Deep Learning for Classification and Semantic Segmentation of Large-Scale 3D Aerial LiDAR Point Clouds

Alex Salvatierra, José Antonio Sanz, Mikel Galar

Departamento de Estadística, Informática y Matemáticas, Institute of Smart Cities (ISC), Universidad Pública de Navarra (UPNA), Campus de Arrosadía s/n, Pamplona, 31006, Navarra, Spain
alex.salvatierra@unavarra.es
Directores: José Antonio Sanz, Mikel Galar
Fecha de inicio: Noviembre de 2024
Dedicación: Tiempo completo

Resumen La segmentación semántica de nubes de puntos 3D es una tarea fundamental para transformar observaciones tridimensionales en representaciones interpretables del entorno, con especial relevancia en observación de la Tierra. Este problema aparece en escenarios diversos, desde entornos interiores hasta escenas terrestres o de conducción autónoma, así como en adquisiciones aéreas. Aunque los modelos de aprendizaje profundo para segmentación semántica 3D han avanzado notablemente, su desarrollo y evaluación se han centrado sobre todo en escenarios interiores, terrestres o de conducción autónoma. En cambio, el LiDAR aéreo presenta condiciones propias, como gran escala territorial, adquisición desde plataformas aéreas, densidad variable y fuerte desequilibrio entre clases. Estas diferencias dificultan trasladar directamente conclusiones obtenidas en otros dominios 3D y justifican un estudio específico. En este contexto, esta tesis, desarrollada en colaboración entre la Universidad Pública de Navarra y Tracasa Instrumental, tiene como objetivo analizar, evaluar y mejorar modelos de aprendizaje profundo para segmentación semántica de LiDAR aéreo en condiciones de uso real.
La hipótesis de partida es que la segmentación semántica de LiDAR aéreo requiere metodologías adaptadas a sus características específicas, tanto en la evaluación como en la mejora de los modelos. La tesis parte de una caracterización experimental de arquitecturas modernas en LiDAR aéreo, cuyos resultados muestran que modelos con rendimientos globales similares pueden diferir por clase, en regiones difíciles, en la gravedad geométrica de sus errores y en sus patrones de fallo. A partir de estos resultados, se propone un ciclo metodológico que conecta caracterización experimental, evaluación con criterios espaciales y análisis de complementariedad entre arquitecturas con la mejora de modelos. Esta mejora se aborda mediante funciones de coste sensibles a la gravedad de los errores y combinación de modelos con selección dinámica según el contexto espacial local. Con ello se busca obtener segmentaciones más fiables, interpretables y útiles para aplicaciones geoespaciales reales.

Palabras clave: observación de la Tierra · LiDAR aéreo · nubes de puntos · segmentación semántica · aprendizaje profundo

1. Antecedentes y motivación

El aumento en la capacidad de adquisición y procesamiento de datos ha impulsado el uso de datos tridimensionales (3D) en ámbitos como la robótica, la conducción autónoma y la teledetección. Mientras que las imágenes bidimensionales permiten analizar la apariencia visual de una escena, los datos 3D aportan información explícita sobre su geometría. Una de sus formas más habituales son las nubes de puntos, conjuntos de puntos que describen posiciones en el espacio mediante coordenadas (x, y, z) y que pueden incluir atributos adicionales como intensidad, color, número de retorno o información espectral. Sin embargo, esta representación también plantea dificultades específicas: a diferencia de las imágenes, los puntos no siguen una estructura regular, la densidad puede variar entre regiones de una misma escena y la vecindad de cada punto debe definirse de forma explícita.

La segmentación semántica de nubes de puntos consiste en determinar qué representa cada punto de la escena, asignándole una categoría como suelo, vegetación, edificio u otro elemento de interés. Esta tarea permite transformar una nube de puntos en información útil para análisis posteriores, generación de productos derivados o toma de decisiones. Esta tesis se centra en nubes de puntos capturadas mediante LiDAR aéreo (*Light Detection and Ranging*). En este contexto, un sensor montado sobre una plataforma aérea emite pulsos láser y estima la distancia a la superficie observada a partir del tiempo que tarda la señal en regresar. Al combinar estas medidas con la posición y orientación del sensor, se obtienen nubes de puntos georreferenciadas que cubren grandes extensiones del territorio. Estos datos son especialmente útiles para generar modelos digitales del terreno, gestionar infraestructuras, cartografiar entornos urbanos o apoyar tareas de monitorización ambiental. No obstante, el LiDAR aéreo presenta condiciones propias, como la perspectiva nadiral, la escala territorial, la densidad variable y el fuerte desequilibrio entre clases. Por ello, su segmentación requiere un estudio específico y no puede tratarse como una extensión directa de otros escenarios de segmentación 3D.

