



Received: 30/05/2024  
Accepted: 15/06/2024

## Fusión de datos multisensor para el estudio de edificaciones del patrimonio histórico: voxelización y deep learning.

### Multi-sensor data fusion for the study of historical heritage buildings: voxelization and deep learning.

Javier Raimundo

Universidad Politécnica de Madrid

*Resumen*-- El análisis de patologías en edificios, especialmente en construcciones patrimoniales, ha avanzado con el uso de sensores geomáticos. La combinación de sensores activos y pasivos, como escáneres láser y cámaras con distintas sensibilidades espectrales, permite obtener modelos 3D detallados, nubes de puntos con datos espectrales y representaciones visuales que destacan áreas problemáticas. Esta fusión de datos facilita la detección temprana y el monitoreo de grietas, deformaciones y corrosión.

A pesar de estos avances, persisten desafíos relacionados con la calibración y la integración precisa de los datos, que requiere experiencia en teledetección y análisis estructural. En este estudio, se emplearon sensores como cámaras, drones, cámaras de infrarrojo térmico y escáneres láser en un edificio histórico, generando nubes de puntos que fueron fusionadas en estructuras voxelizadas (elementos tridimensionales).

Estas estructuras permiten aplicar algoritmos de aprendizaje profundo, como los mapas autoorganizados, para aislar patologías y apoyar decisiones de intervención. Los resultados confirman que los problemas fueron correctamente identificados en el mapa autoorganizado, mostrando la efectividad de esta metodología para el estudio de patologías y otros fenómenos en edificaciones.

*Palabras clave*— Fusión; Multisensor; Voxel; Deep Learning; Patología.

*Abstract*— Pathology analysis in buildings, especially heritage structures, has advanced through geomatic sensors. The combination of active and passive sensors, such as laser scanners and cameras with various spectral sensitivities, produces detailed 3D models, spectral point clouds, and visual representations highlighting affected areas. This data fusion enables early detection and monitoring of cracks, deformations, and corrosion.

Despite these advances, challenges remain with calibration and accurate data integration, requiring expertise in remote sensing and structural analysis. This study used sensors like cameras, drones, thermal infrared cameras, and laser scanners on a historic building, generating point clouds that were merged into voxelized (3D unit) structures.

These voxelized structures allow deep learning algorithms, such as self-organizing maps, to identify pathologies and support intervention decisions. Results confirm that building issues were accurately isolated in the map, demonstrating the effectiveness of this methodology for studying pathologies and other phenomena in buildings.

*Index Terms*— Fusion; Multisensor; Voxel; Deep Learning; Pathology.

#### I. INTRODUCCIÓN

En los inicios, el estudio de edificios mediante sensores geomáticos tuvo en origen el objetivo de documentar geoméricamente sus estructuras y elementos, con distinto nivel

de detalle (Moropoulou, Labropoulos, Delegou, Karoglou & Bakolas, 2013). El siguiente paso fue complementar esta información geométrica con información espectral que pudiera ayudar a resaltar áreas que pudieran presentar alguna patología (Oreni, Cuca & Brumana, 2012), (Lo Turco, Mattone & Rinaudo, 2017).



Fig. 1. Vista aérea del complejo arqueológico de Santa María de Melque

Simultáneamente, otros trabajos se concentraron en sensores específicos para el estudio de edificios arquitectónicos. Entre ellos tenemos el empleo de cámaras térmicas (Previtali, Barazzetti, Redaelli, Scaioni & Rosina, 2013), (Lerma, Mas, Gil, Vercher & Peñalver, 2014), cámaras multiespectrales (Del Pozo, Herrero, Felipe, Hernández, Rodríguez & González, 2016), y escáner laser (Armesto, Riveiro, González, Rivas, 2010).

