

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE MADRID

Escuela Técnica Superior de Ingenieros en  
Topografía, Geodesia y Cartografía



Fusión de datos geomáticos para el estudio de  
patologías en edificios de Patrimonio Histórico

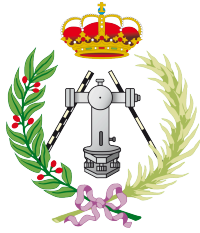
## TESIS DOCTORAL

Presentada para optar al título de Doctor por:

**Antonio Javier Raimundo Valdecantos**

Máster Universitario en Gestión en Edificación  
Arquitecto Técnico / Ingeniero Técnico en Topografía

Madrid, 2024



UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE MADRID  
Escuela Técnica Superior de Ingenieros en  
Topografía, Geodesia y Cartografía

**Doctorado en Ingeniería Geomática**

# **Fusión de datos geomáticos para el estudio de patologías en edificios de Patrimonio Histórico**

## **TESIS DOCTORAL**

Presentada para optar al título de Doctor por:

**Antonio Javier Raimundo Valdecantos**

Máster Universitario en Gestión en Edificación  
Arquitecto Técnico / Ingeniero Técnico en Topografía

Bajo la dirección de:

Dr. D. Juan Francisco Prieto Morín  
Dr. D. Serafín Lopez-Cuervo Medina

Madrid, 2024

Título: Fusión de datos geomáticos para el estudio de patologías en edificios de Patrimonio Histórico

Autor: Antonio Javier Raimundo Valdecantos

Programa de Doctorado: Ingeniería Geomática

Directores de la Tesis:

Dr. D. Juan Francisco Prieto Morín, Profesor Titular, Universidad Politécnica de Madrid

Dr. D. Serafín López-Cuervo Medina, Profesor Contratado Doctor, Universidad Politécnica de Madrid

Revisores Externos:

Tribunal de Tesis:

Fecha de Defensa de Tesis:



*Que dites-vous ?... C'est inutile ?... Je le sais ! Mais on ne se bat pas dans l'espoir du succès ! Non ! Non, c'est bien plus beau lorsque c'est inutile !*

¿Qué decís?... ¿Es inútil?...? ¡Lo sé! ¡Pero no nos batimos con la esperanza del éxito! ¡No!  
¡No, es mucho más bonito cuando es inútil!

*Cyrano de Bergerac, EDMOND ROSTAND (1897).*



## Agradecimientos

A Juan y Serafín, mis directores y mentores, mi más profundo agradecimiento no solo por su dirección académica y técnica, sino por esas reuniones que, trascendiendo lo académico, se convirtieron en verdaderos momentos de reflexión y crecimiento personal. Su apoyo ha sido un pilar fundamental en mi desarrollo como investigador y como persona.

A Julián Aguirre de Mata, por su asistencia y apoyo en todas aquellas reuniones, que más que reuniones de avance de la Tesis, parecían más de terapia.

Agradezco al Consejo General de la Arquitectura Técnica de España (CGATE) por otorgarme la beca de apoyo a la formación doctoral para arquitectos técnicos.

A Niko y Muffin, por tantas horas en mis pies, debajo de la mesa. Por acompañarme en todos los desvelos y éxitos, recordándome que lo que de verdad importa es el paseo por las tardes.

Y, para finalizar, lo más importante: no puedo dejar de recordar aquella noche de solsticio de invierno, cuyo misterio y belleza me inspiraron a seguir adelante en mi camino. Gracias por ser la luz que guió mis pasos en esa encrucijada vital, mostrándome la fuerza y la pasión necesarias para perseguir mis sueños. Tu cariño y apoyo han sido los faros en mi viaje.

# Abstract

In the twilight of time, historic buildings stand not only as monuments of stone and mortar, but as time capsules that enclose the whispers of bygone eras. This PhD thesis delves into the invisible shadow of those whispers, using geomatic data fusion as a master key to decipher the pathologies hidden in their entrails. It is a journey that transcends the visible, offering a new perspective to appreciate and conserve our architectural legacy. Through this prism, meticulous data analysis unravels the mysteries of deterioration and wear, revealing how the marks of time are not simply signs of old age, but tales of survival and resilience. Thus, we embark on a quest to protect and perpetuate these silent storytellers, ensuring that their stories continue to inspire future generations. This will to uncover and heal the afflictions of our monuments is more than a technical task; it is a mission to connect with our past and, in it, find the path to our future.

As we have progressed in this research, we have found ourselves at a crossroads where science and art merge, where technology becomes an essential tool in the fight against oblivion and degradation. Geomatic data fusion thus emerges as a beacon of innovation, illuminating both the wonders and wounds of our historic buildings, and offering us a deeper understanding of our past. This effort to preserve and revitalise our heritage is ultimately an act of respect for those who came before us and a legacy for those who will follow. In this work, we aim not only to safeguard the physical pillars of our history, but also to honour and perpetuate the intangible wealth that these historic buildings represent.

We will begin our journey by diving into the depths of current knowledge, exploring how Geomatics has become an indispensable tool for the documentation and study of the treasures of Historical Heritage. We will navigate through previous scientific research, which has made use of both advanced sensors and geospatial techniques, taking us through the discoveries made and the obstacles faced in this research.

We will progress our research towards understanding how the pansharpener image analysis technique can overcome the technological limitations of current thermal imaging cameras. No previous research has attempted to employ this technique for thermal image enhancement.

We will then develop the innovative concept of multispectral voxels, the master key to overcoming the challenges inherent in handling point clouds. These data sets, the primary output of different geomatic sensors used in architectural building surveys, take on a new dimension when fused using the multispectral voxel technique, thus opening up new possibilities in research. With this new fusion technique, we are taking the investigation of building pathologies even further.

And raising the potential of multispectral voxels, we will apply this approach to the detection of pathologies in a jewel of Spanish Heritage: the Visigothic church of Santa Maria de Melque. Using automatic deep learning techniques, we will identify the areas of the building affected by pathologies, setting the direction for future repair, maintenance and rehabilitation interventions.

Our academic expedition will conclude with an overview of all the achievements, having

fulfilled all the objectives set which, together with the proposed future research directions, will outline the horizon of Geomatics in the study, conservation and preservation of Cultural Heritage in its architectural field.

# Resumen

En la penumbra del tiempo, los edificios históricos se erigen no solo como monumentos de piedra y mortero, sino como cápsulas temporales que encierran los susurros de épocas pasadas. Esta Tesis Doctoral se adentra en la sombra invisible de esos susurros, empleando la fusión de datos geomáticos como llave maestra para descifrar las patologías ocultas en sus entrañas. Es un viaje que trasciende lo visible, ofreciendo una nueva perspectiva para apreciar y conservar nuestro legado arquitectónico. A través de este prisma, el análisis meticuloso de datos desentraña los misterios de deterioro y desgaste, revelando cómo las marcas del tiempo no son simplemente señales de vejez, sino relatos de supervivencia y resistencia. Así, nos embarcamos en una búsqueda para proteger y perpetuar estos narradores silenciosos, asegurando que sus historias continúen inspirando a generaciones futuras. Esta voluntad por desvelar y curar las afecciones de nuestros monumentos es más que una tarea técnica: es una misión para conectar con nuestro pasado y en él, encontrar el camino hacia nuestro futuro.

A medida que hemos avanzado en esta investigación, nos hemos encontrado en una encrucijada donde la ciencia y el arte se fusionan, donde la tecnología se convierte en una herramienta esencial en la lucha contra el olvido y la degradación. La fusión de datos geomáticos emerge así como un faro de innovación, iluminando tanto las maravillas como las heridas de nuestros edificios históricos, ofreciéndonos una comprensión más profunda de nuestro pasado. Este esfuerzo por preservar y revitalizar nuestro patrimonio es, en última instancia, un acto de respeto hacia aquellos que nos precedieron y un legado para quienes nos seguirán. En este trabajo, nos proponemos no solo salvaguardar los pilares físicos de nuestra historia, sino también honrar y perpetuar la riqueza inmaterial que estos edificios históricos representan.

Iniciaremos nuestra travesía adentrándonos en las profundidades del conocimiento actual, explorando cómo la Geomática se ha convertido en una herramienta indispensable para la documentación y el estudio de los tesoros del Patrimonio Histórico. Navegaremos a través de investigaciones científicas previas, que han hecho uso tanto de sensores avanzados como de técnicas geoespaciales, adentrándonos en los descubrimientos logrados y los obstáculos enfrentados en estas investigaciones.

Avanzaremos en nuestro periplo hacia la comprensión de cómo la técnica de análisis de imágenes del *pansharpening* puede solucionar las limitaciones tecnológicas de las cámaras termográficas actuales. Ninguna investigación anterior ha tratado de emplear esta técnica para el realce de imágenes térmicas.

Tras ello, desarrollaremos el innovador concepto de los vóxeles multispectrales, llave maestra para superar los retos inherentes al manejo de nubes de puntos. Estos conjuntos de datos, fruto primario de distintos sensores geomáticos utilizados en estudios de edificaciones arquitectónicas, adquieren un nuevo significado al fusionarse mediante la técnica de vóxeles multispectrales, abriendo así nuevos caminos en la investigación. Con esta nueva técnica de fusión, llevamos mas allá la investigación de patologías en edificios.

Y elevando aún más el potencial de los vóxeles multispectrales, aplicaremos este enfoque a la detección de patologías en una joya del Patrimonio Español: la iglesia visigoda de Santa Maria

de Melque. Empleando técnicas de aprendizaje profundo automático, identificaremos las áreas del edificio afectadas por patologías, estableciendo el curso para futuras intervenciones de reparación, mantenimiento y rehabilitación.

Concluirá nuestra expedición académica con una visión global de todos los logros alcanzados, habiendo cumplido todos los objetivos marcados que, junto a las futuras direcciones de investigación propuestas, esbozarán el horizonte de la Geomática en el estudio, conservación y preservación del Patrimonio Cultural en su ámbito arquitectónico.



# Tabla de Contenido

Agradecimientos . . . . .	v
Abstract . . . . .	vi
Resumen . . . . .	viii
Lista de figuras . . . . .	xiii
Lista de tablas . . . . .	xv
Abreviaturas y acrónimos . . . . .	xviii
<b>1 Introducción general</b>	<b>1</b>
1.1 Interés de la investigación: el registro y representación de la información de los edificios históricos . . . . .	3
1.1.1 Medición, registro y documentación . . . . .	3
1.1.2 Gestión de la información . . . . .	7
1.2 Objetivos e hipótesis de partida . . . . .	9
1.2.1 Objetivos específicos . . . . .	9
1.3 Artículos en revistas <i>peer reviewed</i> e indexadas en JCR . . . . .	10
1.4 Artículos en otras revistas, capítulos de libros y <i>proceedings</i> de congresos . . . . .	10
1.5 Contenido de la Tesis . . . . .	11
1.6 Estado del arte . . . . .	14
1.6.1 Documentación y estudio de edificios arquitectónicos mediante técnicas geomáticas . . . . .	16
1.6.2 Nubes de puntos en el estudio del Patrimonio Histórico . . . . .	20
1.6.3 Fusión de datos . . . . .	24
Fusión entre imágenes de espectro visible e infrarrojo térmico . . . . .	28
Superresolución y <i>pansharpening</i> en termografía infrarroja . . . . .	32
1.6.4 Estudio de patologías en edificios mediante sensores geomáticos . . . . .	36
1.6.5 Conclusiones sobre el estado del arte . . . . .	38
<b>2 Metodología común</b>	<b>41</b>
<b>3 Mejora de la resolución en imágenes térmicas infrarrojas utilizando algoritmos de <i>pansharpening</i>.</b>	<b>47</b>
3.1 Estado del arte . . . . .	48
3.1.1 Limitaciones en las imágenes térmicas infrarrojas . . . . .	48
3.2 Objetivos . . . . .	49
3.3 Conjunto de datos . . . . .	49

3.4	Metodología . . . . .	50
3.4.1	Selección de algoritmos de <i>pansharpening</i> . . . . .	51
3.4.2	<i>Pansharpening</i> y su evaluación cuantitativa . . . . .	53
3.4.3	Protocolo de Wald . . . . .	55
3.4.4	Métricas de calidad . . . . .	56
	Raíz del error cuadrático medio . . . . .	56
	<i>Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse</i> (ERGAS) . . . . .	57
	Mapa de ángulo espectral (SAM) . . . . .	57
	Proporción máxima de señal a ruido (PSNR) . . . . .	57
	Índice de calidad universal (UQI) . . . . .	58
3.5	Análisis de resultados . . . . .	58
3.6	Conclusiones . . . . .	60
<b>4</b>	<b>Fusión de datos multisensor mediante voxelización</b>	<b>83</b>
4.1	Problemas y desafíos de las nubes de puntos . . . . .	84
4.2	Solución propuesta . . . . .	88
4.3	Sensores y toma de datos . . . . .	88
4.4	Vóxel multiespectral . . . . .	89
	4.4.1 Características principales de los vóxeles multiespectrales . . . . .	91
4.5	Metodología de fusión por vóxeles multiespectrales . . . . .	92
4.6	Resultados . . . . .	94
4.7	Conclusiones . . . . .	95
<b>5</b>	<b>Fusión avanzada de datos multisensor con aprendizaje profundo para la evaluación de edificios</b>	<b>115</b>
5.1	Problemas y desafíos . . . . .	116
5.2	Posibles estrategias en la fusión de datos multisensor para la detección de patologías . . . . .	119
5.3	Sensores y campaña de toma de datos . . . . .	120
	5.3.1 Toma de datos . . . . .	120
	5.3.2 Sensores . . . . .	121
5.4	Voxelización multiespectral . . . . .	124
5.5	Mapas auto organizados . . . . .	125
	5.5.1 Principios básicos de los SOM . . . . .	125
	5.5.2 Índices de calidad en los mapas auto organizados . . . . .	127
5.6	Metodología y resultados . . . . .	129
	5.6.1 Determinación del tamaño óptimo del mapa SOM . . . . .	129
	5.6.2 Análisis y visualización de los SOM . . . . .	130
	5.6.3 Identificación y localización de patologías . . . . .	131
5.7	Conclusiones . . . . .	133
<b>6</b>	<b>Discusión general, conclusiones y futuras líneas de investigación</b>	<b>169</b>
6.1	Avances respecto al estado del arte . . . . .	171
	6.1.1 Mejora de la resolución en imágenes térmicas infrarrojas utilizando algoritmos de <i>pansharpening</i> . . . . .	173

6.1.2	Fusión de datos multisensor mediante voxelización . . . . .	174
6.1.3	Fusión avanzada de datos multisensor con aprendizaje profundo mediante vóxeles multispectrales . . . . .	175
6.2	Futuras líneas de investigación . . . . .	176
<b>Referencias</b>		<b>179</b>



# Lista de Figuras

1.1	Capiteles en Santa Cecilia de Vallespinoso de Aguilar (Palencia) . . . . .	4
1.2	Iglesia de la Vera-Cruz (Segovia). Planta . . . . .	5
1.3	Registro con escáner láser del techo de los polícromos en la Cueva de Altamira	6
1.4	Levantamiento combinado de UAV y TLS para la realización de proyectos BIM	7
1.5	Sistema de cámara dual . . . . .	18
1.6	Distintas ventanas y puertas representadas por nubes de puntos. . . . .	22
1.7	Vista del patio principal de la Casa de Pilatos . . . . .	22
1.8	Nube de puntos y su estructuración en vóxeles, con distintos niveles de detalle.	23
1.9	Imágenes multispectrales de una columna en el Castello del Valentino . . .	27
1.10	Mapa tridimensional de temperatura de la superficie del monasterio de Vardzia	31
1.11	Conjunto de imágenes térmicas sintéticas: Imagen térmica en resolución original y con mejora de resolución . . . . .	33
1.12	Imágenes pancromática e IRT Landsat 8 . . . . .	35
1.13	Ortoimágenes de la fachada de la iglesia de San Segundo . . . . .	37
3.1	Diagrama de flujo análisis <i>pansharpening</i> termográfico . . . . .	81
4.1	Dificultades típicas en el manejo de nubes de puntos. . . . .	85
4.2	Muro de cerramiento escogido para la toma de datos . . . . .	89
4.3	Respuesta espectral del sensor de la cámara Sony $\alpha$ Nex sin modificar. . . .	90
4.4	Respuesta espectral del sensor de la cámara Sony $\alpha$ Nex modificada . . . . .	90
4.5	Concepto idealizado de vóxel multispectral . . . . .	91
4.6	Estructura de vóxeles de nube de puntos RGB (50 cm.) . . . . .	93
5.1	Vista aérea del complejo arqueológico de Santa María de Melque . . . . .	121
5.2	Señales en muro y pavimento para posterior georreferenciación . . . . .	122
5.3	Escáner láser Faro Focus S350 . . . . .	123
5.4	Estructura típica de un mapa auto organizado . . . . .	126
5.5	Matriz de distancia entre neuronas SOM vóxel 5 cm. . . . .	131
5.6	Mapa de calor SOM 5 cm. . . . .	131
5.7	Humedad y zonas de eflorescencias en Santa Maria de Melque . . . . .	133
5.8	Curva característica de pesos de la neurona BMU (33,20) . . . . .	134



# Lista de Tablas

1.1	Resoluciones de cámaras térmicas en 2014. . . . .	29
1.3	Resoluciones de cámaras térmicas disponibles en 2023 . . . . .	30
4.1	Número de vóxeles dependiendo de su tamaño elemental . . . . .	94

# Abreviaturas y acrónimos usados en esta memoria

**ALS** *Aerial Laser Scanner*, Escáner láser aerotransportado.

**BDS** *Band-Dependent Spatial-Detail*, Algoritmo de detalle espacial dependiente de la banda.

**BIM** *Building Information Modelling*, Modelado de Información de Construcción.

**BMU** *Best Matching Unit*, Unidad de Mejor Correspondencia.

**CAD** *Computer Assisted Design*, Diseño asistido por computadora.

**CMOS** *Complementary Metal-Oxide Semiconductor*, Semiconductor complementario de óxido metálico.

**CS** *Component Substitution*, Sustitución de Componentes,.

**DGCNN** *Dynamic Graph Convolutional Neural Network*, red neuronal de grafos dinámicos.

**DL** *Deep Learning*, Aprendizaje Profundo.

**DSM** *Digital Surface Model*, Modelo Digital de Superficie.

**ERGAS** *Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse*, Error relativo global adimensional de síntesis.

**FSD** *Filter-Subtract-Decimate*, Filtrado-Sustracción-Decimación.

**GIS** *Geographical Information Systems*, Sistemas de Información Geográfica.

**GLP** *Generalized Laplacian Pyramid*, Pirámide laplaciana generalizada.

**GNSS** *Global Navigation Satellite System*, Sistemas de navegación global por satélite,.

**GPR** *Ground Penetrating Radar*, Radar de Penetración Terrestre.

**HBIM** *Historic Building Information Modelling*, Modelado de Información de Construcción Histórica.

**HIRT** *Hybrid Infrared Thermography*, Termografía infrarroja híbrida.

**HSV** *Hue, Saturation, Value*, Matiz, Saturación, Valor.

**IHS** *Intensity-Hue-Saturation*, Intensidad, tonalidad y saturación.

**IRT** *Infrared Thermography*, Termografía Infrarroja.

**LIDAR** *Light Imaging Detection and Ranging*, Detección por luz y distancia.

**LWIR** *Long-Wave Infrared*, Infrarrojo de onda larga.

**MMS** *Mobile Mapping System*, Sistema de registro móvil.

**MRA** *Multiresolution Analysis*, Análisis multirresolución.

**MTF** *Module Transfer Function*, Función de transferencia de modulación.

**NIR** *Near Infrared*, Infrarrojo cercano.

**ORB** *Oriented FAST and Rotated BRIEF*, FAST orientado y BRIEF rotado.

**PAN** Pancromática.

**PCA** *Principal Components Analysis*, Análisis de Componentes Principales.

**PSNR** *Peak Signal to Noise Ratio*, Proporción máxima de señal a ruido.

**QE** *Quantization Error*, Error de cuantización.

**RGB** *Red, Green and Blue*, Rojo, verde y azul.

**RMSE** *Root Mean Squared Error*, Raíz del error cuadrático medio.

**RPA** *Remotely Piloted Aircraft*, Vehículo pilotado en remoto.

**SAM** *Spectral Angle Mapper*, Mapa de ángulo espectral.

**SFM** *Structure from Motion*, Estructura por movimiento.

**SIFT** *Scale-invariant feature transform*, Transformación de características invariante de escala.

**SOM** *Self-Organizing Map*, Mapa auto organizado.

**SR** Superresolución de imágenes.

**SWIR** *Short-Wave Infrared*, Infrarrojo de onda corta.

**TLS** *Terrestrial Laser Scanner*, Escáner láser terrestre.

**TP** *Topographic Product*, Producto topográfico.

**UAV** *Unmanned Aerial Vehicle*, Vehículo aéreo no tripulado.

**UNESCO** *United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization*, Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura.