1.1. Motivación y estado del arte

La observación de la Tierra (*Earth Observation*, EO) [4] se ha consolidado como un ámbito fundamental para la adquisición e interpretación de información geoespacial a gran escala. El desarrollo de sensores de teledetección cada vez más precisos, instalados tanto en satélites como en plataformas aéreas, permite adquirir datos con mayor resolución espacial, cobertura territorial y frecuencia de adquisición, impulsando aplicaciones en monitorización ambiental, planificación urbana, gestión del territorio, infraestructuras y respuesta ante emergencias [22,24]. En este marco, el escáner láser aerotransportado o *Airborne Laser Scanning* (ALS) [18,19] resulta especialmente relevante porque proporciona información geométrica directa y precisa de la superficie observada. A partir de las mediciones láser y de la posición y orientación de la plataforma, estos sis-

temas generan nubes de puntos georreferenciadas que representan la estructura tridimensional del territorio.

La utilidad de las nubes LiDAR aéreas depende en gran medida de la capacidad para interpretar correctamente la naturaleza de sus puntos. Esta interpretación es clave para generar Modelos Digitales del Terreno (DTM), Modelos Digitales de Superficie (DSM), modelos de vegetación, cartografía urbana o inventarios de infraestructuras [9,12]. Para obtener estos productos de forma automática, es necesario resolver el problema de la segmentación semántica, que transforma la nube original en una representación estructurada del terreno mediante la asignación de una clase a cada punto, como suelo, vegetación, edificios o vehículos. Sin embargo, la anotación manual de nubes LiDAR aéreas a escala territorial es extremadamente costosa, lenta y dependiente de conocimiento experto. Por ello, automatizar esta tarea no constituye únicamente un reto académico, sino una necesidad práctica para explotar de forma eficiente los datos geoespaciales disponibles.

Tradicionalmente, la automatización de la segmentación se ha abordado mediante enfoques de aprendizaje automático (*Machine Learning*, ML) supervisado basados en ingeniería manual de características. Estos métodos calculan descriptores geométricos, radiométricos o contextuales, como altura relativa, dispersión vertical, planitud, rugosidad, intensidad o características derivadas de filtros morfológicos, y posteriormente entrenan clasificadores como *Support Vector Machines* [25], *Conditional Random Fields* [13] o *Markov Random Fields* [10]. Aunque estos enfoques de ML han sido útiles e interpretables, dependen del diseño manual de características, de la elección de escalas y de su capacidad para generalizar entre escenas y sensores. Frente a ello, el aprendizaje profundo (*Deep Learning*, DL) [8] permite aprender representaciones directamente a partir de los datos e integrar extracción de características y clasificación en un mismo modelo entrenable. Arquitecturas basadas en convoluciones sobre puntos, como KPConv [16]; agregación local eficiente, como RandLA-Net [7]; superpuntos, como Superpoint Transformer [15]; o mecanismos de atención, como Point Transformer V3 [21], han mostrado resultados destacados en segmentación 3D.

No obstante, la aplicación de estos modelos al LiDAR aéreo no es directa. Gran parte de la segmentación 3D se ha desarrollado y evaluado en escenarios interiores, terrestres o de conducción autónoma, mediante conjuntos de datos de referencia como S3DIS [1], ScanNet [3], Semantic3D [6] o SemanticKITTI [2], cuyas condiciones difieren de las adquisiciones aéreas. Estas cubren grandes extensiones, pueden contener cientos de millones de puntos, presentan densidades variables, se adquieren desde una perspectiva nadiral y muestran un fuerte desequilibrio entre clases. Aunque conjuntos de datos recientes como DALES [17], YUTO [23], FRACTAL [5] o ECLAIR [11] han impulsado el estudio del LiDAR aéreo, sigue siendo necesario caracterizar mejor el comportamiento de arquitecturas modernas bajo condiciones realistas de adquisición.

