

Fusión de Odometría LiDAR y GNSS Mediante Transformaciones Relativas

Miguel Ángel Muñoz-Bañón¹, Edison Velasco-Sánchez², Francisco A. Candelas³, Fernando Torres⁴
 Grupo AUROVA, Universidad de Alicante, San Vicente del Raspeig, Alicante, España.
 {¹miguelangel.munoz, ²edison.velasco, ³francisco.candelas, ⁴fernando.torres}@ua.es

Resumen

En este trabajo se ha desarrollado un método para evitar la acumulación de errores en una odometría LiDAR, así como para aportar consistencia global a la misma, mediante la fusión con un sistema multi-GNSS. El método desarrollado estima la transformación relativa entre el frame de coordenadas de odometría y el frame de coordenadas de mapa definido por el GNSS. Al estar basado en la estimación de una transformación en vez de una trayectoria completa, el algoritmo resulta extremadamente ligero, ya que el número de parámetros a estimar es reducido y constante con el tiempo, a diferencia de los que se suelen emplear en la literatura. El método propuesto ha sido validado en el parque científico de la Universidad de Alicante donde se ha navegado de forma autónoma durante más de 20 km sin errores acumulativos.

Palabras clave: Localización, fusión GNSS-odometría, odometría LiDAR, GNSS, robótica móvil.

1. INTRODUCCIÓN

En robótica móvil, los sistemas de odometría son fundamentales para estimar las trayectorias que realizan los vehículos durante la navegación. La odometría se puede estimar a partir de la integración de la información proveniente de encoders de tracción y dirección. Aunque este tipo de odometría suele ser muy ruidosa, puede ser útil para aplicarla de forma diferencial, por ejemplo en algoritmos de localización, o incluso SLAM [1]. Otro tipo de odometría comúnmente usada es la odometría visual [2], donde se estima la trayectoria a través de las transformaciones relativas entre fotografías consecutivas mediante matching de características. Este tipo de odometría suele presentar problemas de escalado debido a que el espacio de trabajo original es el plano imagen. En los últimos años ha habido un creciente interés por otro tipo de odometría: la odometría LiDAR [3, 4, 5]. En este caso se estima la trayectoria a través de las transformaciones relativas entre scans laser mediante el correregistro de primitivas geométricas.

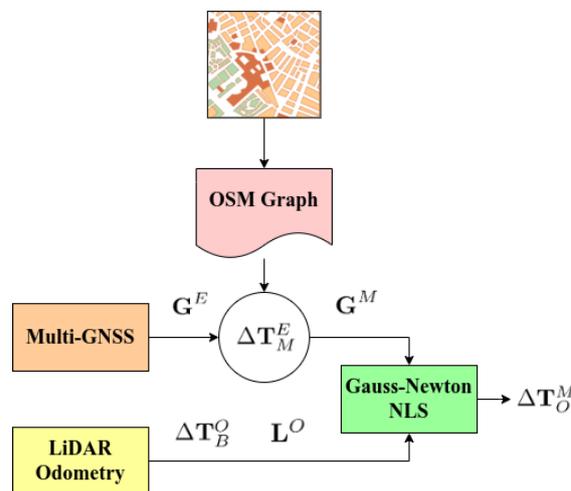


Figura 1: Sistema completo de fusión de odometría LiDAR y multi-GNSS mediante el ajuste de ambas trayectorias utilizando mínimos cuadrados no lineales optimizado mediante el método Gauss-Newton. La salida de este sistema es la transformación relativa que relaciona los frames de coordenadas de odometría y mapa.

