

Fusión de datos de LiDAR-3D y cámara RGB-D para una representación integrada

Rua-Tirado, Sara.^a, Gómez-Bravo, Fernando^{a *}, Peregrín-Rubio, Antonio^b, Matrín-Moreno, Javier^b, Domínguez-Moreno, Antonio^c, Moreno-, Eduardo C.^c, Díaz-Márquez, Manuel Jesús^c, Camacho-Calero, Daniel^c

^a Departamento de Ingeniería Electrónica, de Sistemas Informáticos y Automática, Universidad de Huelva, Avda. de las Fuerzas Armadas, s/n. - 21007

^b Departamento de Tecnologías de la Información, Universidad de Huelva, Avda. de las Fuerzas Armadas, s/n. - 21007

^c Departamento de Ciencias Agroforestales, Universidad de Huelva, Avda. de las Fuerzas Armadas, s/n. - 21007

Resumen

El presente artículo presenta el desarrollo de una aplicación orientada a la fusión de datos provenientes de un sensor LiDAR-3D y una cámara RGB-D, con el fin de generar en un futuro mapas semánticos que sirvan de apoyo para un sistema de navegación autónoma. Los resultados presentados se derivan de la ejecución de pruebas de visualización, así como del riguroso análisis y procesamiento de la información captada por los dispositivos sensoriales. En el marco de estos experimentos, se ha diseñado un entorno controlado mediante la disposición estratégica de diversos objetos, con el propósito de evaluar exhaustivamente las limitaciones de detección y visualización de los sensores configurados.

Palabras clave: Fusión Sensorial, Mapas Semánticos, Mapeado Autónomo, Robótica Agrícola, Robots Móviles.

Fusion of 3D-LiDAR and RGB-D Camera data for integrated representation

Abstract

This paper presents the development of an application aimed at the data fusion of a 3D-LiDAR sensor and an RGB-D camera to generate in future semantic maps intended to support autonomous navigation systems. Experimental results presented are derived from the execution of visualization trials, as well as the rigorous analysis and processing of the data captured by the sensory devices. Within the framework of these experiments, a controlled environment was designed through the strategic placement of various objects, with the purpose of exhaustively evaluating the detection and visualization constraints of the configured sensors.

Keywords: Sensorial Fusion, Semantic Maps, Autonomous Mapping, Agricultural Robotics, Mobile Robots.

1. Introducción

En la actualidad, el uso de soluciones tecnológicas dentro de las plantaciones agrícolas ha aumentado considerablemente (Nezamova et al., 2022), (Sadjadi y Fernández, 2023), lo que ha propiciado el desarrollo de aplicaciones que permiten conseguir un mayor rendimiento de los campos de cultivos manteniendo, a la vez, un compromiso con la implantación de políticas de explotación más sostenibles, eficientes y resilientes al cambio climático (Balogun et al., 2022), (MacPherson et al., 2022). En este sentido la configuración de los sensores empleados para la visualización y el reconocimiento de las características distintivas del entorno agrícola tiene gran relevancia no solo en las tareas de monitorización del cultivo, sino que también en la mejora de la precisión de localización del robot cuando éste navega de forma autónoma en la plantación (Wu et al., 2020).

El presente trabajo se enmarca en el proyecto de investigación ATTENTIA (Proyecto ATTENTIA, 2023), cuyo objetivo principal consiste en la creación y transferencia de conocimiento para el desarrollo de una agricultura más sostenible, proponiendo la aplicación de soluciones basadas en el uso de Inteligencia Artificial y Robótica.

Con este fin, el proyecto pretende analizar de forma inteligente la información procedente de sensores montados en un robot autónomo. De esta forma, será posible obtener una visión generalizada y personalizada de la plantación para estimar y mitigar las necesidades de ésta.

La introducción de la robótica y de la sensorial en este proyecto permitirá automatizar el proceso de obtención de información del cultivo mientras que el robot navega en la plantación.

En este contexto, resulta ventajoso la presentación de los datos de una forma integrada, de tal manera que la información procedente de distintos sensores se fusione para generar una

representación única del escenario del que se registran los datos (Filliat y Meyer, 2003). De esta manera, esta representación debería contener tanto la descripción métrica vinculada a la geometría de los elementos captados, como incorporar información asociada a las características de éstos, permitiendo la identificación de los mismos, tanto a la vista del ser humano como mediante sistemas computacionales.

