

ESTADO DEL ARTE SOBRE EL USO DE LA TECNOLOGÍA LIDAR EN LA
REALIZACIÓN DE INVENTARIOS VIALES

Alba Lucia Landinez Morales

Yerson Javier Suescun Porras

Trabajo de Grado para Optar el Título de Ingenieros Civiles

Director

Yerly Fabián Martínez Estupiñán

PhD en Ingeniería Transporte y Logística

Codirector

Roberto José Tamara Corredor

Ingeniero Civil

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas

Escuela de Ingeniería Civil

Bucaramanga

2026

Dedicatoria

A mis abuelos, Stella y Hernán; quienes hoy no me acompañan y son los pilares de mi vida, por forjar mi camino con profundo amor, dedicación y paciencia. Este logro y los futuros siempre serán para ustedes.

A mi papá, Cristian, mi tía, Diana y mi padrino Guzmán que siempre han sido mi fuente de apoyo e inspiración principal, por guiarme en este camino del aprendizaje.

A mi primo, Juan Diego, por ser mi único hermano y siempre encontrar las palabras correctas para ayudarme cuando más lo necesitaba.

A mis amigos, Sebastian y Leonardo por acompañarme durante todos estos años y por su mano en los momentos más difíciles de este camino académico.

A mis amigas, Angie, Gina, Liliana y Yulieth, por regalarme siempre un espacio de compañía sincera, amor genuino y soporte que hizo más ligero cada desafío.

Alba Lucia Landinez Morales

A Yaqueline y al jipi por permitirme relajarme (estudiar).

A sol, mis amigos de la USA y los del barrio por enseñarme que no todo es dinero en la vida.

A mi hermano y mi hermana por enseñarme como se afronta la vida sin quejarse.

A todos mis compañeros de la universidad que sin ellos el proceso hubiera sido tedioso.

A la vida que me ha permitido llegar hasta aquí.

Yerson Javier

Agradecimientos (Opcional)

Agradecemos profundamente a todas las personas que hicieron parte de nuestro camino, por sus consejos y apoyo incondicional.

A nuestro director, Yerly Martinez y nuestro codirector, Roberto Tamara, por el tiempo y la compañía dedicada a lo largo de este proyecto, la cual fue de suma importancia para lograr nuestros objetivos y enriquecer nuestro conocimiento.

Tabla de Contenido

	Pág.
INTRODUCCIÓN	11
1. OBJETIVOS	14
1.1 Objetivo General.....	14
1.2 Objetivos Específicos.....	14
2. MARCO CONCEPTUAL.....	15
2.1. Tecnología LiDAR.....	15
2.2 Tipos de LiDAR.....	16
2.3 Inventario Vial	16
3. METODOLOGÍA.....	18
3.1. Etapa 1: Búsqueda y selección de literatura	19
3.2. Etapa 2: Clasificación procesos de adquisición	23
3.3. Etapa 3: Análisis de metodologías de procesamiento.....	24
3.4. Etapa 4: Identificación de productos generados	25
3.5. Etapa 5: Síntesis de la información.....	25
4. RESULTADOS	26
4.1. Tendencias bibliométricas identificadas	26
4.2. Procesos y plataformas de adquisición de datos	31
4.2.1. Equipos empleados	31
4.3. Análisis de las metodologías de procesamiento documentadas.....	34
4.3.1. Filtrado del suelo y geometría vial.....	35

4.3.2. Identificación y análisis de marcas viales	36
4.3.3. Detección de defectos en el pavimento	36
4.3.4. Clasificación de elementos tipo poste	37
4.3.5. Extracción de señales de tránsito	37
4.4. Identificación de productos generados	38
4.4.1. Superficie de la carretera y geometría vial	38
4.4.2. Infraestructura vertical (señales, postes y mobiliario)	39
4.4.3. Señalización horizontal (marcas viales)	40
4.4.4. Defectos y condiciones del pavimento	40
5. CONCLUSIONES	42
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	44
APÉNDICES	59

Lista de Figuras

	Pág.
Figura 1. <i>Esquema general de la metodología de investigación</i>	18
Figura 2. <i>Comportamiento anual de las publicaciones</i>	27
Figura 3. <i>Mapa co- ocurrencia de palabras clave</i>	28
Figura 4. <i>Mapa co- ocurrencia de autores</i>	29
Figura 5. <i>Mapa concurrencia de países de publicación</i>	30
Figura 6. <i>Tipos de plataformas empleadas</i>	31
Figura 7. <i>Marcas identificadas en la revisión</i>	33
Figura 8. <i>Número de artículos que usaron algoritmos clásicos o redes de aprendizaje automático</i>	35

Lista de Apéndices

Apéndice A: Ecuaciones de búsqueda en Scopus por pilar temático (Hoja 1)

Apéndice B: Artículos seleccionados con metadatos completos (Hoja 2)

Apéndice C: Matriz de relevancia de artículos (Hoja 3)

Apéndice D: Listado final de artículos incluidos (Hoja 4)

Apéndice E: Distribución de artículos por año de publicación (Hoja 5)

Apéndice F: Clasificación por plataforma LiDAR (Hoja 6)

Apéndice G: Sensores complementarios utilizados (Hoja 7)

Apéndice H: Softwares de procesamiento más empleados (Hoja 8)

Apéndice I: Clasificación de elementos extraídos (Hoja 9)

Apéndice J: Comparación de DOI entre WOS y Scopus (Hoja 10)

Apéndice K: Herramientas de software y su uso (Hoja 11)

Apéndice L: Tabla de preprocesamiento por tipo de elemento (Hoja 12)

Apéndice M: Categorías transversales de elementos extraídos (Hoja 13)

Reconocimiento de uso de inteligencia artificial

En el desarrollo de este trabajo de investigación se recurrió a herramientas de inteligencia artificial como apoyo tanto metodológico como en la redacción. Específicamente, se utilizaron las plataformas DeepSeek (www.deepseek.com) y Grammarly (www.grammarly.com), cada una orientada a desempeñar funciones específicas.

La herramienta DeepSeek se empleó durante la fase de revisión bibliográfica, en particular para apoyar el proceso de filtrado y selección de documentos relevantes para la investigación, facilitando la identificación de fuentes pertinentes y acordes con los objetivos del estudio. Por otro lado, Grammarly se utilizó como apoyo en la mejora de la redacción, aportando a la claridad, coherencia y corrección gramatical del texto, sin modificar el contenido técnico ni la contribución intelectual propia de los autores.

El uso de estas herramientas se realizó de manera responsable y ética, manteniendo en todo momento la autoría, el análisis crítico y la toma de decisiones académicas a cargo de los investigadores.

Resumen

Título: Estado del arte sobre el uso de la tecnología LiDAR en la realización de inventarios viales

Autor: Alba Lucia Landinez Morales

Palabras Clave: Inventario vial, tecnología LiDAR, láser, sensores, sistema de mapeo, infraestructura vial.

Descripción: La infraestructura vial constituye un componente fundamental del sistema de transporte, al facilitar la movilidad de personas, mercancías y servicios, contribuyendo así al desarrollo económico y social. En este contexto, los inventarios viales proporcionan información indispensable para la planificación, el mantenimiento y la gestión de la infraestructura. Sin embargo, los métodos tradicionales de levantamiento de información presentan limitaciones relacionadas con altos costos, tiempos de ejecución largos y dificultades para mantener la información actualizada. Estas problemáticas han impulsado la adopción de herramientas y tecnologías geoespaciales más eficientes, entre las que destaca LiDAR.

Este trabajo de investigación presenta un estado del arte sobre la aplicación de la tecnología LiDAR en la elaboración de inventarios viales, a partir de la revisión detallada de 100 artículos científicos. Se realizó un análisis bibliométrico para identificar las principales tendencias de investigación, la evolución temática del campo, las redes de colaboración entre autores y la participación de los países con mayor producción científica. El análisis se estructuró en tres ejes: las plataformas y equipos utilizados para la adquisición de datos, las metodologías de procesamiento de la información y las formas de representación de los resultados.

Los hallazgos evidencian un predominio de los sistemas LiDAR desarrollados por RIEGL y Teledyne, utilizados principalmente en plataformas móviles y aerotransportadas. Asimismo, la mayoría de los estudios incorpora etapas de preprocesamiento para la limpieza y clasificación de las nubes de puntos, seguidas de metodologías como la segmentación, la extracción de características y técnicas de aprendizaje profundo para la identificación automática de elementos viales. Entre los productos más frecuentes se encuentran la detección de postes, demarcaciones horizontales, señales de tránsito y otros elementos de mobiliario urbano, representados mediante nubes de puntos filtradas y coloreadas, imágenes ráster y modelos bidimensionales y tridimensionales.

* Trabajo de Grado

** Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Ingeniería Civil. Director: Yerly Fabian Martinez Estupiñan

Abstract

Title: State of the Art on the Use of LiDAR Technology in Road Inventory Surveys *

Author: Alba Lucia Landinez Morales **

Key Words: Road inventory, LiDAR technology, lasers, sensors, mapping system, road infrastructure.

Description: Road infrastructure is a fundamental component of the transportation system, as it facilitates the movement of people, goods, and services, thereby contributing to economic and social development. In this context, road inventories provide essential information for the planning, maintenance, and management of infrastructure. However, traditional survey methods have limitations related to high costs, long execution times, and difficulties in keeping the information up to date, which has driven the adoption of more efficient geospatial technologies, notably LiDAR.

This study presents a state-of-the-art review of the application of LiDAR technology in the creation of road inventories, based on a review of 100 scientific articles. A bibliometric analysis was conducted to identify the main research trends, the evolution of the field's themes, collaboration networks among authors, and the participation of the countries with the highest scientific output. The analysis was structured around three main areas: the platforms and equipment used for data acquisition, data processing methodologies, and methods for representing the results.

The findings reveal a predominance of LiDAR systems developed by RIEGL and Teledyne, used primarily on mobile and airborne platforms. Furthermore, most studies incorporate preprocessing stages for cleaning and classifying point clouds, followed by methodologies such as segmentation, feature extraction, and deep learning techniques for the automatic identification of road elements. Among the most common outputs are the detection of utility poles, road markings, traffic signs, and other street furniture elements, represented using filtered and colored point clouds, raster images, and two- and three-dimensional models.

