres globales aproximadamente consistentes sin aumentar la complejidad con el tamaño total del área explorada. El método permite la selección arbitraria de áreas locales para optimización, introduciendo una metodología para construir un *prior* virtual en tiempo acotado. Se utiliza una topología de factores aproximando el *prior* utilizando árboles de Chow-Liu, obteniendo un problema de optimización local que permite calcular estimaciones de incertidumbre consistentes. Esto supera varias deficiencias de enfoques anteriores que se basan en condicionamiento (fijación de variables) y/o marginalización con ventana deslizante. El trabajo se basa en el sistema de SLAM Visual descrito en [1] con las siguientes contribuciones: i) tratamiento de mediciones inerciales, ii) experimentos basados en un nuevo framework de simulación, iii) una implementación eficiente en C++.

Index Terms—SLAM, Estimación de estado, Optimización, Incertidumbre, Consistencia, Marginalización

I. INTRODUCCIÓN

En un mundo donde a los robots se les asignan periódicamente tareas cada vez más diversas, resulta esencial proporcionar capacidades de localización y mapeo eficientes, sólidas y precisas. Este problema se denomina localización y mapeo simultáneos (SLAM), y es un requisito fundamental para lograr una navegación autónoma, y representa uno de los principales temas de investigación en la comunidad de robótica [2].

Un método de SLAM capaz de trabajar en el mundo real requiere manejar medidas con diversos grados de incertidumbre y error debido a entornos impredecibles, sensores contaminados por ruido, representaciones discretas entre otras. Por tanto, es deseable que los sistemas SLAM proporcionen una medida de incertidumbre contenida en cada variable estimada. El consenso es tratar estas propiedades físicas (poses de los robots y puntos de referencia) como variables aleatorias que siguen una determinada distribución probabilística [3], [4], [5], con formulaciones muy novedosas entre las que destaca [6].

¹ El trabajo fue realizado mientras el autor trabajaba para Slamcore Ltd.

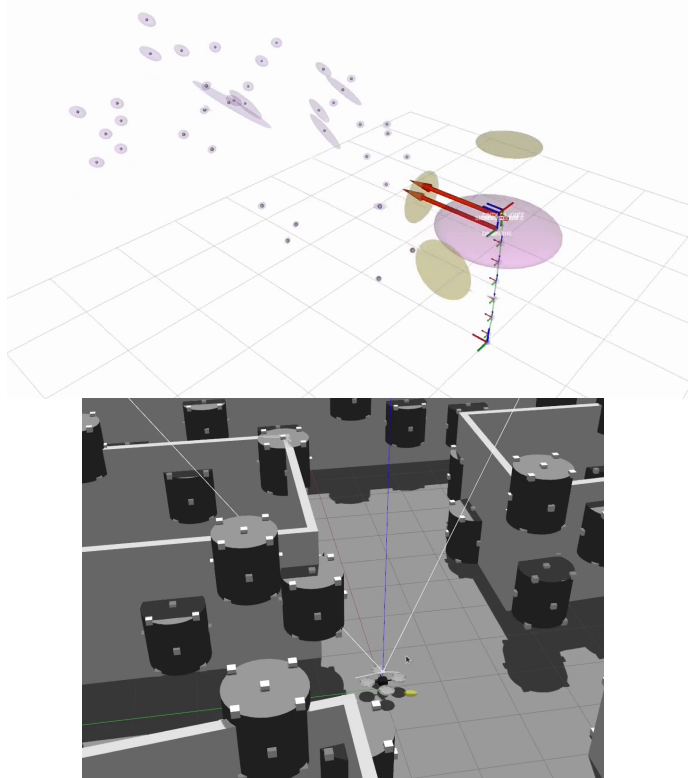


Fig. 1: Método de estimación funcionando en un escenario simulado. El método estima las variables de estado de un dron simulado, los *landmarks* del mapa y su incertidumbre representada como elipsoides en color magenta. La imagen inferior muestra el entorno de simulación en Gazebo con *landmarks* simulados.

Como se define en [7], un estimador de estado se considera *consistente* si los errores de estimación son de media cero y la covarianza estimada es mayor o igual, en el sentido matricial positivo-definido, a la covarianza calculada mediante un enfoque óptimo dado, como la resultante de optimizar el del grafo completo (*batch-optimization*). La *batch-optimization* como línea base de consistencia también tiene una mayor significancia teórica, ya que la matriz Hessiana resultante del sistema se aproxima a la matriz de información de Fisher, que a su vez es el límite inferior de Cramér-Rao (CRLB) [5].

En este trabajo se propone un método de SLAM Visual e Inercial capaz de lograr covarianzas consistentes. El método se basa en la construcción de *priors* virtuales, que son representaciones simplificadas del mapa global. Estos *priors* se utilizan para contextualizar las optimizaciones locales, lo que resulta en estimaciones de incertidumbre más consistentes. En la Figura 1 se puede observar un escenario donde el método estima las variables de estado de un dron simulado, los landmarks del mapa y las incertidumbre involucradas en las estimaciones (representadas como elipsoides de confianza).

II. TRABAJO RELACIONADO

Lograr un estimador de estado consistente que no aumente en complejidad con el tamaño del problema es un área de gran interés científica. Varios enfoques pueden contener la escala de complejidad del problema SLAM, pero caen en metodologías con inconvenientes que generan inestabilidades a futuro. Se pueden mencionar principalmente dos tipos de enfoques de complejidad constante o acotada, para mantener la operación en tiempo real: (a) métodos que realizan optimizaciones de área local mediante acondicionamiento, también conocido como fijación de variables; y (b) métodos que realizan optimizaciones de ventana deslizante marginalizando toda información previa.