**UQI** *Universal Quality Index*, Índice de Calidad Universal.

**UV** Ultravioleta.

# Capítulo 1

## Introducción general

*Wherefore in all great works are Clerks so much desired? Wherefore are Auditors so well-fed? What causeth Geometricians so highly to be enhaused? Why are Astronomers so greatly advanced? Because that by number such things they find, which else would farre excell mans minde.*

¿Por qué en todas las grandes obras son los Escribientes tan deseados? ¿Por qué están los Interventores tan bien alimentados? ¿Cuál es la causa de que se ensalce tanto a los Geómetras? ¿Por qué tan grandemente se promueve a los Astrónomos? Porque por medio de los números encuentran cosas que, de lo contrario, estarían muy por encima de la mente del hombre.

---

ROBERT RECORDE (1540)

La Geomática, como ciencia que se ocupa de la recolección, análisis e interpretación de datos geográficos y espaciales, ha encontrado en el patrimonio cultural un campo de aplicación tan retador como fructífero. Los edificios históricos, con su rica amalgama de detalles arquitectónicos, materiales diversos y estratificaciones temporales, presentan desafíos únicos para la documentación tradicional. Aquí es donde las tecnologías geomáticas, con su capacidad para generar representaciones métricas precisas y detalladas en tres dimensiones, pensamos que juegan un papel revolucionario. La documentación y el estudio de edificios de nuestro Patrimonio Histórico a través de su registro mediante sensores geomáticos representan un avance significativo en los esfuerzos por preservar, restaurar y comprender nuestro legado arquitectónico y cultural.

La información espacial, con el avance de la técnica, se ha registrado de distintos modos y formas, evolucionando la metodología y obligando al empleo de unos métodos de trabajo

específicos, unas veces dados por la herramienta de medición y otras por cómo se iban a representar estos datos. Entre las tecnologías disponibles en la actualidad se incluyen *Light Imaging Detection and Ranging*, Detección por luz y distancia (LIDAR), fotogrametría digital aérea y terrestre, *Ground Penetrating Radar*, Radar de Penetración Terrestre (GPR), *Infrared Thermography*, Termografía Infrarroja (IRT), y otros sistemas avanzados. Estos sensores ofrecen una capacidad sin precedentes para capturar datos geospaciales de alta resolución. Este salto tecnológico no solo mejora la precisión y la eficiencia en la recolección de datos sino que también abre nuevas posibilidades para la investigación y la conservación del patrimonio cultural.

Sin embargo, la implementación de estas tecnologías no está exenta de retos. La complejidad técnica, el costo de los equipos y la necesidad de operadores expertos son barreras significativas, especialmente para instituciones con recursos limitados [2]. A esto se suma el desafío de gestionar y analizar la ingente cantidad de datos generados, que requiere de sistemas de gestión de datos sofisticados y, a menudo, de la aplicación de técnicas de inteligencia artificial y aprendizaje automático para su procesamiento y análisis.

A pesar de estos desafíos, el valor de la Geomática en la documentación y estudio del Patrimonio Histórico es incuestionable. La precisión, eficiencia y profundidad de la información que estas tecnologías pueden proporcionar superan con creces las limitaciones mencionadas. Además, el avance continuo en el desarrollo de tecnologías más accesibles y el aumento en la capacitación especializada están haciendo que estas herramientas sean cada vez más alcanzables para una amplia gama de profesionales y instituciones.

La integración de datos de estos diversos sensores, a través de técnicas avanzadas de fusión de datos, permite crear representaciones digitales integrativas y versátiles del Patrimonio Histórico. Estos modelos integrados son herramientas muy apropiadas para la toma de decisiones en la conservación, restauración y gestión del patrimonio, proporcionando una comprensión profunda y detallada del estado actual, los valores culturales y los desafíos específicos que enfrenta cada edificio o sitio [107].

A la hora de documentar un objeto, bien por un interés de catalogación, bien por un estudio de posibles patologías, la estrategia a tomar se puede abordar por distintas vías. Una de ellas, imprescindible en todo caso, es la descripción geométrica, que represente sus dimensiones físicas. A partir de esta medición, se determinan, en el caso de que existieran, posibles deformaciones, movimientos y/o desviaciones de lo que fue o debiera ser [59].

Respecto al estudio concreto del objeto fuera de sus propiedades geométricas, en el caso del Patrimonio Histórico, por el valor intrínseco que posee, únicamente se contemplan técnicas no destructivas. La Detección Remota presenta aquí todo su potencial con su variedad de sensores, técnicas y métodos propios. Gracias a ella se pueden obtener gran diversidad de datos diferentes por su origen y modo de obtención.

Dado el carácter heterogéneo de los datos que se pueden obtener, aparece aquí el problema de relacionarlos y fusionarlos, la información de distinto origen de modo correcto. Fusionando los datos, aprovechando la sinergia entre ellos, conseguimos un conocimiento que, tomando cada fuente de forma individual, sería imposible obtener y entender.

La Geomática no solo ha cambiado la forma en que documentamos y estudiamos el Patrimonio Histórico sino que también ha ampliado nuestra capacidad para preservarlo para las futuras generaciones. Al ofrecer métodos no invasivos y altamente precisos para la documentación y el análisis, estas tecnologías aseguran que podemos entender, valorar y cuidar nuestros tesoros culturales con una precisión y cuidado sin precedentes.

La adopción de tecnologías geomáticas en la conservación del Patrimonio constituye una evolución en nuestra forma de entender y proteger nuestro legado histórico. Este cambio es crucial, ya que, históricamente, muchas técnicas tradicionales de conservación han sido insuficientes para abordar los desafíos complejos que presenta el patrimonio cultural. A medida que estas tecnologías continúan evolucionando y haciéndose más accesibles, su aplicación en el campo del Patrimonio Histórico promete no solo mejorar las prácticas de conservación y restauración sino también transformar la manera en que interactuamos y nos relacionamos con nuestro pasado cultural. Nuestra investigación busca abordar y mejorar esta situación mediante la implementación de herramientas geomáticas más avanzadas y accesibles. Al hacerlo, no solo estamos perfeccionando las técnicas existentes de conservación y restauración, sino que estamos transformando radicalmente la forma en que interactuamos con los testimonios materiales de nuestro pasado.

La documentación y el estudio de edificios del Patrimonio Histórico a través de la Geomática no solo enriquecen nuestro conocimiento y comprensión del pasado sino que también juegan un papel crucial en asegurar que este legado cultural perdure en el tiempo, manteniendo vivas las historias y las lecciones que estos lugares históricos tienen para ofrecernos.

## **1.1 Interés de la investigación: el registro y representación de la información de los edificios históricos**

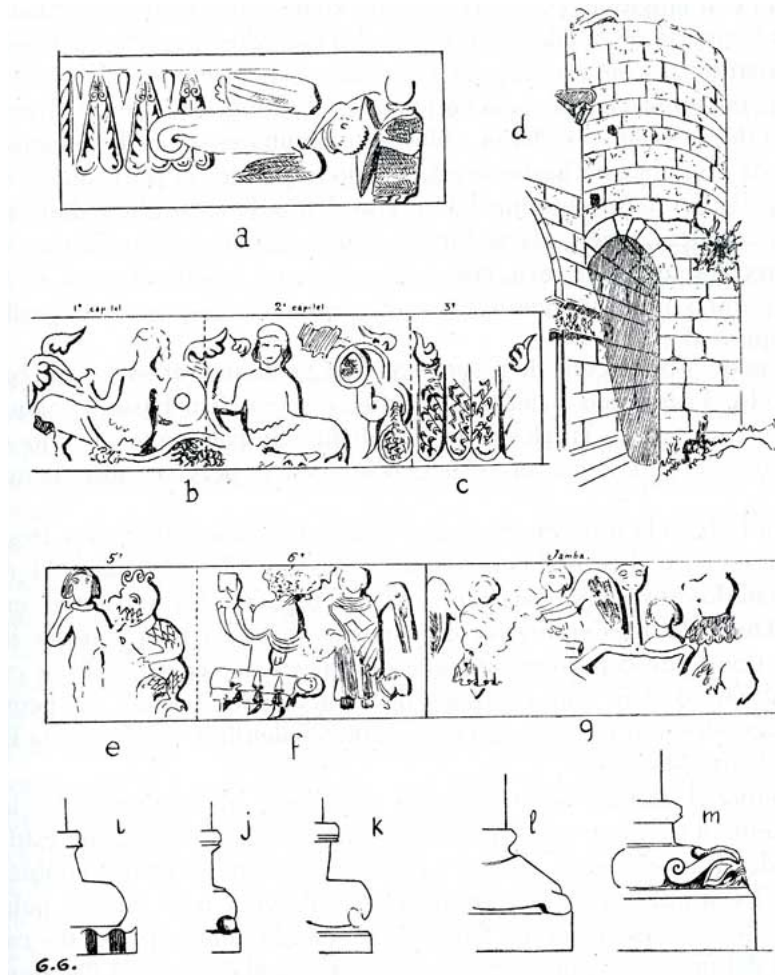
El registro y representación precisa de la información sobre edificios históricos es un aspecto fundamental en la conservación del patrimonio arquitectónico. Esta sección aborda las metodologías y tecnologías empleadas para capturar, procesar y visualizar datos complejos de estructuras históricas. Se exploran las técnicas avanzadas de adquisición de datos, incluyendo fotogrametría, escaneo láser aéreo y terrestre, termografía infrarroja y otras modalidades de sensores remotos. Además, se examina cómo estas representaciones enriquecidas facilitan un análisis más profundo de las características arquitectónicas, el estado de conservación y las posibles patologías presentes en estas estructuras. Esta sección sienta las bases para comprender cómo la fusión de datos geomáticos multisensor contribuye a un conocimiento más completo y preciso del patrimonio construido, esencial para su estudio, conservación y gestión a largo plazo.

### **1.1.1 Medición, registro y documentación**

El análisis mediante representaciones gráficas del estado de los monumentos, históricamente, ha sido influenciado por el ojo clínico, de forma subjetiva, de la persona encargada de documentar dichos objetos, resaltando los elementos más característicos, así como su estado, a su mejor saber y entender, no permitiendo determinar objetivamente cuáles eran los síntomas y por

ende, qué intervenciones acometer desde un análisis pormenorizado de las causas.

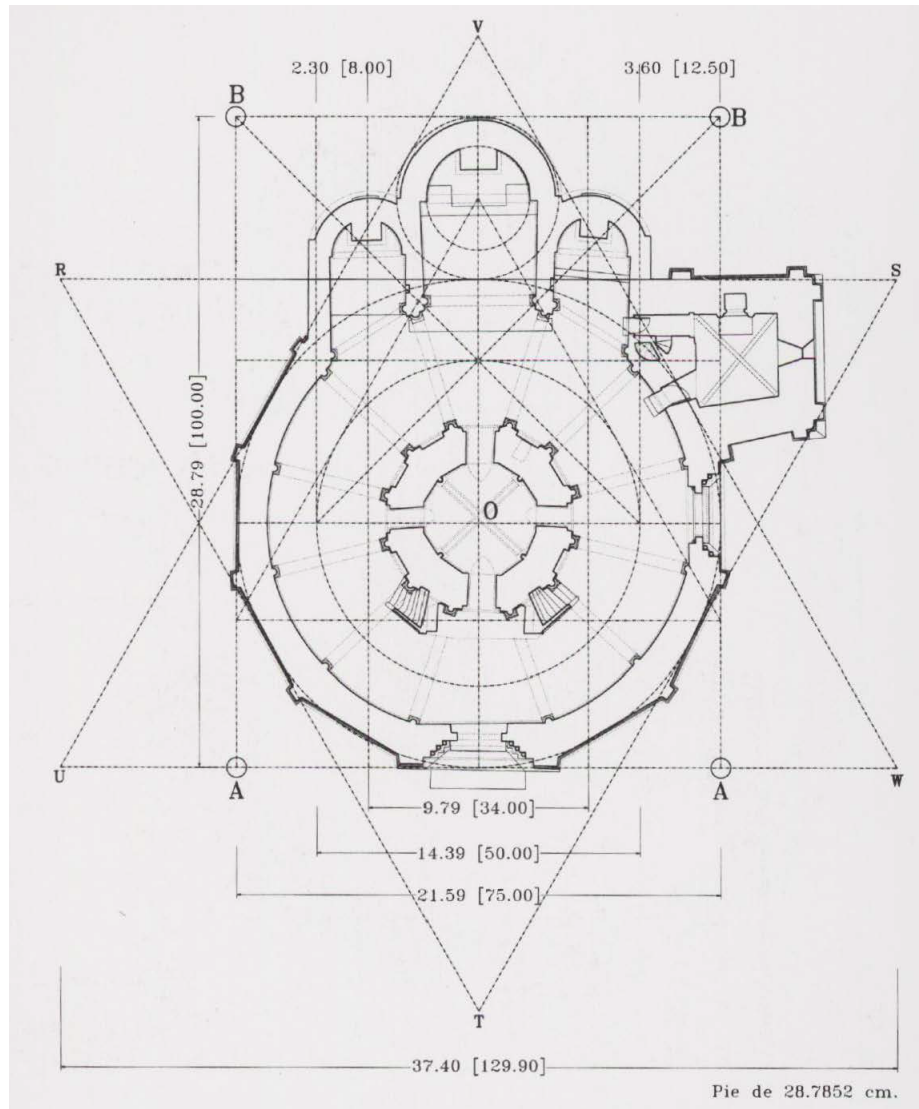
En el caso de monumentos y edificios, era común realizar dibujos a mano alzada, resaltando los detalles a discreción del técnico o investigador (figura 1.1). En el mejor de los casos, se empleaban cintas métricas, para obtener medidas sin un criterio métrico riguroso (figura 1.2).



**Figura 1.1:** Desarrollo de capiteles, portada y torre de Santa Cecilia de Vallespinoso de Aguilar (Palencia), según Miguel Ángel García Guinea (1967) (Fuente: [31])

La fotogrametría comenzó a usarse para la documentación arquitectónica desde el siglo XIX. El arquitecto Albrecht Meydenbauer, en 1858, fue pionero en el empleo de imágenes fotográficas para obtener medidas indirectas de fachadas [66]. Desde entonces la evolución de las cámaras (analógicas a digitales, mayores resoluciones, multi e hiperspectralidad, etc.) y los algoritmos de procesamiento [54] han llevado a la fotogrametría a la primera línea en la documentación del Patrimonio.

La fotogrametría, aprovechando tanto cámaras terrestres como el uso creciente de drones, proporciona imágenes de alta resolución que pueden ser utilizadas para generar ortofotos y modelos 3D texturizados. Estas representaciones visuales, ricas en detalle, no solo mejoran la interpretación y el análisis del patrimonio sino que también facilitan la difusión y educación,



**Figura 1.2:** Iglesia de la Vera-Cruz o del Santo Sepulcro de Segovia. Planta. (Fuente: [65])

permitiendo al público general y a los especialistas explorar virtualmente sitios históricos de manera intuitiva.

Por otro lado, el empleo de **LIDAR** permite no solo la captura detallada de la geometría exterior de los edificios sino también la posibilidad de penetrar en la vegetación para revelar estructuras ocultas, ofreciendo así una visión completa del objeto de estudio. La generación de nubes de puntos mediante el escaneo láser 3D facilita la creación de modelos digitales tridimensionales que sirven como base para análisis estructurales, reconstrucciones virtuales y estudios detallados de las características arquitectónicas [37, 86]. Esta capacidad para documentar con precisión milimétrica permite a los investigadores y conservadores entender mejor las técnicas constructivas históricas, las intervenciones previas y las condiciones actuales de conservación. Su producto principal es una nube de puntos 3D, pudiendo quedar también registrado en cada uno de esos puntos su color, intensidad de señal reflejada, etc. A partir de

aquí, se puede obtener como resultado un *Digital Surface Model*, Modelo Digital de Superficie (DSM) [72].

Existen varios tipos de escáneres láser, diferenciándose por su plataforma: *Aerial Laser Scanner*, Escáner láser aerotransportado (ALS), *Terrestrial Laser Scanner*, Escáner láser terrestre (TLS) y *Mobile Mapping System*, Sistema de registro móvil (MMS). Cada uno de ellos presentan distintas características, precisiones alcanzables, ámbitos de uso, costes económicos y rendimientos [60]. Dependiendo del empleo de cada uno de ellos, los datos a obtener son diferentes.

La cantidad de información y la velocidad de registro hacen de los escáneres láser una herramienta imprescindible en la documentación de Patrimonio Histórico (figuras 1.3 y 1.4).



**Figura 1.3:** Registro con TLS del techo de los polícromos en la Cueva de Altamira (Cantabria).  
Fuente: [10]

El radar de penetración terrestre GPR abre ventanas al subsuelo, permitiendo la detección de cimientos antiguos, estructuras enterradas y modificaciones no visibles en la superficie [19, 33]. Esta capacidad para “ver” bajo el terreno es crucial en la arqueología urbana y en proyectos de conservación, donde la comprensión de la estratificación histórica y las técnicas constructivas subyacentes son fundamentales para intervenciones respetuosas y efectivas.

La termografía infrarroja, por su parte, ofrece la visión de las propiedades térmicas de los materiales y las anomalías estructurales de los edificios. La identificación de problemas de humedad, filtraciones, diferencias en los materiales y áreas de pérdida de calor son aspectos

críticos para la conservación preventiva, permitiendo a los conservadores dirigir sus esfuerzos hacia las áreas que más lo necesitan [20, 33].

De las última tecnologías que han aparecido en el ámbito de documentación y registro del Patrimonio Histórico son los UAV. Estos aparatos permiten desplazar un sensor de cualquier tipo (cámara, escáner láser, etc.), siempre que cumpla las especificaciones de peso y tamaño de la plataforma, en la localización deseada. Su uso ayuda a obtener datos a zonas inaccesibles por otros medios (por ejemplo, las cubiertas de los monumentos) de forma rápida y segura [16, 109]. La variedad de tipologías que presentan: ala fija, multirrotores de 4, 6, 8 motores, etc., dan la posibilidad de adaptar los medios a las necesidades.

Todos estos nuevos sistemas de registro geomático generan una gran cantidad de datos a los que no estábamos acostumbrados.