Existen diversos trabajos que describen distintos métodos de representación del entorno que rodea a los robots móviles, entre ellos cabe mencionar los mapas basados en cuadrículas de ocupación (Oriolo et al, 1998), los mapas basados en características (Dedeoglu y Sukhatme, 2000), los mapas topológicos (Dedeoglu y Sukhatme, 2000) o las cuadrículas de ocupación semántica (C. Cadena et al., 2016). Estos últimos métodos se han utilizado para guiar la planificación del movimiento, penalizando el paso por regiones de cultivo o tronco, y favoreciendo las zonas de suelo libre (Wu et al., 2020).

Particularmente, los mapas semánticos representan el entorno del robot describiendo la ocupación del espacio, e incorporando información de alto nivel asociada a los elementos presentes en la escena (Milioto et al., 2018). Para este fin es necesario fusionar información procedente de distintas fuentes sensoriales, proyectando en el espacio cartesiano la información extraída de las mismas.

Concretamente, este trabajo se plantea alrededor de este contexto metodológico, proponiendo un procedimiento para fusionar información obtenida por un sensor LiDAR-3D con los datos registrados por una cámara RGB-D.

La elección conjunta de un LiDAR-3D y una cámara RGB-D se fundamenta en la complementariedad de sus capacidades: el primero garantiza precisión métrica y cobertura espacial extensa, mientras que la segunda proporciona mayor resolución local y riqueza descriptiva de los objetos detectados.

El artículo detalla la metodología propuesta para realizar la proyección de los datos de la cámara sobre los datos registrados por el LiDAR, así como el procedimiento experimental seguido para validar la propuesta.

El artículo se estructura de la siguiente forma: En primer lugar, se describe el sistema de captura de información utilizado, incluyendo los sensores empleados. A continuación, se detalla la metodología propuesta, abarcando el procesamiento de los datos del LiDAR-3D, el procesamiento de los datos de la cámara RGB-D y la estrategia adoptada para la fusión de información. La sección de metodología experimental presenta el protocolo aplicado para validar la fusión de datos, seguida de la exposición de los resultados obtenidos. Finalmente, el artículo concluye con un análisis de las conclusiones derivadas del estudio y sus implicaciones para futuras aplicaciones.

2. Sistemas de captura de información

Como plataforma móvil para embarcar la sensórica se escogió el robot móvil SUMMIT-XL de Robotnik. Se trata de plataforma autónoma diseñada tanto para entornos interiores como exteriores. Dispone de un procesador Intel i7 de 11.ª generación, 32 GB de memoria RAM, sobre el que está implantado Ubuntu 20.04 y el 'middleware' *Robot Operating*

System (Noetic). La plataforma adopta una configuración de cuatro ruedas con skid-steering.

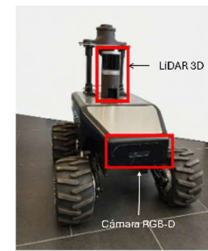


Figura 1: Imagen del robot identificando el LiDAR-3D y la cámara.

Para la adquisición de información espacial y visual del entorno, se han seleccionado dos sensores: la cámara RGB-D Orbbec Astra Pro y el sensor LiDAR RoboSense RS-Helios-16P. Esta combinación permite capturar tanto mapas de profundidad de alta precisión a corta y media distancia como nubes de puntos 3D.

La Orbbec Astra Pro es una cámara de profundidad basada en tecnología de luz estructurada, proyectando aproximadamente 40,000 haces infrarrojos a 800 nm para reconstruir la geometría del entorno. La cámara también incorpora un sensor de color (RGB) que proporciona imágenes en alta resolución. Las principales características se muestran en la siguiente tabla 1.