* Degree Work

** Faculty of Physical-Mechanical Engineering. Civil Engineering Department. Advisor: Yerly Fabian Martinez Estupiñan

Introducción

El crecimiento y desarrollo de un país están directamente vinculados a su desempeño económico, que a su vez depende de las dinámicas de importación y exportación. La infraestructura vial juega un rol decisivo en este proceso, pues una red de transporte eficiente fortalece el comercio, la competitividad y genera efectos positivos en la productividad económica Haga clic o pulse aquí para escribir texto.. En Colombia, como en la mayoría de los países, esta realidad es aún más evidente: la inversión en infraestructura vial no solo dinamiza la economía mediante el transporte de materias primas y bienes, sino que también favorece múltiples dimensiones del desarrollo; desde la generación de empleo y la reducción de costos logísticos hasta la ampliación de mercados y el mejoramiento del bienestar de la población (Ramírez-Giraldo et al., 2021)

En este contexto, contar con inventarios viales actualizados y confiables es fundamental para el desarrollo. En Colombia, el Sistema Integral Nacional de Información de Carreteras (SINC) almacena información sobre las condiciones de las vías, dicha información es suministrada por el Instituto Nacional de Vías (INVIAS), la Agencia Nacional de Infraestructura (ANI) y las entidades territoriales bajo lineamientos del Ministerio de Transporte (Mintransporte, 2025). Sin embargo, aún persisten deficiencias en la recolección de esta información, asociadas principalmente a las limitaciones de los métodos tradicionales de levantamiento, basados en inspecciones manuales que implican altos costos, largos tiempos de ejecución y personal especializado. Además, la amplia extensión de la red vial colombiana, las restricciones técnicas y presupuestales de algunas entidades dificultan la actualización periódica de la información, lo que genera bases de datos incompletas o desactualizadas que afectan la toma de decisiones (Departamento Nacional de Planeación, 2020)

Considerando lo anterior, las limitaciones de los métodos tradicionales para la generación y actualización de inventarios viales han impulsado la necesidad de incorporar tecnologías que optimicen estos procesos. En respuesta, varios países han implementado herramientas geoespaciales como imágenes de alta resolución y sistemas de mapeo móvil, combinadas con inteligencia artificial con el objetivo de mejorar la captura y el análisis de información sobre la infraestructura (Z. Zhang et al., 2021). Sin embargo, estas alternativas suelen presentar restricciones relacionadas con la resolución espacial o con la representación precisa de la geometría de los elementos viales, lo que limita su aplicabilidad en inventarios detallados.

En este escenario, la tecnología LiDAR (Light Detection and Ranging) se posiciona como una alternativa confiable dada su capacidad de generar nubes de puntos tridimensionales de alta densidad, lo que permite representar con precisión la superficie y los elementos de la infraestructura vial, en comparación con otras técnicas (Z. Chen et al., 2022). Además, LiDAR ha demostrado ser eficaz en la caracterización de señales de tránsito, marcas viales, bordes y mobiliario urbano, posicionándose como una herramienta eficiente y segura para la elaboración de inventarios viales (Ramadhani et al., 2025)

Ante este panorama, surge el interrogante central de la presente investigación: ¿cómo ha sido aplicada la tecnología LiDAR en la generación de inventarios viales? Para dar respuesta a esta pregunta, se realizó una revisión de la literatura científica disponible en donde se identificó, clasificó y analizó la información documentada respecto al uso de LiDAR en dicho contexto. La investigación se enfocó en la adquisición de datos en campo, las metodologías de procesamiento empleadas y los productos generados a partir de dichos procesos.

En este sentido, la revisión de literatura se construyó a partir de información proveniente de bases de datos académicas de alto impacto, como Scopus y WoS, lo que asegura la calidad y

validez científica de los documentos analizados. La metodología que se adoptó fue de carácter descriptivo, orientada a sintetizar la literatura existente para reconocer tendencias, patrones y potencialidades del uso de la tecnología LiDAR en la elaboración de inventarios viales. Para ello, se definieron cinco fases: 1) búsqueda y selección de literatura mediante la ecuación de búsqueda y los criterios de inclusión y exclusión establecidos; 2) clasificación de los procesos de adquisición de datos LiDAR según la plataforma utilizada; 3) análisis de las metodologías de procesamiento documentadas; 4) identificación de los productos generados; y 5) síntesis global de la información sobre la aplicación de LiDAR en inventarios viales.

Esta estructura permitió construir un estado del arte sólido y articulado que servirá como referente para futuras investigaciones y aplicaciones en el contexto de la gestión vial.

1. Objetivos

1.1 Objetivo General

Realizar una revisión literaria sobre las aplicaciones y alcances que ha presentado el uso de la tecnología LiDAR en la elaboración de inventarios viales.

1.2 Objetivos Específicos

- Clasificar los procesos de adquisición de datos LiDAR empleados en inventarios viales.
- Analizar las técnicas y herramientas utilizadas para el procesamiento de datos LiDAR orientadas a la obtención de información para inventarios viales.
- Identificar los productos generados mediante el uso de tecnología LiDAR en el desarrollo de inventarios viales.

2. Marco conceptual

En este capítulo se integran los fundamentos teóricos y conceptuales que sustentan esta investigación. Se organiza en dos componentes principales: el marco conceptual sobre la tecnología LiDAR y los inventarios viales.

2.1. Tecnología LiDAR

Dentro de la teledetección activa, la tecnología LiDAR se ha vuelto una herramienta muy utilizada dada su capacidad de emitir pulsos láser de alta frecuencia hacia una superficie y registrar la señal reflejada. Sin embargo, su funcionamiento como herramienta de precisión geoespacial no depende únicamente de esa emisión, sino de la integración de varias tecnologías de apoyo como un receptor láser, encargado de medir la distancia al objeto mediante el tiempo de vuelo del pulso. Para que esa medición se convierta en un dato geográfico útil, resulta indispensable el uso de sistemas GNSS (Sistema Global de Navegación por Satélite), que proporcionan la posición absoluta del sensor en el espacio (latitud, longitud y altitud) y aseguran que cada punto capturado quede vinculado a un marco de referencia global. Adicionalmente, se emplea una unidad de medición inercial (IMU), que registra con gran precisión la orientación y los movimientos del sensor (balanceo, cabeceo y guiñada)

La integración de esta tecnología presenta amplias cualidades como: la captura rápida de grandes volúmenes de datos, la generación directa de nubes de puntos tridimensionales de alta densidad y la posibilidad de obtener información detallada sobre la geometría de los objetos y del terreno, todas estas cualidades hacen del LiDAR una tecnología versátil y confiable para aplicaciones terrestres y ambientales.(C. Wang et al., 2024)

2.2 Tipos de LiDAR

Según la plataforma de montaje LiDAR puede dividirse en dos grandes grupos: los sistemas aerotransportados y los terrestres. Dentro del LiDAR aéreo se encuentra el topográfico, que se instala en aviones o helicópteros y utiliza láser infrarrojo para medir la superficie terrestre; este resulta útil en aplicaciones como silvicultura, hidrología, geomorfología, planificación urbana, ecología del paisaje, ingeniería costera y cálculos volumétricos. Del mismo modo, se encuentra el LiDAR batimétrico que combina láser infrarrojo y verde para penetrar en el agua y medir profundidades, siendo empleado en estudios costeros, puertos, playas y detección de objetos en el fondo marino. Por otro lado, el LiDAR terrestre se divide en dos modalidades: estático y móvil. El LiDAR terrestre estático se instala sobre trípodes o estaciones fijas, es portátil y puede utilizarse tanto en interiores como en exteriores; es común en ingeniería, minería, topografía, arqueología y en la creación de modelos tridimensionales de edificios y ciudades. En cuanto al LiDAR terrestre móvil, se monta en vehículos, trenes o barcos en movimiento, integrando sensores LiDAR, cámaras, GPS y sistemas inerciales (INS); se emplea fundamentalmente en el análisis de infraestructura vial y en la detección de elementos cercanos como cables, postes y señales de tránsito, ofreciendo una captura eficiente de datos a lo largo de extensas trayectorias (Puente et al., 2013)

2.3 Inventario Vial

Cuando se estudian las redes viales, resulta necesario conocer las características y el estado de estas, a partir de esto surge la necesidad del inventario vial, conformado por elementos que pueden variar considerablemente según el tipo de vía que se esté estudiando. De manera general, todo inventario vial debe registrar, como mínimo, un conjunto de características fundamentales: la ubicación y el nombre de la vía (incluyendo país, ciudad, departamento, municipio u otras

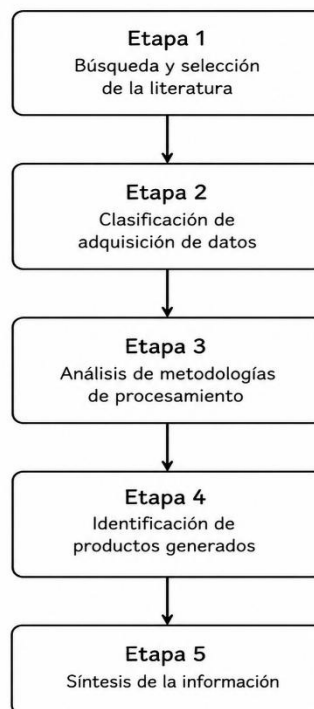
referencias), la referenciación del tramo analizado, el tipo de superficie (tierra, placa-huella, afirmado, adoquín, pavimento rígido, otros), el tipo de terreno (plano, ondulado, montañoso o escarpado), el ancho de calzada, el estado de la superficie, el volumen de vehículos que circulan, así como la demarcación horizontal y la señalización vertical presente. (Banco de Desarrollo Territorial, s/f)`No obstante, es frecuente encontrar elementos estructurales adicionales que también deben ser reportados en el inventario, tales como muros de contención, puentes, obras de drenaje, túneles, barreras de seguridad (Programa de Gobernabilidad Regional de USAID, 2016)

3. Metodología

El desarrollo de esta revisión de literatura se estructura en cinco etapas principales (Fig. 1). La primera corresponde a la búsqueda y selección de documentos, que constituye la base para desarrollar las fases posteriores. A partir de los estudios seleccionados, se ejecutan las fases 2, 3 y 4, orientadas a la extracción y análisis de la información de interés. Estas fases se encuentran directamente alineadas con los objetivos específicos de la investigación. Finalmente, la fase 5 integra y sintetiza la información recopilada, permitiendo consolidar los hallazgos de la investigación.

Figura 1.

Esquema general de la metodología de investigación



Nota. *Elaboración propia*

3.1. Etapa 1: Búsqueda y selección de literatura

En esta etapa, el primer paso consistió en definir las palabras clave que orientarían el proceso de búsqueda. Para ello, se establecieron inicialmente cuatro pilares conceptuales: el primero correspondiente al *fenómeno*, que abarca todo lo relacionado con la tecnología LiDAR; el segundo al *contexto*, referido a su aplicación en los componentes de un inventario vial; el tercero al *efecto*, que comprende las metodologías, el procesamiento de la información y los datos obtenidos en campo; y el cuarto, los *términos de exclusión*, identificados a partir de algunas ecuaciones iniciales en las que dichos términos generaban ruido en los resultados.. Con base en estos cuatro pilares se construyó una cadena de búsqueda (*Anexo A*) que relaciona los términos mediante los operadores booleanos "AND" y "OR". De esta manera, se formuló una ecuación de búsqueda en Scopus y Web of Science (WoS), sobre la cual se realizó un análisis sobre los documentos recuperados en ambas bases considerando autores, título y DOI, y se identificó que aproximadamente el 81% de los registros presentes en WoS también se encuentran disponibles en Scopus (*Anexo J*), por lo cual se decidió utilizar Scopus como la fuente principal de información para la presente investigación. Bajo este criterio, con la siguiente ecuación base se obtuvieron 295 documentos en Scopus (*Anexo A*).