Aunque en la actualidad se están desarrollando sistemas de odometría para la navegación autónoma muy precisos, la acumulación de errores resulta inevitable, sufriendo estos *drifts* que impiden su aplicación en crudo en sistemas completos de navegación autónoma. Además, al no disponer de referencias en el mundo, estos sistemas inician la navegación siempre desde cero, lo que impide que se realice cualquier tipo de planificación. Tampoco es viable el uso de sistemas *Global Navigation Satellite Systems* (GNSS) [6, 7] en crudo, ya que la frecuencia a la que operan suele ser muy baja. Y lo más importante, no disponen de información de orientación. Sin embargo, la fusión de ambas fuentes de información (odometría y GNSS) sí puede resultar en una fuente de localización razonablemente apta para la navegación autónoma, ya que contendría información de pose georreferenciada a una alta frecuencia. Algunos algoritmos de odometría incluyen observaciones GNSS [4] en la estimación de la trayectoria para evitar los drifts y aportar consistencia global. Sin embargo, al reali-

zarse la fusión desde dentro del algoritmo de odometría LiDAR, podría generarse una dependencia del mismo en todo el sistema de navegación restando así versatilidad a la localización.

En este trabajo se considera, por un lado, una fuente de odometría LiDAR basada en [4], que representa una trayectoria. Este método se emplea como una caja negra, por lo tanto el GNSS se considera un elemento externo al módulo de odometría (bloque amarillo en Fig. 1). La información de odometría viene expresada en su propio sistema de referencia, lo que se denomina *frame odometría*. Por otra parte, se dispone de un sistema de geolocalización multi-GNSS que promedia y filtra los resultados de diferentes receptores (bloque naranja en Fig. 1). Esta información se encuentra expresada en el sistema de coordenadas de la tierra. Para transformar las observaciones GNSS a un sistema de coordenadas de mapa (círculo blanco en Fig. 1), se utiliza una representación de caminos transitables proveniente de OpenStreetMaps (OSM) [8] (bloque rojo en Fig. 1). Entonces, dados los caminos transitados por la odometría LiDAR (*frame odometría*) y el GNSS (*frame mapa*), se estima la transformación que relaciona ambos sistemas de coordenadas mediante la minimización de mínimos cuadrados no lineales utilizando el método *Gauss-Newton* (Bloque verde en Fig. 1). Al estar basado en la estimación de una transformación en vez de una trayectoria completa, el algoritmo resulta extremadamente ligero, ya que el número de parámetros a estimar es reducido y constante con el tiempo, a diferencia de los que se suelen utilizar en el estado del arte.

2. NOTACIÓN PARA TRANSFORMACIONES

Los sistemas de coordenadas son relativos, y es común llamarlos *frames*. En la robótica móvil existe una convención en cuanto a cuáles son los sistemas de referencia que normalmente se utilizan, y cuál es la relación entre ellos. En la Fig. 2, se muestran dichos *frames* estándar. Las flechas en esta figura, representan las transformaciones de cuerpo rígido que relacionan cada sistema de coordenadas.



Figura 2: Árbol de transformaciones estándar en robótica móvil, donde cada cuadro marca el sistema de coordenadas (*frame*), y las flechas representan las transformaciones que los relacionan.

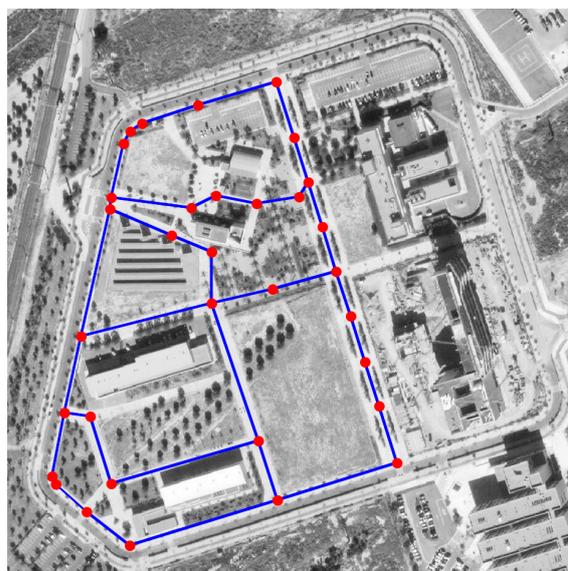


Figura 3: Grafo obtenido a través de OSM, y que representa las zonas transitables para la navegación autónoma. Utilizando este grafo como referencia se obtiene ΔT_M^E .