Tabla 1: Características técnicas de la cámara Orbbec Astra Pro

Característica	Valor
Resolución profundidad	640 × 480 píxeles a 30 FPS
Resolución color (RGB)	1280 × 720 píxeles a 30 FPS
Rango operativo (m)	0.443 – 8 (óptimo 0.6 – 6)
Campo de visión (FOV)	60° hor. × 49.5° ver.
Precisión	1 mm a 0.6 m/ 20 cm a 8 m

El RS-Helios-16P es un sensor LiDAR-3D de estado sólido-rotativo con 16 canales láser de 905 nm, capaz de generar nubes de puntos 3D de alta densidad. Este dispositivo cumple con la categoría de seguridad láser Clase 1, siendo seguro para exposición ocular. Las principales características se muestran en la siguiente tabla 2.

Tabla 2: Características técnicas del LiDAR RoboSense RS-Helios-16P

Característica	Valor
Rango de medición (m)	0.2 – 150
Precisión (cm)	±2
Cobertura espacial	Hor.: 360°; Ver.: 30°
Resolución angular	1 mm a 0.6 m/ 20 cm a 8 m
Flujo de datos	288,000 p/s (retorno único), 576,000 p/s (retorno dual)

La diferencia de precisión entre ambos sensores se debe a sus principios de funcionamiento y a su rango operativo óptimo. El LiDAR-3D, basado en mediciones de tiempo de vuelo, mantiene una precisión métrica más estable a media y larga distancia, siendo menos sensible a variaciones de iluminación y adecuado para la representación geométrica de espacios exteriores extensos. En cambio, la cámara RGB-D ofrece mayor densidad de puntos y mejor resolución espacial en distancias cortas, lo que permite una delimitación más precisa de objetos próximos. Esta complementariedad en función del rango de trabajo justifica la integración de ambos

sensores dentro de una estrategia de fusión orientada a mejorar la percepción global del entorno.

3. Metodología propuesta

El filtrado aplicado a los datos del LiDAR-3D permite obtener una representación tridimensional amplia y métricamente robusta del entorno (MathWorks, 2026a). A partir de la nube de puntos depurada se definen zonas de interés en función de la tarea de navegación, delimitando una región central asociada a la trayectoria del robot y zonas laterales susceptibles de contener obstáculos o vegetación. Esta organización espacial facilita la planificación de trayectorias y la detección de interferencias geométricas en entornos exteriores.

Por su parte, el procesamiento de la información procedente de la cámara RGB-D permite extraer clústeres asociados a objetos específicos de la escena. La mayor densidad de puntos y la disponibilidad de información visual favorecen la identificación y delimitación de agrupaciones coherentes, algo que no puede obtenerse con el mismo nivel de detalle a partir del LiDAR debido a su menor resolución espacial y ausencia de características visuales discriminativas.

La filosofía de fusión adoptada se basa en la proyección geométrica de los clústeres identificados por la cámara RGB-D sobre el espacio global generado por el LiDAR. Una vez unificados los marcos de referencia, los clústeres se asocian a la nube global mediante criterios de proximidad espacial, permitiendo su localización y etiquetado dentro del mapa tridimensional resultante.

3.1. Procesamiento de los datos del LiDAR-3D

Para el tratamiento de los datos procedentes del LiDAR-3D se propuso el desarrollo de un filtro geométrico basado en la delimitación de una región de interés (ROI), con el objetivo de descartar información no relevante para la navegación del sistema. En particular, se excluyen las detecciones cuya coordenada vertical supera la altura del robot al no interferir en su trayectoria, así como, aquellas correspondientes a posiciones laterales significativas, dado que el robot no tiene capacidad de desplazamiento en dicha dirección (eje Y).

$$0 < z < z_{m\acute{a}x} ; x > 0$$

Posteriormente, se define un punto de referencia en el plano XY (x_r, y_r), que representa la zona donde se espera la presencia de obstáculos. La introducción de este punto permite estructurar el espacio de representación y facilitar el cálculo de distancias relativas en función del tipo de tarea de navegación, sirviendo como centro geométrico para la evaluación de proximidad y la delimitación de regiones críticas. La localización de este punto ha sido determinada a partir del análisis experimental de múltiples ensayos realizados con distintos objetos y configuraciones espaciales, permitiendo identificar la región más representativa de detección.