Estas diferencias motivan la realización de esta tesis, en la que se plantea un recorrido orientado a caracterizar, evaluar y mejorar modelos de DL para segmentación semántica de nubes de puntos capturadas mediante LiDAR aéreo.

El trabajo comienza con el análisis experimental de arquitecturas modernas bajo condiciones realistas, continúa con la sistematización del dominio mediante una revisión de conjuntos de datos, modelos, métricas y retos abiertos, y avanza hacia el diseño de una evaluación con criterios espaciales. A partir de este análisis, la tesis plantea estrategias de mejora de modelos guiadas por la geometría, la gravedad de los errores y el contexto local. El desarrollo de la tesis se apoya en la colaboración entre la Universidad Pública de Navarra y Tracasa Instrumental, empresa especializada en soluciones geoespaciales y tratamiento de información territorial. Esto permite validar las propuestas sobre datos LiDAR aéreos de producción de Pamplona, Navarra, adquiridos y etiquetados en un contexto operativo real.

2. Hipótesis, objetivos y contribución original

2.1. Hipótesis de partida

A partir de la motivación anterior, el problema de investigación no consiste únicamente en aplicar modelos de DL existentes sobre datos aéreos, sino en estudiar cómo se comportan, cómo deben evaluarse y cómo pueden mejorarse cuando se utilizan en condiciones operativas reales.

En este contexto, el problema de investigación puede formularse como sigue: ¿cómo analizar, evaluar y mejorar de forma rigurosa modelos de DL para segmentación semántica de nubes de puntos LiDAR aéreas, de manera que su comportamiento en condiciones reales quede correctamente caracterizado, sus errores se interpreten teniendo en cuenta su estructura espacial y dicha información pueda utilizarse para obtener segmentaciones más fiables y útiles para aplicaciones geoespaciales?

Con este planteamiento, la tesis se articula en torno a las siguientes hipótesis:

1. La segmentación semántica de LiDAR aéreo requiere un estudio específico, ya que sus características de adquisición, escala, densidad y distribución de clases difieren de otros dominios 3D.
2. Las arquitecturas modernas presentan comportamientos diferenciados en condiciones aéreas reales, especialmente en clases minoritarias y regiones geométricamente ambiguas o complejas.
3. Las métricas convencionales no caracterizan por completo la calidad de la segmentación, al no reflejar la gravedad geométrica de los errores ni el comportamiento en regiones difíciles.
4. Arquitecturas con diseños distintos no cometen necesariamente los mismos errores; esta complementariedad puede aprovecharse mediante ensembles para mejorar el rendimiento de los modelos individuales.
5. La gravedad geométrica de los errores y el contexto local de cada punto pueden incorporarse tanto a la función de coste de modelos individuales como a la fase de predicción y fusión de ensembles, con el fin de obtener segmentaciones más fiables y espacialmente coherentes.

2.2. Objetivos y contribución original

El objetivo general de esta tesis es desarrollar un marco para analizar, evaluar y mejorar modelos de DL aplicados a la segmentación semántica de nubes de puntos LiDAR aéreas, considerando las condiciones reales de adquisición, la estructura espacial de los errores y la utilidad de las predicciones en aplicaciones geoespaciales. La tesis no se limita a comparar arquitecturas, sino que busca conectar caracterización experimental, evaluación con criterios espaciales y mejora de modelos mediante información geométrica y contextual.