### 1.1.2 Gestión de la información

Entre los primeros intentos de sistematizar la toma de datos y catalogar los bienes patrimoniales, incluso excavaciones arqueológicas, teniendo en cuenta su referencia geográfica, aparece el uso de *Geophysical Information Systems, Sistemas de Información Geográfica (GIS)* en los años 90 [67, 106]. Esto no iba más allá, en aquel momento, de introducir, entre la tabla de atributos de los elementos, su localización geográfica sin valorar su conexión e interrelación entre ellos.



Figura 46: Análisis superficial de la nube grande.

**Figura 1.4:** Levantamiento combinado de UAV y TLS para la realización de proyectos BIM. Martínez García-Panadero, Noemi (2022). Trabajo Fin de Grado. E.T.S.I. en Topografía, Geodesia y Cartografía (UPM), Madrid.

Un paso más allá fue la adopción de sistemas *Building Information Modelling, Modelado de Información de Construcción (BIM)*, en la primera década de los años 2000. Los denominados *Historic Building Information Modelling, Modelado de Información de Construcción Histórica (HBIM)*, enfocados de modo específico a la documentación de edificios históricos son citados por primera vez en el año 2009 ([69]). Desde entonces están apareciendo nuevas aproximaciones a su empleo de forma rutinaria: [23, 111, 55], así como protocolos desde un punto de vista integral para todos los agentes que intervienen en el edificio [40, 81, 94], para el estudio de patologías [128] o en elementos específicos de un edificio tales como, por ejemplo, los revestimientos [73].

El siguiente paso es integrar esta información semántica contenida en el [HBIM](#) con su referencia geográfica mediante el empleo de [GIS](#) [27]. La información 3D necesita ser relacionada con información no-arquitectónica mediante todas las herramientas propias de un [GIS](#): ráster, vectores, atributos, etc. Gracias a ello, aparecen también nuevas tecnologías de visualización de la información (geométrica y semántica) tales como la realidad virtual, realidad aumentada, motores de videojuegos [3], etc. aportando una nueva perspectiva a la documentación de arquitecturas históricas.

En conclusión, el registro y representación de la información en edificios históricos constituye un pilar fundamental en la conservación y estudio del patrimonio arquitectónico. Las tecnologías geomáticas avanzadas, como la fotogrametría, el escaneo láser y las técnicas de detección remota han revolucionado nuestra capacidad para capturar, procesar y visualizar datos complejos sobre estas construcciones. Estos sensores no solo permiten obtener representaciones tridimensionales precisas y detalladas, sino que también facilitan la integración de información diversa, desde aspectos geométricos hasta otra serie de datos. La aplicación de estas técnicas, adaptadas a los desafíos específicos de los edificios históricos, proporciona una base sólida para la toma de decisiones informadas en la conservación, restauración y gestión del patrimonio. El continuo desarrollo en este campo promete mejorar aún más nuestra comprensión y capacidad de preservar el legado arquitectónico para las generaciones futuras.

## 1.2 Objetivos e hipótesis de partida

Dentro del amplio espectro de disciplinas que conforman el campo de la Geomática, la Detección Remota ha destacado como una herramienta esencial para enfrentar los retos asociados a la documentación de edificaciones. Este rol se torna aún más crucial cuando se trata de edificios que forman parte del Patrimonio Histórico, dada su valía intrínseca. Estas estructuras, por su relevante valor cultural e histórico, requieren de un nivel de atención y cuidado superior en procesos tales como la rehabilitación, el mantenimiento y la conservación, asegurando su preservación para futuras generaciones.

Sin embargo, a pesar de los avances significativos en este ámbito con el uso de tecnologías geoespaciales sobre el Patrimonio Histórico, estas investigaciones no están exentas de retos. El empleo aislado de distintos sensores geoespaciales, aunque útil y provechoso, puede llevar a la pérdida de información crucial necesaria para la toma de decisiones respecto a este invaluable legado cultural.

Para abordar la problemática anterior, esta Tesis Doctoral, presentada en la modalidad de compendio de publicaciones científicas, se centra en la fusión de datos geomáticos para el estudio de edificios. Nuestro trabajo mejora la integración de diferentes sensores para maximizar la calidad y utilidad de la información obtenida, en particular, en el análisis de patologías en las edificaciones históricas.

### 1.2.1 Objetivos específicos

1. Evaluar el estado actual de los sensores geomáticos utilizados en la documentación y estudio de edificaciones:
  - Realizar una revisión exhaustiva de los sensores más empleados, incluyendo cámaras, escáneres láser y otros sistemas de adquisición de datos tanto terrestres como aéreos.
  - Identificar las principales limitaciones y desafíos asociados a estos sensores en el contexto del estudio de edificios históricos.
2. Implementar y evaluar algoritmos de fusión de datos geomáticos para la obtención de imágenes de alta resolución.
3. Proponer y validar una metodología para la fusión de datos mediante el análisis de nubes de puntos multisensor.
4. Aplicar técnicas avanzadas de análisis en la fusión de datos multisensor para la evaluación de patologías en edificios patrimoniales.

Estos objetivos específicos están diseñados para contribuir significativamente al avance en la aplicación de tecnologías geomáticas en la conservación del Patrimonio Histórico, proporcionando nuevas herramientas y metodologías que mejoren la precisión, la eficiencia y la efectividad en la documentación y el estudio de edificaciones históricas.

### 1.3 Artículos en revistas *peer reviewed* e indexadas en JCR

Algunas partes de esta Tesis Doctoral se han venido publicando en varios artículos en revistas indexadas con revisión por pares, ponencias y publicaciones en congresos. En todo ellos, el autor de esta memoria es también el primer autor de esas evidencias y ha liderado y llevado a cabo las investigaciones en ellas descritas.

- **Raimundo J**, Lopez-Cuervo Medina S, Prieto JF, Aguirre de Mata J. Super Resolution Infrared Thermal Imaging Using Pansharpening Algorithms: Quantitative Assessment and Application to UAV Thermal Imaging. *Sensors*. 2021; 21(4):1265. DOI:<https://doi.org/10.3390/s21041265>
- **Raimundo J**, Lopez-Cuervo Medina S, Aguirre de Mata J, Prieto JF. Multisensor Data Fusion by Means of Voxelization: Application to a Construction Element of Historic Heritage. *Remote Sensing*. 2022; 14(17):4172. DOI:<https://doi.org/10.3390/rs14174172>
- **Raimundo J**, Lopez-Cuervo Medina S, Aguirre de Mata J, Herrero-Tejedor TR, Priego de los Santos E. Deep Learning Enhanced Multisensor Data Fusion for Building Assessment Using Multispectral Voxels and Self-Organizing Maps. *Heritage*. 2024; 7(2):1043-1073. DOI:<https://doi.org/10.3390/heritage7020051>

### 1.4 Artículos en otras revistas, capítulos de libros y *proceedings* de congresos

- **Javier Raimundo**, Juan F. Prieto, Serafin Lopez-Cuervo Medina. *Aumento de resolución de imágenes térmicas procedentes de UAVs mediante algoritmos de pansharpening*. III Congreso en Ingeniería Geomática (CIGEO 2021). Universidad Politécnica de Valencia DOI:<https://doi.org/10.4995/cigeo2021.2021.12762>
- **Raimundo, J.**, Lopez-Cuervo Medina, S., and Prieto, J. F.: *Resolution enhancement of infrared thermal imaging by pansharpening algorithms*, Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., XLVI-M-1-2021, 593–599, DOI:<https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVI-M-1-2021-593-2021>, 2021.
- **Raimundo Valdecantos, J.** (2022). *Uso de técnicas de voxelización en el tratamiento de nubes de puntos de distinto origen en entornos de edificación*. Anales de Edificación, 8(2), 14-18. DOI:<https://doi.org/10.20868/ade.2022.5037>

## 1.5 Contenido de la Tesis

Esta Tesis Doctoral está dividida en las siguientes partes:

- **Capítulo 1:** Introducción general: Esta misma sección que comprende la motivación, los objetivos y la estructura de esta Tesis. Así mismo contiene el avance de los resultados realizado hasta la fecha.

Dentro de este capítulo de introducción, en la sección 1.6. Estado del arte, investigaremos y describiremos en detalle los distintos sensores y técnicas geomáticas empleadas en el estudio y documentación de edificios arquitectónicos. Analizaremos las tecnologías más avanzadas, como la fotogrametría, el escaneo láser y la termografía infrarroja, que han transformado la forma en que se estudian y conservan estas estructuras.

A lo largo de este recorrido, revisaremos los principales avances realizados en el campo, destacando las innovaciones que han permitido mejorar la precisión y eficiencia en la documentación del patrimonio arquitectónico. Sin embargo, también identificaremos los problemas, limitaciones y desafíos que persisten, como la integración de diferentes tipos de datos, la resolución de imágenes y la accesibilidad de estas tecnologías para proyectos de conservación.

Además, evaluaremos cómo estas técnicas geomáticas se aplican específicamente al estudio de edificios del Patrimonio Histórico, un área que requiere una aproximación cuidadosa y especializada debido a la fragilidad y la importancia cultural de estas estructuras. Al final de este capítulo, habremos establecido un panorama claro y completo del estado actual de la Geomática en este contexto, preparando el terreno para las investigaciones y propuestas que se desarrollarán en los capítulos posteriores.

- **Capítulo 2:** El capítulo de Metodología común presenta una visión general de los métodos y técnicas empleados en esta Tesis Doctoral. Aunque los detalles específicos se encuentran en los artículos científicos publicados, aquí ofrecemos una perspectiva global que ilustra la coherencia y evolución lógica de la investigación.
- **Capítulo 3:** Mejora de la resolución en imágenes térmicas infrarrojas utilizando algoritmos de *pansharpening*. En este capítulo, nos centramos en nuestra investigación sobre la mejora de la resolución de las imágenes termográficas mediante técnicas de fusión de imágenes, denominadas *pansharpening*.

Describiremos en detalle los fundamentos de los algoritmos de *pansharpening* y cómo se pueden aplicar específicamente a las imágenes térmicas infrarrojas para superar las limitaciones actuales de resolución. Analizaremos las características únicas de las imágenes térmicas y presentaremos una metodología para poder analizar el potencial de estos algoritmos.

A través de estudios sobre distintos conjuntos de datos, demostraremos cómo estas técnicas de superresolución pueden proporcionar imágenes de alta resolución que son cruciales para aplicaciones en la conservación del patrimonio, la inspección de infraestructuras, y otras áreas que requieren una evaluación detallada de las condiciones térmicas.

Este capítulo, por tanto, no solo presenta una evaluación exhaustiva de los métodos de *pansharpening* aplicados a imágenes térmicas, sino que también establece un marco para futuras investigaciones y desarrollos en este área.

- Capítulo 4: Fusión de datos multisensor mediante voxelización. En este capítulo, desarrollaremos el concepto que hemos propuesto: el vóxel multiespectral. Este trabajo servirá para establecer un campo teórico y práctico sobre el uso de vóxeles para el manejo y fusión de nubes de puntos multisensor.

Describiremos detalladamente qué son los vóxeles multiespectrales y cómo pueden aplicarse para integrar datos procedentes de diversos sensores. Analizaremos las ventajas de esta metodología y demostraremos cómo los vóxeles multiespectrales permiten una representación más precisa y coherente de la información espacial y espectral.

A través de un estudio de caso, mostraremos la aplicabilidad de los vóxeles multiespectrales en la documentación de un elemento de patrimonio arquitectónico.

Este capítulo, por lo tanto, no solo presenta nuestro concepto de vóxel multiespectral, sino que también proporciona una base sólida para su implementación y desarrollo en aplicaciones geomáticas avanzadas.

- Capítulo 5: Fusión avanzada de datos multisensor con aprendizaje profundo para la evaluación de edificios. Aquí llevaremos más allá el empleo y desarrollo de los vóxeles multiespectrales. Aplicaremos esta metodología en un edificio del Patrimonio Histórico español en todo su conjunto: la iglesia visigoda de Santa María de Melque.

Describiremos cómo utilizamos los vóxeles multiespectrales para integrar datos procedentes de diversos sensores, combinándolos con técnicas de aprendizaje profundo: los mapas auto organizados. En particular, explicaremos cómo esta combinación de técnicas se pueden emplear para la localización, detección y estudio de patologías en el edificio.

- Capítulo 6: Discusión general, conclusiones y futuras líneas de investigación. En este capítulo, sintetizaremos los hallazgos principales de nuestra investigación y ofreceremos una visión integrada de los resultados obtenidos a lo largo de la Tesis Doctoral.

Primero, describiremos cómo los distintos artículos que componen esta Tesis Doctoral establecen una unidad temática sólida y coherente dentro del marco de la fusión de datos geomáticos para el estudio de edificios históricos. Además, destacaremos los avances más significativos logrados respecto al estado del arte actual.

Después, resumiremos las conclusiones generales que se han derivado de cada uno de los capítulos anteriores, destacando los avances en el campo de la fusión de datos geomáticos para la documentación y estudio de edificios históricos, más en particular, las patologías constructivas que puedan presentar. Reflexionaremos sobre cómo nuestras investigaciones han contribuido a mejorar la resolución de imágenes térmicas, la fusión de datos multisensor y la aplicación de algoritmos de aprendizaje profundo para la evaluación de patologías en edificios patrimoniales.

Finalizaremos delineando las futuras líneas de investigación que surgen de nuestros hallazgos.

Invitamos a los lectores a explorar estas conclusiones y las propuestas para futuras investigaciones, subrayando la importancia de continuar innovando en este campo para asegurar la preservación y conservación efectiva de nuestro valioso Patrimonio Histórico. Este capítulo no solo cierra esta Tesis Doctoral con un resumen comprensivo, sino que también abre nuevas posibilidades y direcciones para investigaciones futuras en la Geomática aplicada al patrimonio arquitectónico.

## 1.6 Estado del arte

*Science and technology have advanced in more than direct ratio to the ability of men to contrive methods by which phenomena which otherwise could be known only through the senses of touch, hearing, taste, and smell, have been brought within the range of visual recognition and measurement and thus become subject to that logical symbolization without which rational thought and analysis are impossible.*

La ciencia y la tecnología han avanzado en proporción más que directa con la capacidad de los hombres para idear métodos por medio de los cuales fenómenos que de otra manera sólo podían conocerse mediante los sentidos del tacto, el oído, el gusto y el olfato se han colocado al alcance del reconocimiento y la medición visuales y con ello han pasado a estar sujetos a la simbolización lógica sin la cual el pensamiento y el análisis racionales son imposibles.

---

*On the Rationalization of Sight (1938)*  
WILLIAM N. IVINS, JR.

La documentación y el estudio de edificios del Patrimonio Histórico, impulsados por el avance de la tecnología de sensores geomáticos, representan un campo en constante evolución que ha revolucionado nuestra capacidad para preservar, analizar y entender nuestro legado cultural de manera más eficaz y detallada. La integración y fusión de datos procedentes de diversas tecnologías geomáticas, incluyendo el escaneo láser 3D (**LIDAR**) y la fotogrametría, ha emergido como una herramienta crucial en el ámbito del patrimonio histórico. Estas metodologías permiten a los investigadores y conservadores capturar con precisión milimétrica las características físicas y estéticas de los edificios históricos, ofreciendo una perspectiva integral que era inimaginable con las técnicas de documentación tradicionales.

La fusión de datos para el estudio de edificios del Patrimonio Histórico plantea, a nuestro juicio, una serie de retos significativos que se deben abordar para maximizar su eficacia y sostenibilidad. Estos desafíos abarcan aspectos técnicos, metodológicos, éticos y financieros, y son cruciales para la integración exitosa de estas tecnologías avanzadas en la conservación del patrimonio. A continuación, se detallan algunos de los principales retos:

1. Integración de tecnologías heterogéneas

Uno de los principales retos es la integración efectiva de datos procedentes de tecnologías heterogéneas, como **LIDAR**, fotogrametría y termografía infrarroja (**IRT**). Cada una de estas tecnologías produce datos en diferentes formatos, escalas y con distintos niveles de precisión, lo que complica su fusión en un modelo coherente y unificado.

2. Manejo de grandes volúmenes de datos

La fusión de datos implica el manejo de grandes volúmenes de información, lo que puede resultar en dificultades de almacenamiento, procesamiento y análisis. La infraestructura tecnológica actual puede verse sobrepasada por la necesidad de gestionar eficientemente estos datos, requiriendo inversiones significativas en hardware y software especializados.

### 3. Complejidad técnica y requerimientos de equipamiento e instrumentos

Las tecnologías involucradas en la fusión de datos geomáticos, como el **LIDAR** y la fotogrametría, requieren equipamiento especializado y software avanzado para la captura, procesamiento y análisis de datos. La complejidad técnica y los altos costos asociados con algunos de estos equipos pueden limitar el acceso a estas tecnologías, especialmente para instituciones pequeñas o en países en desarrollo.

### 4. Acceso y distribución de datos

El acceso a los datos y su compartición entre distintos profesionales y entidades es esencial para el avance del conocimiento en la conservación del patrimonio. Sin embargo, cuestiones relativas a la propiedad intelectual, la privacidad y la seguridad de los datos pueden limitar este intercambio, afectando el potencial colaborativo de los proyectos.

### 5. Formación y capacitación

La implementación efectiva de tecnologías de fusión de datos requiere de profesionales con una formación especializada en el manejo de estas herramientas y en la interpretación de sus resultados. La falta de capacitación adecuada puede limitar la aplicación y el desarrollo de estas tecnologías en el campo del patrimonio histórico.

### 6. Integración y estandarización de datos

Fusionar datos provenientes de diversas fuentes y tecnologías en formatos coherentes y comparables es un desafío significativo. La falta de estándares universalmente aceptados para la documentación digital del patrimonio cultural puede complicar la integración de datos y limitar su interoperabilidad.

### 7. Financiación

La adquisición de tecnología avanzada, así como el mantenimiento de la infraestructura necesaria para el procesamiento y almacenamiento de datos, implican inversiones significativas. La financiación insuficiente puede ser un obstáculo importante para la implementación de proyectos de estudio del Patrimonio Histórico.

Abordar estos retos requiere un trabajo multidisciplinar y colaborativo, que involucre a investigadores, técnicos, conservadores, instituciones públicas, entidades financieras y la comunidad científica en general. Solo con investigaciones a las que se suma esta Tesis Doctoral, con sus aportaciones, será posible superar estos obstáculos y aprovechar plenamente el potencial de la fusión de datos para la conservación del patrimonio histórico.

En la revisión de literatura científica expuesta a continuación se propone explorar el estado del arte en la integración de tecnologías geoespaciales en la inspección de edificios, hasta las innovaciones recientes en la captura y análisis de datos. A través de esta revisión, se busca no solo comprender el estado actual de la investigación en este campo sino también identificar

tendencias emergentes, destacar innovaciones significativas y que proyectaron las direcciones de esta Tesis.

En la sección 1.6.1. Documentación y estudio de edificios arquitectónicos mediante técnicas geomáticas examinaremos cómo se aplican las técnicas geomáticas para la documentación y estudio de edificios arquitectónicos. Las técnicas geomáticas, que incluyen herramientas como la fotogrametría y el escaneo láser entre otros, han revolucionado la forma en que se captura y analiza la información espacial de las estructuras arquitectónicas.

En la siguiente sección 1.6.2. Nubes de puntos en el estudio del Patrimonio Histórico nos centraremos en el uso de nubes de puntos para el estudio del Patrimonio Histórico. Las nubes de puntos, generadas a partir de tecnologías como el escaneo láser y la fotogrametría, ofrecen una representación tridimensional precisa de las estructuras arquitectónicas. Analizaremos cómo estas nubes de puntos se utilizan para la documentación, análisis y conservación de edificios históricos, y revisaremos los avances recientes en el procesamiento y visualización de estos datos.