Una vez establecido el punto de referencia, se calcula la distancia euclídea (d_{ref}) entre dicho punto y cada una de las detecciones previamente filtradas dentro de la ROI. Los puntos resultantes se ordenan en función de esta distancia, otorgando mayor prioridad a aquellos con menor valor. A partir de los puntos priorizados, se calcula posteriormente la distancia real respecto al centro del robot (d_{real}).

Antes de concluir el proceso de selección, se consideran los valores característicos de distancia a los cuales el sensor láser detecta el plano del suelo. Este parámetro (d_{suelo}) ha sido determinado experimentalmente mediante mediciones específicas, seleccionando el valor mínimo observado con el fin de minimizar posibles detecciones erróneas.

Por lo tanto, para finalizar se descartan los puntos seleccionados cuya distancia real calculada previamente, sea mayor a la medida del suelo. Quedando definido, de esta forma, el algoritmo de filtrado desarrollado para los datos del LiDAR láser 3D.

3.2. Procesamiento de los datos de la Cámara RGB-D

En cuanto al análisis de datos tridimensionales obtenidos mediante la cámara de profundidad, se realizan la transformación necesaria para garantizar coherencia con el sistema de referencia del robot y se eliminan los registros con valores no válidos, definidos como valores no numéricos (NaN). A partir de aquí, se genera la nube de puntos (MathWorks, 2026d) y se evalúan distintos procedimientos de depuración y segmentación basados en criterios de vecindad espacial. Dichos procedimientos se implementan en el entorno MATLAB mediante las funciones “pcdenoise” y “pcsegdist”, pertenecientes al *Computer Vision Toolbox* (MathWorks, 2026b), cuyas parametrizaciones se ajustaron experimentalmente al escenario de estudio. Se aplica un filtrado de ruido basado en densidad local (pcdenoise) configurado mediante pruebas experimentales, eliminando, así, puntos aislados mediante criterios de vecindad y umbrales de distancia reducidos. A continuación, se realiza una segmentación por conectividad espacial (pcsegdist), agrupando puntos cuya separación euclídea es inferior a una distancia mínima (MathWorks, 2026c), predefinida a partir de diferentes ensayos con el objetivo de encontrar los valores óptimos para el entorno y la aplicación considerada. Estas técnicas se utilizan de forma comparativa para analizar la calidad de la segmentación obtenida y seleccionar la configuración más adecuada.

Una vez identificado el resultado óptimo, se define una ROI tridimensional y se seleccionan únicamente los puntos contenidos dentro de dicho volumen, restringiendo el análisis a la zona relevante para la detección. Este procedimiento permite obtener una nube depurada, espacialmente coherente y expresada en el marco de referencia del robot.

3.3. Metodología para la fusión.

El proceso para la fusión de datos se realiza a partir de la información previamente almacenada, que es posteriormente analizada empleando el software de MALAB en una CPU externa, distinta a la del robot. Una vez procesados de forma independiente los datos de cada sensor, la fusión se realiza sobre las nubes de puntos previamente depuradas y expresadas en el marco de referencia del robot (MathWorks, 2026e). El procedimiento adoptado corresponde a una estrategia de fusión a nivel de datos, en la que la integración se efectúa directamente sobre la información geométrica ya filtrada.

La combinación se lleva a cabo mediante la superposición espacial de ambas representaciones tridimensionales, generando una nube global en la que se integran las detecciones priorizadas del LiDAR y los clústeres

segmentados de la cámara RGB-D. La asociación entre ambas fuentes se establece mediante criterios de proximidad geométrica, permitiendo localizar los objetos identificados por la cámara dentro del espacio representado por el LiDAR y, en su caso, poder etiquetar las regiones correspondientes.

Este enfoque no introduce modelos probabilísticos ni procesos de estimación adicionales, sino que se basa en la coherencia geométrica entre sensores previamente garantizada. El resultado es una representación tridimensional unificada que combina alcance espacial y capacidad de discriminación local, sirviendo como base para la detección final de objetos y para posteriores etapas de análisis.

4. Metodología experimental

Los experimentos realizados tuvieron como objetivo el desarrollo y evaluación de un sistema de fusión de sensores, combinando un LiDAR-3D y una cámara RGB-D, presentados en la Sección 2. Como primer estadio de la investigación, la adquisición de datos se realizó de forma estática, capturando información del entorno en un escenario controlado diseñado específicamente para evaluar la capacidad de percepción de ambos sensores y para identificar los elementos relevantes del entorno, descartando información no significativa.