A partir de la ecuación de búsqueda inicial, se realizó un proceso de depuración de los términos empleados, haciendo uso de la función "Combinar consultas" (Combine queries) y el operador booleano AND NOT. Se procedió a eliminar de manera individual cada una de las keywords empleadas en la ecuación original, verificando en cada caso si el número total de documentos recuperados se mantenía o variaban. Considerando esto, aquellos términos cuya eliminación no modificaba de manera significativa los resultados fueron considerados redundantes dentro de la ecuación. Como resultado de esta limpieza, la ecuación redujo significativamente el

número de keywords empleadas y obteniendo de esta manera una ecuación más limpia y con una variación de resultados baja. Adicionalmente, se aplicaron filtros de exclusión propios de Scopus, tales como el idioma, el tipo de documento, el área de estudio y el periodo (planteado desde el año 2013 con el fin de tener un panorama general del desarrollo de la tecnología a lo largo de los años). Como resultado de este proceso de refinamiento, se obtuvo la siguiente ecuación, con un total de 208 documentos:

TITLE-ABS-KEY (("LiDAR" OR "Light detection and ranging" OR "mobile mapping system" OR "airborne laser scanning" OR "MLS") AND ("road infrastructure" OR "road marking" OR "road geometry" OR "traffic signs" OR "highway inventory" OR "pavement marking" OR "curb" OR "road furniture" OR "road inventory" OR "lane markings") AND ("feature extraction" OR "methodology*" OR "technique*" OR "accuracy assessment" OR "calibration" OR "registration*" OR "segmentation" OR "georeferencing" OR "object detection") AND NOT ("autonomous driving" OR "autonomous vehicle*" OR "unmanned aerial" OR "pedestrian" OR "wells" OR "odometry" OR "traffic flow")) AND PUBYEAR > 2013 AND PUBYEAR < 2027 AND (EXCLUDE (SUBJAREA , "AGRI") OR EXCLUDE (SUBJAREA , "MEDI") OR EXCLUDE (SUBJAREA , "ARTS") OR EXCLUDE (SUBJAREA , "CENG") OR EXCLUDE (SUBJAREA , "CHEM") OR EXCLUDE (SUBJAREA , "BUSI") OR EXCLUDE (SUBJAREA , "BIOC") OR EXCLUDE (SUBJAREA , "ECON") OR EXCLUDE (SUBJAREA , "MULT") OR EXCLUDE (SUBJAREA , "ENER")) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar") OR LIMIT-TO (DOCTYPE , "re") OR LIMIT-TO (DOCTYPE , "cp")) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE , "English"))*

Una vez consolidada esta base documental, se realiza una revisión por parte de los investigadores de cada documento considerando palabras claves, título, resumen y acceso al texto

completo, teniendo como base criterios de inclusión y exclusión para delimitar los documentos (208) a aquellos que estén estrechamente relacionados con la investigación, para esto se plantearon los siguientes criterios:

Criterios de inclusión

- El primer criterio que comparten los documentos considerados relevantes es el uso efectivo de la tecnología LiDAR como fuente principal de los datos analizados. No basta con que se mencione de manera superficial: se requiere que constituya el insumo central del estudio o, al menos, que esté claramente reflejado en la metodología.
- El segundo criterio establece que el documento debe abordar la identificación y/o clasificación de los elementos que conforman la infraestructura vial. Entre ellos se incluyen la señalización vertical (postes y señales de tránsito) y horizontal (marcas en el pavimento, pasos peatonales), los bordes de la calzada, la superficie y geometría de la vía (alineamientos, pendientes, secciones transversales, anchos), las barreras de seguridad y demás.
- El tercer criterio reconoce como relevantes aquellos estudios que, aunque no se centren en extraer directamente estos elementos, aportan de manera significativa en las etapas intermedias del proceso de construcción del inventario usando la tecnología. Esto incluye el preprocesamiento y corrección de nubes de puntos, la georreferenciación, la integración de datos LiDAR con imágenes de cámara, o la evaluación del estado de los elementos ya registrados (por ejemplo, la reflectividad de las señales, el desgaste de las marcas viales o la condición del pavimento). También se consideran los trabajos que incorporan datos LiDAR en modelos BIM

o GIS cuando el resultado son entidades propias del inventario vial, así como estudios de caso o evaluaciones metodológicas aplicadas directamente a la generación o actualización de inventarios.

Criterios de exclusión

- El primer criterio se relaciona con la ausencia de LiDAR como tecnología de adquisición. Muchos documentos fueron descartados porque emplean otras herramientas como eje central de la investigación y el LiDAR aparece únicamente como una referencia secundaria, sin constituir el objeto principal.
- El segundo criterio corresponde a aquellos trabajos que a pesar de utilizar LiDAR, su propósito principal se orienta hacia aplicaciones de conducción autónoma y asistencia vehicular.
- El tercer criterio agrupa investigaciones con un enfoque urbano o estructural más amplio, sin especificidad vial. Aquí se incluyen trabajos sobre clasificación de objetos urbanos (mobiliario, arbolado, edificaciones), monitoreo estructural de puentes o viaductos como activos independientes, evaluaciones sísmicas o de accesibilidad, gestión BIM orientada al mantenimiento de infraestructura sin extracción de elementos viales, así como aplicaciones en ámbitos distintos al vial, como minería, silvicultura o entornos ferroviarios.
- El cuarto criterio de exclusión abarca aquellos documentos cuya contribución es principalmente metodológica o técnica de carácter general tales como: estudios sobre precisión de equipos de escaneo y calibración de sensores. También se descartan aquellas publicaciones de alcance demasiado amplio sobre geo

tecnologías o monitoreo de infraestructura lineal, que no profundizan en la aplicación específica del LiDAR a componentes viales.

Finalmente, tras la revisión detallada de los títulos y resúmenes de los documentos, apoyándose en la herramienta de inteligencia artificial *ASreview* y teniendo en cuenta los criterios de inclusión, exclusión y la disponibilidad de acceso, se consolidó un conjunto de 100 documentos como la base de extracción y análisis de la información para el desarrollo en las etapas posteriores de la investigación (*Anexo C*).

3.2. Etapa 2: Clasificación procesos de adquisición

Para esta etapa y las posteriores (3 y 4), se diseñaron bloques de preguntas orientados a facilitar la extracción sistemática de información en cada documento, la extracción de la información fue realizada por dos revisores de forma independiente, 50 documentos por persona. Las discrepancias se resolvieron mediante discusión y consenso; en los casos en que un documento no reportaba determinado dato, se registró como “*No disponible en el texto*”. En el caso específico de la etapa 2, se definieron tres bloques principales:

- **Equipamiento:** indaga si el artículo especifica el tipo de sensor LiDAR empleado y qué dispositivos adicionales lo complementan.
- **Plataforma y montaje:** examina el tipo de plataforma utilizada (móvil, aérea o combinada), la existencia de comparaciones entre ellas y las especificaciones relacionadas con el montaje o consideraciones técnicas empleadas.
- **Adquisición y datos de entrada:** aborda la delimitación del área de captura y las condiciones bajo las cuales se realizó (ubicación, velocidad de desplazamiento, condiciones climáticas, entre otras).

La información extraída de los documentos seleccionados se organiza en una tabla comparativa (*Anexo E*), a partir de la cual se identifican los equipos y herramientas de captura de la información más recurrentes en los estudios analizados (*Anexo G, Anexo H*). Este procedimiento permitió establecer un porcentaje global que refleja las tecnologías y recursos más utilizados en el conjunto de la literatura revisada.

3.3. Etapa 3: Análisis de metodologías de procesamiento

En esta etapa se establecieron dos bloques de preguntas:

- **Procesamiento de datos:** este bloque examina el flujo de trabajo descrito en cada artículo, con el fin de identificar si se realizaron etapas de preprocesamiento de la nube de puntos y qué atributos específicos se consideraron en la limpieza de los datos. Asimismo, se analizan las metodologías y algoritmos empleados en el procesamiento, lo que permite reconocer las estrategias aplicadas para segmentar, clasificar o modelar la información recolectada.
- **Softwares y herramientas utilizadas:** este bloque se orienta a la identificación de los programas y recursos tecnológicos empleados en las fases de preprocesamiento y procesamiento. Incluye tanto la mención de softwares específicos como el desarrollo de herramientas, algoritmos o códigos propios.

En esta etapa, al igual que en la anterior, la información se organiza en formato de tabla (*Anexo K, Anexo L*), lo que permite realizar una síntesis de los datos extraídos, así como identificar patrones en los flujos de trabajo y reconocer las metodologías y herramientas más empleadas en los estudios revisados. Esto con el fin de obtener una visión comparativa que contribuya a destacar las tendencias en la literatura analizada.

3.4. Etapa 4: Identificación de productos generados

Esta etapa comprende 2 bloques:

- **Elementos extraídos:** se centra en identificar los componentes del inventario vial que cada estudio logra extraer y/o clasificar. Además, se analiza la forma en que dichos resultados son representados, ya sea mediante nubes de puntos clasificadas, modelos tridimensionales, tablas de atributos, imágenes rasterizadas u otros formatos.
- **Resultados y validación:** aborda la evaluación de los resultados obtenidos, considerando las métricas de precisión o exactitud reportadas, la comparación con metodologías previas o alternativas, así como las ventajas y limitaciones identificadas en cada enfoque.

Al igual que en las etapas anteriores, se identifican tendencias respecto a los componentes del inventario que predominan en la extracción de información y las formas más comunes de representación de dichos resultados (*Anexo M*).

3.5. Etapa 5: Síntesis de la información

En esta etapa, la información recopilada en los análisis previos se presenta de manera integrada con el fin de ofrecer un panorama global de los hallazgos; esta síntesis permite reconocer tendencias generales en la literatura e identificar algunos vacíos de información.

4. Resultados

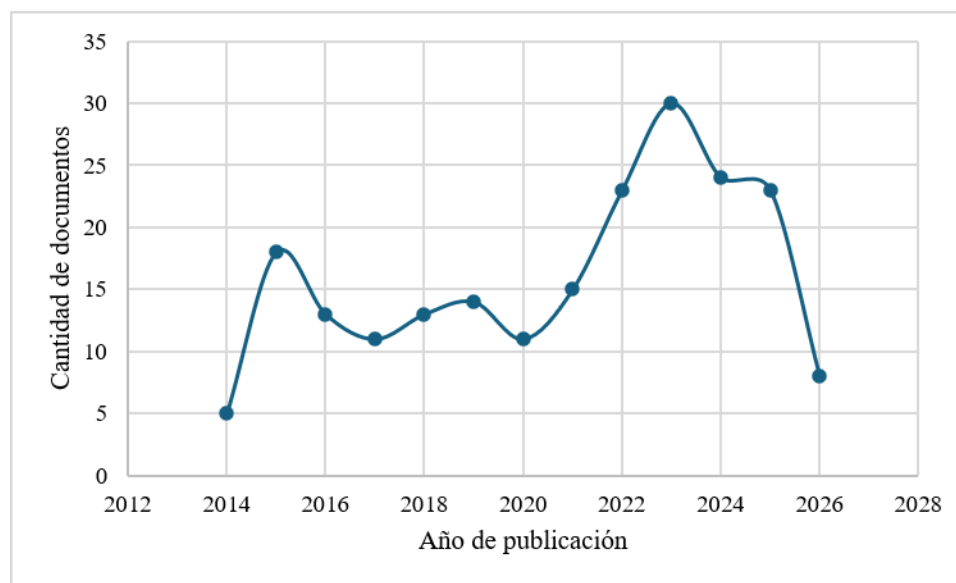
4.1. Tendencias bibliométricas identificadas

A partir de la bibliografía obtenida de la ecuación de búsqueda definitiva ($n=208$), se realiza un análisis de las publicaciones anuales entre el año 2014 y 2026 (Figura 2), se distinguen tres períodos principales que permiten comprender la evolución de la investigación en el uso de LiDAR aplicado a inventarios viales

En un primer período (2014–2015) se observa un aumento progresivo en las publicaciones, señal de un interés emergente y una consolidación inicial dentro de la comunidad científica.