En la sección 1.6.3. Fusión de datos abordaremos la fusión de datos, una técnica esencial que permite integrar información de múltiples sensores para obtener una representación más completa y precisa de los objetos de estudio. Exploraremos los métodos y algoritmos utilizados hasta la fecha para fusionar datos de diferentes fuentes, centrándonos en su aplicación en el estudio de edificios históricos. Esta sección se divide en dos subsecciones principales: subsección 1.6.3. Fusión entre imágenes de espectro visible e infrarrojo térmico, y la subsección 1.6.3. Superresolución y *pansharpening* en termografía infrarroja.

Y en la sección 1.6.4 presentaremos estudios e investigaciones donde las tecnologías geomáticas han sido aplicadas exitosamente en la conservación de edificios históricos, destacando los beneficios y las limitaciones de cada método. También discutiremos los avances recientes en el desarrollo de nuevas técnicas y sensores, así como las metodologías de procesamiento y análisis de datos que han mejorado la capacidad para identificar y monitorizar patologías en edificaciones.

A través del análisis crítico de la literatura, buscamos comprender los avances tecnológicos, los desafíos enfrentados y las soluciones propuestas por investigadores y profesionales en el campo, estableciendo un diálogo entre diversas disciplinas que contribuyen al enriquecimiento del conocimiento y la práctica en la conservación del patrimonio histórico. Esta aproximación interdisciplinaria no solo subraya la importancia de la ingeniería y la tecnología en la documentación y análisis del patrimonio, sino que también destaca el papel crucial de la colaboración académica y técnica en el avance de este campo de estudio.

### **1.6.1 Documentación y estudio de edificios arquitectónicos mediante técnicas geomáticas**

En el ámbito de estudio de edificios arquitectónicos con técnicas geomáticas, las investigaciones en esta disciplina son relativamente recientes.

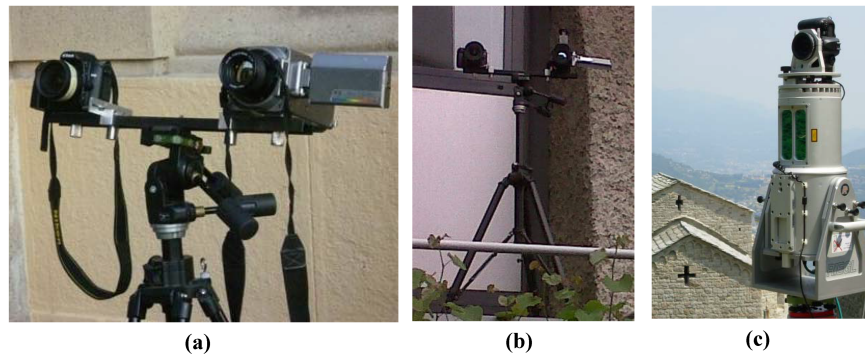
El artículo de Ortiz (2006) [76] marca un hito en la investigación sobre la aplicación de sensores geomáticos en la documentación del patrimonio histórico, analizando las técnicas de

digitalización 3D a través de estudios de caso como el retablo del monasterio de Santa Maria de Bouro (Portugal). El estudio explora diversas metodologías, incluyendo el escaneo láser para obtener mediciones detalladas, el modelado de texturas fotorrealistas y la fotogrametría, cada una aportando ventajas específicas en la captura de datos tridimensionales precisos. Los resultados de estas técnicas se materializan en salidas variadas como dibujos vectoriales 2D, modelos tridimensionales completos y ortofotografías.

Ortiz destaca la inexistencia de una técnica universalmente aplicable a todos los casos de documentación patrimonial, resaltando cómo la elección óptima entre las metodologías depende de las necesidades específicas de cada proyecto. Aunque el escaneo láser se señala por proporcionar una riqueza de información detallada, también enfrenta desafíos significativos en el procesamiento debido a la voluminosa cantidad de datos generados. Sin embargo, la integración de métodos complementarios, como la combinación del escáner láser con técnicas de fotogrametría, se propone como una estrategia efectiva para superar estas dificultades y mejorar los resultados de la documentación. Este punto de vista multisensor no solo mejora la precisión y el detalle en la documentación del patrimonio, sino que también subraya la importancia de adaptar las técnicas de digitalización 3D a los requisitos específicos de cada proyecto para maximizar la eficacia en la conservación y estudio del patrimonio cultural.

El equipo de Alba (2011) [2] introduce una metodología innovadora de adquisición tridimensional que permite mapear datos de imágenes RGB, infrarrojas térmicas (IRT) y cercanas al infrarrojo (NIR) en modelos 3D de edificios. Este estudio se centra en el uso de sensores infrarrojos para analizar el estado y el mantenimiento de las estructuras arquitectónicas, proporcionando una herramienta valiosa para el diagnóstico de defectos y la evaluación de la conservación de los edificios. La metodología propuesta implica el uso de un sistema de cámara dual (figura 1.5) para la fusión de imágenes IRT y RGB, y la integración de una cámara NIR de bajo costo para añadir información radiométrica precisa a los modelos 3D. Sin embargo, el registro directo de imágenes IR se enfrenta a desafíos, como el tiempo extensivo requerido y la falta de textura en las imágenes resultantes, subrayando la necesidad de investigaciones adicionales para comprender mejor las respuestas de los materiales de construcción ante la luz NIR. A pesar de estos retos, el mapeo de datos IRT en modelos tridimensionales emerge como una técnica prometedora para facilitar el análisis detallado de anomalías estructurales, demostrando el potencial de los sensores infrarrojos en la detección de defectos y en la evaluación del estado de los edificios.

La investigación de Laguela et al. (2012) [50] aborda el desarrollo de una técnica automatizada para el modelado tridimensional con datos termográficos, combinando métodos de fusión y correspondencia de imágenes. Este trabajo integra mosaicos infrarrojos con imágenes visuales para facilitar un análisis más exhaustivo de edificaciones, aplicando una reducción selectiva de la resolución térmica para enfocarse en las áreas más críticas del edificio. Se emplea un método de transformación proyectiva para el registro preciso de las imágenes y la extracción eficaz de características, lo que posibilita la generación de nubes de puntos y la creación de modelos 3D detallados con textura termográfica. Estos modelos permiten identificar y localizar con precisión áreas problemáticas, como zonas húmedas y fugas de aire, a través de ortotermogramas. Esta metodología, por su innovación, presenta una herramienta valiosa para la inspección y el mantenimiento de edificaciones, mejorando significativamente la capacidad



**Figura 1.5:** Sistema de cámara dual empleado por Alba et al. [2]. La subfiguras (a) y (b) muestran la plataforma con ambas cámaras RGB e infrarroja. En la subfigura (c) aparece el montaje sobre escáner TLS Riegl LMS-Z420i y cámara RGB en su parte superior

de detectar y analizar problemas estructurales mediante la visualización termográfica en tres dimensiones.

El estudio de Wang (2013) [122] introduce un método híbrido para la modelización térmica tridimensional y la geometría de edificios, diseñado para facilitar la representación virtual del rendimiento energético y ambiental de construcciones existentes. Esta metodología busca apoyar las decisiones de rehabilitación y mejorar la eficiencia energética de los edificios, abordando la carencia de herramientas integradas para analizar el rendimiento de las edificaciones actuales. La metodología por él propuesta permite una evaluación detallada y precisa de la envolvente del edificio, proporcionando una base sólida para la implementación de mejoras en el método.

El estudio original de Mercuri et al. (2015) [64] aborda la aplicación de la termografía infrarroja (IRT) en el ámbito del patrimonio cultural, resaltando su valor como herramienta analítica para la inspección de objetos históricos tanto en su superficie como en estructuras más profundas. Dicha tecnología se presenta como fundamental para el análisis detallado de materiales y la detección de características ocultas o deterioros no visibles a simple vista. A través del uso de termografías tanto pasivas como activas, su trabajo profundiza en la capacidad de esta técnica para revelar información crucial sobre una amplia gama de objetos patrimoniales, desde libros antiguos y hallazgos arqueológicos hasta pinturas y esculturas.

La termografía infrarroja activa, en particular, se destaca por su aplicación específica en el análisis detallado de artefactos del patrimonio cultural, proporcionando un nuevo nivel de entendimiento sobre los procesos de deterioro y las técnicas de fabricación de los mismos. Mercuri et al. (2015) [64] organizan los resultados obtenidos en diversas áreas del patrimonio cultural, demostrando la versatilidad de la IRT para contribuir significativamente a la conservación, restauración y estudio de objetos históricos. Esta línea de trabajo permite a los conservadores, restauradores y académicos obtener un conocimiento más profundo sobre los bienes culturales bajo su cuidado, abriendo nuevas vías para su preservación y la comprensión de su historia y significado cultural.

Adentrándose aun más en el terreno de la exploración infrarroja del patrimonio arquitectónico, Sfarra et al. (2016) [99] presentan un estudio desde la termografía infrarroja pasiva hacia un

método híbrido de termografía infrarroja (**HIRT**). Este estudio se centra en la adquisición de datos cuantitativos específicos sobre la profundidad de los defectos en la iglesia de Santa Maria Collemaggio (L'Aquila, Italia), utilizando la termografía pasiva para compilar mosaicos de termogramas de esta y otras iglesias históricas. Su metodología permite no solo identificar defectos y discontinuidades bajo la superficie de la fachada sino también obtener mediciones precisas sobre la profundidad de estos defectos. Esta metodología avanza en el análisis y la protección del patrimonio arquitectónico y proporciona una potente herramienta para la evaluación no invasiva del estado y las necesidades de restauración de los edificios históricos.

Ya en el campo multisensor, Hoegner et al. (2016) [38] abordan la reconstrucción tridimensional y el monitoreo de emplazamientos de construcción mediante el análisis de conjuntos de imágenes en los espectros **RGB** e **IRT**. Esta dirección de estudio se basa en la utilización de puntos característicos, ajustes de bloques y coincidencias densas para generar modelos 3D precisos de edificios. Además, su método permite extraer texturas de las fachadas para identificar cambios, empleando tanto la geometría como la información radiométrica. Una parte fundamental del trabajo consiste en la evaluación del registro conjunto de nubes de puntos obtenidas a partir de imágenes **RGB** e **IRT**, facilitando una comprensión detallada de las modificaciones en el tiempo y proporcionando una herramienta valiosa para el seguimiento de la evolución de los proyectos de construcción. Esta propuesta integral mejora significativamente la capacidad para documentar y analizar construcciones, combinando la riqueza visual del espectro **RGB** con la sensibilidad térmica del **IRT** para un análisis exhaustivo.

Más adelante, Amano et al. (2019) [6] proponen una metodología para la recopilación de datos en proyectos de renovación y restauración, mediante la integración de datos de nubes de puntos y de imágenes hiperespectrales dentro del marco del **BIM**. Esta combinación aprovecha las tecnologías de medición basadas en imágenes y la detección remota 3D, como el escaneo láser, para generar datos de nubes de puntos tridimensionales detallados. La efectividad de esta técnica depende de modo crucial de una biblioteca exhaustiva de materiales de construcción, la cual es fundamental para asegurar la precisión en la identificación y clasificación de los materiales presentes en los proyectos de renovación.

La automatización de la detección y visualización ofrecida por esta integración de datos no solo mejora la precisión de los proyectos de renovación alineados con **BIM**, sino que también optimiza los modelos de clasificación de materiales, logrando altas tasas de precisión. Este “avance” metodológico facilita la evaluación precisa del estado actual de los proyectos y contribuye significativamente a la mejora de los procesos de planificación y ejecución de obras de conservación, restauración y renovación. Al ofrecer una comprensión más profunda y detallada de las condiciones existentes y los materiales utilizados, esta integración de tecnologías representa un salto cualitativo en la gestión y ejecución de proyectos de renovación, marcando un hito en la aplicación de **BIM** para la conservación y mejora del patrimonio construido.

El trabajo de Chatzistamatis (2018) [13] explora el uso combinado del escáner láser terrestre (**TLS**) y la fotogrametría con Vehículos Aéreos No Tripulados (**UAV**) para el modelado tridimensional de la iglesia de Zoodochos Pigi en la población de Vriza (Grecia) afectada por un terremoto, destacando la eficacia de esta fusión de datos para crear representaciones 3D precisas y detalladas. Mientras que el **TLS** se empleó para capturar las fachadas del edificio

con una nube de puntos densa y precisa de 114 millones de puntos, el **UAV** se utilizó para obtener imágenes de la cubierta, resultando en una nube de puntos de 89 millones de puntos. La integración de ambos conjuntos de datos permitió la creación de un modelo 3D denso y detallado de la iglesia, facilitando una adquisición de datos rápida y eficiente tras el desastre, crucial para la evaluación de daños y la planificación de la restauración.

Esta metodología subraya la importancia de documentar el patrimonio cultural de manera eficaz y eficiente después de desastres naturales, aportando una base sólida para la conservación y la recuperación. La integración de tecnologías avanzadas como **TLS** y **UAV** no solo mejora la calidad y la precisión del modelado 3D en situaciones de post-catástrofe sino que también representa un avance significativo en la documentación del patrimonio, asegurando que los esfuerzos de restauración puedan basarse en información detallada y precisa. Aquí se destaca el valor de combinar diversas tecnologías de detección remota para mejorar la gestión del patrimonio cultural en momentos críticos.

El estudio de Enrique Nieto (2016) [73] se enfoca en la gestión del patrimonio arquitectónico y cultural mediante el proyecto de Modelo de Información de Edificios Históricos (**HBIM**). Esta aproximación utiliza la tecnología **BIM** para crear modelos gráficos tridimensionales detallados que facilitan el análisis de pavimentos y revestimientos de pared, promoviendo una interoperabilidad eficaz entre las disciplinas involucradas en los procesos de conservación y restauración. Dentro de este marco, el estudio resalta la importancia de técnicas avanzadas de digitalización, como la fotogrametría y el escaneo láser, las cuales son fundamentales para capturar con precisión las geometrías complejas características del patrimonio arquitectónico. Estas herramientas no solo permiten modelar en 3D las estructuras patrimoniales con un alto nivel de detalle, sino que también mejoran la gestión de datos gráficos y alfanuméricos necesarios para el mantenimiento y la restauración de edificaciones históricas. La integración de la fotogrametría y el escaneo láser en el proceso de **HBIM** subraya el potencial de estas tecnologías para superar desafíos en la simulación y visualización de estructuras arquitectónicas diversas, ofreciendo una base sólida para el análisis exhaustivo y el tratamiento adecuado del patrimonio construido.

En este apartado hemos recorrido distintas investigaciones centradas en el empleo de tecnologías geomáticas para el estudio y documentación de edificios históricos. Hemos visto como, con distintas aproximaciones, los investigadores han hecho uso de los distintos sensores y sus productos como las imágenes tanto **RGB** como **IRT** para conocer en distintos niveles de detalle las construcciones arquitectónicas.

En el siguiente apartado vamos a centrarnos únicamente en el análisis de nubes de puntos para el estudio de objetos del Patrimonio Histórico.

## 1.6.2 Nubes de puntos en el estudio del Patrimonio Histórico

La preservación, conservación y restauración de edificaciones históricas y monumentos requieren de una documentación tridimensional y un análisis diagnóstico que, generalmente, son llevados a cabo por un equipo interdisciplinar [107]. Estas operaciones generan una amplia variedad de información heterogénea, que incluye datos geométricos 3D, restituciones 2D, bocetos realizados in situ, material textual, imágenes visibles, multiespectrales y térmicas, entre

otros, y su integración en un modelo de información único que respalde las operaciones todavía constituye un problema abierto en la comunidad del Patrimonio Cultural [90, 52, 1, 79]. Considerando solamente los datos 3D, su procesamiento, comprensión y visualización a menudo requieren mucho tiempo y son altamente exigentes en términos de especificaciones de hardware. En el caso del Patrimonio Digital [35], es particularmente importante desarrollar métodos diseñados para manejar los datos 3D de manera eficiente, rápida, fiable y fácilmente accesible. Específicamente, la mejora de la comprensión y accesibilidad por parte de los usuarios representa un paso crucial para permitir que los especialistas en el campo del Patrimonio Cultural utilicen plenamente el potencial de la información (geométrica, de textura y semántica) almacenada en los datos [18].

El estudio de Valero et al. (2018) [116] se distingue por el uso de nubes de puntos generadas a partir de escaneo láser terrestre para la segmentación automática de muros de mampostería en edificios históricos. Esta técnica permite una detección y diferenciación precisa de unidades de albañilería y áreas de mortero, lo que es crucial para el levantamiento detallado y la evaluación estructural de edificaciones afectadas por el deterioro. Al emplear nubes de puntos, el algoritmo facilita una representación tridimensional detallada de las estructuras de mampostería, mejorando significativamente la precisión y eficiencia de los estudios estructurales necesarios para la conservación y el mantenimiento. Esta propuesta no solo optimiza la medición de los detalles constructivos, como los huecos y las incrustaciones del mortero, sino que también enriquece la comprensión global de la mampostería de escombros, contribuyendo así a estrategias más efectivas para su preservación y restauración.

Pierdicca, en 2020 [80], introduce un marco de *Deep Learning, Aprendizaje Profundo (DL)* para la segmentación semántica de nubes de puntos centrado específicamente en el ámbito del Patrimonio Cultural. Implementando una *Dynamic Graph Convolutional Neural Network, red neuronal de grafos dinámicos (DGCNN)* junto con características normales y de color, y aplicándola al conjunto de datos ArCH [61], que incluye una amplia gama de elementos arquitectónicos históricos, esta línea de investigación busca resultados generalizables y de alta precisión. Los experimentos demostraron la eficacia del marco propuesto, aunque se observaron dificultades en el reconocimiento de clases con menos representación, como puertas y ventanas (figura 1.6), debido a su gran variabilidad de formas.

Su algoritmo no solo acelera el modelado de edificaciones históricas mediante una segmentación precisa de las nubes de puntos, sino que también facilita el reconocimiento automático de elementos arquitectónicos históricos, superando algunos de los desafíos tradicionales asociados con la segmentación de nubes de puntos en estructuras antiguas. Además, al proporcionar el conjunto de datos ArCH [61] a la comunidad investigadora, el estudio de Pierdicca estimula la mejora de métodos y técnicas en este aprendizaje profundo (DL), contribuyendo significativamente al avance en la documentación y conservación del patrimonio cultural a través de tecnologías de detección remota avanzadas.

El trabajo de Andriasyan (2020) [7] destaca la implementación del Modelado de Información de Construcción Histórica (HBIM) para la restauración de edificios patrimoniales, poniendo especial énfasis en la utilización de datos obtenidos a través de la fotogrametría y el escaneo láser para generar nubes de puntos. Su trabajo se centró en un caso de estudio seleccionado por sus características: una morfología compleja y deformaciones existentes en muros, pilares



**Figura 1.6:** Distintas ventanas y puertas representadas por nubes de puntos. Fuente: [80]

y cornisas, visibles a simple vista (figura 1.7). Andriasyan y su equipo diseñaron un flujo de trabajo automatizado que convierte los datos de nubes de puntos obtenidos por **TLS** y *Structure from Motion*, **Estructura por movimiento (SFM)** en objetos **BIM** detallados y precisos. El proceso se centra en el modelado paramétrico a partir de estos datos de detección remota, facilitando así la gestión y restauración de edificios históricos.