Figura 2: Escenario de experimentación.

El escenario experimental (Figura 2) incluyó tres objetos de dimensiones y posiciones predeterminadas, seleccionadas tras un estudio previo de calibración y testeo inicial de los dispositivos sensoriales. Este análisis preliminar permitió verificar el correcto funcionamiento de los sensores y explorar sus limitaciones visuales, ajustando parámetros para optimizar el rendimiento en el entorno interior en el que se realizaron las pruebas. Las características de los objetos se presentan en la Tabla 3 y las posiciones relativas al sistema de referencia del robot en la Tabla 4.

Tabla 3: Dimensiones (m)

Objetos	Altura	Anchura	Profundidad
Objeto 1	0.108	0.253	0.205
Objeto 2	0.204	0.498	0.395
Objeto 3	0.157	0.236	0.076

Tabla 4: Distancias respecto al sistema de referencia del robot (m)

Objetos	Eje X	Eje Y
Objeto 1	1.6445	0.837
Objeto 2	1.65	0
Objeto 3	1.9415	-0.549

4.1. Protocolos de fusión de información

Una vez adquiridos los datos del LiDAR-3D y de la cámara RGB-D de forma estática, se procedió a un análisis sistemático

utilizando MATLAB, con el objetivo de validar los métodos de filtrado propuestos anteriormente cuyo fin era resaltar los objetos de interés y eliminar información irrelevante. Debido a que ambos sensores generan datos con representaciones distintas (Figura 3) se diseñaron procedimientos de procesamiento específicos para cada dispositivo, tal y como se describió en la Sección 3.

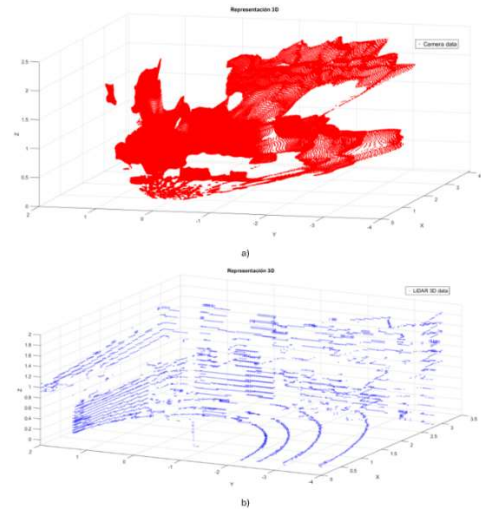


Figura 3: Datos capturados. a) Datos capturados por el la cámara RGB-D. b) Datos capturados por el dispositivo LiDAR- 3D.

En el caso del LiDAR-3D, se implementaron los algoritmos de filtrado descritos que permitieron caracterizar el escenario experimental y diferenciar de manera simultánea los tres objetos del resto del entorno.

Estos filtros se aplicaron sobre los valores individuales obtenidos para cada objeto en distintas ubicaciones, permitiendo validar la consistencia espacial de la información capturada tal y como se aprecia en la Figura 4, donde se muestran enmarcados, y en color verde, los datos asociados a los objetos 1 y 3. Se ha utilizado una representación en el plano XY con el fin de mejorar la interpretación visual.

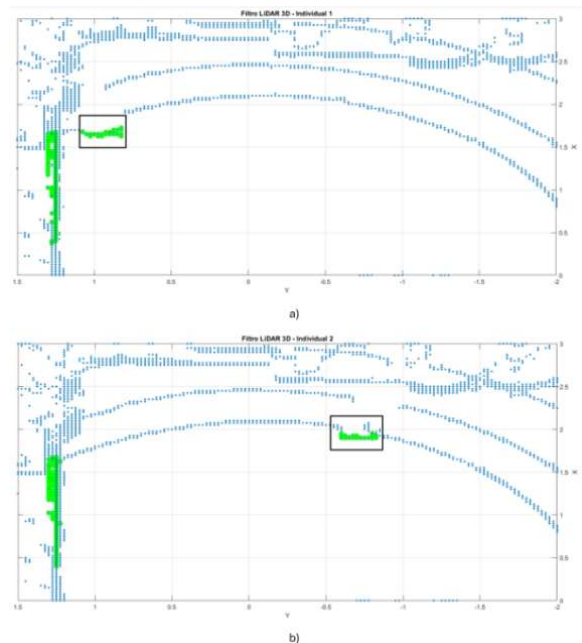


Figura 4: Datos LiDAR-3D filtrados. a) Objeto 1 detectado por el filtro. b) Objeto 3 detectado por el filtro.