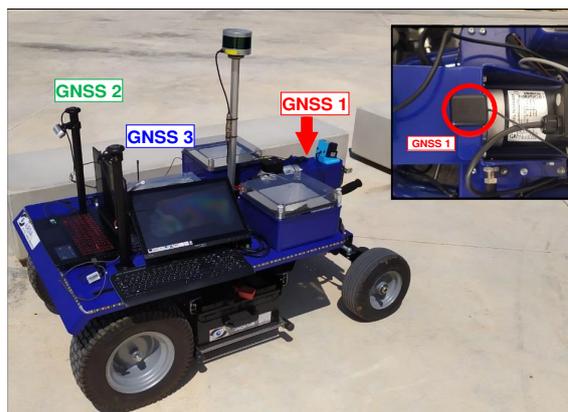


Figura 4: Distribución de módulos UbloxNeo-m8n sobre vehículo terrestre BLUE.

El *frame earth E*, es el sistema de referencia del globo terráqueo, y es, por ejemplo el sistema de coordenadas que utilizará un sensor GNSS para expresar sus observaciones. El *frame map M*, es el sistema de coordenadas del entorno donde va a operar un robot, es decir, es el mundo que el robot percibe. La localización basada en algoritmos de SLAM está expresada en este frame *M*. El *frame odom O*, representa al frame donde están expresadas las poses que se infieren utilizando sistemas de odometría, como por ejemplo, odometría basada en encoders, odometría visual u odometría LiDAR. El *frame base_link B*, representa el sistema de coordenadas donde el robot siempre es el origen.

Teniendo en cuenta que se ha definido cada *fra-*

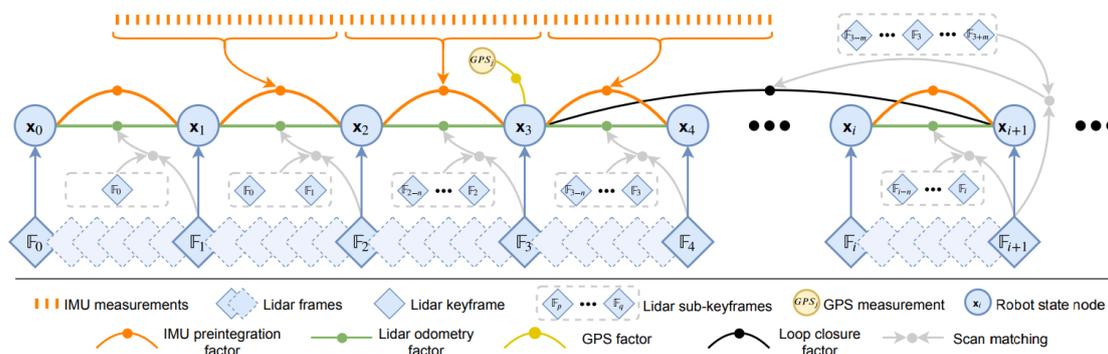


Figura 5: Esquema en el que se basa la odometría LiDAR implementada. Extraído de [4]



Figura 6: BLUE: roBot for Localization in Unstructured Environments adecuado para manipulación y navegación autónoma en entornos exteriores no estructurados.

me con las letras E , M , O y B respectivamente, de ahora en adelante se definirán las transformaciones entre los mismos de la siguiente manera: $\Delta\mathbf{T}_B^O$, $\Delta\mathbf{T}_O^M$ y $\Delta\mathbf{T}_M^E$. Siendo por ejemplo $\Delta\mathbf{T}_M^E$ la transformación entre los *frames* E y M .

3. FUSIÓN DE ODOMETRÍA LiDAR Y Multi-GNSS

Para conseguir la localización mediante la fusión de GNSS y odometría LiDAR, se va a utilizar un enfoque basado en transformaciones relativas, donde $\Delta\mathbf{T}_M^E$ se infiere a través de una representación del entorno transitable georreferenciado, $\Delta\mathbf{T}_B^O$ se produce a través de odometría LiDAR, y, finalmente $\Delta\mathbf{T}_O^M$ se estima minimizando el error entre las observaciones GNSS y la odometría LiDAR, siempre para el último tramo de la trayectoria.