Los subobjetivos específicos son:

1. **Caracterizar arquitecturas modernas en datos LiDAR aéreos reales**, evaluando modelos actuales y ampliamente utilizados bajo condiciones operativas y protocolos comparables.
2. **Sistematizar la literatura, los datos y los retos del dominio**, revisando conjuntos de datos, arquitecturas, métricas y retos abiertos en segmentación semántica de LiDAR aéreo.
3. **Diseñar una evaluación con criterios espaciales**, complementando métricas tradicionales basadas en conteos de aciertos y errores, como *Overall Accuracy* (OA), *Intersection over Union* (IoU) y *mean Intersection over Union* (mIoU), con criterios basados en la gravedad geométrica de los errores y el análisis de regiones difíciles.
4. **Analizar la complementariedad entre modelos**, estudiando si distintas arquitecturas fallan sobre los mismos puntos o sobre regiones diferentes, y cómo aprovechar esa información para mejorar la calidad de la segmentación mediante combinación de predicciones.
5. **Explorar mejoras guiadas por geometría y contexto**, incluyendo funciones de pérdida sensibles al error espacial y estrategias de fusión de clasificadores.
6. **Integrar, validar y difundir los resultados de la investigación**, consolidando las contribuciones en artículos científicos, comunicaciones a congresos y en la memoria de la tesis.

La contribución original de la tesis reside en articular un ciclo metodológico completo para la segmentación LiDAR aérea: caracterizar modelos modernos en condiciones reales, evaluar sus errores con criterios espaciales, analizar si sus fallos son complementarios y utilizar esa información para guiar estrategias de mejora. Frente a trabajos centrados únicamente en comparar arquitecturas o presentar métricas de clasificación agregadas, esta tesis conecta evaluación y mejora mediante información sobre la gravedad geométrica de los errores, el contexto local de los puntos y la fiabilidad relativa de cada modelo.

En concreto, la tesis aporta una caracterización experimental del dominio, una evaluación más informativa basada en la gravedad geométrica de los errores, un estudio de complementariedad entre arquitecturas y nuevas líneas de mejora mediante funciones de pérdida sensibles al error geométrico y fusión adaptativa basada en contexto local. Esta última línea busca que el sistema no combine

modelos mediante una regla fija, sino que aprenda cuándo confiar en cada arquitectura según la geometría de la nube y las predicciones disponibles. En conjunto, estas aportaciones buscan avanzar tanto en la inteligencia artificial aplicada a nubes de puntos 3D como en su transferencia a aplicaciones geoespaciales reales.

3. Metodología y plan de trabajo

La metodología de la tesis se organiza como un recorrido progresivo para analizar, evaluar y mejorar modelos de DL en segmentación semántica de LiDAR aéreo. Las fases del plan de trabajo se relacionan directamente con los objetivos definidos en la sección anterior y se distribuyen temporalmente según el cronograma de la Tabla 1.

Evaluación experimental comparativa. La primera línea metodológica evalúa arquitecturas modernas sobre datos LiDAR aéreos reales, adquiridos y etiquetados en el contexto de la colaboración con Tracasa Instrumental. Se consideran modelos representativos de distintos paradigmas, como KPConv [16], RandLA-Net [7], Superpoint Transformer [15] y Point Transformer V3 [21]. Los modelos se entrenan y evalúan bajo protocolos comparables, analizando tanto su rendimiento global como su comportamiento por clase y su sensibilidad ante clases minoritarias, así como su eficiencia computacional.

Revisión y análisis del dominio. La segunda línea revisa y ordena la literatura de segmentación LiDAR aérea mediante una taxonomía de conjuntos de datos, métricas, familias de modelos y retos abiertos. La revisión compara supuestos de adquisición, protocolos de anotación, granularidad de clases, escalabilidad y criterios de evaluación, situando el dominio aéreo dentro del contexto más amplio de la segmentación 3D. Se consideran conjuntos de referencia generales y conjuntos de datos específicamente aéreos, como DALES [17], YUTO [23], FRACTAL [5] o ECLAIR [11], con el fin de identificar limitaciones actuales y justificar evaluaciones más específicas.

Evaluación con criterios espaciales. La tercera línea diseña un marco de evaluación que complementa OA, IoU y mIoU con métricas basadas en distancia. Estas métricas cuantifican la desviación espacial de los errores de clasificación respecto a la distribución real de las clases, distinguiendo errores próximos a fronteras de clase de errores geométricamente más graves. Además, dado que las métricas agregadas pueden estar dominadas por grandes regiones correctamente clasificadas, el marco permite centrar la comparación en regiones difíciles donde aparecen diferencias relevantes entre arquitecturas. Para ello, se considera el conjunto de *hard points*, formado por los puntos clasificados incorrectamente por al menos uno de los modelos evaluados.