La cámara RGB-D, por su parte, proporciona una nube de puntos más densa pero limitada por el campo de visión del sensor. Para facilitar su procesamiento, inicialmente se aplicaron filtros predefinidos disponibles en MATLAB. Posteriormente, se desarrollaron filtros personalizados adaptados al entorno experimental, los cuales permitieron depurar la nube de puntos y resaltar los objetos seleccionados, optimizando así la calidad de la información para la fusión, Figura 5.

A partir de los datos iniciales (Figura 5.a) se aplica el primer clustering configurando la función “pcsegdist” (Figura 5.b). A su vez, modificando los parámetros de la función “pcdenoise” se obtienen distintos resultados, mostrados en Figura 5.c) y Figura 5.d).

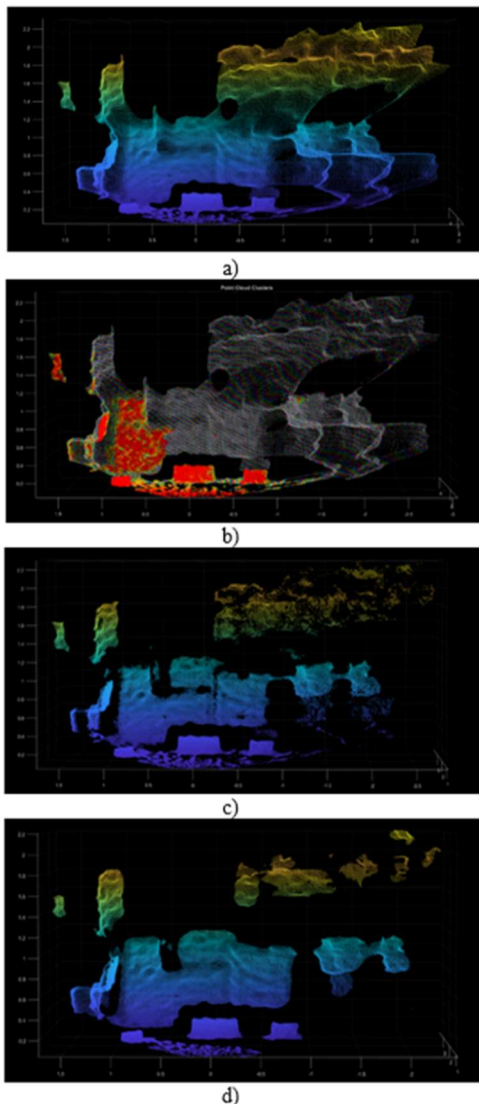


Figura 5: Datos de la cámara RGB-D filtrados. a) Datos originales. b) Aplicación filtro “pcsegdist”. c) Configuración 1 filtro “pcdenoise”. d) Configuración 2 filtro “pcdenoise”.

Los datos representados en la última imagen Figura 5.d) constituyen el conjunto seleccionado para la obtención del resultado final de detección de objetos.

El protocolo descrito asegura la consistencia geométrica y la compatibilidad de los datos provenientes de ambos sensores, constituyendo la base para una fusión de información precisa

y fiable que permite analizar los objetos presentes en el escenario experimental de manera conjunta.

5. Resultados

En esta sección se presentan los resultados obtenidos tras la aplicación de los procedimientos de filtrado y procesamiento de los datos adquiridos por el LiDAR-3D (Figura 3.b) y la cámara RGB-D (Figura 3.a), así como los resultados derivados de la fusión de información de ambos sensores. Se muestran primero las nubes de puntos depuradas para cada dispositivo, destacando cómo los algoritmos desarrollados permiten aislar los objetos de interés del entorno. Por un lado, en la Figura 6 se observan los objetos detectados con el filtro aplicado a la nube de puntos del LiDAR-3D, representando los datos destacados en color verde. Por otro lado, en la Figura 7, se puede observar el resultado final de aplicar una región de interés ROI al clustering de datos obtenido con la configuración de la función “pcdenoise”.