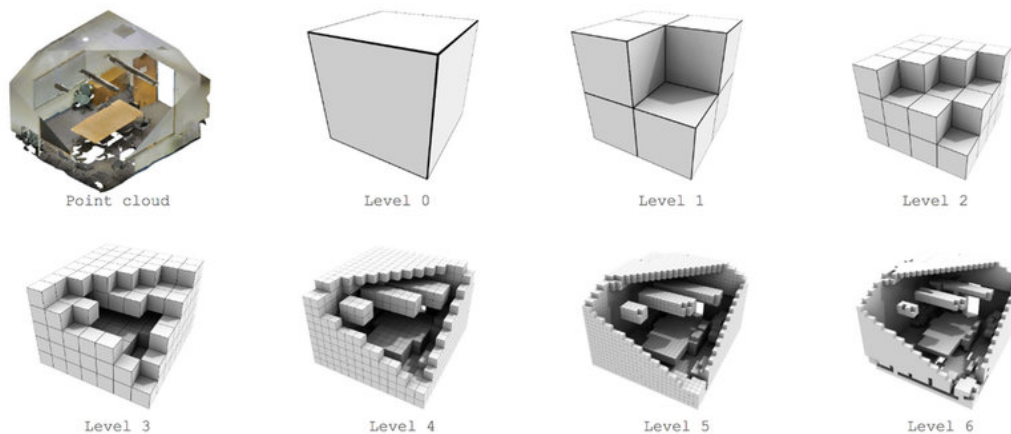
**Figura 1.7:** Vista del patio principal de la Casa de Pilatos (Sevilla - España). Fuente: [7]

Así no sólo se puede automatizar la conversión de las nubes de puntos en mallas 3D texturizadas y objetos **BIM**, sino que también mejora significativamente la eficiencia y precisión en la documentación y restauración del patrimonio arquitectónico. La aplicación de tecnologías avanzadas como la fotogrametría y el escaneo láser en la obtención de datos detallados de nubes de puntos juega un papel crucial en este proceso, permitiendo una representación

tridimensional precisa de las estructuras históricas que sirve como base para su análisis, conservación y restauración.

La metodología semiautomatizada propuesta por Kivilcim [43] se centra en la documentación del patrimonio cultural en 3D, específicamente en el modelado de fachadas y las aplicaciones (BIM), utilizando escaneo láser. Esta dirección de estudio reduce significativamente la intervención manual en la generación geométrica de elementos arquitectónicos, lo que mejora la precisión y eficiencia en la documentación del patrimonio arquitectónico. La metodología facilita levantamientos arquitectónicos más eficientes, disminuyendo la carga de trabajo manual a través de la automatización de procesos en la documentación de elementos arquitectónicos [43].

El estudio de Bitelli (2016) [12]. introduce un nuevo concepto en el campo de la conservación del patrimonio histórico, mediante la transformación de nubes de puntos en modelos de vóxeles para realizar análisis estructurales detallados y precisos de monumentos históricos, con un objetivo particular en la torre norte de la fortaleza de *San Felice sul Panaro* (Emilia-Romaña - Italia). Esta metodología novedosa se basa en la generación automatizada de estructuras voxelizadas, que son esencialmente una representación tridimensional compuesta por pequeños hexaedros o “vóxeles” (figura 1.8), los cuales proporcionan una manera eficiente de analizar la estructura en su totalidad o en secciones específicas con resolución variable. Este tratamiento de los datos permite una evaluación detallada de los estados de tensión crítica que podrían llevar al colapso de la estructura, especialmente bajo la influencia de cargas estáticas, facilitando así la identificación de áreas que requieren atención o refuerzo.



**Figura 1.8:** Nube de puntos y su estructuración en vóxeles, con distintos niveles de detalle. Fuente: [83]

Al minimizar la necesidad de intervención manual en el flujo de trabajo, el procedimiento no solo agiliza el proceso de análisis estructural, sino que también mejora la precisión y fiabilidad de los resultados. Esto se logra a través de una segmentación detallada de la estructura, permitiendo a los conservadores y a los ingenieros estructurales examinar con precisión las características internas y externas del edificio, lo cual es crucial para la preservación efectiva y la rehabilitación de los monumentos históricos. Además, la capacidad de ajustar la resolución de los vóxeles brinda una flexibilidad sin precedentes en el análisis, permitiendo un nivel de detalle adaptado a las necesidades específicas de cada sección de la estructura.

Esta nueva perspectiva para la creación y análisis de modelos de vóxeles representa un avance significativo en los métodos tradicionales de documentación y análisis estructural del patrimonio cultural. Ofrece una herramienta poderosa para los profesionales involucrados en la conservación del patrimonio, ya que reduce significativamente el tiempo y el esfuerzo necesarios para obtener una comprensión completa de la integridad estructural de los edificios históricos. Al proporcionar una visión más detallada y matizada de las estructuras antiguas, los modelos de vóxeles facilitan una planificación más informada y estrategias de intervención que respetan la integridad estética e histórica de los monumentos, al tiempo que garantizan su estabilidad y seguridad a largo plazo.

Hasta aquí, hemos visto como los distintos sensores geomáticos y sus productos como son las nubes de puntos han ayudado en la tarea de la conservación, mantenimiento y rehabilitación de edificios históricos. Esto se ha hecho mediante uno o varios sensores, que han podido complementarse unos con otros para un estudio completo del objeto arquitectónico. Pero pensamos que podemos ir mas allá en las posibilidades y la información que podemos obtener del Patrimonio Histórico.

Para ello, la fusión de datos registrados nos aportará puntos de vista únicos, no pudiendo conseguirse con la mera suma de ellos individualmente, sino formando una sinergia entre todos ellos. A continuación, exploramos el estado del arte en la fusión de datos en el estudio de edificios.

### 1.6.3 Fusión de datos

El objetivo principal de la fusión de datos geoespaciales en el contexto del patrimonio histórico es superar las limitaciones de los métodos individuales de captura de datos, mejorando la calidad y la cantidad de información disponible para investigadores, conservadores, y gestores del patrimonio. Esta sinergia permite una comprensión más profunda y completa de los lugares históricos, facilitando tareas críticas como la documentación exhaustiva, el análisis estructural, la conservación preventiva y la restauración basada en evidencia.

Al examinar detenidamente los estudios, proyectos, y hallazgos recientes, podremos esbozar un panorama claro de cómo la fusión de datos geomáticos está redefiniendo los planteamientos hacia el estudio, la gestión y la preservación del patrimonio histórico, destacando así las metodologías más eficaces, las tecnologías emergentes y las mejores prácticas en este ámbito interdisciplinario.

Entre los primeros intentos de fusionar distintos heterogéneos para estudio de emplazamientos de Patrimonio Histórico, Moropoulou (2013) [67] integra distintas técnicas no destructivas para evaluar el estado de conservación y la eficiencia de las intervenciones, apoyando la planificación. Esto lo lleva a cabo mediante la integración de [CAD](#) y [GIS](#).

Ramos et al. (2015) [90] subraya la vital importancia que la documentación geométrica precisa y los modelos tridimensionales (3D) juegan en la preservación efectiva y la transmisión del conocimiento inherente al patrimonio cultural. En un campo donde la autenticidad y el detalle son primordiales, la creación de representaciones digitales exactas y detalladas se convierte en un recurso indispensable no solo para la conservación de los bienes culturales sino también

como un medio para facilitar su estudio y apreciación por parte de futuras generaciones.

El análisis profundiza en el concepto de fusión de datos, explorando los distintos niveles en los que esta puede operar y los variados rumbos que la comunidad científica ha tomado para implementar esta técnica en el ámbito del patrimonio cultural. Al reconocer que no existe un único método de documentación 3D capaz de satisfacer todas las necesidades y requisitos específicos de las áreas relacionadas con el patrimonio cultural, Ramos [90] propone una estrategia de resolución múltiple que abarca tanto los métodos de adquisición como la instrumentación.

La complejidad de fusionar eficientemente la información recopilada de distintos sensores acentúa la necesidad de desarrollar métodos más sofisticados y automatizados que puedan manejar la diversidad y la cantidad de datos generados en la documentación del patrimonio cultural. En este contexto, la fusión de datos no solo emerge como una solución pragmática a las limitaciones de las tecnologías individuales sino también como un campo de investigación prometedor.

Bastonero et al. [8] estudian, en 2014, las ventajas significativas de integrar el escaneo láser terrestre (TLS) con técnicas de fotogrametría para generar modelos 3D detallados de sitios de patrimonio cultural. Esta investigación pionera demuestra cómo la combinación de datos obtenidos de TLS y fotogrametría aérea, específicamente utilizando sistemas aéreos no tripulados (RPA), puede superar las limitaciones inherentes a cada método individualmente, mejorando la precisión, la resolución y el nivel de detalle de los modelos 3D resultantes. A través de pruebas empíricas, este estudio evalúa la eficacia de un modelo 3D unificado generado por la fusión de datos, resaltando que los beneficios de esta integración superan significativamente a los modelos producidos por técnicas independientes. A pesar de enfrentar desafíos en la integración de datos de diferentes fuentes, debido a las variaciones en la resolución y el detalle, el artículo propone estrategias efectivas de fusión, demostrando el potencial transformador de estas tecnologías combinadas en la documentación y conservación del patrimonio arquitectónico.

Posteriormente, Reiss, en 2016 [92], se basa en el mapeo tridimensional de las ruinas jesuíticas de São Miguel das Missões (Brasil) para su estudio, utilizando una integración de datos procedentes de diversas fuentes multisensor, incluidos micro-UAVs, cámaras terrestres y TLS. El trabajo realiza una revisión teórica de las técnicas de medición y los conceptos involucrados en el estudio de monumentos arqueológicos, poniendo énfasis en la aplicación práctica de nuevas tecnologías para la medición 3D en el campo del mapeo del patrimonio cultural. Específicamente, se centra en este sitio del Patrimonio Cultural Mundial de la *United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization*, Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura (UNESCO) en Brasil, llevando a cabo controles de calidad para los productos generados. Este estudio subraya la importancia de integrar tecnologías avanzadas en la conservación y documentación de sitios de patrimonio significativos, proporcionando valiosas herramientas para su gestión y preservación.

Sin estar enfocado a entidades arquitectónicas, Turner et al. (2014) [114] emplean estos tipos de sensores para el registro espacial preciso multisensor pero instalados en vehículos aéreos no tripulados (UAVs). Utilizando algoritmos *Scale-invariant feature transform*, Transformación

de características invariante de escala (SIFT) para el registro de imágenes multiespectrales y térmicas, este trabajo innova en la integración de datos para el análisis del medio ambiente antártico. La precisión lograda con esta técnica demuestra su potencial para el monitoreo detallado de los lechos de musgo antárticos mediante el uso de UAVs, ofreciendo una herramienta valiosa para la investigación científica y la conservación de estos ecosistemas vulnerables.

Torres-Martínez et al. (2017) [110] apostaron por la fusión de datos para la evaluación del arte rupestre, integrando tanto datos geométricos como radiométricos mediante uso de tecnologías geomáticas avanzadas, incluyendo escáneres láser y cámaras multiespectrales. Esta combinación permite una captura detallada de datos, superando las limitaciones de las técnicas bidimensionales tradicionales que carecen de la flexibilidad y la escala necesarias para una evaluación exhaustiva. Al aprovechar las nubes de puntos generadas por estos sensores, la metodología facilita una evaluación precisa de los motivos rupestres, permitiendo una clasificación detallada de los accidentes topográficos que pueden influir en la visibilidad de las señales pintadas bajo diversas condiciones de iluminación.

Uno de los desafíos en el análisis del arte rupestre ha sido obtener diferentes puntos de vista y evaluaciones detalladas de los motivos, un obstáculo que esta metodología supera al ofrecer una nueva dimensión en el análisis del arte rupestre. Al combinar datos radiométricos, que proporcionan información sobre el cromatismo y la textura, con datos geométricos, que ofrecen una comprensión tridimensional de la forma y la estructura de las superficies, los investigadores pueden ahora evaluar de manera no destructiva los accidentes topográficos y las características que influyen en la percepción y conservación de las pinturas rupestres.

Esta aproximación novedosa no solo mejora significativamente la comprensión del arte rupestre, al evaluar cómo los accidentes topográficos afectan la visibilidad y conservación de las señales pintadas, sino que también proporciona un valor agregado significativo. La fusión de datos facilita una evaluación detallada y respetuosa de estos invaluable recursos culturales, permitiendo a los investigadores descubrir y preservar detalles que antes eran inaccesibles o difíciles de interpretar con métodos menos avanzados.

En 2017, Maguire [56] aborda la integración de una carga útil de dos sensores, específicamente el sensor de infrarrojos térmicos Tau 2 de FLIR y el sensor multiespectral MicaSense RedEdge, en sistemas de aeronaves no tripuladas dedicados a la detección remota en el sector agrícola. Se profundiza en las consideraciones clave para el diseño, desarrollo, suministro de energía, instalación y evaluación del rendimiento de este sistema integrado, enfatizando su aplicabilidad en la agricultura de precisión. La combinación de la capacidad de detección de temperatura del sensor térmico con la detección multiespectral del MicaSense RedEdge permite la obtención de datos más completos y precisos sobre el estado y la salud de los cultivos, lo que facilita la toma de decisiones informadas para el manejo eficiente de los cultivos. Esta metodología integradora promete mejorar significativamente las prácticas de monitorización y gestión agrícola mediante el aprovechamiento de tecnologías avanzadas de sensores en drones.

Pamart (2023) [78] introduce el índice de fusión por mejora multimodal como una herramienta diseñada para optimizar la fusión de datos en la reconstrucción 3D del patrimonio cultural. Este índice busca mejorar el valor interpretativo de las nubes de puntos, afrontando el reto de gestionar la desviación de densidad entre diferentes sensores. Revela así la concentración de



**Figura 1.9:** Imágenes multispectrales de una columna en el Castello del Valentino (Turin - Italia). (izquierda) Visible (RGB), (central) Infrarrojo cercano (NIR), (derecha) Infrarrojo térmico (IRT). Fuente: [1]

datos para cada punto, facilitando una interpretación mejorada de los modelos 3D generados a partir de múltiples fuentes. Además, el índice se almacena como atributos dentro de las nubes de puntos, permitiendo una visualización detallada de la variación espacial en las estrategias de digitalización multisensor aplicadas al patrimonio cultural.

La revisión realizada por Adamopoulos (2021) [1] aborda la evaluación del deterioro en el patrimonio arquitectónico y arqueológico, destacando el papel crucial del análisis termográfico y la fusión de datos en la mejora tanto del valor de los datos recopilados como de las representaciones visuales obtenidas. Se examinan técnicas de detección de corto alcance, incluidos el escaneo láser, la termografía y la captura de imágenes multispectrales, enfatizando la importancia de combinar datos de diferentes sensores para lograr una interpretación y un uso integrados (figura 1.9). Esta perspectiva multidisciplinar permite un manejo efectivo de datos científicos provenientes de múltiples fuentes, facilitando una documentación precisa del estado de conservación de estructuras históricas mediante métodos de detección no destructivos, ideales para aplicaciones de inspección y monitoreo.

Sin embargo, se señala un desafío específico relacionado con la precisión de las cámaras térmicas, que puede ser insuficiente para ciertas aplicaciones de evaluación del deterioro. La revisión sugiere que, a pesar de su accesibilidad económica, estas cámaras podrían no ser adecuadas para todas las situaciones debido a limitaciones en su precisión. Esto subraya la necesidad de un cuidadoso equilibrio entre costo y eficacia al seleccionar herramientas para el análisis termográfico, crucial en la preservación del patrimonio arquitectónico y arqueológico, asegurando que la evaluación del deterioro se realice con la máxima precisión posible.

Como las cámaras con sensores sensibles al infrarrojo térmico, o cámaras termográficas, es uno de los sensores geomáticos más empleados en los estudios de conservación y mantenimiento de edificios históricos, esta Tesis Doctoral aborda su problemática más específica: la baja

resolución espacial de este tipo de sensores.

### **Fusión entre imágenes de espectro visible e infrarrojo térmico**

La resolución de las cámaras infrarrojas térmicas es una característica crucial que determina la calidad de la imagen térmica y la precisión con la que se pueden detectar y medir las variaciones de temperatura en los cuerpos observados. Esta resolución se mide en píxeles, similar a las cámaras fotográficas digitales, pero en el caso de las cámaras térmicas, se refiere específicamente a la cantidad de detectores de temperatura (píxeles térmicos) que el sensor de la cámara contiene. Cada píxel en la imagen representa la temperatura de un área específica del objeto o escena observada, por lo que una mayor cantidad de píxeles permite una mayor definición y detalle en la imagen térmica.

La tecnología detrás de las cámaras infrarrojas térmicas ha avanzado significativamente, ofreciendo una amplia gama de cámaras, tanto para plataformas terrestres como montadas en equipos aéreos **UAV**, que se adaptan a diferentes niveles de necesidad y presupuesto, pero sorprendentemente no han habido avances en las resoluciones que se puede obtener. Para mostrarlo, en la tabla 1.1 aparecen las resoluciones de los sensores disponibles para plataformas aéreas **UAV** en el año 2014, según Stark [104].

A modo de comparación, si estudiamos la variedad de sensores termográficos disponibles en el año 2023, según aparece en la tabla 1.3 descrito por Danaci et al. [22], observamos que en el espacio temporal de una década las resoluciones geométricas de los sensores termográficos apenas ha mejorado.

Por ello, se han de desarrollar investigaciones y estudios que diseñen técnicas y métodos para mejorar la resolución de las imágenes térmicas sin depender únicamente en los sensores. Es aquí donde la fusión de datos entre imágenes de distinta sensibilidad espectral y las imágenes de infrarrojo térmico pueden ayudar en esta tarea.

La fusión de imágenes de espectro visible e infrarrojo térmico surgió de la necesidad de mejorar la resolución espacial de las imágenes térmicas. Para ello distintos investigadores comenzaron sus estudios en este campo de fusión.

Lagüela (2012) [50] aborda el desarrollo de un método para automatizar la modelización tridimensional termográfica mediante la fusión de mosaicos infrarrojos con imágenes visibles, permitiendo un análisis más detallado de estructuras. Este método implica la reducción de la resolución térmica para enfocarse específicamente en áreas críticas del edificio. Se emplea una técnica de transformación proyectiva para registrar las imágenes y extraer características relevantes, facilitando la generación de nubes de puntos que, a su vez, permiten la creación de modelos 3D texturizados con información termográfica. Así se posibilita una representación más precisa y funcional de las características térmicas de los edificios en un formato tridimensional.

El estudio de Alldieck et al. (2016) [4] explora una metodología avanzada para la fusión contextualizada de imágenes **RGB** y térmicas, específicamente diseñada para la monitorización del tráfico. Esta técnica innovadora se basa en el uso de información contextual para optimizar la combinación de datos procedentes de sensores, con el objetivo de mejorar significativamente la calidad y la eficacia de la información recopilada para aplicaciones de vigilancia y gestión

**Tabla 1.1:** Resoluciones de cámaras térmicas, de uso civil, embarcadas en UAV disponibles en 2014 (fuente: [104]). Valores en unidades de píxel

Cámara	Resolución
FLIR T450sc	320 x 240
FLIR A325as	320 x 240
Gobi-384 (Scientific)	384 x 288
ICI 7640 P-Series	640 x 480
InfraTec mobileIR M4	160 x 120
Optris PI400	382 x 288
Pearleye LWIR	640 x 480
Tamarisk 640	640 x 480
Tau 640	640 x 512
Thermal-Eye 4500AS	640 x 480
Thermoteknix Miricle 370K	640 x 480

del tráfico. La relevancia y el potencial de esta aproximación se validan a través de una serie de pruebas tanto cuantitativas como cualitativas, demostrando la capacidad de esta metodología para proporcionar una perspectiva más rica y detallada en la monitorización del tráfico, destacando su contribución significativa al avance de las tecnologías de fusión de imágenes en el campo de la detección remota y la vigilancia.