3.1. TRANSFORMACIÓN DE EARTH A MAP Y SISTEMA Multi-GNSS

En un trabajo reciente [9], se utiliza una representación del entorno que describe las zonas transitables expresadas en *frame* E mediante un grafo (Fig. 3). Este grafo puede ser generado manualmente utilizando por ejemplo OpenStreetMaps [8]. Si se selecciona un nodo del grafo definido como $P^E = (x^E, y^E)$ y se considera este como punto origen del sistema de coordenadas M , se podría expresar P^E en el frame M como $P^M = (0, 0)$. Entonces se puede inferir:

$$\Delta\mathbf{T}_M^E \doteq (\mathbf{R}_M^E, \mathbf{t}_M^E) \tag{1}$$

donde $\mathbf{t}_M^E = P^M - P^E$. En este caso se considera que no hay rotación, por lo tanto \mathbf{R}_M^E se define como una matriz identidad. Entonces, dada una observación GNSS expresada en *frame* E , que se podría definir como $\mathbf{G}^E = (x^E, y^E)$ (coordenadas UTM), se podría expresar dicha observación en el frame mapa como: $\mathbf{G}^M = \Delta\mathbf{T}_M^E \mathbf{G}^E$ (Fig. 1).

En el presente trabajo, para obtener \mathbf{G}^M , se ha utilizado un sistema que combina diferentes receptores GNSS para obtener un menor ruido y una frecuencia más alta (Fig. 4). En [7] se pueden consultar más detalles sobre la implementación de este sistema.

3.2. ODOMETRÍA LiDAR

Para este trabajo se ha implementado un sistema de odometría LiDAR basado en Fig. 5 [4], Sin embargo en este caso no se ha incluido en este punto las observaciones GNSS como factores en Fig. 5. Esto se realiza así para fusionar el GNSS desde fuera del sistema de odometría. De este modo la navegación no dependerá de una odometría concreta, quedando la puerta abierta a fusionar otros métodos distintos, dando así más versatilidad al vehículo autónomo.

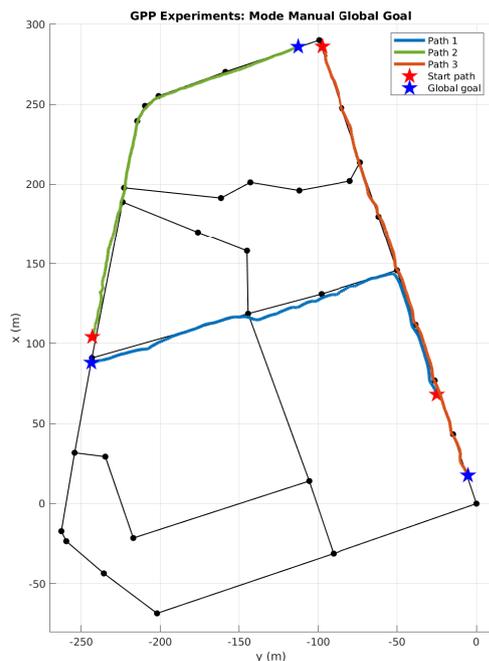


Figura 7: Conducción a través de tres trayectos distintos donde se marcan la posición de inicio y fin con estrellas rojas y azules respectivamente. Se puede observar que el vehículo ha transitado localizado con respecto al grafo georreferenciado.