Es posible realizar una optimización local sobre un área del grafo condicionando las variables seleccionadas a aquellas directamente relacionadas que componen la frontera del área. El principal supuesto es que las estimaciones de las variables fijas ya han convergido y son correctas. Varios trabajos de investigación en Visual e Inercial SLAM han reportado un gran éxito utilizando optimización y condicionamiento local [8], [9], [10], [11]. Un inconveniente predominante de este enfoque es que, como se supone que las variables fijas son completamente certeras, no es posible recuperar estimaciones de incertidumbre globalmente consistentes. Debe haber un factor (llamado factor *prior*) en el grafo local que responda a las distribuciones de probabilidad marginal y modele la correlación entre las variables seleccionadas, impuestas por las mediciones omitidas.

En el caso de una solución de ventana deslizante, es posible eliminar adecuadamente las variables que quedan fuera de una ventana de estimación de tamaño fijo; este proceso se conoce como “marginalización de variables”. La información recopilada se integra recursivamente y se transporta en un factor de distribución *prior* que correlaciona las variables activas dentro de la ventana de estimación [12], [13]. Qin et al. [11] traslada la ventana de estimación y continua usando el *prior* construido hasta ese momento, incluso después del cierre de un ciclo. En [14] se descarta el *prior* y construye uno nuevo usando condicionamiento como medio para cortar la historia anterior del grafo pero, aunque esto es posible, la consistencia de la incertidumbre global no se mantiene.

Hay tres consideraciones importantes sobre este enfoque: (i) conlleva densificar matrices originalmente dispersas; (ii) surgen problemas de linealización a medida que los modelos jacobianos se integran y nunca se vuelven a re-calcular; y

(iii) el factor *prior* se vuelve inexacto, o incluso inválido, cuando se cierra un ciclo en la trayectoria, ya que significa nueva información relacionada con variables ya marginalizadas. Esto implica que los enfoques de marginalización de ventana deslizante solo son capaces de proporcionar estimaciones consistentes de incertidumbre que pueden deteriorarse progresivamente.

El presente trabajo propone un nuevo enfoque de optimización local para SLAM que aborda todos los inconvenientes antes mencionados y proporciona una solución que calcula las incertidumbres globales manteniendo las ventajas computacionales de las optimizaciones locales. El método permite la selección de áreas locales arbitrarias para la actualización preservando al mismo tiempo una consistencia aproximada tanto en los valores estimados como en las incertidumbres. La solución define una topología de factores virtuales aproximando la covarianza marginal del área local utilizando el algoritmo de Chow-Liu [15]. Se destaca la inclusión del tratamiento de mediciones inerciales siendo un incremental sobre un trabajo previamente publicado [1].

REFERENCIAS

- [1] G. Castro, F. Pessacq, and P. De Cristóforis, “Consistent slam using local optimization with virtual prior topologies,” in *2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2021, pp. 3321–3328.
- [2] C. Cadena, L. Carlone, H. Carrillo, Y. Latif, D. Scaramuzza, J. Neira, I. Reid, and J. Leonard, “Simultaneous Localization And Mapping: Present, Future, and the Robust-Perception Age,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 32, 06 2016.
- [3] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, *Probabilistic Robotics*. MIT press, 2005.
- [4] F. Dellaert and M. Kaess, “Factor Graphs for Robot Perception,” *Foundations and Trends in Robotics*, vol. 6, no. 1-2, pp. 1–139, 2017.
- [5] T. D. Barfoot, *State Estimation for Robotics*. Cambridge University Press, 2017.
- [6] F. Bai, T. Vidal-Calleja, and G. Grisetti, “Sparse pose graph optimization in cycle space,” *IEEE Transactions on Robotics*, 2021.
- [7] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, “A non-divergent estimation algorithm in the presence of unknown correlations,” in *Proceedings of the 1997 American Control Conference (Cat. No. 97CH36041)*, vol. 4. IEEE, 1997, pp. 2369–2373.
- [8] V. Usenko, N. Demmel, D. Schubert, J. Stückler, and D. Cremers, “Visual-inertial mapping with non-linear factor recovery,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 5, no. 2, pp. 422–429, 2019.
- [9] T. Qin, S. Cao, J. Pan, and S. Shen, “A General Optimization-based Framework for Global Pose Estimation with Multiple Sensors,” in *Computing Research Repository*, 01 2019.
- [10] C. Campos, R. Elvira, J. J. G. Rodríguez, J. M. M. Montiel, and J. D. Tardós, “ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual-Inertial, and Multimap SLAM,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 37, no. 6, pp. 1874–1890, 2021.
- [11] T. Qin, P. Li, and S. Shen, “VINS-Mono: A Robust and Versatile Monocular Visual-Inertial State Estimator,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 34, no. 4, pp. 1004–1020, 2018.
- [12] G. Sibley, L. Matthies, and G. Sukhatme, “Sliding window filter with application to planetary landing,” *Journal of Field Robotics*, vol. 27, no. 5, pp. 587–608, 2010.
- [13] S. Leutenegger, S. Lynen, M. Bosse, R. Siegwart, and P. Furgale, “Keyframe-based visual-inertial odometry using nonlinear optimization,” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 34, no. 3, pp. 314–334, March 2015.
- [14] R. Mur-Artal and J. D. Tardós, “Visual-Inertial Monocular SLAM With Map Reuse,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, April 2017.
- [15] C. Chow and C. Liu, “Approximating discrete probability distributions with dependence trees,” *IEEE transactions on Information Theory*, vol. 14, no. 3, pp. 462–467, 1968.