En el segundo periodo (2016-2021) se refleja una etapa de estabilidad en la producción de publicaciones indicando de esta manera que los enfoques metodológicos predominantes en este periodo desarrollaron cierta estabilidad y refinación. Sin embargo, se evidencia una disminución de publicaciones durante el año 2020 y 2021 la cual se atribuye a las afectaciones generadas por la pandemia de COVID-19.

En el tercer periodo (2022-2026) se aprecia un crecimiento acelerado en las publicaciones, lo cual indica una renovación de interés y profundización en el tema de investigación, a pesar de dicho crecimiento en el año 2026 se evidencia un descenso atribuido a la ausencia de un reporte definitivo al momento de realizar esta revisión.

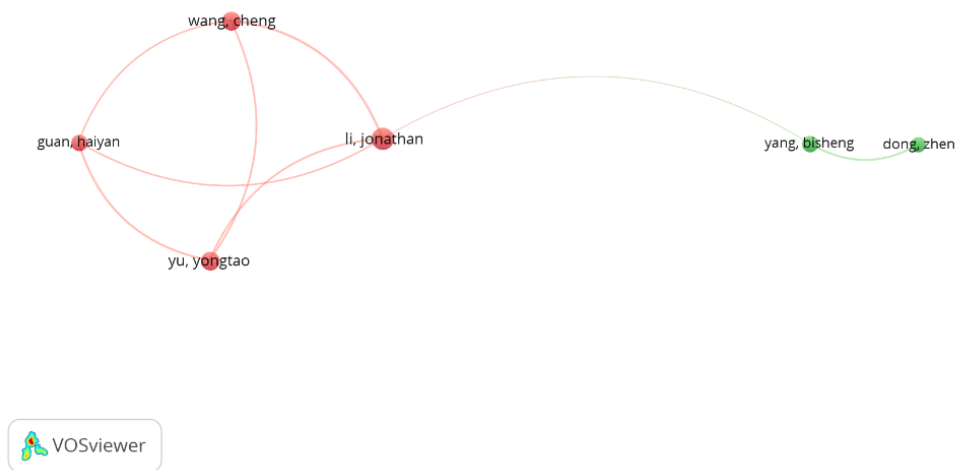
Figura 2.*Comportamiento anual de las publicaciones***Nota.** *Elaboración propia*

Del mismo modo, se elaboró un mapa de co-ocurrencia de las palabras clave (*Figura 3*), en el que se identifican cuatro clústeres relacionados entre sí. El primer grupo (clúster verde) reúne términos asociados al componente de visión por computador orientado a la detección de elementos viales, entre los que destacan *optical radar*, *feature extraction* y *road and street markings*. El segundo grupo (clúster amarillo) agrupa conceptos relacionados con los sistemas móviles de adquisición de datos, representados por términos como *Light Detection and Ranging (LiDAR)*, *mobile mapping systems* y *highway markings*. Por su parte, el tercer grupo (clúster azul) establece un vínculo entre las etapas de adquisición y procesamiento de la información mediante conceptos como *machine learning*, *point clouds* y *remote sensing*. Finalmente, el cuarto grupo (clúster rojo) reúne términos asociados a las técnicas de procesamiento y clasificación de los datos obtenidos, entre ellos *laser scanning*, *image segmentation* y *classification*.

presenta escasa interacción con el grupo principal, estableciendo únicamente un vínculo débil a través de *Li, Jonathan*, lo cual sugiere una colaboración puntual o indirecta entre ambos grupos de investigación.

Figura 4.

Mapa co- ocurrencia de autores



Nota. *Elaboración propia mediante VOSviewer*

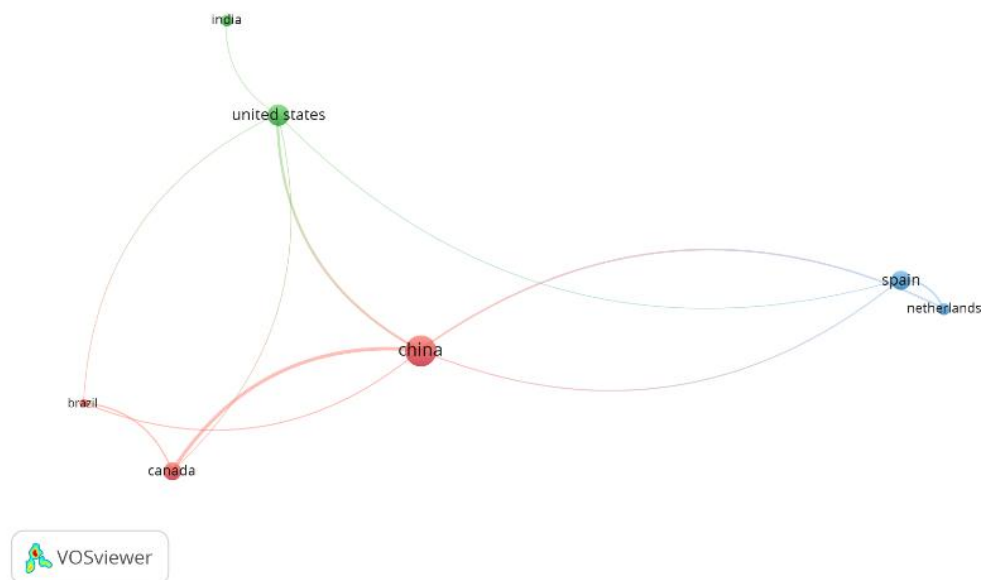
La Figura 5 presenta el mapa de coautoría por países, donde se evidencia una red de colaboración internacional con baja densidad de conexiones y se identifican siete países distribuidos en tres clústeres. El primer grupo (clúster rojo) está conformado por *China, Canadá y Brasil*. Dentro de este, China se posiciona como el país con mayor protagonismo al presentar el mayor número de publicaciones y concentrar la mayor parte de las colaboraciones en el campo de estudio.

El segundo grupo (clúster verde) está integrado por *Estados Unidos e India*. Aunque la colaboración entre ambos países es directa, también mantiene vínculos con otros países de la red, especialmente con *China, Canadá y España*.

Finalmente, el tercer grupo (clúster azul) está conformado por *España y los Países Bajos (Netherlands)* y presenta conexiones principalmente con *Estados Unidos y China*, lo que sugiere que estos países actúan como puentes dentro de la red de colaboración y favorecen la integración entre los diferentes grupos de investigación.

Figura 5.

Mapa concurrencia de países de publicación



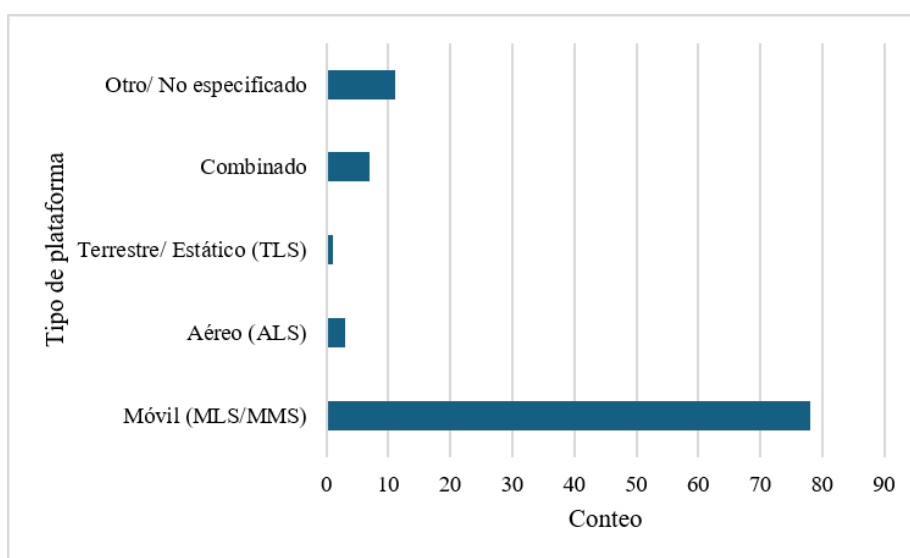
Nota. *Elaboración propia mediante VOSviewer*

4.2. Procesos y plataformas de adquisición de datos

Tras la revisión de los 100 artículos seleccionados para este estudio, se identifican cuatro tipos principales de plataformas empleadas en la recolección de datos: móviles, aéreas, terrestres o estáticas, y combinadas. Entre ellas, las plataformas móviles concentran casi el 80% del uso reportado, lo que evidencia su predominio en la captura de información para inventarios viales.

Figura 6.

Tipos de plataformas empleadas



Nota. *Elaboración propia.*

4.2.1. Equipos empleados

La selección del equipo empleado en cada investigación constituye un factor determinante, ya que define la precisión de los levantamientos realizados y la calidad de la información recolectada. Estos datos son la base sobre la cual se desarrollan los procesos posteriores, orientados a la extracción, clasificación y modelado de los elementos del inventario vial según el enfoque particular de cada estudio, por lo tanto, la elección del sistema debe considerar criterios específicos vinculados con la capacidad de detección de geometrías y con las necesidades propias del proyecto,

pues dicha decisión condiciona la confiabilidad de los datos obtenidos para análisis posteriores de cada investigación.

En los documentos analizados, se observa una tendencia en donde aproximadamente el 27% de dichos documentos emplean equipos de las marcas RIEGL en donde destacan los modelos VMX-450, VMX-250 y VQ-250 como lo mencionan los autores Barçon et al. (2022); Gouda et al. (2023); Guan, Li, Yu, Ji, et al. (2015); Wen et al. (2016); Y. Yu, Li, Guan, Wang, et al. (2015) y un 17% de estos optan por Teledyne Optech donde su equipo más destacado es el Optech Lynx Mobile Mapper, como lo menciona Fang et al. (2022); González-Jorge et al. (2016); Riveiro et al. (2015); J. Wang et al. (2024); Zhou et al. (2021). Este patrón podría indicar que dichas marcas son preferidas por la precisión de sus equipos, la calibración de fábrica, la capacidad de captura y la confiabilidad de los datos procesados. Asimismo, aspectos como la reducción de ruido en las nubes de puntos, la velocidad de escaneo, la posibilidad de integrar cámaras o sensores adicionales y la versatilidad para operar en plataformas móviles, aéreas o terrestres refuerzan su posicionamiento en el mercado. Incluso, estas marcas ofrecen soluciones complementarias como software especializado que facilita el procesamiento de los datos recolectados (Studnicka, 2026)

No obstante, se evidencia una diversificación considerable en los equipos y marcas empleadas (Figura 7), en donde la mayoría de los artículos revisados utilizan una amplia variedad de sistemas, lo que sugiere un interés emergente en explorar nuevas configuraciones y una creciente competencia en el mercado de esta tecnología. En algunos estudios se hace uso de sistemas personalizados que integran varios modelos LiDAR de diferentes marcas como Velodyne o CHCNAV, como lo menciona Hodaei et al. (2026); Lin & Habib (2022); Zhou et al. (2021).