La utilización conjunta de sensores activos y pasivos, como los escáneres láser terrestres y las cámaras fotográficas con distintas sensibilidades espectrales, ha generado una gran riqueza de datos. Esto posibilita la creación de modelos tridimensionales detallados, nubes de puntos con información espectral y representaciones visuales que destacan las áreas afectadas. Esta integración de diversos tipos de sensores ofrece una visión completa de la estructura y sus posibles patologías. Los escáneres láser terrestres capturan nubes de puntos tridimensionales altamente detalladas, facilitando así la detección de deformaciones estructurales y grietas (Batur, Yilmaz, & Ozener, 2020), (Bayarri, Prada, García, Díaz, de las Heras, Castillo & Fatás, 2023). Por su parte, las cámaras fotográficas proporcionan valiosa información espectral que puede indicar signos de corrosión, humedad u otros problemas no visibles a simple vista.

Tradicionalmente, la evaluación de problemas estructurales ha implicado inspecciones visuales, mediciones manuales y, en el mejor de los casos, el uso de un solo sensor para capturar datos limitados (Alikhodja, Zeglache & Bousnina, 2023). Los modernos sistemas de fusión de datos permiten la creación de modelos digitales tridimensionales precisos que pueden compararse con los diseños originales para identificar discrepancias. Esto es especialmente valioso para evaluar el rendimiento de estructuras históricas y monumentos donde la preservación es fundamental (Herrero, Maté, Pérez, López, López de Herrera, Sánchez & Villanueva, 2023).

En cuanto al análisis, la fusión de datos multisensor ha posibilitado la detección temprana y el monitoreo de patologías estructurales, tales como grietas, deformaciones y corrosión. Además, la integración de información proveniente de sensores aéreos y terrestres ha permitido una cobertura más completa de las estructuras, tanto en términos de acceso físico como de diversidad de datos.



Fig. 2. Iglesia Visigoda de Santa María de Melque

Como producto de las medidas de estos sensores, nos solemos encontrar con nubes de puntos. Una nube de puntos se compone simplemente de puntos definidos por sus coordenadas en un espacio cartesiano: X, Y, Z. Cada punto puede registrar, además de su posición geométrica, propiedades adicionales, como el color o la intensidad del pulso retornado.

Sin embargo, los puntos dentro de estas nubes carecen de estructura y no contienen información semántica o topológica de los objetos. Esta falta de estructuración se convierte en un obstáculo en el procesamiento de datos y en la extracción de información derivada.

Para superar esta limitación, es esencial implementar un sistema de representación que organice y estructure este conjunto discreto de puntos. El uso de vóxeles emerge como una solución eficaz para representar estas nubes de puntos, proporcionando una estructura de nivel superior que facilita su organización y análisis.

## II. METODOLOGÍA

Aquí se expone la metodología desarrollada para la fusión de datos multisensor. Se exponen tanto la campaña de toma de datos sobre un edificio histórico como los sensores necesarios para la implementación y comprobación de la hipótesis de trabajo.

### A. Campaña de toma de datos

Se eligió la Iglesia Visigoda de Santa María de Melque, un edificio emblemático del patrimonio histórico español, para la adquisición de datos. En este edificio del siglo VII d.C., ubicado en la provincia de Toledo, España, se recolectaron directamente datos de todos los sensores descritos. El complejo arqueológico de Santa María de Melque está situado aproximadamente a 30 km al suroeste de la ciudad de Toledo, cerca del río Tajo. La Fig. 1 muestra una vista aérea del complejo.

La construcción de la Iglesia de Santa María de Melque presenta una estructura de mampostería compuesta por imponentes bloques de granito colocados a hueso. La bóveda de cañón en la nave central, la organización de las naves en una estructura de cruz griega, el ábside recto y la disposición de elementos arquitectónicos muestran claramente influencias de las culturas romana y bizantina.

La campaña de recolección de datos se realizó

exclusivamente por el exterior de este edificio en febrero de 2022, abarcando toda la estructura arquitectónica y sus elementos ornamentales. La elección de este sitio se fundamentó en su importancia histórica y arquitectónica, proporcionando información precisa y detallada sobre el estado actual del edificio y las posibles patologías existentes. La Fig. 2 presenta una vista del edificio estudiado, resaltando su singularidad y relevancia para la investigación.