Complementariedad y combinación. La cuarta línea estudia si los modelos fallan sobre los mismos puntos o presentan patrones complementarios. Para ello, se

analiza el solapamiento entre conjuntos de error, el margen de mejora teórico y perfiles de exclusividad de los errores. Sobre esta base, se evalúan estrategias de combinación de modelos, desde votación, promediado de probabilidades y ponderación por clase hasta *stacking* [20], dentro del marco general de los ensembles [14]. La evaluación considera tanto métricas convencionales como métricas basadas en la estructura espacial de los errores.

Mejora guiada por información geométrica y contextual. La quinta línea utiliza la información obtenida en las fases anteriores para diseñar estrategias de mejora de los modelos. Por un lado, las métricas basadas en distancia permiten estimar la gravedad geométrica de los errores e incorporarla al entrenamiento mediante funciones de pérdida específicas. Por otro, el análisis de complementariedad entre arquitecturas permite plantear estrategias de combinación de modelos y fusión adaptativa, en las que las predicciones de los clasificadores del ensemble se combinan según la geometría local, el contexto espacial y la fiabilidad de cada modelo en cada punto o región.

3.1. Estado del trabajo

La tesis se inició en noviembre de 2024 y el plan de trabajo se organiza en las fases recogidas en la Tabla 1. A continuación se resume el estado actual de esas fases, indicando los resultados ya obtenidos, las líneas en desarrollo y las tareas pendientes.

Fase 1. Evaluación comparativa en datos de producción (completada). La primera fase consistió en evaluar arquitecturas modernas sobre datos LiDAR aéreos de producción de Pamplona, Navarra. Se compararon KPConv [16], RandLA-Net [7], Superpoint Transformer [15] y Point Transformer V3 [21] bajo un protocolo común. En términos globales, todos los modelos obtuvieron valores de OA superiores al 93 %, mientras que el mIoU varió entre 71.98 % y 78.51 %. Sin embargo, el análisis por clase reveló diferencias relevantes: la clase de vegetación baja presentó valores de IoU entre 11.23 % y 33.61 %, mostrando la dificultad de algunas clases minoritarias o ambiguas. En cambio, otras clases poco frecuentes pero con una estructura más definida, como vehículos, obtuvieron mejores resultados, destacando Point Transformer V3 en esta categoría. KPConv obtuvo el mejor rendimiento global. Esta fase confirma que las métricas agregadas pueden ocultar limitaciones relevantes en clases poco representadas o ambiguas, y que no todas las clases minoritarias presentan el mismo grado de dificultad.

Fase 2. Revisión y evaluación ampliada del dominio (en desarrollo). La segunda fase corresponde a una revisión del estado del arte en segmentación semántica 3D con aprendizaje profundo, centrada en su aplicabilidad al LiDAR aéreo. El trabajo sistematiza las principales arquitecturas, los conjuntos de datos de referencia, las métricas de evaluación y los retos abiertos, revisando tanto benchmarks generales de nubes de puntos como conjuntos específicamente aéreos. Además,

Tabla 1. Cronograma previsto del plan de trabajo de la tesis doctoral.

	Primer año				**Segundo año**				**Tercer año**				**Cuarto año**			
Fase	**Q1**	**Q2**	**Q3**	**Q4**	**Q1**	**Q2**	**Q3**	**Q4**	**Q1**	**Q2**	**Q3**	**Q4**	**Q1**	**Q2**	**Q3**	**Q4**
Fase 1: Caracterización de arquitecturas modernas en LiDAR aéreo real	X	X	X													
Fase 2: Revisión y sistematización de la literatura, los datos y los retos del dominio		X	X	X	X	X										
Fase 3: Evaluación con criterios espaciales			X	X	X	X										
Fase 4: Complementariedad y combinación de modelos					X	X	X	X								
Fase 5: Mejoras guiadas por geometría y contexto local								X	X	X	X	X	X			
Fase 6: Integración, validación y difusión de resultados					X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X

propone una taxonomía de métodos basada en proyecciones, voxelización, procesamiento directo de puntos, grafos, superpuntos, *transformers* e híbridos. Esta fase sitúa el LiDAR aéreo dentro del contexto más amplio de la segmentación 3D y justifica la necesidad de evaluaciones específicas por sus diferencias en escala, perspectiva de adquisición, densidad, distribución de clases y variabilidad geográfica.