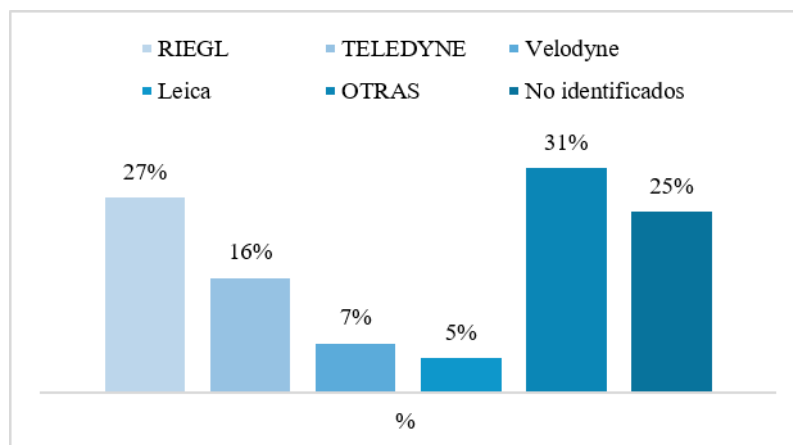
De igual forma, un porcentaje significativo de estudios no especifica el equipo o la marca utilizada para la captura de información. En estos casos, se emplean alternativas como la

generación de nubes de puntos sintéticas a partir de imágenes satelitales como lo indican los autores Kumar et al. (2017); L. Ma et al. (2022), el desarrollo de sistemas propios de escaneo Guo et al. (2025); Z. Zhang et al. (2024), el uso de datasets suministrados por bases de información preexistentes o el uso de imágenes capturadas por cámaras que posteriormente son procesadas y fusionadas con datos LiDAR como lo describe el autor (Yin et al., 2022)

De manera complementaria, los estudios reportan el uso de diversos equipos y sensores para apoyar la adquisición y el procesamiento de la información. Entre los más utilizados se encuentran los sistemas de navegación y posicionamiento en los estudios de Bruno et al. (2025); S. Chen et al. (2021); Guan, Li, Yu, Chapman, et al. (2015), las unidades de medición inercial (IMU) como indican los autores Ai & Tsai (2015); L. Liu et al. (2020); Riveiro et al. (2016); L. Yan et al. (2017); Yao et al. (2018), las cámaras panorámicas y multispectrales como lo menciona Li, Wang, Tang, et al. (2019); R. Liu et al. (2020); F. Yu & Lu (2023); Y. Yu, Li, Guan, Jia, et al. (2015), entre otros. Estos recursos contribuyen a mejorar la precisión del posicionamiento, enriquecer la información capturada y facilitar el análisis de los datos obtenidos.

Figura 7.

Marcas identificadas en la revisión



Nota. *Elaboración propia*

4.3. Análisis de las metodologías de procesamiento documentadas.

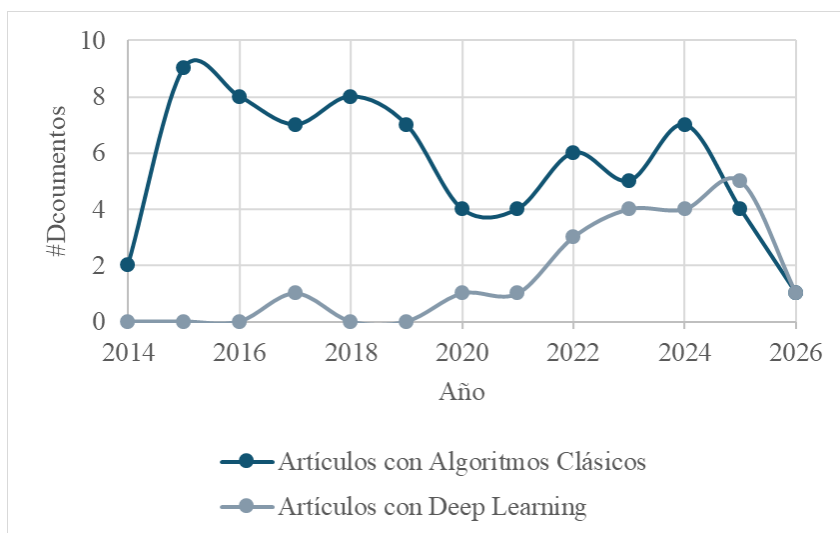
Es evidente que el desafío contemporáneo no radica en la captura del dato, sino en el procesamiento algorítmico necesario para transformar nubes de puntos tridimensionales, no estructuradas y masivas, en información semántica útil (Yang et al., 2017).

- **El cambio de enfoque y el entorno de software geomático**

El procesamiento de datos provenientes de los sensores LiDAR ha experimentado una evolución metodológica fundamental. Desde el año 2014 predominaron métodos paramétricos (RANSAC, Análisis de Componentes Principales [PCA] y umbrales de intensidad que imponían reglas rígidas para modelar el entorno 3D (Holgado-Barco et al., 2014; Huang et al., 2021). No obstante, su extrema vulnerabilidad ante el ruido del sensor, oclusiones vehiculares y variaciones de densidad obligaba a usar complejas correcciones algorítmicas (Mi et al., 2022; Rodríguez-Cuenca et al., 2015). Para superar estas carencias heurísticas, la geomática moderna migró al Aprendizaje Profundo (*Deep Learning*). Redes predictivas como *Point Transformer*, *YOLO* o *PointNet++* logran asimilar el contexto espacial de manera autónoma reduciendo las interferencias del entorno (L. Ma et al., 2022; Tardy et al., 2023). A continuación, se representa en el tiempo el uso de algoritmos clásicos y redes neuronales (Figura 8).

Figura 8.

Número de artículos que usaron algoritmos clásicos o redes de aprendizaje automático



Nota. *Elaboración propia.*

Las nuevas aplicaciones de aprendizaje profundo transformaron los ecosistemas de software: los flujos clásicos programados en MATLAB y C++, apoyados en la *Point Cloud Library* [PCL] (Holgado-Barco et al., 2014; Zou et al., 2024) han sido relevados por desarrollos en Python, PyTorch y TensorFlow. Estas nuevas herramientas son frecuentemente implementadas mediante el *Robot Operating System* (ROS) para la fusión multisensorial (Karukayil et al., 2024; F. Yu & Lu, 2023). Al mismo tiempo, CloudCompare y ArcGIS se mantienen como estándares indiscutibles para el preprocesamiento manual y la gestión del inventario final (Gargoum et al., 2017; Jung et al., 2019).

4.3.1. Filtrado del suelo y geometría vial

El aislamiento de la superficie transitable se fundamenta clásicamente en RANSAC (o MSAC), ajustando iterativamente planos para segregar la vía (Guan, Li, Yu, Chapman, et al., 2015; Huang et al., 2021). Tras extraer el asfalto, el PCA asume la parametrización geométrica, deduciendo pendientes y peraltes transversales (Sha et al., 2022; Soilán et al., 2020). Una

desventaja de RANSAC es que asume vías perfectamente planas, fallando rotundamente en caminos rurales o bordillos desgastados. Esto forzaba el uso de operaciones morfológicas correctoras en MATLAB para reconstruir los vacíos (Mi et al., 2022; Rodríguez-Cuenca et al., 2015). Hoy, arquitecturas predictivas como *BoundaryNet* infieren y vectorizan contornos geométricos directamente, prescindiendo de las correcciones matemáticas tradicionales (L. Ma et al., 2022).

4.3.2. Identificación y análisis de marcas viales

La extracción de la demarcación se basa en la umbralización por retroreflectividad. El método convencional proyecta la nube a 2D (Vista de Pájaro), aplica el umbral de Otsu y unifica las formas usando erosión y dilatación morfológica (Riveiro et al., 2015; S.-Y. Wang et al., 2023). Sin embargo, el deterioro físico de la pintura invalida la utilidad de los umbrales globales, lo que obligaba a programar en C++ complejos filtros adaptativos locales como K-means/KNN (Balado et al., 2021; Javanmardi et al., 2017). La inteligencia artificial ha mitigado estas falencias; modelos implementados en Python como *Mask R-CNN* o *Point Transformer* delimitan con extrema precisión marcas muy desgastadas (como pasos peatonales), al comprender topológicamente el entorno más allá de su simple contraste de intensidad (Lagahit & Matsuoka, 2023; Tardy et al., 2023).

4.3.3. Detección de defectos en el pavimento

La localización de fallos estructurales, como baches y grietas, depende típicamente de registrar caídas abruptas de reflectividad y aplicar la Votación Tensorial Iterativa (ITV) o envolventes convexas (*Convex Hull*) para cuantificar hundimientos (Guan et al., 2015; Karukayil et al., 2024). La principal barrera geomática es la limitación física del láser: las fisuras finas se pierden entre las líneas de escaneo, y parches o sombras originan altos índices

de falsos positivos (Scolamiero & Boccardo, 2025). Para subsanarlo, se recurre a la fusión de sensores mediante ROS. Herramientas visuales como *Grounding DINO* y *YOLOv5* detectan el daño en imágenes fotográficas sincronizadas, proyectando luego las cajas delimitadoras hacia la nube LiDAR para aislar el volumen exacto en 3D, exportando los resultados a visores web mediante librerías como Folium (Yang et al., 2017).

4.3.4. Clasificación de elementos tipo poste

Extraer farolas y semáforos se lograba clásicamente mediante agrupamientos DBSCAN seguidos de PCA local, al evaluar la dispersión de autovalores usando librerías como PCL, se discernía geométricamente entre estructuras lineales como postes y esféricas como árboles (R. Liu et al., 2020; Teo & Chiu, 2015). No obstante, este filtro es muy deficiente en áreas de alta densidad urbana: la vegetación entrelazada provoca que el PCA asigne falsos volúmenes esféricos a los postes (Li, Wang, et al., 2019). La respuesta tecnológica han sido redes jerárquicas especializadas como *Pole-NN*, las cuales asimilan estrictamente la verticalidad del poste, ignorando eficientemente la interferencia de las ramas adyacentes (González-Collazo et al., 2024; Z. Zhang et al., 2024b).