Se procedió también a la toma de datos adicionales para la georreferenciación de las nubes de puntos. Para ello se emplearon técnicas de posicionamiento satelital GNSS, con técnicas de posicionamiento preciso en postproceso. Con ello todas las nubes de puntos se han referenciado en el sistema ETRS89, con coordenadas UTM en el huso 30.

**B. Sensores**

En la campaña de toma de datos antes expuesta se usaron diversos sensores, de tipos distintos y sensibilidades espectrales diferentes. Se obtuvieron datos del edificio objeto tanto con sensores activos como pasivos. Como sensor activo se utilizó un escáner láser terrestre (Faro Focus S350), mientras que el grupo de sensores pasivos abarcó una variedad de cámaras fotográficas desplegadas tanto en posiciones terrestres como aéreas, mediante drones. Cada cámara tiene sensibilidades espectrales únicas. Se obtuvo información de bandas espectrales correspondientes al rojo, verde, azul, infrarrojo cercano, infrarrojo térmico, ultravioleta e infrarrojo de onda corta (SWIR) (Tabla 1).

Esta meticulosa selección de sensores abarca diversas modalidades convencionales de captura de datos geoespaciales, comúnmente empleadas en el análisis de edificaciones y estructuras arquitectónicas. Los datos adquiridos fueron sometidos a una serie de técnicas de procesamiento, siendo la fotogrametría una de las metodologías principales. Como resultado, la salida final consistió en múltiples nubes de puntos, cada una caracterizada por propiedades espectrales únicas (Fig. 3). Hasta la actualidad, el manejo de nubes de puntos para la obtención de información derivada de ellas pasaba por proyectar su geometría 3D sobre superficies 2D (imágenes). Esto implica la pérdida de su componente tridimensional. Para salvar esta dificultad y la pérdida de la valiosa información geométrica, se utilizarán los vóxeles como estructura de datos.

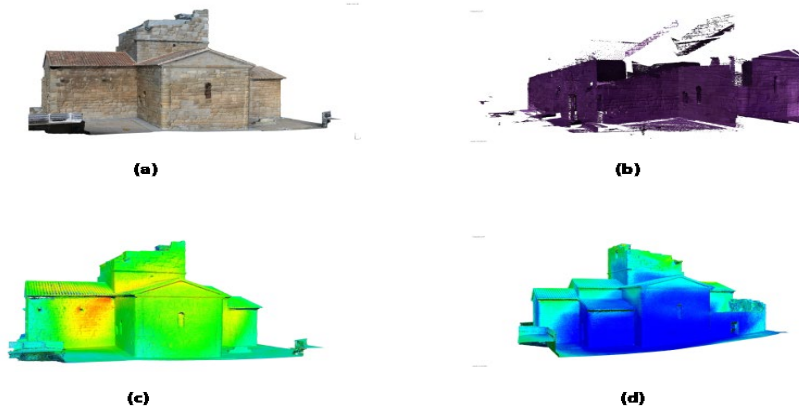


Fig. 3. Nubes de puntos obtenidas de la campaña de toma de datos: (a) Vista nube de puntos RGB fachada sur. (b) Vista fachada sur nube de puntos ultravioleta. (c) Vista fachada sur nube de puntos (d) Vista fachada sur nube de puntos

TABLA I  
 SENSORES EMPLEADOS PARA LA FUSIÓN DE DATOS

Banda	Sensor	Filtro	Longitud de onda (central)
Roja	Cámara SONY Nex7 / dron Parrot Anafi		600 nm
Verde	Cámara SONY Nex7 / dron Parrot Anafi		510 nm
Azul	Cámara SONY Nex7 / dron Parrot Anafi		460 nm
Infrarrojo cercano (NIR)	Cámara SONY Nex5 modificada*	Midopt DB 660/850	850 nm
Ultravioleta (UV)	Cámara SONY Nex5 modificada*	ZB2 filter light	390 nm
Infrarrojo de onda corta (SWIR)	Faro Focus S 350		1550 nm
Infrarrojo térmico	UAV Parrot Anafi Thermal		10000 nm

**C. Voxelización**

Con el propósito de facilitar un análisis óptimo, resulta imperativo fusionar las nubes de puntos generadas. Con este fin, se utilizaron vóxeles como estructura de datos, en particular, la variante multispectral de ellos (Fig. 4), que previamente desarrollé en una investigación anterior (Raimundo, López, Aguirre de Mata & Prieto, 2022).