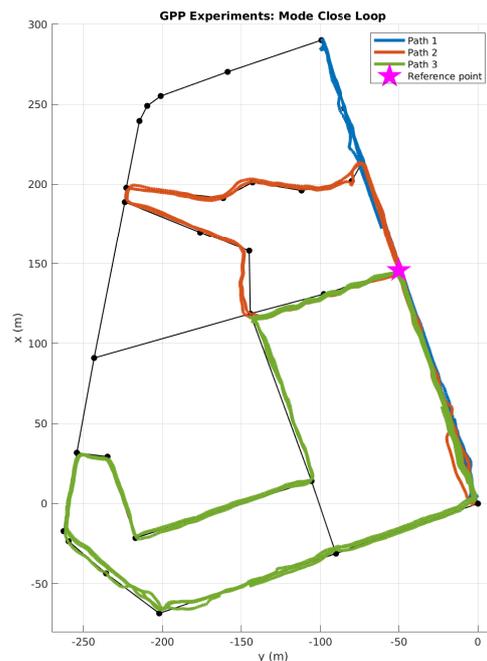


Figura 8: Representación de tres circuitos cerrados, donde se realizan tres vueltas en cada uno de ellos. La estrella morada representa el punto donde se cierra el bucle en todos los circuitos. El error es inferior a un metro en promedio para los nueve cerrados de bucle.

Se considera entonces a la odometría LiDAR como una caja negra que en cada iteración del bucle de ejecución devuelve una observación $\mathbf{L}^O \doteq (\mathbf{R}^O, \mathbf{t}^O)$ y una nueva transformación $\Delta \mathbf{T}_{B}^O$.

3.3. TRANSFORMACIÓN ENTRE MAP Y ODOM MEDIANTE OPTIMIZACIÓN

Como se ha descrito en las secciones anteriores, en este punto se dispone de observaciones GNSS en *frame* mapa \mathbf{G}^M , y de observaciones de odometría LiDAR en *frame* odom \mathbf{L}^O . A partir de aquí se indexan las observaciones GNSS utilizando el subíndice i . Y para cada \mathbf{G}_i^M , se dispone de una observación de odometría LiDAR \mathbf{L}_i^O . Para expresar la odometría LiDAR en *frame* de mapa tendríamos que $\mathbf{L}_i^M = \Delta \mathbf{T}_{O_i}^M \mathbf{L}_i^O$. Entonces para estimar $\Delta \mathbf{T}_{O_i}^M$ se va a implementar un algoritmo de minimización de mínimos cuadrados no lineales optimizado con el método *Gauss-Newton*. Si definimos como $\mathbf{l}_i^M = (x_i^M, y_i^M)$ a la posición extraída de \mathbf{L}_i^M , se define el modelo para la optimización del siguiente modo:

$$\Delta \mathbf{T}_{O_i}^{M*} = \arg \min_{\Delta \mathbf{T}_{O_i}^M} \sum_{j=i-W}^i \|\mathbf{l}_j^M - \mathbf{G}_j^M\|^2 \quad (2)$$

W define el tamaño de ventana en el que se aplica la optimización. La ventana se aplica debido a que la odometría sufre de drifts con el paso del tiempo, y por lo tanto, no es aconsejable ajustar la trayectoria completa. Como se puede observar en (2), se están estimando en cada iteración solamente tres parámetros (x, y, θ) , mientras que en un modelo de fusión convencional, donde se calcula una trayectoria completa, se estimarían cientos, e incluso con el paso del tiempo, miles de parámetros.

4. EXPERIMENTOS

La validación del método propuesto se ha llevado a cabo durante los experimentos realizados para el trabajo [9]. Para ello se ha implementado el método propuesto en la plataforma para la investigación en robótica móvil BLUE: *roBot for Localization in Unstructured Environments* [10], que se muestra en Fig. 6, desarrollada por el grupo AUROVA. También se ha utilizado la estructuración de software descrita en [1]. Dichos experimentos