4.3.5. Extracción de señales de tránsito

Las señales se extraen aplicando estrictos umbrales de alta intensidad, complementados con regresiones polinómicas o PCA para constatar su absoluta planaridad (González-Jorge et al., 2016b; Wen et al., 2016b), el inconveniente operativo radica en que las señales distantes reciben escasos impactos láser, siendo eliminadas por algoritmos de densidad como ruido aleatorio, mientras que elementos metálicos altamente reflectantes alcanzan erróneamente el umbral (L. Liu et al., 2020). En consecuencia, se ha adoptado una lógica de "Visión-Primero". Con el apoyo de softwares de etiquetado como LabelImg, se configuran

detectores semánticos (YOLOv3 o *Faster R-CNN* en TensorFlow) sobre las fotografías (L. Liu et al., 2020). Estas detecciones bidimensionales se cruzan finalmente con mapas de profundidad para extrapolar las coordenadas exactas al modelo 3D, asegurando inventarios fiables y libres de errores heurísticos (Asamoah et al., 2025; F. Zhang et al., 2023).

4.4. Identificación de productos generados.

A nivel general, la literatura muestra una clara distribución porcentual en el tipo de representaciones generadas: cerca del 45% de los productos finales consisten en nubes de puntos etiquetadas semánticamente y cajas delimitadoras 3D, un 25% se materializa en imágenes rasterizadas bidimensionales (2D) o máscaras binarias, un 15% se exporta como modelos paramétricos tridimensionales (BIM e IFC), y el 15% corresponde a bases de datos tabulares, mapas web interactivos o reportes estadísticos, esta información puede ser visualizada en el Anexo M tabla 2, en este anexo también se presenta la tabla 1, la cual organiza los tipos de elementos identificados. A continuación, se presenta un análisis de las representaciones resultantes para las cuatro categorías de infraestructura vial.

4.4.1. Superficie de la carretera y geometría vial

En la geometría viaria, la tendencia es abandonar la nube de puntos bruta en favor de Gemelos Digitales paramétricos, los entregables principales son modelos BIM y estándares IFC (con entidades inteligentes como IfcAlignment), listos para su integración en software de diseño civil (D'Amico et al., 2023; Lamas et al., 2022; Soilán et al., 2020), también se entregan mallas TIN y polilíneas espaciales continuas para demarcar carriles y bordillos (Y. Ma et al., 2020; Rodríguez-Cuenca et al., 2015; Zhou et al., 2021), junto con diagramas paramétricos y tablas numéricas que diagnostican peraltes y pendientes (Bruno et al., 2025; Holgado-Barco et al., 2014; Y. Wang et al., 2024).

- **Ventaja:** garantiza la compatibilidad del archivo y una precisión de nivel centimétrico requerida para auditorías constructivas.
- **Limitación:** estos modelos topológicos asumen una continuidad espacial que suele deformarse visualmente en intersecciones complejas o zonas con oclusiones por tráfico (Lamas et al., 2022; Scolamiero & Boccardo, 2025; J. Wang et al., 2018).

4.4.2. Infraestructura vertical (señales, postes y mobiliario)

Para el mobiliario discreto, el formato prioriza la ligereza del archivo para facilitar inventarios masivos, las infraestructuras se visualizan encapsuladas en cajas delimitadoras (Bounding Boxes) o como nubes 3D asiladas y etiquetadas semánticamente (Javanmardi et al., 2019; R. Liu et al., 2020; L. Yan et al., 2017; Yang et al., 2017); al mismo tiempo, se representan como marcadores georreferenciados en plataformas SIG o tablas CSV con parámetros exclusivamente alfanuméricos como clase, altura y coordenadas (Gargoum et al., 2017; Riveiro et al., 2015; W. Y. Yan et al., 2016; Yi et al., 2025), en ciertas ocasiones, se exportan sin interfaz gráfica humana como mensajes de mapa (SAE-J2735) para vehículos autónomos (Billah, 2017).

- **Ventaja:** genera bases de datos territoriales sumamente ligeras, escalables y consultables a nivel macro.
- **Limitación:** si se reduce un objeto 3D a una caja o un punto se pierden detalles importantes, por ejemplo, no se puede evidenciar si una señal está doblada y además ocultan fallos visuales en áreas con mucha vegetación (Li, Wang, Li, et al., 2019; R. Liu et al., 2020; Teo & Chiu, 2015).

4.4.3. Señalización horizontal (marcas viales)

Como la pintura carece de volumen vertical representativo, el entregable predominante reduce la dimensionalidad espacial, los resultados se exportan como imágenes rasterizadas 2D (vistas de pájaro) y máscaras binarias que acentúan el alto contraste lumínico del material (S. Chen et al., 2021b, 2023; Guan, Li, Yu, Chapman, et al., 2015; Qiu et al., 2026), alternativamente, se conservan como nubes de puntos 3D aisladas y coloreadas (Fang et al., 2022; Huang et al., 2021; Jung et al., 2019; Yao et al., 2018) o mediante representaciones geométricas como rectángulos delimitadores (MBR) (J. Wang et al., 2024; Yao et al., 2018).

- **Ventaja:** el formato rasterizado 2D es muy eficiente en almacenamiento y resalta visualmente el desgaste con base en la retroreflectividad.
- **Limitación:** si el entregable requiere devolver las detecciones 2D al formato 3D original (para medir elementos finos), la representación pierde fidelidad debido a los huecos y la densidad irregular intrínseca del LiDAR (Jung et al., 2019; Qiu et al., 2026; Y. Yu, Li, Guan, Jia, et al., 2015).

4.4.4. Defectos y condiciones del pavimento

La representación de patologías estructurales combina el mapeo visual con métricas cuantitativas, los entregables más comunes son modelos 3D diezmados acompañados de reportes de texto, histogramas estadísticos o ecuaciones de degradación (Bruno et al., 2025; D'Amico et al., 2023; Park et al., 2023), para daños sutiles como fisuras capilares, se generan mapas de características rasterizados en 2D que acentúan los gradientes (Guan, Li, Yu, Chapman, et al., 2015b; Wu et al., 2020); además, se entregan mapas temáticos SIG y mapas web interactivos en formato HTML (ej. Folium) categorizados mediante índices normativos (Karukayil et al., 2024; Scolamiero & Boccardo, 2025).

- **Ventaja:** estos mapas y reportes numéricos permiten priorizar objetivamente el mantenimiento sin necesidad de inspeccionar visualmente cada kilómetro de vía.
- **Limitación:** representar deterioros sutiles mediante gradientes hace al producto final muy susceptible a mostrar ruido natural del escáner o simple humedad como si fuesen grietas reales (Park et al., 2023; Scolamiero & Boccardo, 2025).

5. Conclusiones

El LiDAR ha transformado el inventario vial, esta tecnología pasó de ser emergente a establecer un nuevo estándar para la captura eficiente y precisa de información vial, superando rotundamente las limitaciones operativas, los tiempos de ejecución y los altos costos vinculados a las inspecciones visuales tradicionales.

En cuanto al tratamiento de datos recolectados, la literatura demuestra que la inteligencia artificial impulsa el potencial del LiDAR; La disciplina dejó atrás la dependencia de rígidos modelos matemáticos y paramétricos para adoptar arquitecturas predictivas más avanzadas. Hoy en día, la combinación de LiDAR y aprendizaje profundo permite automatizar la interpretación de nubes de puntos con mayor precisión.

La convergencia tecnológica ha permitido que los inventarios evolucionen hacia activos digitales; si bien la mayoría de los entregables incluyen nubes de puntos etiquetadas semánticamente, bases de datos SIG e imágenes rasterizadas; la integración con BIM, IFC y gemelos digitales convierte los inventarios en modelos dinámicos para la gestión de infraestructura vial.

Finalmente, contextualizando a nivel nacional, es evidente que Colombia cuenta con una oportunidad de implementación invaluable y estratégica, históricamente entidades como el INVIAS, la ANI y los entes territoriales han enfrentado grandes barreras presupuestales y logísticas para recolectar información en la red de carreteras del país; sin embargo, los avances tecnológicos ofrecen una base sólida para modernizar el inventario vial mediante iniciativas como el SINC. La adopción de este estándar tecnológicos no solo optimizaría la inversión pública en

mantenimiento preventivo, sino que potenciaría el comercio, la competitividad logística y el crecimiento económico de la nación.

Referencias Bibliográficas

- Ai, C., & Tsai, Y. C. J. (2015). Critical assessment of an enhanced traffic sign detection method using mobile LiDAR and INS technologies. *Journal of Transportation Engineering*, 141(5). [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)TE.1943-5436.0000760](https://doi.org/10.1061/(ASCE)TE.1943-5436.0000760)
- ArcMap. (s/f). *Tipos de LIDAR—ArcMap | Documentación*. Recuperado el 1 de julio de 2026, de https://desktop.arcgis.com/es/arcmap/latest/manage-data/las-dataset/types-of-lidar.htm?utm_source=chatgpt.com
- Asamoah, J. K., Agyei Kyem, B., Obeng-Amoako, N. D., & Aboah, A. (2025). SAAM-ReflectNet: Sign-aware attention-based multitasking framework for integrated traffic sign detection and retroreflectivity estimation. *Expert Systems with Applications*, 286. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.128003>
- Balado, J., Soilán, M., Díaz-Vilariño, L., & Van Oosterom, P. (2021). SEGMENTATION of TRAFFIC SIGNS from POLES with MATHEMATICAL MORPHOLOGY APPLIED to POINT CLOUDS. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 5(2), 145–151. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-V-2-2021-145-2021>
- Banco de Desarrollo Territorial. (s/f). *Inversión en vías secundarias y terciarias en Colombia | Findeter*. 2023. Recuperado el 5 de julio de 2026, de <https://www.findeter.gov.co/blog/estructurar-y-financiar-el-desarrollo/inversion-en-vias-sekundarias-y-terciarias-en-colombia>
- Barçon, E., Landes, T., Grussenmeyer, P., & Berson, G. (2022). VECTORIZATION OF URBAN MLS POINT CLOUDS: A SEQUENTIAL APPROACH USING CROSS SECTIONS. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information*

Sciences - ISPRS Archives, 43(B2-2022), 351–358. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B2-2022-351-2022>

Bruno, S., De Amicis, A., Loprencipe, G., Orlandini, S., Rotondi, G., & Vita, L. (2025a). Advancing Road Infrastructure: Cross-Slope Analysis of Road Sections Using a Mobile Mapping System (MMS). *Transportation Research Procedia*, 90, 456–463. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2025.06.120>

Bruno, S., De Amicis, A., Loprencipe, G., Orlandini, S., Rotondi, G., & Vita, L. (2025b). Advancing Road Infrastructure: Cross-Slope Analysis of Road Sections Using a Mobile Mapping System (MMS). *Transportation Research Procedia*, 90, 456–463. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2025.06.120>

Chen, S., Zhang, Z., Ma, H., Zhang, L., & Zhong, R. (2023). A Content-Adaptive Hierarchical Deep Learning Model for Detecting Arbitrary-Oriented Road Surface Elements Using MLS Point Clouds. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3234303>

Chen, S., Zhang, Z., Zhong, R., Zhang, L., Ma, H., & Liu, L. (2021a). A Dense Feature Pyramid Network-Based Deep Learning Model for Road Marking Instance Segmentation Using MLS Point Clouds. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(1), 784–800. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2020.2996617>

Chen, S., Zhang, Z., Zhong, R., Zhang, L., Ma, H., & Liu, L. (2021b). A Dense Feature Pyramid Network-Based Deep Learning Model for Road Marking Instance Segmentation Using MLS Point Clouds. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(1), 784–800. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2020.2996617>