El término “vóxel” deriva de la denominación inglesa “*volumetric element*”. Funcionan como la unidad abstracta fundamental en tres dimensiones. Los vóxeles son a las tres dimensiones lo que el píxel a las dos dimensiones (imágenes). Cada voxel, como elemento individual, tiene un volumen específico, posición y atributos (Foley, 1990). Al proporcionar una representación topológica de las nubes de puntos, los vóxeles son de gran utilidad para el tratamiento de estas estructuras de datos.

En este caso tomamos como nube inicial la nube de puntos procedente de la cámara RGB tanto terrestre como aérea (fusionadas por fotogrametría). Esta nube de puntos representa la totalidad del edificio de estudio por lo que la estructura

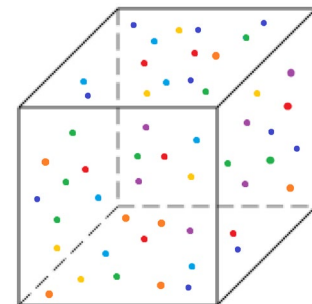


Fig. 4. Voxel multispectral

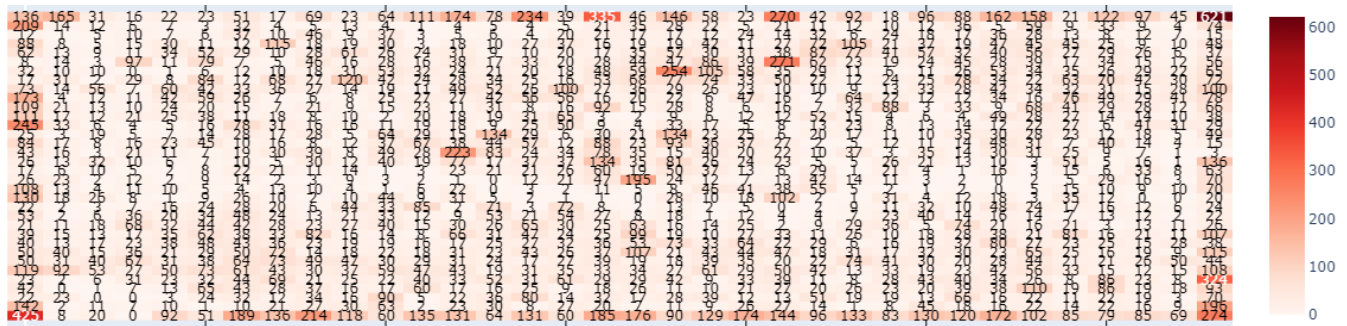


Fig. 5. Mapa de calor de neuronas de mapa auto-organizado voxel 5 cm

voxelizada contiene al edificio en su conjunto. Una vez definida la estructura de vóxeles, definida por el tamaño de voxel elemental (50 cm, 25 cm, 5 cm, 3 cm, etc.), se procedió a determinar qué puntos de cada una de las nubes de puntos estaban contenidos en cada uno de los vóxeles. En el caso de que más de un punto de una banda espectral específica pertenezca a un mismo voxel, la propiedad de ese voxel, en esa banda, corresponderá al valor medio de dichos puntos contenidos. De esta forma se van recorriendo todas las nubes. Ha de aclararse que, debido a la particularidad de los sensores empleados, no todos los sensores tienen una visión completa del edificio. Por ejemplo, con el escáner laser, por su posición terrestre, no se tiene información de la parte superior del edificio. También, hay que resaltar que todos los vóxeles quedan georreferenciados, pues parten de nubes de puntos también georreferenciadas.