Fase 3. Evaluación espacial de errores (completada). La tercera fase desarrolló un marco de evaluación con métricas basadas en distancia para cuantificar la gravedad geométrica de los errores y centrar el análisis en regiones difíciles, caracterizadas mediante el conjunto de *hard points*. En DALES [17], FRACTAL [5] y Tracasa-PNA20, los *hard points* representan solo el 3.80 %, 4.15 % y 5.51 % del conjunto de prueba, respectivamente, pero concentran gran parte de las diferencias entre modelos. Por ejemplo, en DALES [17], RandLA-Net [7] y

Point Transformer V3 [21] presentan mIoU casi idéntico en el conjunto completo (79.66 % y 79.68 %), pero en *hard points* RandLA-Net [7] alcanza 20.24 % frente a 15.64 % de Point Transformer V3 [21]. Esta diferencia muestra que modelos similares en métricas de clasificación agregadas pueden comportarse de forma distinta en regiones críticas.

Fase 4. Complementariedad y combinación de modelos (completada). La cuarta fase analiza si distintas arquitecturas fallan sobre los mismos puntos o si presentan errores complementarios. Los resultados muestran márgenes de mejora teóricos de aproximadamente 6–16 puntos de mIoU según el conjunto de datos, y tasas de errores exclusivos de un solo modelo en torno al 34–44 %. A partir de esta complementariedad, se evaluaron estrategias como votación, promedio de probabilidades, ponderación por clase y *stacking* [20]. Las combinaciones de modelos mejoran de forma consistente OA y *frequency-weighted IoU*, alcanzan ganancias de hasta +6.64 mIoU en puntos difíciles y reducen la gravedad geométrica de los errores medida mediante métricas basadas en distancia.

Fase 5. Mejora guiada por información geométrica y contextual (pendiente). Las tareas restantes se centran en transformar el análisis de errores en mecanismos de mejora de los modelos. En los años 3–4 se explorará, por una parte, la incorporación de la gravedad geométrica estimada mediante métricas basadas en distancia en funciones de pérdida para modelos individuales. Por otra, se desarrollarán estrategias de combinación mediante ensembles y fusión adaptativa, de forma que las predicciones disponibles se integren según la geometría local, el contexto espacial y la fiabilidad de cada arquitectura. Esta fase busca que la mejora de la segmentación no dependa únicamente de reglas globales, sino de información espacial, contextual y de fiabilidad local.

Fase 6. Integración, validación y difusión de resultados (en curso). De forma transversal, la tesis incluye la integración, validación y difusión de los resultados obtenidos. Parte de estos resultados ya se han materializado en trabajos escritos, publicados, enviados o en preparación, asociados a la evaluación comparativa, la revisión del dominio, la evaluación espacial de errores y la combinación de modelos. En la fase final se completarán las publicaciones vinculadas a las líneas de mejora restantes, se consolidarán los resultados en un marco metodológico común y se redactará la memoria de la tesis.

Aunque algunas líneas podrán ajustarse según los resultados experimentales, el hilo conductor se mantiene coherente: caracterizar modelos en LiDAR aéreo real, evaluar sus errores con criterios espaciales y utilizar esta información para diseñar segmentaciones más fiables y útiles en aplicaciones geoespaciales.

4. Relevancia científica y transferencia

La relevancia científica de esta tesis reside en abordar un dominio de creciente importancia en EO que ha recibido menos atención que otros contextos

de segmentación 3D. Las nubes de puntos capturadas mediante LiDAR aéreo presentan características únicas que no se ajustan a los escenarios habituales más estudiados en la literatura, por lo que requieren una caracterización específica. En este sentido, la tesis contribuye a evaluar arquitecturas modernas sobre datos reales, sistematizar la literatura y los retos del dominio, y analizar las limitaciones de las evaluaciones actuales.