- Chen, Z., Deng, L., Luo, Y., Li, D., Marcato Junior, J., Nunes Gonçalves, W., Awal Md Nurunnabi, A., Li, J., Wang, C., & Li, D. (2022). Road extraction in remote sensing data: A survey. En *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* (Vol. 112). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102833>
- D'Amico, F., Bertolini, L., Napolitano, A., Bianchini Ciampoli, L., Manalo, J. R. D., Gagliardi, V., & Calvi, A. (2023). A possible implementation of non-destructive data surveys in the definition of BIM models for the analysis of road assets. *Transportation Research Procedia*, 69, 187–194. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2023.02.161>
- Departamento Nacional de Planeación. (2020). *Inventario y Categorización de la red vial nacional Inventario y categorización de la red vial nacional Inventario y Categorización de la red vial nacional 2 Dirección General DNP*.
- Fang, L., Sun, T., Wang, S., Fan, H., & Li, J. (2022a). A graph attention network for road marking classification from mobile LiDAR point clouds. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 108. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102735>
- Fang, L., Sun, T., Wang, S., Fan, H., & Li, J. (2022b). A graph attention network for road marking classification from mobile LiDAR point clouds. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 108. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102735>
- Gargoum, S., El-Basyouny, K., Sabbagh, J., & Froese, K. (2017). Automated highway sign extraction using lidar data. *Transportation Research Record*, 2643, 1–8. <https://doi.org/10.3141/2643-01>
- González-Collazo, S. M., Balado, J., Garrido, I., Grandío, J., Rashdi, R., Tsiranidou, E., del Río-Barral, P., Rúa, E., Puente, I., & Lorenzo, H. (2024). Santiago urban dataset SUD:

- Combination of Handheld and Mobile Laser Scanning point clouds. *Expert Systems with Applications*, 238. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121842>
- González-Jorge, H., Martínez Sánchez, J., Díaz-Vilariño, L., Puente, I., & Arias, P. (2016a). Automatic Registration of Mobile LiDAR Data Using High-Reflectivity Traffic Signs. *Journal of Construction Engineering and Management*, 142(8). [https://doi.org/10.1061/\(asce\)co.1943-7862.0001143](https://doi.org/10.1061/(asce)co.1943-7862.0001143)
- González-Jorge, H., Martínez Sánchez, J., Díaz-Vilariño, L., Puente, I., & Arias, P. (2016b). Automatic Registration of Mobile LiDAR Data Using High-Reflectivity Traffic Signs. *Journal of Construction Engineering and Management*, 142(8). [https://doi.org/10.1061/\(asce\)co.1943-7862.0001143](https://doi.org/10.1061/(asce)co.1943-7862.0001143)
- Gouda, M., Epp, A., Tilroe, R., & El-Basyouny, K. (2023). Traffic sign extraction using deep hierarchical feature learning and mobile light detection and ranging (LiDAR) data on rural highways. *Journal of Intelligent Transportation Systems: Technology, Planning, and Operations*, 27(5), 643–664. <https://doi.org/10.1080/15472450.2022.2074792>
- Guan, H., Li, J., Yu, Y., Chapman, M., & Wang, C. (2015a). Automated road information extraction from mobile laser scanning data. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 16(1), 194–205. <https://doi.org/10.1109/TITS.2014.2328589>
- Guan, H., Li, J., Yu, Y., Chapman, M., & Wang, C. (2015b). Automated road information extraction from mobile laser scanning data. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 16(1), 194–205. <https://doi.org/10.1109/TITS.2014.2328589>
- Guan, H., Li, J., Yu, Y., Ji, Z., & Wang, C. (2015). Using Mobile LiDAR Data for Rapidly Updating Road Markings. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 16(5), 2457–2466. <https://doi.org/10.1109/TITS.2015.2409192>

- Guo, M., Zhang, X., Cheng, P., Huang, M., & Liao, L. (2025). Multi-region Group Sampling Radius Semantic Segmentation Network Guided by Spatial Information for Highway. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 44(2). <https://doi.org/10.1007/s10921-025-01188-8>
- Hodaei, M., Hany, Y., Eissa, A., & Habib, A. (2026). Mobile mapping systems camera–LiDAR data registration for mitigating GNSS/INS trajectory perturbations. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, 272. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2026.120918>
- Holgado-Barco, A., Gonzalez-Aguilera, D., Arias-Sanchez, P., & Martinez-Sanchez, J. (2014). An automated approach to vertical road characterisation using mobile LiDAR systems: Longitudinal profiles and cross-sections. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 96, 28–37. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.06.017>
- Huang, J., Yin, S., & Zhu, L. (2021). An Efficient Multi-threshold Selection Method for Lane Detection Based on LiDAR. *2021 IEEE 4th International Conference on Electronics Technology, ICET 2021*, 1203–1207. <https://doi.org/10.1109/ICET51757.2021.9450956>
- Javanmardi, M., Javanmardi, E., Gu, Y., & Kamijo, S. (2017). Towards high-definition 3D urban mapping: Road feature-based registration of mobile mapping systems and aerial imagery. *Remote Sensing*, 9(10). <https://doi.org/10.3390/rs9100975>
- Javanmardi, M., Song, Z., & Qi, X. (2019). Automated traffic sign and light pole detection in mobile LiDAR scanning data. *IET Intelligent Transport Systems*, 13(5), 803–815. <https://doi.org/10.1049/iet-its.2018.5360>
- Jung, J., Che, E., Olsen, M. J., & Parrish, C. (2019). Efficient and robust lane marking extraction from mobile lidar point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 147, 1–18. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.11.012>

- Karukayil, A., Quail, C., & Auat Cheein, F. (2024). Deep Learning Enhanced Feature Extraction of Potholes Using Vision and LiDAR Data for Road Maintenance. *IEEE Access*, 12, 184541–184549. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3512783>
- Kumar, P., Lewis, P., McElhinney, C. P., Boguslawski, P., & McCarthy, T. (2017). Snake Energy Analysis and Result Validation for a Mobile Laser Scanning Data-Based Automated Road Edge Extraction Algorithm. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(2), 763–773. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2564984>
- Lagahit, M. L. R., & Matsuoka, M. (2023). MFSCNN: APPENDING A MASKED BRANCH TO FAST-SCNN TO IMPROVE ROAD MARKING EXTRACTION ON SPARSE MLS POINT CLOUD-DERIVED IMAGES. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 48(1/W2-2023), 829–834. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-1-W2-2023-829-2023>
- Lamas, D., Justo, A., Soilán, M., & Riveiro, B. (2022). 3D Point Cloud to Bim: Automated Application to Define IFC Alignment and Roadway Width Entities from Mls-Acquired Lidar Data of Mountain Roads. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 10(4/W2-2022), 169–176. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-X-4-W2-2022-169-2022>
- Li, Y., Wang, W., Li, X., Xie, L., Wang, Y., Guo, R., Xiu, W., & Tang, S. (2019). Pole-like street furniture segmentation and classification in mobile LiDAR data by integrating multiple shape-descriptor constraints. *Remote Sensing*, 11(24). <https://doi.org/10.3390/rs11242920>
- Li, Y., Wang, W., Tang, S., Li, D., Wang, Y., Yuan, Z., Guo, R., Li, X., & Xiu, W. (2019). Localization and extraction of road poles in urban areas from mobile laser scanning data. *Remote Sensing*, 11(4). <https://doi.org/10.3390/rs11040401>

- Lin, Y. C., & Habib, A. (2022). Semantic segmentation of bridge components and road infrastructure from mobile LiDAR data. *ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 6. <https://doi.org/10.1016/j.ophoto.2022.100023>
- Liu, L., Tang, X., Xie, J., Gao, X., Zhao, W., Mo, F., & Zhang, G. (2020a). Deep-Learning and Depth-Map Based Approach for Detection and 3-D Localization of Small Traffic Signs. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 2096–2111. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.2966543>
- Liu, L., Tang, X., Xie, J., Gao, X., Zhao, W., Mo, F., & Zhang, G. (2020b). Deep-Learning and Depth-Map Based Approach for Detection and 3-D Localization of Small Traffic Signs. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 2096–2111. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.2966543>
- Liu, R., Wang, P., Yan, Z., Lu, X., Wang, M., Yu, J., Tian, M., & Ma, X. (2020a). Hierarchical classification of pole-like objects in mobile laser scanning point clouds. *Photogrammetric Record*, 35(169), 81–107. <https://doi.org/10.1111/phor.12307>
- Liu, R., Wang, P., Yan, Z., Lu, X., Wang, M., Yu, J., Tian, M., & Ma, X. (2020b). Hierarchical classification of pole-like objects in mobile laser scanning point clouds. *Photogrammetric Record*, 35(169), 81–107. <https://doi.org/10.1111/phor.12307>
- Ma, L., Li, Y., Li, J., Junior, J. M., Goncalves, W. N., & Chapman, M. A. (2022a). BoundaryNet: Extraction and Completion of Road Boundaries With Deep Learning Using Mobile Laser Scanning Point Clouds and Satellite Imagery. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(6), 5638–5654. <https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3055366>
- Ma, L., Li, Y., Li, J., Junior, J. M., Goncalves, W. N., & Chapman, M. A. (2022b). BoundaryNet: Extraction and Completion of Road Boundaries With Deep Learning Using Mobile Laser

- Scanning Point Clouds and Satellite Imagery. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(6), 5638–5654. <https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3055366>
- Ma, Y., Zheng, Y., Easa, S., & Cheng, J. (2020). Semi-automated framework for generating cycling lane centerlines on roads with roadside barriers from noisy MLS data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 167, 396–417. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.07.009>
- Melo, P. C., & Graham, D. J. (2018). Transport-induced agglomeration effects: Evidence for US metropolitan areas. *Regional Science Policy & Practice*, 10(1), 37–48. <https://doi.org/10.1111/RSP3.12116>
- Mi, X., Yang, B., Dong, Z., Chen, C., & Gu, J. (2022). Automated 3D Road Boundary Extraction and Vectorization Using MLS Point Clouds. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(6), 5287–5297. <https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3052882>
- Mintransporte. (2025). *Ministerio de Transporte expidió nuevas resoluciones para el reporte de información del Sistema Integral Nacional de Información de Carreteras y la modificación de aspectos en la categorización de vías*. <https://mintransporte.gov.co/publicaciones/11967/ministerio-de-transporte-expidio-nuevas-resoluciones-para-el-reporte-de-informacion-del-sistema-integral-nacional-de-informacion-de-carreteras-y-la-modificacion-de-aspectos-en-la-categorizacion-de-vias/>
- Mohammad Billah, A. M. F. R. J. A. F. (2017). *Roadway Feature Mapping from Point Cloud Data: A Graph-Based Clustering Approach*. IEEE.
- Nikolaus Studnicka, J. Z. (2026). *Laser Scanning as a Method for Checking the Flatness of Construction Site Floors - RIEGL USA*. 2026. <https://www.riegl.com/en-usa/news->

insights/article/laser-scanning-as-a-method-for-checking-the-flatness-of-construction-site-floors