Con este paso tenemos definidos los vóxeles multispectrales: posición geoespacial por su índice, volumen e información espectral heredada de los puntos en ellos contenidos.

#### D. Mapas auto-organizados

Una vez que hemos definido la estructura de los vóxeles multispectrales, es esencial procesar estos datos para obtener información y sacar conclusiones sobre el edificio que estamos estudiando. En este trabajo de investigación, he elegido usar un algoritmo denominado mapas auto-organizados (García & Nogales, 2022) (SOM, por sus siglas en inglés, *Self-organizing map*) porque son de probada utilidad para manejar datos en estructurados de esta manera.

Estos mapas auto-organizados hacen un resumen eficiente de la información, lo que ayuda a entenderla mejor, especialmente cuando se trata de mucha información. Su uso es adecuado para reducir la complejidad de los datos. Lo interesante es que no necesitan una fase de entrenamiento separada y son muy buenos para entender las relaciones espaciales y mantener conexiones cercanas entre los datos.

A diferencia de otros tipos de redes neuronales que pueden ser complicadas, los mapas auto-organizados tienen un diseño más fácil de entender. Esto facilita interpretar los resultados obtenidos, haciendo que sean especialmente útiles cuando queremos clasificar o categorizar problemas relacionados con el edificio que estamos estudiando.

### III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este apartado de resultados y discusión, vamos a enfocarnos en el caso en particular del tamaño de voxel de 5 centímetros. Para ello se obtuvo el mapa auto-organizado a la estructura de vóxeles multispectrales de 5 cm resultantes de la fusión multisensor. Los SOM tienen especial sensibilidad en los registros con campos nulos o cero en la entrada de sus datos, por lo que únicamente se clasificaron aquellos vóxeles multispectrales completos. Se considera voxel multispectral completo a aquel que contiene, al menos, un punto de cada una de las bandas espectrales consideradas.

Como salida resultado del SOM obtenemos una matriz de neuronas que apuntan a vóxeles con características similares. Dicho de otra forma, cada neurona agrupa vóxeles cuyos atributos tienen características análogas. En la Fig. 5 se muestra el mapa de calor del SOM de 5 cm referido. Cada neurona, identificada por su índice (fila, columna) tiene un valor que corresponde al número de vóxeles multispectrales que apunta. Por ejemplo, la neurona con índice (0,0) refiere a 136 vóxeles similares.

Uno de los objetivos en el diseño de esta novedosa metodología de fusión de datos y aprendizaje profundo es servir de herramienta para localizar y estudiar zonas con patologías en edificios. Para ello se identificó en Santa María de Melque una zona con patología visible. En la Fig. 6 se muestra esta zona del edificio, correspondiente a la fachada norte, afectada por humedad y eflorescencias salinas.

Se identificaron los vóxeles correspondiente a esta zona. En su mayoría, estos vóxeles estaban señalados por el entorno de la neurona (33,20). La gráfica característica de dicha neurona se muestra en la Fig. 7.

La curva característica de cada neurona, como la aquí mostrada, representa las distintas bandas espectrales en el eje de abscisas con sus correspondientes pesos resultado del entrenamiento del SOM en el eje de ordenadas. Así, los vóxeles a los que apunta cada neurona tienen estas características comunes. En esta neurona (33,20) (Fig. 7) observamos que agrupa a vóxeles con alta correlación entre las bandas visibles (roja, verde y azul) con la banda correspondiente al escáner laser (infrarrojo de onda corta). Trabajos científicos anteriores demostraron que para el estudio de humedades las bandas espectrales con 778, 905 y 1550 nm son las más adecuadas, siendo esta última de 1550 nm la óptima (Pozo, 2016). Para la detección de cloruros y sulfatos, el infrarrojo de onda corta



Fig. 6. Fachada norte con signos evidentes de patología por humedad y eflorescencias salinas

(SWIR) es el más adecuado. Esto concuerda con las características de los vóxeles agrupados por el SOM en esa zona específica de humedad y eflorescencias.