Desde el punto de vista metodológico, la tesis avanza desde una evaluación basada en métricas de clasificación agregadas hacia un análisis más espacial y contextual de los errores. El marco propuesto incorpora la gravedad geométrica de los errores y el análisis de regiones difíciles, mientras que el estudio de complementariedad conecta esta evaluación con estrategias de mejora. Así, los errores dejan de interpretarse únicamente como una limitación del sistema y pasan a utilizarse como información para diseñar combinaciones de modelos, modelos de fusión adaptativa y entrenamientos sensibles a la gravedad geométrica.

La dimensión de transferencia viene dada por la colaboración con Tracasa Instrumental y el uso de datos LiDAR aéreos de producción de Pamplona, Navarra, adquiridos y etiquetados en un contexto vinculado a necesidades reales de producción geoespacial. El problema abordado no es, por tanto, un problema simulado o sin relevancia en escenarios de aplicación, sino una necesidad aplicada: mejorar la interpretación automática de grandes volúmenes de datos 3D y reducir la dependencia de procesos manuales costosos.

Las aplicaciones potenciales incluyen la generación de MDT y MDS, cartografía de coberturas del suelo, identificación de edificios y vegetación, gestión de infraestructuras, planificación urbana y monitorización ambiental. Además, el análisis espacial de errores puede apoyar tareas de control de calidad, detección de regiones problemáticas y priorización de revisión humana en flujos de producción cartográfica. En conjunto, la tesis conecta investigación metodológica y necesidad aplicada, orientando sus contribuciones hacia productos geoespaciales más fiables y hacia la adopción de modelos avanzados de inteligencia artificial en contextos operativos de EO.

Agradecimientos

Alex Salvatierra es beneficiario de un contrato predoctoral financiado por la Cátedra Tracasa de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial de la Universidad Pública de Navarra. Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el proyecto PID2022-136627NB-I00, financiado por MCIN/AEI/10.13039/501100011033 y por FEDER, UE; y por el proyecto PID2025-174319OB-I00, financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y por FEDER, UE.

Referencias

1. Armeni, I., Sener, O., Zamir, A.R., Jiang, H., Brilakis, I., Fischer, M., Savarese, S.: 3D Semantic Parsing of Large-Scale Indoor Spaces. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. pp. 1534–1543 (2016)

2. Behley, J., Garbade, M., Milioto, A., Quenzel, J., Behnke, S., Stachniss, C., Gall, J.: SemanticKITTI: A Dataset for Semantic Scene Understanding of LiDAR Sequences. 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV) pp. 9296–9306 (2019). https://doi.org/10.1109/ICCV.2019.00939
3. Dai, A., Chang, A.X., Savva, M., Halber, M., Funkhouser, T., Niessner, M.: ScanNet: Richly-Annotated 3D Reconstructions of Indoor Scenes. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. pp. 5828–5839 (2017)
4. Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., Hoersch, B., Isola, C., Laberinti, P., Martimort, P., Meygret, A., Spoto, F., Sy, O., Marchese, F., Bargellini, P.: Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services. Remote Sensing of Environment **120**, 25–36 (2012). https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026
5. Gaydon, C., Daab, M., Roche, F.: FRACTAL: An Ultra-Large-Scale Aerial Lidar Dataset for 3D Semantic Segmentation of Diverse Landscapes (2024). https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.04634
6. Hackel, T., Savinov, N., Ladicky, L., Wegner, J.D., Schindler, K., Pollefeys, M.: SEMANTIC3D.NET: A NEW LARGE-SCALE POINT CLOUD CLASSIFICATION BENCHMARK. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **IV-1-W1**, 91–98 (2017). https://doi.org/10.5194/isprs-annals-IV-1-W1-91-2017
7. Hu, Q., Yang, B., Xie, L., Rosa, S., Guo, Y., Wang, Z., Trigoni, N., Markham, A.: RandLA-Net: Efficient Semantic Segmentation of Large-Scale Point Clouds. In: 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). pp. 11105–11114 (2020). https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.01112
8. LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G.: Deep learning. Nature **521**(7553), 436–444 (2015). https://doi.org/10.1038/nature14539
9. Liu, X.: Airborne LiDAR for DEM generation: Some critical issues. Progress in Physical Geography: Earth and Environment **32**(1), 31–49 (2008). https://doi.org/10.1177/0309133308089496
10. Lu, Y., Rasmussen, C.: Simplified markov random fields for efficient semantic labeling of 3D point clouds. In: 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. pp. 2690–2697 (2012). https://doi.org/10.1109/IROS.2012.6386039
11. Melekhov, I., Umashankar, A., Kim, H.J., Serkov, V., Argyle, D.: ECLAIR: A High-Fidelity Aerial LiDAR Dataset for Semantic Segmentation (2024). https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.10699
12. Moore, I., Grayson, R., Ladson, A.: Digital terrain modelling: A review of hydrological, geomorphological, and biological applications. Hydrological Processes **5**(1), 3–30 (1991). https://doi.org/10.1002/hyp.3360050103
13. Niemeyer, J., Rottensteiner, F., Soergel, U.: CONDITIONAL RANDOM FIELDS FOR LIDAR POINT CLOUD CLASSIFICATION IN COMPLEX URBAN AREAS. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **I-3**, 263–268 (2012). https://doi.org/10.5194/isprsannals-I-3-263-2012
14. Polikar, R.: Ensemble based systems in decision making. IEEE Circuits and Systems Magazine **6**(3), 21–44 (2006). https://doi.org/10.1109/MCAS.2006.1688199
15. Robert, D., Raguet, H., Landrieu, L.: Efficient 3D Semantic Segmentation with Superpoint Transformer. In: 2023 IEEE/CVF Internatio-