Scaioni (2017) [97] aborda la integración de la termografía infrarroja IRT y la fotogrametría visible en el análisis de paisajes construidos, demostrando que la IRT es eficaz para examinar las propiedades térmicas de edificaciones existentes. Propone una metodología que combina la IRT con modelos 3D precisos generados mediante fotogrametría SFM utilizando imágenes RGB, para el modelado geométrico y el análisis térmico. Esta integración permite una automatización en la adquisición de datos y la fusión de modelos 3D con información térmica, dirigiéndose también a la aplicación de IRT para identificar anomalías térmicas en el patrimonio cultural, facilitando así una dirección más completa para el estudio y conservación de edificios. A su vez, Maset [58] consigue la reconstrucción exitosa de modelos 3D a partir de imágenes IRT no calibradas. Para ello integra imágenes térmicas y RGB para obtener estos modelos detallados.

En 2018, Truong [112] presenta un nuevo método para la fusión automatizada de modelos 3D, utilizando datos de cámaras visibles y térmicas. Este modo de trabajo implica la alineamiento de nubes de puntos RGB e IRT de manera independiente, empleando una calibración refinada a través de un patrón de tablero de ajedrez para mejorar la precisión de la cámara térmica. El método de registro automatizado propuesto facilita una integración eficaz de las nubes de puntos RGB e IRT, demostrando una precisión significativa en el registro de ambos tipos de datos.

Simultáneamente Yang et al. [129] proponen un método para la generación de modelos térmicos 3D mediante la fusión de imágenes térmicas infrarrojas y visibles, utilizando sensores de *smartphone*.

**Tabla 1.3:** Resoluciones de cámaras térmicas disponibles en 2023 (fuente: [22]). Valores en unidades de píxel

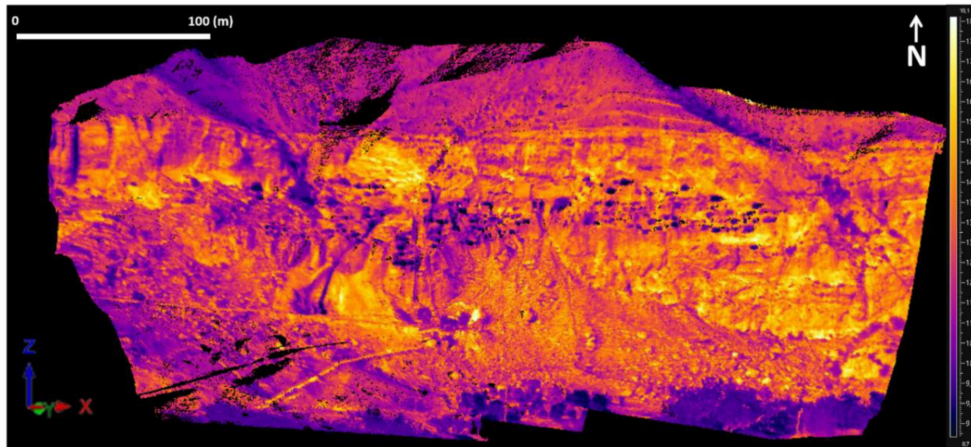
Cámara	Resolución
FLIR X6900	512 x 512
FLIR SC-620	640 x 480
Canon T1i	1024 x 768
Thermoteknix Miricle 110KS	384 x 288
GUIDIR IR300	293 x 256
NV628	720 x 576
FLIR AX65	800 x 600
Hikvision DS-2TD8166 75C2F/V2	1280 x 720
FLIR Onex	640 x 480
uEye camera	1280 x 1024
FLIR A6751 SLS	640 x 512
Sofradir EC Atom 1024	1024 x 680
FLIR Tau 2	1280 x 512

Aunque este método aproxima de manera efectiva las entidades geométricas, enfrenta desafíos como el tiempo computacional intensivo necesario para la generación de nubes de puntos y la falta de texturas detalladas en las imágenes térmicas infrarrojas de los objetos inspeccionados. Además, destaca que el software comercial disponible para la reconstrucción de modelos térmicos 3D generalmente requiere sensores específicos costosos, reiterando la intensidad del tiempo computacional requerido para este proceso.

Rocco Spremolla (2016) [93] diseña una técnica avanzada para la fusión de sensores térmicos y RGB-D, dirigida específicamente a la tarea de seguimiento de personas. Su propuesta incorpora de manera efectiva la información de profundidad para mejorar el seguimiento en situaciones de desplazamientos radiales significativos, a través de una calibración y registro precisos de las fuentes de datos combinadas RGB-D-Térmico. La metodología se basa en un algoritmo de seguimiento de personas innovador que utiliza filtros de partículas, el cual aprovecha la combinación de información proveniente de píxeles mapeados a partir de datos integrados RGB-D-T. Además, se implementa un mecanismo de escalado adaptativo del área objetivo rastreada, utilizando la información de profundidad para ajustar el tamaño del área de seguimiento en función de la distancia al objetivo, lo que resulta en una mejora significativa del rendimiento del seguimiento, especialmente en escenarios caracterizados por grandes desplazamientos radiales. Este método no solo demuestra la viabilidad de integrar múltiples tipos de datos sensoriales para el seguimiento de personas sino que también resalta el potencial de estas tecnologías fusionadas para mejorar las aplicaciones de vigilancia y seguridad.

Frodella et al. (2020) [30] presentan una metodología que integra la Termografía Infrarroja (IRT) y la fotogrametría basada en UAV, junto con datos de campo, para la conservación de

sitios culturales rupestres en Georgia. Esta aproximación permite la detección de áreas de meteorización y degradación en acantilados de toba, apoyando la implementación de obras de mitigación y estrategias de conservación sostenibles para el patrimonio cultural rupestre. El estudio ofrece una solución factible para obtener datos fiables sobre procesos de deterioro, resultando útil para el diseño de obras de estabilización, protección y planes de gestión sostenibles de sitios patrimoniales (figura 1.10).



**Figura 1.10:** Mapa tridimensional de temperatura de la superficie del monasterio de Vardzia (Gogasheni - Georgia), obtenido fusionando los termogramas individuales con la superficie de la pendiente. Fuente: [30]

La fusión de datos de imágenes térmicas con nubes de puntos para el mapeo de atributos térmicos en fachadas de edificios realizado por Lin (2019)[52] mejora significativamente la evaluación de las fachadas y la detección de fugas térmicas. Este método integra de manera efectiva imágenes térmicas y nubes de puntos 3D, permitiendo la creación de mapas térmicos detallados de fachadas de edificios. Los pasos críticos del proceso de registro incluyen la generación precisa de nubes de puntos, la extracción meticulosa de características y la calibración cuidadosa, lo que conduce a resultados con alta precisión tanto geométrica como radiométrica. Este avance en la metodología no solo permite un mapeo más preciso de la textura térmica en las fachadas de los edificios, sino que también mejora la precisión radiométrica, destacando el potencial de esta técnica para proporcionar evaluaciones más precisas y detalladas de la eficiencia energética y la integridad estructural de los edificios.

Chen et al., en su trabajo de 2016 [15], resaltan el papel fundamental de las imágenes infrarrojas en la industria y presentan una metodología de superresolución impulsada por información de color para optimizar la calidad de estas imágenes. Para ello, desarrollaron un innovador sistema multisensor junto con un conjunto de datos dedicados a facilitar la investigación en este campo. El algoritmo propuesto fue evaluado exitosamente, mostrando su capacidad para superar los desafíos de sobretextrización comúnmente asociados con técnicas de superresolución, mientras aborda eficazmente los problemas de alineación entre pares de imágenes capturadas por diferentes sensores. Además, el estudio anticipa la implementación futura de este sistema en aplicaciones de visión por computadora, lo que subraya su potencial para contribuir significativamente a los avances tecnológicos en el procesamiento y análisis de

imágenes térmicas.

### **Superresolución y *pansharpening* en termografía infrarroja**

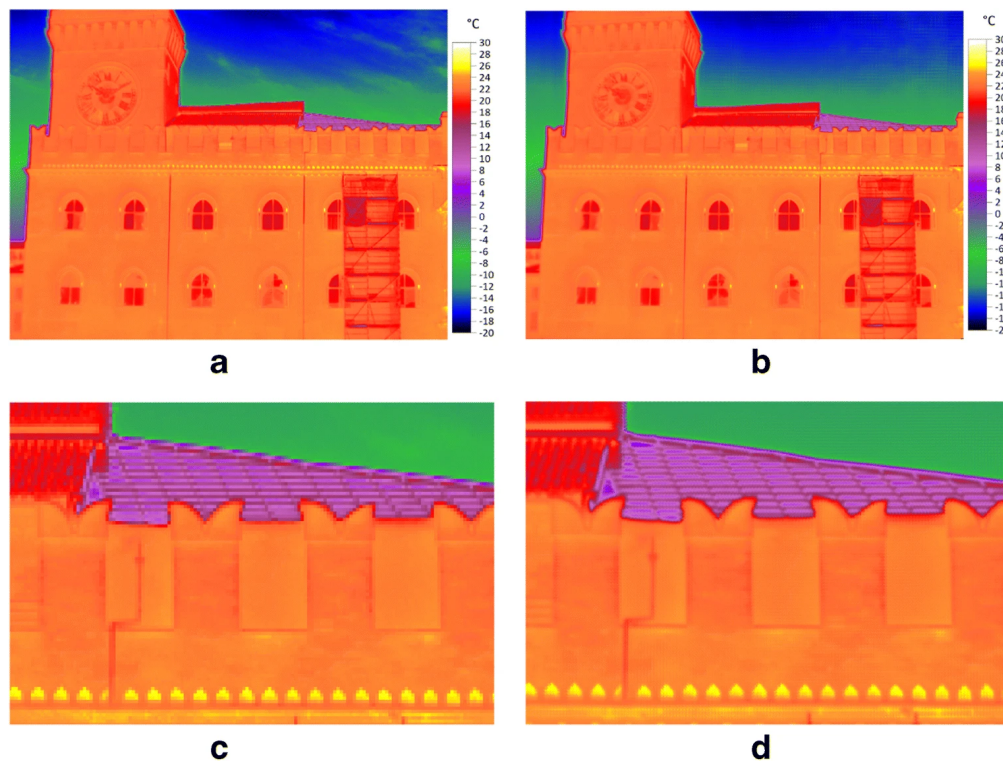
Como se ha mencionado, la fusión de datos se refiere al proceso de combinar información procedente de múltiples sensores para obtener un resultado que supera la calidad y el detalle que se podría lograr usando los sensores de manera individual. Un ejemplo claro de esta técnica es la fusión multisensorial de imágenes pancromáticas (**PAN**) y de infrarrojo térmico (**IRT**). Al fusionar imágenes **PAN**, que ofrecen alta resolución espacial pero carecen de información térmica, con imágenes **IRT**, que proveen datos importantes sobre la temperatura pero a menores resoluciones espaciales, es posible mejorar significativamente la resolución de las imágenes térmicas. Este proceso enriquece las imágenes **IRT** con el detalle y la nitidez de las imágenes **PAN**, permitiendo una visualización más detallada y precisa de las características térmicas de un objeto o área. Esta técnica de fusión abre nuevas posibilidades para aplicaciones que requieren una detección precisa de la temperatura y un análisis detallado del terreno o estructuras, como el monitoreo ambiental, la agricultura de precisión o la inspección de edificios, mejorando la toma de decisiones basada en información térmica de alta resolución combinada con la claridad espacial de las imágenes **RGB**.

En 2016, Yue [131] ofrece una revisión exhaustiva de las técnicas de superresolución de imágenes (**SR**) y sus aplicaciones, destacando el uso predominante de métodos de **SR** regularizados en la última década. Profundiza en detalles técnicos como modelos de reconstrucción, selección de parámetros, algoritmos de optimización y estrategias de aceleración, y brinda un resumen completo de las aplicaciones actuales de las técnicas de **SR**. Además, el trabajo identifica los desafíos futuros para la investigación en **SR**, enfatizando la necesidad de desarrollar métodos más avanzados y rápidos. Entre los métodos discutidos se incluyen algoritmos en el dominio de la frecuencia y el espacio, interpolación no uniforme, proyección iterativa hacia atrás, proyección sobre conjuntos convexos y algoritmos híbridos, subrayando la diversidad y complejidad del campo de la superresolución de imágenes.

El trabajo realizado por Sledz et al. en 2018 [102] estudia la aplicación de imágenes de infrarrojo térmico (**IRT**) para la generación de ortofotos y Modelos Digitales de Superficie (**DSM**), abordando específicamente los retos asociados con la baja resolución de estas cámaras **IRT**. Esta limitación de resolución geométrica impone restricciones significativas en la calidad de las reconstrucciones del **DSM**, dando lugar a errores que pueden comprometer la fiabilidad de los modelos generados. Además, el estudio subraya cómo la calidad intrínseca de las imágenes **IRT**, afectada por su resolución limitada, repercute directamente en la precisión de las ortofotos producidas, señalando un obstáculo notable en el uso de la tecnología **IRT** para tareas de mapeo y modelado tridimensional.

Estas limitaciones no solo desafían la capacidad de capturar detalles finos y precisos en las representaciones de superficies y estructuras sino que también afectan la utilidad de las imágenes **IRT** en aplicaciones que requieren un alto grado de exactitud, como la inspección de edificaciones, el análisis de características del terreno y el monitoreo ambiental. La investigación destaca la necesidad de avances tecnológicos y metodológicos que mejoren la resolución y la calidad de imagen de las cámaras **IRT**, para superar estos desafíos y expandir su aplicabilidad en diversos campos que dependen de la detección remota y el análisis espacial detallado.

La investigación realizada por Mandanici et al. en 2019 [57] introduce un avanzado algoritmo de superresolución diseñado específicamente para mejorar la resolución espacial de imágenes térmicas. Este método se distingue por su método basado en la utilización de múltiples imágenes obtenidas desde diversas posiciones, permitiendo reconstruir imágenes térmicas con una resolución espacial significativamente mayor. La validación de esta técnica, llevada a cabo a través de extensos experimentos tanto en conjuntos de datos sintéticos como en capturas térmicas reales, ha demostrado su capacidad para ofrecer mejoras sustanciales en la resolución de las imágenes térmicas comparadas con las obtenidas mediante técnicas de interpolación tradicionales, como la bicúbica. Específicamente, el algoritmo propuesto logra una reducción de las discrepancias en las imágenes reconstruidas entre un 18 % y un 25 %, evidenciando una notable eficiencia en la mejora de la calidad de las imágenes térmicas (figura 1.11). Además, el algoritmo ha sido aplicado con éxito en un estudio térmico de edificios históricos, demostrando no solo su aplicabilidad en la práctica sino también su potencial para contribuir de manera significativa en el campo de la conservación del patrimonio cultural.



**Figura 1.11:** Conjunto de imágenes térmicas sintéticas: (a) imagen térmica en resolución original, (b) misma imagen térmica con mejora de resolución, (c) y (d) Detalles de las imágenes. Fuente: [57]

El *pansharpening*, un proceso de fusión de imágenes que combina la alta resolución espacial de una imagen con la alta resolución espectral de otra, se ha convertido en una técnica indispensable en el campo del procesamiento de imágenes, especialmente en aplicaciones de detección remota y análisis geoespacial. Cuando se aplica a imágenes de infrarrojo térmico, el *pansharpening* adquiere una importancia crítica, ya que estas imágenes suelen capturarse a resoluciones espaciales más bajas en comparación con sus contrapartes en el espectro visible o

infrarrojo cercano. La necesidad de mejorar la resolución espacial de las imágenes térmicas es fundamental para una amplia gama de aplicaciones, desde el monitoreo ambiental y agrícola hasta la detección de cambios y la gestión del Patrimonio Histórico, donde los detalles finos y la precisión espacial son cruciales para la interpretación y análisis efectivos.

El proceso de *pansharpening* en imágenes de infrarrojo térmico no solo mejora la resolución espacial, sino que también potencia la utilidad de las imágenes térmicas al permitir una discriminación más detallada y precisa de características y patrones térmicos en la superficie de los cuerpos. Al aumentar la resolución de las imágenes térmicas, los investigadores y los técnicos pueden obtener una comprensión más profunda y detallada de los fenómenos térmicos, lo que facilita la toma de decisiones informadas y la implementación de estrategias de mitigación y adaptación más efectivas. Así, el *pansharpening* emerge como una herramienta esencial para enriquecer el valor informativo de las imágenes térmicas, abriendo nuevas puertas para la exploración y conservación del patrimonio cultural a través de tecnologías avanzadas de detección remota.

Numerosos trabajos han tratado de fusionar imágenes de alta resolución con otras imágenes multiespectrales de menor resolución. Palubinskas (2011) [77] presenta un Marco de Fusión General que resulta adecuado para la fusión de datos de múltiples sensores, como imágenes óptico-óptico y óptico-radar, mediante experimentos realizados con datos de WorldView-1/2 y TerraSAR-X.

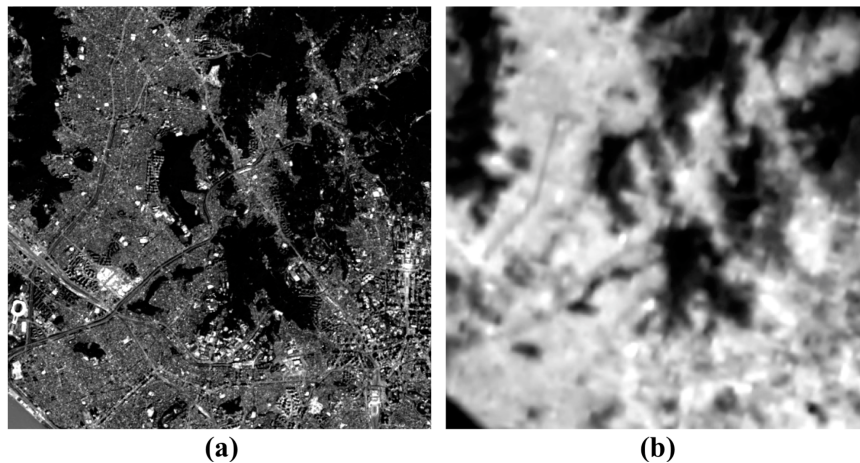
En 2015, Pohl [75] ofrece un análisis exhaustivo sobre el campo de la fusión de imágenes, abordando la problemática de las múltiples métodos y beneficios que la fusión aporta. Revisa la evolución histórica de los algoritmos de fusión y describe diversas metodologías empleadas, como la descomposición piramidal, el método *Filter-Subtract-Decimate*, *Filtrado-Sustracción-Decimación (FSD)*, pirámides morfológicas y de gradiente, el uso de redes neuronales para la fusión, y el espacio de coeficientes *wavelet* para la fusión en técnicas de resonancia magnética. Además, el estudio destaca aplicaciones de la fusión de imágenes en campos como el geoespacial, médico y de seguridad, con el objetivo de presentar los avances y el estado del arte en la investigación de fusión de imágenes.

Simultáneamente, Vivone et al. (2015) [118] realizan una exhaustiva comparación de algoritmos de *pansharpening* documentados en la literatura, clasificándolos en dos familias principales: la Sustitución de Componentes (CS) y el Análisis Multirresolución (MRA). Como ya se ha comentado, el *pansharpening*, que combina imágenes pancromáticas y multiespectrales para obtener detalles de alta resolución, es fundamental para tareas de detección remota como la detección de cambios y el reconocimiento de objetos. El trabajo compara diversos algoritmos de *pansharpening* y evalúa su rendimiento, utilizando dos procedimientos de validación y un conjunto de datos satelitales diferentes. Además, se pone a disposición de la comunidad científica una caja de herramientas en MATLAB con los algoritmos implementados.