Comprobamos así que el SOM ha agrupado en esta neurona los vóxeles multispectrales con las características propias de esta patología. Para localizar zonas que presenten patologías de este tipo (humedad-eflorescencia), basta con recurrir al mapa de calor del SOM y localizar las neuronas con pesos altos en las bandas roja, verde, azul y laser correspondiendo con pesos más bajos en bandas como el NIR y el infrarrojo térmico. Para otro tipo de patologías, debemos conocer que características presentan respecto a las bandas espectrales empleadas para así clasificarlos y localizarlos.

Queda así corroborada la hipótesis por la que esta metodología de fusión de datos permite el estudio de patologías en edificios por la fusión de datos multisensor. Buscando y localizando los vóxeles en el edificio por sus índices (que a su vez están georreferenciados) según las neuronas resultado de los SOM, limitamos zonas con características particulares. Esto ayuda a concentrar los trabajos de documentación y posterior rehabilitación en las zonas que así lo requieran.

#### IV. CONCLUSIONES

La enorme cantidad de datos que generan los sensores geomáticos (cámaras, drones, escáneres láser, etc.) en los estudios de edificios históricos conllevan el reto de su manejo. La posterior extracción de información para la toma de decisiones en la conservación y rehabilitación frente a las patologías que pudieran presentar es otro desafío. La metodología aquí expuesta permite la fusión de estos datos multisensor. Su manejo mediante vóxeles multispectrales, además de todas las ventajas en el manejo de la información, permite aplicar algoritmos de deep learning como los SOM.

Aquí he demostrado que su empleo sobre vóxeles multispectrales multisensor localiza en los edificios posibles patologías como humedades y eflorescencias. Posteriores estudios pueden comprobar correlaciones entre los SOM y los distintos sensores fusionados, definiendo sus curvas características de forma que permitan identificar todo el catálogo de patologías más comunes en los edificios del Patrimonio Histórico.

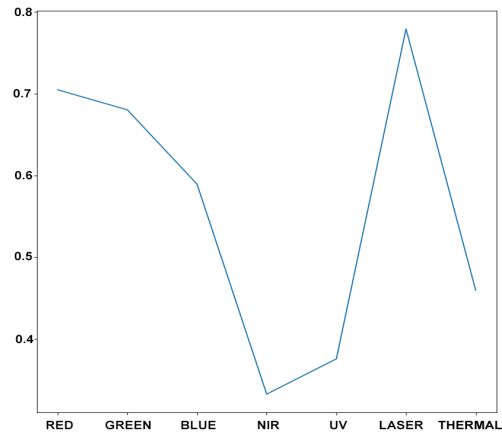


Fig. 7. Curva característica de la neurona (33,20)

#### ABREVIATURAS Y ACRÓNIMOS

SWIR	Infrarrojo de Onda Corta
SOM	Mapa auto-organizado
GNSS	Sistemas de posicionamiento global satelital

#### AGRADECIMIENTOS

El autor agradece al Consejo General de la Arquitectura Técnica (CGATE) por su apoyo en esta investigación.

#### REFERENCIAS

- Alikhodja, N., Zeglache, H., & Bousnina, M. (2023). Remote Sensing Method (TLS) in Architectural Analysis and Constructive Pathology Diagnosis. doi: 10.21203/rs.3.rs-3124609/v2
- Armesto-González, J., Riveiro-Rodríguez, B., González-Aguilera, D., & Rivas-Brea, M. T. (2010). Terrestrial laser scanning intensity data applied to damage detection for historical buildings. *Journal of Archaeological Science*, 37(12), 3037-3047. doi: 10.1016/j.jas.2010.06.031
- Batur, M., Yilmaz, O., & Ozener, H. (2020). A case study of deformation measurements of Istanbul land walls via terrestrial laser scanning. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 6362-6371. doi: 10.1109/JSTARS.2020.3031675
- Bayarri, V., Prada, A., García, F., Díaz-González, L. M., De Las Heras, C., Castillo, E., & Fatás, P. (2023). Integration of remote-sensing techniques for the preventive conservation of Paleolithic cave art in the karst of the Altamira cave. *Remote Sensing*, 15(4), 1087. doi: 10.3390/rs15041087
- Berra, E., Gibson-Poole, S., MacArthur, A., Gaulton, R., & Hamilton, A. (2015). Estimation of the spectral sensitivity functions of un-modified and modified commercial off-the-shelf digital cameras to enable their use as a multispectral imaging system for UAVs. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40, 207-214. doi: 10.5194/isprsarchives-XL-1-W4-207-2015
- del Pozo, S., Herrero-Pascual, J., Felipe-García, B., Hernández-López, D., Rodríguez-González, P., & González-Aguilera, D. (2016). Multispectral radiometric analysis of façades to