Posteriormente, se ilustran los resultados de la fusión (Figura 8), donde la información combinada de ambos sensores proporciona una representación espacial coherente y más completa del escenario experimental, permitiendo un análisis conjunto de los objetos detectados y de su distribución en el espacio. Los resultados se ilustran en el plan XY para simplificar la visualización de los datos tanto del LiDAR-3D, representados en azul, como los de la cámara, en color rojo, delimitándose mediante rectángulos negros la zona ocupada por los objetos detectados.

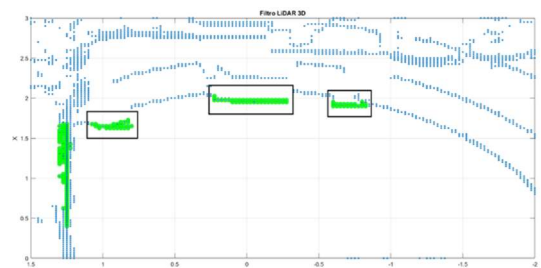


Figura 6: Representación de objetos detectados con LiDAR-3D.

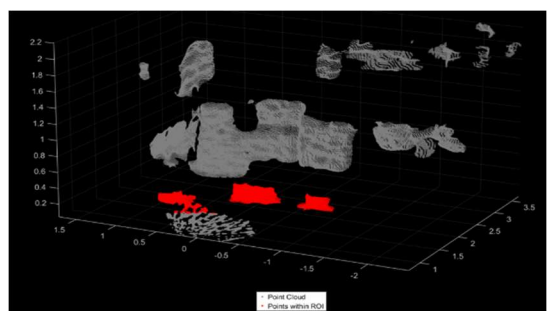


Figura 7: Representación de objetos detectados con Cámara RGB-D.

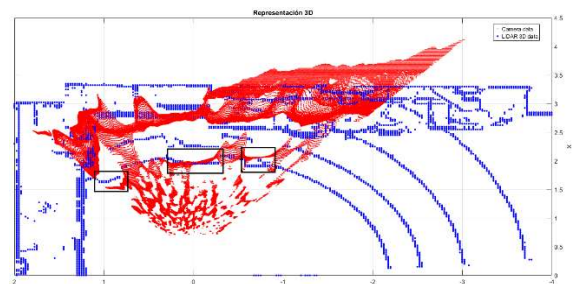


Figura 8: Representación en plano XY de datos fusionados.

6. Conclusiones

En esta investigación se ha desarrollado y evaluado un método para la fusión de información procedente de un LiDAR-3D y una cámara RGB-D, orientado a la percepción de entornos controlados, con aplicaciones en robótica para agricultura de precisión. La metodología utilizada implementa un filtro específico para cada sensor que, junto con la unificación de marcos de referencia han permitido obtener una representación coherente y consistente del escenario que integra la información métrica y espacial de los objetos captados.

Los resultados experimentales demuestran que el sistema permite identificar de manera fiable objetos de distintas dimensiones y posiciones, superando las limitaciones individuales de cada sensor y proporcionando una base sólida para continuar la investigación en entornos citrícolas con elementos naturales.

Como trabajo futuro, se plantea extender la metodología a entornos dinámicos y reales, incorporando algoritmos de segmentación, seguimiento y clasificación en tiempo real para mejorar la autonomía y capacidad de análisis del robot, evolucionando hacia la obtención de mapas semánticos.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por el Proyecto ATTENTIA ('Agricultura sostenible de cítricos con Inteligencia Artificial-0085 ATTENTIA_5_E') financiado por el Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER) a través del Programa Interreg V-A España-Portugal (POCTEP) 2023-2026.