nal Conference on Computer Vision (ICCV). pp. 17149–17158 (2023). https://doi.org/10.1109/ICCV51070.2023.01577
16. Thomas, H., Qi, C.R., Deschaud, J.E., Marcotegui, B., Goulette, F., Guibas, L.: KPConv: Flexible and Deformable Convolution for Point Clouds. In: 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). pp. 6410–6419 (2019). https://doi.org/10.1109/ICCV.2019.00651
17. Varney, N., Asari, V.K., Graehling, Q.: DALES: A Large-scale Aerial LiDAR Data Set for Semantic Segmentation (2020). https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.11985
18. Vosselman, G., Maas, H.G. (eds.): Airborne and Terrestrial Laser Scanning. Whittles Publishing (2010)
19. Wehr, A., Lohr, U.: Airborne laser scanning—an introduction and overview. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **54**(2), 68–82 (1999). https://doi.org/10.1016/S0924-2716(99)00011-8
20. Wolpert, D.H.: Stacked generalization. Neural Networks **5**(2), 241–259 (1992). https://doi.org/10.1016/S0893-6080(05)80023-1
21. Wu, X., Jiang, L., Wang, P.S., Liu, Z., Liu, X., Qiao, Y., Ouyang, W., He, T., Zhao, H.: Point Transformer V3: Simpler, Faster, Stronger. In: 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). pp. 4840–4851 (2024). https://doi.org/10.1109/CVPR52733.2024.00463
22. Wulder, M.A., White, J.C., Nelson, R.F., Næsset, E., Ørka, H.O., Coops, N.C., Hilker, T., Bater, C.W., Gobakken, T.: Lidar sampling for large-area forest characterization: A review. Remote Sensing of Environment **121**, 196–209 (2012). https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.02.001
23. Yoo, S., Ko, C., Sohn, G., Lee, H.: YUTO SEMANTIC: A LARGE SCALE AERIAL LIDAR DATASET FOR SEMANTIC SEGMENTATION. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **XLVIII-1-W2-2023**, 209–215 (2023). https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-1-W2-2023-209-2023
24. Yu, B., Liu, H., Wu, J., Hu, Y., Zhang, L.: Automated derivation of urban building density information using airborne LiDAR data and object-based method. Landscape and Urban Planning **98**(3), 210–219 (2010). https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2010.08.004
25. Zhang, J., Lin, X., Ning, X.: SVM-Based Classification of Segmented Airborne LiDAR Point Clouds in Urban Areas. Remote Sensing **5**(8), 3749–3775 (2013). https://doi.org/10.3390/rs5083749