El artículo de Vijayaraj (2004) [117] lleva a cabo un análisis detallado sobre la calidad de las imágenes obtenidas mediante diversas técnicas de *pansharpening*, evaluando su eficacia a través de métricas de rendimiento específicas. Se realiza una comparativa entre diferentes algoritmos existentes para determinar su impacto tanto en la calidad espacial como espectral de las imágenes resultantes. Se destaca que, mientras algunas técnicas como la transformada de

Brovey [100] ofrecen un excelente contraste, pueden comprometer las características espectrales de la imagen. Por otro lado, se señala que el proceso de *pansharpening*, en general, busca mejorar la resolución espacial de las imágenes sin sacrificar significativamente la información espectral. Este estudio resalta la importancia de seleccionar la técnica de *pansharpening* adecuada según los requisitos específicos de calidad espectral y espacial para aplicaciones particulares.

Respecto al caso específico de *pansharpening* de imágenes de infrarrojo térmico, Jung y Park (2014) [41] abordan esta fusión de datos de imágenes pancromáticas (PAN) y de infrarrojo térmico (IRT) de Landsat 8 (figura 1.12), con el objetivo de mejorar los detalles espaciales y la información térmica. El método propuesto emplea un factor de escala óptimo para equilibrar la mejora de detalles y la precisión de la temperatura, demostrando una fusión eficiente de resolución y datos térmicos en áreas urbanas y rurales. Esta dirección de estudio tiene aplicaciones significativas en la detección de actividad volcánica, exposición nuclear y cambios en el uso del suelo. La técnica incluye la fusión de imágenes PAN y IRT, la generación de imágenes PAN con paso bajo y paso alto, la modificación de imágenes PAN para eliminar los valores extremos, la adaptación de la imagen IRT mediante interpolación y la estimación de un factor de escala óptimo a través de las desviaciones estándar locales.



**Figura 1.12:** (a) Imagen pancromática Landsat 8, (b) imagen IRT Landsat 8 (Seul - Corea del Sur). Fuente: [41].

Liao (2015) [51] propone una innovadora metodología de fusión en dos etapas que busca integrar imágenes hiperespectrales de infrarrojo térmico de baja resolución espacial con imágenes RGB visibles de alta resolución, dirigida específicamente a mejorar los procesos de clasificación. Esta propuesta surge como respuesta a las limitaciones de los métodos de fusión previos, los cuales a menudo resultan en distorsiones tanto en el aspecto espectral como espacial de las imágenes resultantes. Mediante la implementación de un filtro guiado aplicado en dos fases dentro del dominio de Análisis de Componentes Principales (PCA), el método logra mantener intacta la riqueza de información tanto espectral como espacial, lo cual se traduce en un rendimiento superior en tareas de clasificación. La primera etapa del algoritmo implica una reducción de la resolución de la imagen RGB de alta resolución y la transferencia de detalles a la imagen de baja resolución, mientras que la segunda etapa se enfoca en el

sobremuestreo de esta imagen modificada, utilizando la imagen RGB de alta resolución original como referencia. Este procedimiento dividido en dos etapas representa una mejora significativa sobre los métodos anteriores que utilizaban un filtrado guiado en una sola fase, ofreciendo resultados experimentales prometedores en la fusión de imágenes IRT de baja resolución espacial con imágenes RGB de alta resolución espacial. La eficacia del método propuesto queda demostrada a través de experimentos con imágenes reales, destacando su potencial para enriquecer la clasificación y el análisis de imágenes en el campo del procesamiento de imágenes del patrimonio cultural y otros ámbitos relacionados.

Hemos visto hasta aquí el enorme potencial que presenta la técnica de *pansharpening* para el realce de imágenes de infrarrojo térmico (IRT), una herramienta poderosa que fusiona imágenes de alta resolución espacial con imágenes de menor resolución pero mayor información espectral, incluyendo el espectro térmico. La técnica de *pansharpening*, por lo tanto, no solo representa un avance en el procesamiento de imágenes satelitales sino que también amplía el horizonte para investigaciones y aplicaciones que dependen de la calidad y precisión de las imágenes térmicas.

#### 1.6.4 Estudio de patologías en edificios mediante sensores geomáticos

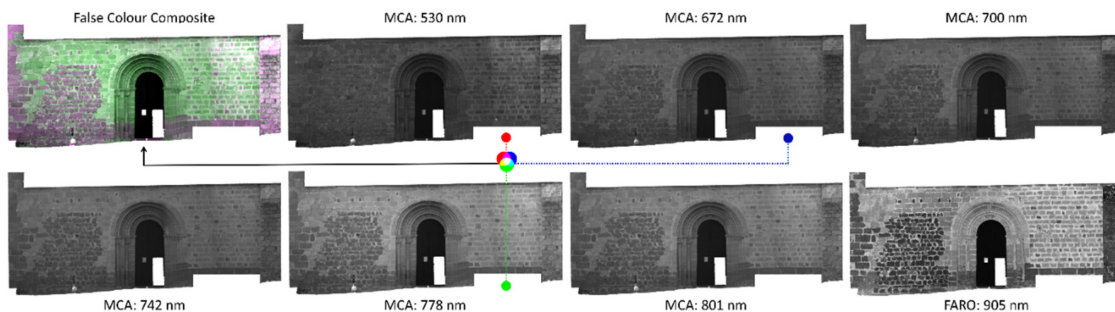
La integración de las tecnologías geomáticas en el estudio de patologías en edificios no solo mejora la capacidad de diagnóstico sino que también contribuye a la preservación del patrimonio arquitectónico. El análisis avanzado de los datos recopilados mediante sensores geomáticos posibilita una comprensión más profunda de las causas subyacentes de las patologías, lo cual es fundamental para el desarrollo de soluciones más efectivas y duraderas. Vamos a explorar las diversas aplicaciones de los sensores geomáticos en el estudio de patologías en edificios, destacando metodologías innovadoras, estudios de caso relevantes y discutiendo las perspectivas futuras de esta disciplina en la convergencia entre tecnología y conservación arquitectónica.

El estudio realizado por Del Pozo (2015) [24] aborda la problemática de la detección de patologías en edificaciones históricas, mediante la implementación de un análisis comparativo entre diversos sensores geomáticos con el objetivo de identificar aquellos más efectivos en el diagnóstico preciso de deterioros. Al integrar técnicas de adquisición de datos tanto activas como pasivas, la investigación resalta la superioridad del sensor multispectral MCA6 [39], que sobresale debido a su excepcional resolución espectral, proveyendo así una herramienta significativamente eficaz para la identificación detallada de patologías. Paralelamente, el escaneo láser emerge como la metodología predilecta, no solo por su precisión en la detección y cuantificación de las patologías, sino también por su potencial para expandir el análisis a través del aprovechamiento de datos georreferenciados, lo que abre nuevos caminos para una comprensión más profunda de los deterioros en contextos específicos.

Centrando su atención en las fachadas de los edificios históricos, su estudio utiliza una combinación de tecnologías de detección remota activas, como los escáneres láser, y pasivas, como las cámaras fotográficas, aplicando métodos de clasificación tanto supervisados como no supervisados para la detección de patologías. La evaluación de la idoneidad de los sensores

para detectar patologías se basó en criterios de resolución espacial y espectral, permitiendo así una selección informada de las herramientas más adecuadas para cada caso de estudio. Este análisis meticuloso multisensor no sólo facilitó la identificación eficaz de las patologías, sino que también proporcionó una valiosa evaluación de la capacidad y limitaciones de las tecnologías de sensores actuales en el campo de la conservación del patrimonio. La investigación de Del Pozo marca un hito importante en la intersección entre la detección remota y la conservación del patrimonio, demostrando el papel crucial de la tecnología avanzada en el diagnóstico y mantenimiento de nuestras estructuras históricas, al tiempo que señala el camino hacia futuras investigaciones que continúen explorando y perfeccionando estas metodologías.

Mas adelante, continuando con la línea de investigación iniciada, otro estudio de Del Pozo en 2016 [26] profundiza en el análisis radiométrico multispectral de fachadas para detectar patologías en edificaciones históricas, empleando tanto sensores pasivos como activos de detección remota. Este trabajo combinado hace uso de una cámara multispectral pasiva y un escáner láser terrestre activo, lo que permite una detección detallada de diversos materiales y daños presentes en las fachadas de los edificios. La metodología implementada abarca la adquisición de datos a través de ambos tipos de sensores, seguido de un preprocesamiento que incluye la filtración de datos y correcciones de la información espectral. Posteriormente, el procesamiento implica la generación de ortoimágenes (figura 1.13) y la aplicación de dos procesos de clasificación distintos, diseñados para maximizar la eficacia en la identificación de patologías.



**Figura 1.13:** Ortoimágenes de la fachada de la iglesia de San Segundo (Ávila - España) correspondientes a las distintas bandas espectrales de la cámara multispectral MCA6 y el escáner láser FARO Focus3D. Fuente: [26]

Su trabajo sugiere que la incorporación de una cámara hiperespectral o un escáner infrarrojo de onda corta (SWIR) podría potenciar aún más la capacidad de detección de patologías, destacando el papel fundamental de la tecnología de detección remota avanzada en el diagnóstico preciso y la conservación de estructuras patrimoniales. Esta exploración de métodos radiométricos multispectrales y la integración de sensores activos y pasivos subrayan la importancia de una estrategia multisensor para el análisis de patologías, promoviendo una comprensión más amplia y detallada de los desafíos que enfrentan las fachadas de edificios históricos. Al combinar diversas técnicas de detección remota, Del Pozo establece un marco metodológico sólido que no solo mejora la precisión en la identificación de patologías sino que también abre nuevas posibilidades para el monitoreo y la gestión efectiva del patrimonio arquitectónico.

El estudio de Sidiropoulos et al. (2016) [101] explora el uso del escaneo láser como una técnica avanzada que supera a los métodos tradicionales en la documentación geométrica de edificios patrimoniales, enfocándose en la detección de patologías. Seleccionando como caso de estudio los baños Gazievrenos en Giannitsa, Grecia, el trabajo introduce una herramienta basada en el Análisis de Componentes Principales (PCA) diseñada para evaluar los vectores normales de puntos individuales en nubes de puntos. Esta técnica permite identificar de manera eficiente y precisa grietas, fisuras y zonas con pérdida de material en superficies planas de mampostería. Mediante el cálculo de vectores normales a partir de las nubes de puntos, la herramienta PCA facilita la detección de anomalías estructurales, ofreciendo una estrategia a considerar para la conservación y restauración de estructuras históricas mediante la localización precisa de patologías.

El estudio de Musicco et al. (2021) [71] aborda la segmentación automática de nubes de puntos para identificar el deterioro en edificios históricos, empleando una técnica innovadora basada en aprendizaje automático no supervisado y algoritmos de agrupamiento. Esta metodología se centra en la utilización de características tanto de color como geométricas para detectar defectos en estructuras antiguas con formas irregulares. El procedimiento propuesto avanza en el análisis tridimensional de las morfologías de descomposición presentes en construcciones patrimoniales, facilitando una segmentación eficaz mediante el agrupamiento jerárquico en el espacio de color HSV y algoritmos de ajuste de modelos para elementos arquitectónicos específicos.

Sin embargo, el estudio también señala desafíos, como la dificultad de aislar alteraciones cromáticas en superficies decoradas, lo que sugiere la necesidad de probar el método en casos prácticos con diversos materiales de acabado para evaluar su eficacia y precisión. A través de la segmentación basada en la geometría, el método busca identificar elementos arquitectónicos que muestren signos evidentes de deterioro, ofreciendo así una herramienta valiosa para la conservación y restauración del patrimonio histórico. Esta investigación destaca el potencial del aprendizaje automático para revolucionar la forma en que se detectan y analizan las alteraciones en los edificios históricos, promoviendo una gestión más efectiva del patrimonio cultural.

El trabajo conjunto de Omar y Nehdi (2017) [74] introduce el uso de imágenes térmicas capturadas por vehículos aéreos no tripulados (UAV) para evaluar el estado de las cubiertas de puentes de hormigón. Esta técnica permite un monitoreo eficiente de la progresión del deterioro a través de estudios periódicos, empleando UAV equipados con cámaras térmicas de alta resolución capaces de detectar anomalías internas en las cubiertas de los puentes. La metodología destacada en este estudio ofrece una solución práctica para inspecciones frecuentes y rentables de las cubiertas de puentes, minimizando la interrupción del tráfico y mejorando significativamente la gestión del mantenimiento de infraestructuras críticas.

### 1.6.5 Conclusiones sobre el estado del arte

En conclusión, esta revisión exhaustiva del estado del arte en la literatura científica referente al ámbito de la fusión de datos geomáticos para el estudio de patologías en edificios del patrimonio histórico ha sentado una sólida base teórica y metodológica que subraya la

importancia y el potencial de estas tecnologías avanzadas en la conservación arquitectónica. Sin embargo, a pesar de los significativos avances documentados, existen aún áreas inexploradas y oportunidades para la innovación que pueden contribuir de manera crucial al campo. Este vacío identificado en la investigación actual sirve como punto de partida para el trabajo novedoso presentado en esta Tesis Doctoral, que se compone de un compendio de tres artículos científicos. Este trabajo busca no solo abordar algunas de estas lagunas sino también ampliar el conocimiento existente a través de la exploración de nuevas metodologías, la aplicación de técnicas avanzadas de análisis de datos, y el desarrollo de estrategias integradas para una comprensión más profunda y efectiva de las patologías en edificios históricos.



# Capítulo 2

## Metodología común

*Donde se da cuenta quiénes eran maese Pedro y su mono, con el mal suceso que don Quijote tuvo en la aventura del rebuzno, que no la acabó como él quisiera y como lo tenía pensado*

---

*El ingenioso hidalgo don Quijote de la Mancha.  
Segunda parte. Capítulo XXVII*

MIGUEL DE CERVANTES SAAVEDRA

Este capítulo de Metodología tiene como objetivo proporcionar una visión general y comprensiva de los métodos y técnicas empleados a lo largo de esta Tesis Doctoral. Dado que los detalles específicos de cada metodología se encuentran minuciosamente descritos en cada uno de los artículos científicos publicados, aquí nos centraremos en ofrecer una perspectiva global que permita entender la coherencia y la progresión lógica del trabajo realizado. Se presentarán los principios fundamentales que guiaron la investigación, desde la selección de los objetos de estudio y las tecnologías de adquisición de datos, hasta los métodos de procesamiento y análisis empleados. Se explicarán los criterios generales para la evaluación de resultados y se contextualizará cómo cada etapa metodológica contribuye al objetivo global de la investigación. Además, se establecerán las conexiones entre las diferentes metodologías utilizadas en cada artículo, destacando cómo se complementan y construyen sobre los hallazgos previos. Este acercamiento permitirá al lector obtener una comprensión en todo su conjunto del proceso de investigación, mientras se le dirige a los artículos publicados para obtener los detalles técnicos y procedimientos específicos de cada estudio.

Recordamos que esta tesis doctoral se centra en la fusión de datos geomáticos para mejorar el estudio de edificios, especialmente en el análisis de patologías en estructuras históricas. Los objetivos principales son:

- Evaluar los sensores geomáticos actuales.
- Implementar algoritmos de fusión de datos para obtener mejoras en los datos procedentes

del sensor.

- Desarrollar una metodología para fusionar nubes de puntos multisensor.
- Aplicar técnicas avanzadas de análisis para evaluar patologías en edificios históricos.

Esta investigación busca proporcionar herramientas y métodos innovadores que aumenten la precisión y eficacia en la documentación y conservación del Patrimonio Histórico. La metodología empleada en cada fase se ha diseñado para alcanzar estos objetivos, priorizando la aplicabilidad práctica de los resultados.

Nuestra primera parada será la mejora de resolución de imágenes termográficas fusionándolas con imágenes del espectro visible mediante técnicas de *pansharpening*. La termografía infrarroja es crucial para el análisis de edificios, pero su utilidad se ve limitada por la baja resolución de las cámaras térmicas debido a restricciones en la tecnología actual. Esta limitación dificulta la captura de detalles finos, también en la inspección de edificios históricos y la identificación precisa de defectos. Para superar este obstáculo, nuestra investigación propone adaptar algoritmos de *pansharpening*, originalmente desarrollados para imágenes satelitales, para fusionar imágenes térmicas de baja resolución con imágenes en el espectro visible de alta resolución. Esta técnica promete mejorar significativamente la calidad y utilidad de las imágenes termográficas, permitiendo una detección más precisa de anomalías térmicas, una mejor evaluación y una identificación más efectiva de patologías en edificios. Además, facilita la integración de datos térmicos con otros tipos de información geomática, lo que resulta en un análisis más completo y preciso de las estructuras arquitectónicas.

En el marco de nuestra investigación, hemos trabajado con conjuntos de imágenes térmicas de distinto origen. Estos conjuntos de datos, cuidadosamente seleccionados, representan una variedad de escenarios y condiciones. Para simular las limitaciones reales de las cámaras térmicas actuales, hemos aplicado técnicas de degradación a estas imágenes originales, generando versiones sintéticas de baja resolución que emulan las capturas típicas de los sensores térmicos disponibles en el mercado.

Con estos datos simulados de baja resolución como punto de partida, procedimos a aplicar diversos algoritmos de superresolución mediante fusión de imágenes (*pansharpening*). Cada algoritmo fue ejecutado bajo condiciones controladas, permitiendo una comparación justa y objetiva de sus rendimientos. Este proceso nos permitió generar un conjunto de imágenes térmicas mejoradas, cada una resultante de un método de superresolución diferente.

Para evaluar la eficacia de estos algoritmos de forma rigurosa y objetiva, calculamos una serie de índices de calidad cuantitativos. Estos índices, ampliamente reconocidos en el campo del procesamiento de imágenes, nos proporcionaron métricas precisas para medir la mejora en la resolución, la preservación de detalles y la fidelidad general de las imágenes procesadas en comparación con las térmicas originales a su resolución original. Este estudio cuantitativo nos permitió no solo identificar los algoritmos más efectivos, sino también comprender en detalle las fortalezas y debilidades de cada método en el contexto específico de la mejora de imágenes térmicas para el análisis de edificios.

La mejora de resolución de imágenes térmicas no solo es deseable, sino que se vuelve imprescindible en el contexto de la generación de nubes de puntos térmicas. Las imágenes térmicas

por su baja resolución a menudo resultan inadecuadas para los algoritmos de reconstrucción fotogramétrica, que requieren un alto nivel de detalle para funcionar de manera efectiva. En muchos casos, la fotogrametría falla al intentar procesar imágenes térmicas lo que impide la creación de nubes de puntos de estos sensores.

La incapacidad de generar nubes de puntos térmicas fiables limita significativamente el potencial de la termografía en aplicaciones avanzadas como la documentación detallada de edificios históricos.

Por lo tanto, nuestra investigación sobre la mejora de resolución de imágenes térmicas mediante algoritmos de *pansharpening* no solo busca mejorar la calidad visual de estas imágenes, sino que también tiene como objetivo secundario posibilitar la generación confiable de nubes de puntos termográficas. Esta capacidad ampliará considerablemente el alcance y la utilidad de la termografía en el campo de la Geomática aplicada al estudio y conservación de edificios.

En un paso siguiente, nos propondremos desarrollar una metodología que mediante la fusión de datos permita avanzar en el estudio de edificios y sus patologías. Estos datos geomáticos vendrán expresados por nubes de puntos procedentes de distintos sensores .

La fusión de datos geomáticos multisensor expresados por nubes de puntos representa un avance significativo en la integración y análisis de información espacial tridimensional. Nuestra técnica permite combinar datos provenientes de diversos sensores, como por ejemplo escáneres láser terrestres y aéreos, cámaras fotográficas, cámaras multiespectrales y sensores térmicos, en una única representación cohesiva y rica en información.