- detect pathologies from active and passive remote sensing. *Remote Sensing*, 8(1), 80. doi: 10.3390/rs8010080
- del Pozo Aguilera, S. D. (2016). Multispectral Imaging for the Analysis of Materials and Pathologies in Civil Engineering, Constructions and Natural Spaces
- Foley, J. D. (1996). *Computer graphics: principles and practice* (Vol. 12110). Addison-Wesley Professional
- García-Tejedor, Á. J., & Nogales, A. (2022). An open-source Python library for self-organizing-maps. *Software Impacts*, 12, 100280. doi: 10.1016/j.simpa.2022.100280
- Herrero-Tejedor, T. R., Maté-González, M. Á., Pérez-Martín, E., López-Cuervo, S., López de Herrera, J., Sánchez-Aparicio, L. J., & Villanueva Llauradó, P. (2023). Documentation and Virtualisation of Vernacular Cultural Heritage: The Case of Underground Wine Cellars in Atauta (Soria). *Heritage*, 6(7), 5130-5150. doi: 10.3390/heritage6070273
- Lerma, C., Mas, Á., Gil, E., Vercher, J., & Peñalver, M. J. (2014). Pathology of building materials in historic buildings. Relationship between laboratory testing and infrared thermography. *Materiales de Construcción*, 64(313), e009-e009. doi: 10.3989/mc.2013.06612
- Lo Turco, M., Mattone, M., & Rinaudo, F. (2017). Metric survey and BIM technologies to record decay conditions. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 42, 261-268. doi: 10.5194/isprs-Archives-XLII-5-W1-261-2017
- Moropoulou, A., Labropoulos, K. C., Delegou, E. T., Karoglou, M., & Bakolas, A. (2013). Non-destructive techniques as a tool for the protection of built cultural heritage. *Construction and Building Materials*, 48, 1222-1239. doi: 10.1016/j.conbuildmat.2013.03.044
- Oreni, D., Cuca, B., & Brumana, R. (2012). Three-dimensional virtual models for better comprehension of architectural heritage construction techniques and its maintenance over time. In *Progress in Cultural Heritage Preservation: 4th International Conference, EuroMed 2012, Limassol, Cyprus, October 29–November 3, 2012. Proceedings 4* (pp. 533-542). Springer Berlin Heidelberg. doi: 10.1007/978-3-642-34234-9\_55
- Previtali, M., Barazzetti, L., Redaelli, V., Scaioni, M., & Rosina, E. (2013). Rigorous procedure for mapping thermal infrared images on three-dimensional models of building façades. *Journal of Applied Remote Sensing*, 7(1), 073503-073503. doi: 10.1117/1.jrs.7.073503
- Raimundo, J., Lopez-Cuervo Medina, S., Aguirre de Mata, J., & Prieto, J. F. (2022). Multisensor data fusion by means of voxelization: application to a construction element of historic heritage. *Remote Sensing*, 14(17), 4172. doi: 10.3390/rs14174172



**Reconocimiento – NoComercial (by-nc):** Se permite la generación de obras derivadas siempre que no se haga un uso comercial. Tampoco se puede utilizar la obra original con finalidades comerciales.