Referencias

- A. Milioto, P. Lottes, and C. Stachniss, "Real-time semantic segmentation of crop and weed for precision agriculture robots leveraging background knowledge in cnns," in ICRA, 2018. DOI: 10.1109/ICRA.2018.8460962
- Balogun, A. L., Adebisi, N., Abubakar, I. R., Dano, U. L., & Tella, A. (2022). Digitalization for transformative urbanization, climate change adaptation, and sustainable farming in Africa: Trend, opportunities, and challenges. *Journal of Integrative Environmental Sciences*, 19(1), 17-37. DOI: 10.1080/1943815X.2022.2033791
- Cadena, C., Carlone, L., Carrillo, H., Latif, Y., Scaramuzza, D., Neira, J. & Leonard, J. J. (2017). Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robust-perception age. *IEEE Transactions on robotics*, 32(6), 1309-1332. DOI: 10.1109/TRO.2016.2624754
- D. Filliat and J.-A. Meyer, "Map-based navigation in mobile robots: I. a review of localization strategies," *Cognitive Systems Research*, 2003. DOI:10.1016/S1389-0417(03)00008-1
- G. Dedeoglu and G. S. Sukhatme, "Landmark-based matching algorithm for cooperative mapping by autonomous robots," in *Distributed Autonomous Robotic Systems 4*. Springer, 2000. DOI: 10.1007/978-4-431-67919-6_24
- G. Oriolo, G. Ulivi, and M. Vendittelli, "Real-time map building and navigation for autonomous robots in unknown environments," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 1998. DOI: 10.1109/3477.678626
- MacPherson, J., Voglhuber-Slavinsky, A., Olbrisch, M., Schöbel, P., Dönitz, E., Mouratiadou, I., & Helming, K. (2022). Future agricultural systems and the role of digitalization for achieving sustainability goals. A review: Future agricultural systems and the role of digitalization for achieving sustainability goals. A review. *Agronomy for sustainable development*, 42(4), 70. DOI: 10.1007/s13593-022-00792-6
- MathWorks, 2026a. Build a Map from LiDAR Data Using SLAM. [En línea] Disponible en: <https://es.mathworks.com/help/vision/ug/build-a-map-from-lidar-data-using-slam.html> (Accedido: 28 feb. 2026).
- MathWorks, 2026b. Computer Vision Toolbox. [En línea] Disponible en: <https://es.mathworks.com/products/computer-vision.html> (Accedido: 28 feb. 2026).
- MathWorks, 2026c. pcsegdist — Segmentación de nube de puntos por distancia. (En línea) Disponible en: <https://es.mathworks.com/help/vision/ref/pcsegdist.html> (Accedido: 28 feb. 2026).
- MathWorks, 2026d. Point Cloud Processing. (En línea) Disponible en: https://es.mathworks.com/help/vision/point-cloud-processing.html?s_tid=CRUX_topnav (Accedido: 28 feb. 2026).
- MathWorks, 2026e. Sensor Fusion and Tracking Toolbox. (En línea). Disponible en: <https://es.mathworks.com/products/sensor-fusion-and-tracking.html> (Accedido: 28 feb. 2026).
- Nezamova, O. A., & Olentsova, J. A. (2022, February). The main trends of digitalization in agriculture. In IOP conference series: earth and environmental science (Vol. 981, No. 3, p. 032018). IOP Publishing. DOI: 10.1088/1755-1315/981/3/032018
- Nithya, V., Kanmani, S., 2015. Data clustering techniques: A survey. *SpringerPlus* 4, 1–12. DOI: 10.1007/S40745-015-0040-1
- Proyecto ATTENTIA (2023). *Agricultura sostenible de cítricos con inteligencia artificial*. Programa Interreg POCTEP 2021–2027. Recuperado de: <https://attentiaproject.eu/> (Accedido: 28 feb. 2026)
- Sadjadi, E. N., & Fernández, R. (2023). Challenges and opportunities of agriculture digitalization in Spain. *Agronomy*, 13(1), 259. DOI: 2073-4395/13/1/259
- Valle, A., Barrio, 2024. *Estudio y desarrollo de técnicas de fusión de sensores para navegación autónoma*. TFG, Universidad Politécnica de Madrid.
- X. Wu, S. Aravecchia, P. Lottes, C. Stachniss, and C. Pradalier, "Robotic weed control using automated weed and crop classification," *Journal of Field Robotics*, 2020. DOI: 10.1002/rob.21938