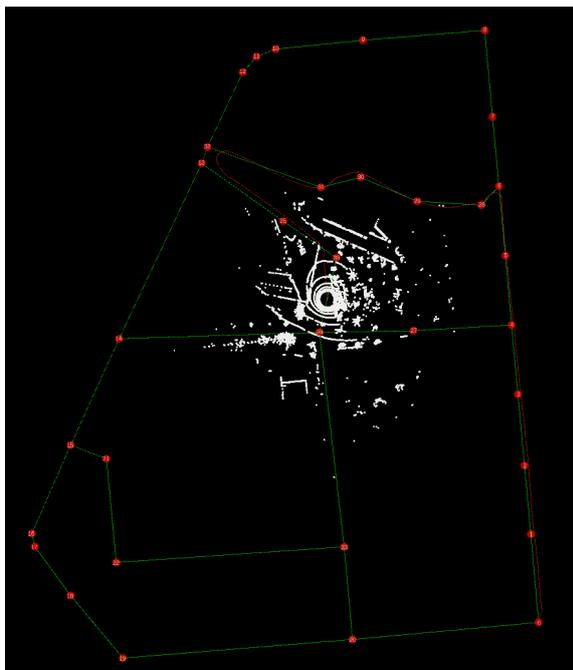


Figura 9: Visualización en ROS-RViz de todo el grafo del área de trabajo en vista cenital. Los puntos blancos representan la nube de puntos LiDAR y la línea roja la trayectoria del vehículo. Como se puede observar, el vehículo está transitando por la zona alrededor de $P = (150, -150)$ en Fig. 8

se realizaron en el parque científico de la Universidad de Alicante (Fig. 3) empleando conducción autónoma durante más de 20 km. En las pruebas se transitó en las zonas definidas por el grafo Fig. 3. Por lo tanto, este sirve de guía para evaluar la correcta georreferenciación inferida a través del método propuesto en este trabajo.

En la Fig. 7 se muestran tres trayectorias realizadas de forma autónoma a través de las zonas transitables definidas por Fig. 3. La estrella roja marca el punto desde donde se inicia la trayectoria, mientras que la estrella azul muestra el final de la misma. Si se utiliza el grafo como referencia para la localización, se puede observar que el vehículo ha conseguido una georreferenciación que le ha permitido realizar navegación autónoma.

Para demostrar que la localización descrita en este artículo es globalmente consistente y que no presenta errores de tipo acumulativo, se han recorrido de nuevo tres trayectorias realizadas como circuitos cerrados (Fig. 8). Para cada uno de los tres circuitos, se han realizado tres vueltas. El punto marcado con una estrella morada es el que se ha utilizado como referencia para medir el error del cerrado de bucle. El error promedio obtenido para los nueve cerrados de bucle es inferior a un metro. Y este error no se debe a errores acumulativos,

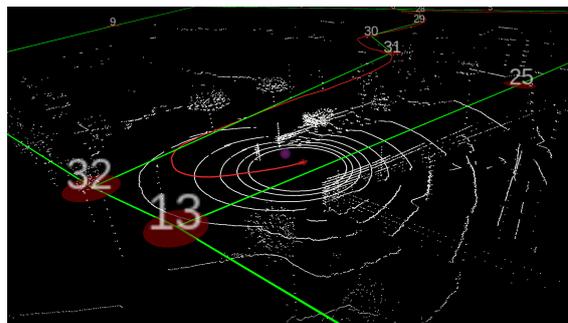


Figura 10: Visualización en ROS-RViz de una vista picada alrededor del punto $P = (200, -200)$ en Fig. 8. Los puntos blancos representan la nube de puntos LiDAR y la línea roja la trayectoria del vehículo localizada utilizando el método propuesto.

sino a errores aislados debidos a las observaciones del sistema GNSS.

Finalmente se muestran unas vistas de la ejecución del método en ROS mediante el uso de RViz. En la Fig. 9, se muestra la vista cenital de todo el grafo completo, donde los puntos blancos representan la información del LiDAR y la línea roja marca la trayectoria. Vemos que el scan láser se encuentra ubicado alrededor del punto $P = (150, -150)$ en Fig. 7. En Fig. 10 puede verse una vista picada alrededor del punto $P = (200, -200)$.

5. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

En este artículo se ha presentado un método para evitar la acumulación de errores en una odometría LiDAR, así como para aportar consistencia global a la misma, mediante la fusión con un sistema multi-GNSS. El método desarrollado estima la transformación relativa entre el frame de coordenadas de la odometría y el frame de coordenadas de mapa definido por el GNSS. Se ha demostrado que el método es capaz de funcionar como localización para un sistema de navegación autónoma sin errores de tipo acumulativo.

Como trabajo futuro se pretende utilizar marcas de OSM para asociar con datos del LiDAR para así obtener una localización más robusta que no acarree los errores del sistema GNSS.

Agradecimientos

Esta investigación ha sido financiada por la Generalitat Valenciana y FEDER, y el Ministerio de Innovación y Universidades a través de los proyectos PROMETEO/2021/075, RTI2018-094279-B-I00 y la beca ACIF/2019/088.

English summary

LIDAR ODOMETRY AND GNSS FUSION THROUGH RELATIVE TRANSFORMS

Abstract

In this work, a method has been developed to avoid the error accumulations in LiDAR odometry and provide global consistency to it by fusion with a multi-GNSS system. The developed method estimates the relative transformation between the odometry coordinate frame and the map coordinate frame defined by the GNSS. By using the transformation estimation instead of a complete trajectory, the algorithm is highly light since the number of parameters to be estimated is reduced and constant over time, unlike those usually used in the state-of-the-art. The proposed method has been validated in the University of Alicante scientific park, which has been navigated autonomously for more than 20 km without accumulative errors.

Keywords: Localization, GNSS-odometry fusion, LiDAR odometry, GNSS, mobile robotics.

Referencias

- [1] Muñoz-Bañón, M. Á., del Pino, I., Candelas, F. A., and Torres, F. (2019). Framework for fast experimental testing of autonomous navigation algorithms. *Applied Sciences*, 9(10), 1997.
- [2] Aqel, M. O., Marhaban, M. H., Saripan, M. I., and Ismail, N. B. (2016). Review of visual odometry: types, approaches, challenges, and applications. *SpringerPlus*, 5(1), 1-26.
- [3] Zhang, J., and Singh, S. (2014, July). LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time. In *Robotics: Science and Systems* (Vol. 2, No. 9, pp. 1-9).
- [4] Shan, T., Englot, B., Meyers, D., Wang, W., Ratti, C., and Rus, D. (2020, October). Lio-sam: Tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping. In 2020

IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems (IROS) (pp. 5135-5142). IEEE.

- [5] Wang, H., Wang, C., Chen, C. L., and Xie, L. (2021, September). F-loam: Fast lidar odometry and mapping. In 2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) (pp. 4390-4396). IEEE.
- [6] Pino, I. D., Muñoz Bañón, M. A., Candelas, F. A., and Torres, F. (2018). Integración y evaluación de un sistema RTK de bajo coste en un vehículo terrestre no tripulado. *Actas de las XXXIX Jornadas de Automática*, Badajoz, 5-7 de Septiembre de 2018.
- [7] Velasco, E. P., Muñoz-Bañón, M. Á., Candelas, F. A., and Puente, S. T. (2021). Implementación y evaluación de un sistema multi-GNSS en un vehículo terrestre no tripulado. In *XLII Jornadas de Automática* (pp. 588-592). Universidade da Coruña, Servizo de Publicacións.
- [8] Haklay, M., and Weber, P. (2008). Openstreetmap: User-generated street maps. *IEEE Pervasive computing*, 7(4), 12-18.
- [9] Munoz-Banon, M. A., Velasco-Sanchez, E., Candelas, F. A., and Torres, F. (2021). OpenStreetMap-based Autonomous Navigation With LiDAR Naive-Valley-Path Obstacle Avoidance. *arXiv preprint arXiv:2108.09117*.
- [10] del Pino, I., Munoz-Banon, M. A., Covarocamora, S., Contreras, M. A., Candelas, F. A., and Torres, F. (2020). Deeper in BLUE. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 98(1), 207-225.



© 2022 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution CC-BY-NC 4.0 license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/deed.es>).