- Park, B. K. D., Sayer, J. R., Clover, A. D., & Reed, M. P. (2023). Longitudinal Degradation of Pavement Marking Detectability for Mobile LiDAR Sensing Technology in Real-World Use. *Sensors*, 23(13). <https://doi.org/10.3390/s23135815>
- Qiu, Z., Ghasemlou, A., Martínez-Sánchez, J., & Arias, P. (2026). AI-driven road inspection with SUD-ROAD: High-resolution LiDAR benchmark and a novel cross-dimensional semantic segmentation pipeline. *Computers and Electrical Engineering*, 132. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2026.110993>
- Ramadhani, A. N. R., Prapningtyas, B. D., Izaz, A. F., Putra, Z. D., Azizah, R. P. N., Zaki, R. M., & Anwar, S. C. (2025). Urban Road Inventory Extractions Using LiDAR-Based Mobile Mapping System (MMS). *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1551(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1551/1/012042>
- Ramírez-Giraldo, M. T., Collazos-Gaitán, M. M., García-García, J., Hahn-De Castro, L., Melo-Becerra, L. A., Montenegro-Trujillo, A., Montes-Uribe, E., Lancheros-Ramírez, P., Toro-Córdoba, J., & Zárate-Solano, H. (2021). La inversión en infraestructura de transporte y la economía Colombiana. *Ensayos Sobre Política Económica*, 2021(99), 5–133. <https://doi.org/10.32468/espe.99>
- Riveiro, B., Diaz-Vilarino, L., Conde-Carnero, B., Soilan, M., & Arias, P. (2016). Automatic Segmentation and Shape-Based Classification of Retro-Reflective Traffic Signs from Mobile LiDAR Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(1), 295–303. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2461680>

- Riveiro, B., González-Jorge, H., Martínez-Sánchez, J., Díaz-Vilariño, L., & Arias, P. (2015a). Automatic detection of zebra crossings from mobile LiDAR data. *Optics and Laser Technology*, 70, 63–70. <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2015.01.011>
- Riveiro, B., González-Jorge, H., Martínez-Sánchez, J., Díaz-Vilariño, L., & Arias, P. (2015b). Automatic detection of zebra crossings from mobile LiDAR data. *Optics and Laser Technology*, 70, 63–70. <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2015.01.011>
- Rodríguez-Cuenca, B., García-Cortés, S., Ordóñez, C., & Alonso, M. C. (2015). An approach to detect and delineate street curbs from MLS 3D point cloud data. *Automation in Construction*, 51(C), 103–112. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2014.12.009>
- Scolamiero, V., & Boccardo, P. (2025). High resolution 3D data for Pavement Condition Assessment in a Digital Twin perspective. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, X-1/W2-2025, 123–131. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-x-1-w2-2025-123-2025>
- Sha, Z., Chen, Y., Lin, Y., Wang, C., Marcato, J., & Li, J. (2022). A Supervoxel Approach to Road Boundary Enhancement from 3-D LiDAR Point Clouds. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2020.3037484>
- Soilán, M., Justo, A., Sánchez-Rodríguez, A., & Riveiro, B. (2020). 3D point cloud to BIM: Semi-automated framework to define IFC alignment entities from MLS-acquired LiDAR data of highway roads. *Remote Sensing*, 12(14). <https://doi.org/10.3390/rs12142301>
- Tardy, H., Soilán, M., Martín-Jiménez, J. A., & González-Aguilera, D. (2023). Automatic Road Inventory Using a Low-Cost Mobile Mapping System and Based on a Semantic Segmentation Deep Learning Model. *Remote Sensing*, 15(5). <https://doi.org/10.3390/rs15051351>

- Teo, T. A., & Chiu, C. M. (2015). Pole-Like Road Object Detection from Mobile Lidar System Using a Coarse-to-Fine Approach. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(10), 4805–4818. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2467160>
- Wang, C., Yang, X., Xi, X., Nie, S., & Dong, P. (2024). Introduction. En *Introduction to LiDAR Remote Sensing* (pp. 1–24). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781032671512-1>
- Wang, J., Cao, M., Zhang, T., Liu, B., & Li, H. (2024). Point-Based Visual Status Evaluation of Worn Pavement Markings Based on a Feature-Binary-PointNet Network and Shape Descriptors Using LiDAR Point Clouds: A Case Study of an Expressway. *Transportation Research Record*, 2678(4), 562–574. <https://doi.org/10.1177/03611981231185139>
- Wang, J., Zhao, H., Wang, D., Chen, Y., Zhang, Z., & Liu, H. (2018). GPS trajectory-based segmentation and multi-filter-based extraction of expressway curbs and markings from mobile laser scanning data. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), 1022–1035. <https://doi.org/10.1080/22797254.2018.1533388>
- Wang, S.-Y., Meng, J., Wishart, J., & Zhao, J. (2023). *Simultaneous Localization and Mapping with Road Markings Identified from LiDAR Intensity*.
- Wang, Y., Liu, Y., Li, Z., Gu, T., Pauwels, P., & Yu, B. (2024). Automatic cross section extraction and cross slope measurement for curved ramps using light detection and ranging point clouds. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, 228. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.114369>
- Wen, C., Li, J., Luo, H., Yu, Y., Cai, Z., Wang, H., & Wang, C. (2016a). Spatial-related traffic sign inspection for inventory purposes using mobile laser scanning data. *IEEE Transactions*

- on Intelligent Transportation Systems*, 17(1), 27–37.
<https://doi.org/10.1109/TITS.2015.2418214>
- Wen, C., Li, J., Luo, H., Yu, Y., Cai, Z., Wang, H., & Wang, C. (2016b). Spatial-related traffic sign inspection for inventory purposes using mobile laser scanning data. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 17(1), 27–37.
<https://doi.org/10.1109/TITS.2015.2418214>
- Wu, H., Xie, Z., Wen, C., Wang, C., & Li, J. (2020). On-Road Information Extraction from Lidar Data Via Multiple Feature Maps. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 5(1), 207–213. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-V-1-2020-207-2020>
- Yan, L., Li, Z., Liu, H., Tan, J., Zhao, S., & Chen, C. (2017a). Detection and classification of pole-like road objects from mobile LiDAR data in motorway environment. *Optics and Laser Technology*, 97, 272–283. <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2017.06.015>
- Yan, L., Li, Z., Liu, H., Tan, J., Zhao, S., & Chen, C. (2017b). Detection and classification of pole-like road objects from mobile LiDAR data in motorway environment. *Optics and Laser Technology*, 97, 272–283. <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2017.06.015>
- Yan, W. Y., Morsy, S., Shaker, A., & Tulloch, M. (2016). Automatic extraction of highway light poles and towers from mobile LiDAR data. *Optics and Laser Technology*, 77, 162–168. <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2015.09.017>
- Yang, B., Dong, Z., Liu, Y., Liang, F., & Wang, Y. (2017a). Computing multiple aggregation levels and contextual features for road facilities recognition using mobile laser scanning data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 126, 180–194. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.02.014>

- Yang, B., Dong, Z., Liu, Y., Liang, F., & Wang, Y. (2017b). Computing multiple aggregation levels and contextual features for road facilities recognition using mobile laser scanning data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 126, 180–194. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.02.014>
- Yao, L., Chen, Q., Qin, C., Wu, H., & Zhang, S. (2018a). Automatic extraction of road markings from mobile laser-point cloud using intensity data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 42(3), 2113–2119. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-3-2113-2018>
- Yao, L., Chen, Q., Qin, C., Wu, H., & Zhang, S. (2018b). Automatic extraction of road markings from mobile laser-point cloud using intensity data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 42(3), 2113–2119. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-3-2113-2018>
- Yi, H., Satusky, M., Borland, D., Chakraborty, M., Vann, M., Srinivasan, R., & Bizon, C. (2025). Automated Roadside Object Detection and Geolocation by Leveraging Data Fusion of Airborne LiDAR and Videolog Images. *Data Science for Transportation*, 7(3). <https://doi.org/10.1007/s42421-025-00132-6>
- Yin, R., Cheng, Y., Wu, H., Song, Y., Yu, B., & Niu, R. (2022). FusionLane: Multi-Sensor Fusion for Lane Marking Semantic Segmentation Using Deep Neural Networks. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(2), 1543–1553. <https://doi.org/10.1109/TITS.2020.3030767>
- Yu, F., & Lu, Z. (2023a). Road Traffic Marking Extraction Algorithm Based on Fusion of Single Frame Image and Sparse Point Cloud. *IEEE Access*, 11, 88881–88894. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3306423>

- Yu, F., & Lu, Z. (2023b). Road Traffic Marking Extraction Algorithm Based on Fusion of Single Frame Image and Sparse Point Cloud. *IEEE Access*, 11, 88881–88894. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3306423>
- Yu, Y., Li, J., Guan, H., Jia, F., & Wang, C. (2015a). Learning hierarchical features for automated extraction of road markings from 3-D mobile LiDAR point clouds. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(2), 709–726. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2014.2347276>
- Yu, Y., Li, J., Guan, H., Jia, F., & Wang, C. (2015b). Learning hierarchical features for automated extraction of road markings from 3-D mobile LiDAR point clouds. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(2), 709–726. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2014.2347276>
- Yu, Y., Li, J., Guan, H., Wang, C., & Yu, J. (2015). Semiautomated extraction of street light poles from mobile LiDAR point-clouds. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(3), 1374–1386. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2338915>
- Zhang, F., Zhang, J., Xu, Z., Tang, J., Jiang, P., & Zhong, R. (2023). Extracting Traffic Signage by Combining Point Clouds and Images. *Sensors*, 23(4). <https://doi.org/10.3390/s23042262>
- Zhang, Z., Khoshelham, K., & Shojaei, D. (2024a). Pole-NN: Few-Shot Classification of Pole-Like Objects in Lidar Point Clouds. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 10(4/W5-2024), 333–340. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-X-4-W5-2024-333-2024>
- Zhang, Z., Khoshelham, K., & Shojaei, D. (2024b). Pole-NN: Few-Shot Classification of Pole-Like Objects in Lidar Point Clouds. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing*

- and Spatial Information Sciences*, 10(4/W5-2024), 333–340. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-X-4-W5-2024-333-2024>
- Zhang, Z., Wang, Z., Li, A., Ye, X., Usery, E. L., & Li, D. (2021). An ai-based spatial knowledge graph for enhancing spatial data and knowledge search and discovery. *Proceedings of the 1st ACM SIGSPATIAL International Workshop on Searching and Mining Large Collections of Geospatial Data, GeoSearch 2021*, 13–17. <https://doi.org/10.1145/3486640.3491393>
- Zhou, Y., Huang, R., Jiang, T., Dong, Z., & Yang, B. (2021a). Highway alignments extraction and 3D modeling from airborne laser scanning point clouds. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102429>
- Zhou, Y., Huang, R., Jiang, T., Dong, Z., & Yang, B. (2021b). Highway alignments extraction and 3D modeling from airborne laser scanning point clouds. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102429>
- Zou, Z., Lang, H., Lu, J., & Ma, Q. (2024). Coarse-to-refined road curb segmentation from MLS point clouds. *Automation in Construction*, 166. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2024.105586>

Apéndices