En este proceso, las nubes de puntos generadas por diferentes sensores se unifican en un solo conjunto de datos coherente: los vóxeles multiespectrales. Cada punto de cada nube no solo contiene información sobre su posición espacial (coordenadas X, Y, Z), sino que también puede incorporar datos adicionales como intensidad, color, temperatura, o cualquier otro atributo capturado por los sensores utilizados. Esta integración permite una representación más rica y detallada del edificio, superando las limitaciones individuales de cada sensor.

La fusión de estas nubes de puntos multisensor no solo aumenta la densidad y completitud de la información espacial, sino que también enriquece cada vóxel con múltiples atributos. Esto permite un análisis más completo y preciso de las estructuras arquitectónicas, facilitando la documentación detallada y detección de patologías en el Patrimonio Histórico. Además, esta técnica de fusión mejora la capacidad de interpretar y comprender complejas estructuras tridimensionales, ofreciendo nuevas posibilidades en el campo de la conservación y el estudio de estos edificios.

Para aplicar nuestro concepto innovador de vóxel multiespectral, llevamos a cabo una toma de datos centrada en un elemento arquitectónico: un muro de carácter histórico. Este muro se convirtió en el objeto ideal para poner a prueba las potencialidades de nuestra nueva metodología de fusión de datos mediante voxelización multiespectral.

En el proceso de recopilación de datos empleamos los sensores geomáticos disponibles: cámaras fotográficas de distinta sensibilidad espectral. Cada sensor, aplicando una serie de filtros ópticos, proporcionó una nube de puntos única, capturando diferente información espectral del muro. Estas nubes de puntos individuales, cada una con sus características específicas, se

fusionaron en nuestra estructura de vóxeles multiespectrales.

Esta metodología nos permitió integrar en cada vóxel información diversa como geometría precisa, “color” y datos espectrales. La fusión de estos datos heterogéneos en una estructura unificada nos brindó la oportunidad de evaluar minuciosamente las fortalezas y debilidades de los vóxeles multiespectrales. Pudimos analizar su eficacia en la gestión de datos de diferentes resoluciones y la capacidad de integrar información aparentemente dispar en un formato coherente y útil para el posterior análisis.

En la fase final de nuestra investigación, aplicamos nuestra metodología de fusión de datos geomáticos multisensor al estudio integral de un edificio histórico: la Iglesia Visigoda de Santa Maria de Melque. Esta aplicación a gran escala nos permitió evaluar la eficacia de nuestra técnica en un contexto real y complejo.

Ejecutamos una minuciosa campaña de adquisición de datos, empleando de forma individual una variedad de sensores, cada uno aportando su información espectral característica. Utilizamos cámaras fotográficas terrestres con filtros específicos para capturar datos en el espectro visible, infrarrojo cercano y ultravioleta. Desplegamos vehículos aéreos no tripulados (UAV) para obtener una perspectiva aérea única. Implementamos escáneres láser terrestres, que proporcionaron una precisa representación geométrica tridimensional. Y a su vez, empleamos cámaras termográficas para registrar la huella térmica del edificio. Cada sensor operó de manera independiente, generando nubes de puntos con información distinta. Esta estrategia nos permitió compilar un compendio de información geomática excepcionalmente diverso y detallado, ideal para evaluar nuestra metodología de fusión de datos y para realizar un análisis exhaustivo de las patologías constructivas del edificio histórico en cuestión.

Tras el procesamiento exhaustivo de los datos de cada sensor, aplicaremos nuestra metodología de voxelización multiespectral para integrar toda esta información heterogénea en una estructura unificada y coherente. Esta fusión de datos en vóxeles multiespectrales creará un conjunto de datos rico y complejo, ideal para la aplicación de técnicas avanzadas de análisis. Utilizaremos este conjunto de datos fusionados como base para implementar algoritmos de aprendizaje profundo: los mapas auto organizados (SOM). Estos algoritmos nos permitirán explorar y analizar las complejas relaciones entre los diferentes tipos de datos espectrales y espaciales contenidos en los vóxeles. La aplicación de estas técnicas de inteligencia artificial nos proporcionará nuevas perspectivas sobre el edificio histórico, pudiendo revelar patrones y correlaciones que no serían evidentes con métodos de análisis tradicionales.

Utilizaremos esta técnica innovadora para detectar y analizar posibles patologías constructivas que pudieran estar presentes en el edificio. La capacidad de los vóxeles multiespectrales para integrar datos de diversos sensores, combinada con el poder analítico de los mapas auto organizados, nos permitirá realizar un examen exhaustivo y preciso de la estructura. Esperamos que esta aproximación revele patrones sutiles y anomalías que podrían indicar la presencia de problemas como humedades y otras alteraciones. Este análisis no solo contribuirá al conocimiento específico sobre el estado de conservación de Santa María de Melque, sino que también demostrará la eficacia de nuestra metodología para el estudio y preservación de edificios patrimoniales complejos mediante la fusión de datos geomáticos multisensor.

En los capítulos siguientes, exponemos y analizamos en detalle los artículos científicos publi-

cados como parte de esta Tesis Doctoral. Posteriormente, se presenta una discusión general que sintetiza y contextualiza los hallazgos principales. El trabajo culmina en ese capítulo con las conclusiones extraídas del estudio en su conjunto, seguido de una exploración de las prometedoras líneas de investigación futuras que emergen de nuestros resultados y observaciones.



## Capítulo 3

# Mejora de la resolución en imágenes térmicas infrarrojas utilizando algoritmos de *pansharpening*.

*The sailor can not see the north, but knows the  
needle can.*

No puede el marinero ver el norte, pero sabe que la  
aguja sí.

---

*Selected Letters.*  
EMILY DICKINSON

En detección remota y más concretamente en uno de sus campos de estudio, el análisis de imágenes, el avance tecnológico ha abierto nuevas herramientas para la exploración y conservación del patrimonio histórico a través de imágenes térmicas infrarrojas. No obstante, una barrera significativa en la utilización plena de estas imágenes es su limitada resolución, dictada por restricciones técnicas inherentes a los sensores térmicos, como ya hemos expresado. Este obstáculo no solo impide una detallada documentación y análisis de estructuras históricas, sino que también limita su aplicación en campos como la agricultura de precisión, la gestión de recursos naturales, y la monitorización ambiental.

La resolución de las cámaras infrarrojas térmicas es un aspecto clave que determina la calidad y el detalle de las imágenes térmicas que pueden capturar. Recordemos que esta resolución se mide en píxeles, al igual que las cámaras fotográficas digitales. En el caso de las cámaras térmicas, la resolución se refiere específicamente a la cantidad de detectores de temperatura (microbolómetros, en la tecnología actual más empleada) que el sensor de la cámara contiene. Cada píxel en la imagen representa la temperatura de un área específica del objeto o escena observada, por lo que una mayor cantidad de píxeles permite una mayor definición y detalle en la imagen térmica.

Dada la creciente disponibilidad y la versatilidad de los UAV para la recopilación de datos en áreas de difícil acceso o en zonas delicadas como los lugares del Patrimonio Histórico, este estudio se presenta en un momento oportuno. La investigación se centra en la adaptación y evaluación de diversos algoritmos de *pansharpening* para determinar su eficacia en la mejora de la resolución de imágenes térmicas infrarrojas, una herramienta invaluable para la detección de patologías en edificaciones antiguas.

A través de una metodología rigurosa, se presenta un primer artículo, publicado en la revista *Sensors* en el año 2021. En este artículo comparamos varios algoritmos de *pansharpening* aplicándolos a conjuntos de datos específicos capturados por UAV, evaluando cuantitativamente su rendimiento mediante métricas de calidad de imagen reconocidas. Esta aproximación no solo ofrece avances sobre la técnica de *pansharpening* más adecuada para imágenes térmicas infrarrojas sino que también establece un precedente para futuras investigaciones y aplicaciones prácticas en el campo de la detección remota y la conservación del patrimonio cultural, como así demuestran las citas que ya tiene a pesar de su reciente publicación.

## 3.1 Estado del arte

### 3.1.1 Limitaciones en las imágenes térmicas infrarrojas

El uso de cámaras térmicas (sensibles a la parte infrarroja de onda larga del espectro electromagnético) se ha extendido considerablemente, enfrentándose a una limitación crítica en términos de resolución, como ya se ha comentado. Las cámaras térmicas más avanzadas en la actualidad apenas superan la frontera del megapíxel (tabla 1.3) debido a restricciones técnicas asociadas con la miniaturización de los microbolómetros [44], los cuales son los elementos que reaccionan a las ondas térmicas infrarrojas. La miniaturización impacta inversamente en la relación señal-ruido, lo que sugiere que, a corto y medio plazo, la resolución de los sensores térmicos no igualará la de otros sensores que operan en rangos de espectro visible y cercano al infrarrojo [131].

Los algoritmos de *pansharpening*, tradicionalmente empleados para fusionar imágenes pancromáticas con imágenes multispectrales de plataformas satelitales y así mejorar su resolución, se evalúan en profundidad en este artículo científico [88] para su aplicación en el realce de imágenes térmicas infrarrojas capturadas, en este caso particular, por vehículos aéreos no tripulados (UAV).

Los algoritmos de *pansharpening* desde la década de 1970 fueron diseñados en su origen para mejorar la resolución de imágenes multispectrales utilizando imágenes pancromáticas capturadas por sensores montados en satélites.

Aunque se han realizado intentos previos para fusionar imágenes térmicas y RGB para mejorar la resolución térmica mediante el uso del algoritmo de *pansharpening* IHS [50, 46], aún hay espacio para explorar más a fondo el potencial de otros algoritmos en este campo. En contraposición a los algoritmos de *pansharpening*, también se está explorando el uso de técnicas de aprendizaje profundo [5], aunque estas requieren una fase de entrenamiento y pueden no generalizarse adecuadamente en todas las situaciones.

## 3.2 Objetivos

Los objetivos de este estudio se centran en la evaluación y aplicación de algoritmos de *pansharpening* para mejorar la resolución de imágenes térmicas infrarrojas, en particular, capturadas por vehículos aéreos no tripulados (UAV). Los objetivos principales, concretamente, se pueden desglosar de la siguiente manera:

1. Explorar el potencial de los algoritmos de *pansharpening* sobre imágenes termográficas: evaluar cómo los algoritmos de *pansharpening*, originalmente diseñados para fusionar imágenes pancromáticas con imágenes multiespectrales de plataformas satelitales, pueden aplicarse a imágenes térmicas infrarrojas. Esto implica adaptar y optimizar estos algoritmos para mejorar la resolución de las imágenes térmicas, superando las limitaciones técnicas inherentes a los sensores térmicos.
2. Realizar una evaluación cuantitativa de los métodos de *pansharpening* sobre imágenes térmicas: mediante una metodología de análisis cuantitativo, comparar diferentes algoritmos de *pansharpening* para identificar cuál ofrece los mejores resultados en términos de resolución y calidad de imagen. Las métricas de evaluación incluyen el *Root Mean Squared Error*, Raíz del error cuadrático medio (RMSE), el índice *Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse*, Error relativo global adimensional de síntesis (ERGAS), el Mapa de Ángulo Espectral (SAM), la Relación Señal a Ruido (PSNR) y el Índice de Calidad Universal (UQI).
3. Avance metodológico en la fusión de imágenes térmicas: aspira a contribuir al avance metodológico en el ámbito de la fusión de imágenes térmicas infrarrojas, ofreciendo una base sólida para futuras investigaciones y aplicaciones prácticas que requieran la mejora de la resolución de imágenes térmicas.
4. Contribución a la documentación del patrimonio: aunque el estudio tiene aplicaciones en varios campos, un último objetivo es demostrar la utilidad de los algoritmos seleccionados para la fusión de imágenes térmicas en UAV con otras imágenes de diferentes sensores, específicamente en el contexto de la documentación y conservación del patrimonio cultural y histórico.

En resumen, el estudio propone avanzar en la tecnología de imagen térmica infrarroja, superando sus limitaciones actuales mediante la aplicación de algoritmos de *pansharpening* para producir imágenes de mayor resolución y calidad. Siguiendo esta dirección, el estudio busca abrir nuevas posibilidades en la conservación del patrimonio histórico y otras aplicaciones importantes, mejorando significativamente las herramientas disponibles para los profesionales en estos campos.

## 3.3 Conjunto de datos

En este estudio se utilizaron dos conjuntos de datos distintos para evaluar la efectividad de los algoritmos de *pansharpening* aplicados a imágenes térmicas infrarrojas. Estos conjuntos de datos fueron seleccionados cuidadosamente para representar diferentes contextos y condiciones de captura, permitiendo una evaluación comprensiva de los algoritmos bajo estudio. Se trata

de:

- Conjunto de Datos FLIR ADAS: este conjunto de datos fue diseñado originalmente para suministrar imágenes térmicas y un conjunto de imágenes RGB para entrenar y validar redes neuronales para la detección de objetos. Ofrece imágenes térmicas y RGB capturadas simultáneamente, lo que lo hace ideal para aplicar métodos de *pansharpening*.

Las imágenes térmicas fueron capturadas con una cámara térmica FLIR Tau2. Las imágenes RGB fueron adquiridas con una cámara FLIR BlackFly a  $1280 \times 512$  píxeles. Ambas cámaras estaban montadas en un vehículo, capturando escenas de calles y carreteras en Santa Bárbara (California, Estados Unidos), bajo condiciones de cielo claro durante el día y la noche. Fue necesario realizar un alineamiento previo de las imágenes térmicas y RGB debido a las diferencias en lentes y resoluciones, empleando un algoritmo de transformación afín [49].

- Conjunto de Datos Illescas UAV: para complementar el conjunto de datos FLIR ADAS y probar los algoritmos en un contexto específicamente relacionado con UAV, se capturaron imágenes sobre un edificio industrial en Illescas (Toledo, España). Este conjunto de datos fue diseñado para evaluar y contrastar con el primero, centrándose en su aplicación específica a UAVs.

El UAV estaba equipado con dos sensores: un sensor RGB CMOS 4K con una resolución de  $3840 \times 2160$  píxeles y un sensor térmico infrarrojo de microbolómetro VOx no refrigerado con una resolución de  $640 \times 512$  píxeles. Las bandas espectrales de las imágenes térmicas oscilaban entre 7.5 y 13.5 micrómetros, con una sensibilidad de temperatura de 50 mK. Al igual que con el conjunto de datos FLIR ADAS, tuvimos que calcular una transformación afín para alinear las imágenes térmicas y RGB antes de proceder con el algoritmo de *pansharpening*.

Ambos conjuntos de datos representan escenarios realistas y desafiantes para la aplicación de técnicas de *pansharpening*, dadas las diferencias inherentes en la resolución y las características espectrales entre las imágenes térmicas y las imágenes RGB. El conjunto de datos FLIR ADAS brinda un contexto urbano y terrestre para la evaluación, mientras que el conjunto de datos UAV de Illescas ofrece una perspectiva aérea de un entorno industrial, ampliando así el alcance de la aplicación y la relevancia de los algoritmos de *pansharpening* evaluados en el estudio.

### 3.4 Metodología

La metodología expuesta en el artículo se diseñó meticulosamente para evaluar el potencial de los algoritmos de *pansharpening* en la mejora de la resolución de imágenes térmicas infrarrojas. Esta metodología integra varios pasos clave, desde la selección de algoritmos y conjuntos de datos hasta el análisis cuantitativo mediante métricas de calidad específicas. A continuación, se detalla la metodología empleada:

### 3.4.1 Selección de algoritmos de *pansharpening*

El estudio comienza con la selección de algoritmos de *pansharpening* pertenecientes a dos familias principales: *Component Substitution* (CS) y *Multiresolution Analysis* (MRA). Cada familia de algoritmos aborda la fusión de imágenes desde diferentes perspectivas, ya sea mediante la sustitución de componentes de color o a través del análisis de la información espacial en múltiples resoluciones.

Entre los algoritmos evaluados se incluyen técnicas ampliamente reconocidas como IHS, PCA, BDSL, GS, PRACS, HPF, SFIM, INDUSION, MTF-GLP y varias variaciones de MTF, que seguidamente se resumen:

- *Intensity-Hue-Saturation* (IHS): Primero, las bandas de baja resolución se transforman del espacio de color RGB al espacio IHS (Intensidad, Tonalidad, Saturación). Esta transformación se realiza porque el espacio IHS representa mejor la percepción humana del color, donde la intensidad refleja el brillo de la imagen, "Hue" (tonalidad) el color propiamente dicho, y la saturación la pureza del color.

Posteriormente la componente de intensidad (I) en el espacio IHS de la imagen de baja resolución se reemplaza por la imagen pancromática de alta resolución. La idea es que la imagen pancromática, siendo de alta resolución, aporta una mayor definición espacial que mejora la componente de intensidad de la imagen final.

Finalmente, la imagen resultante con la nueva componente de intensidad se transforma de vuelta al espacio de color original (RGB o el correspondiente al sistema de imágenes multispectrales) para obtener la imagen fusionada [113].

- *Principal Component Analysis* (PCA): basado en las componentes principales de las imágenes. El PCA transforma el conjunto original de bandas multispectrales en un nuevo conjunto de variables linealmente independientes (componentes principales) que son ortogonales entre sí. La primera componente principal suele contener la mayor parte de la variación (información) presente en las imágenes originales. Esta primera componente principal se reemplaza por la imagen pancromática de alta resolución. Esto se hace bajo la suposición de que la imagen pancromática, al tener alta resolución espacial, puede aportar una mejor definición a la imagen fusionada. Para finalizar se realiza una transformación inversa para reconstruir las bandas multispectrales originales pero ahora con una componente que contiene información espacial mejorada [14].
- *Band-Dependent Spatial-Detail* (BDSL): el primer paso involucra extraer los detalles espaciales de alta resolución de la imagen pancromática. Esto se logra mediante el cálculo de una versión degradada de la imagen pancromática para cada banda, permitiendo una comparación directa entre la información espacial contenida en la imagen pancromática y la información espectral de las bandas multispectrales. A diferencia de otros métodos que aplican un único factor de ajuste o modificación a todas las bandas, el BDSL calcula factores de ponderación específicos para cada banda multispectral. Estos factores se determinan en función de la correlación entre la imagen pancromática y cada banda multispectral, lo que permite una integración más precisa de los detalles espaciales en cada banda específica. Con los factores de ponderación calculados, se ajustan y añaden

los detalles espaciales extraídos a las correspondientes bandas multiespectrales [34].

- Gram Schmidt (GS) [48]: primero, se simula una banda pancromática de las imágenes de baja resolución disponibles mediante una combinación ponderada de sus bandas. Esta simulación actúa como un aproximado de baja resolución de la imagen pancromática real. A continuación, se aplica el proceso de ortogonalización de Gram-Schmidt a las bandas multiespectrales junto con la imagen pancromática real. El primer paso de este proceso reemplaza la banda simulada con la imagen pancromática de alta resolución. Después, se ajustan las bandas multiespectrales restantes para que sean ortogonales a esta nueva *banda* incorporada, preservando así la información espectral mientras se mejora la resolución espacial. Las bandas ortogonalizadas se combinan para generar las imágenes multiespectrales de alta resolución.
- *Partial Replacement Adaptive Component Substitution* (PRACS)[17] : similar a otros métodos de sustitución de componentes, PRACS involucra inicialmente la extracción de componentes significativos, seguido de un ajuste adaptativo de la contribución espectral de cada banda para alinearla más estrechamente con la imagen pancromática en términos de detalle e intensidad. La fusión se realiza combinando estos componentes ajustados con la imagen pancromática, resultando en una imagen final que preserva las características espectrales originales de la imagen multiespectral mientras incorpora una resolución espacial mejorada. PRACS es especialmente útil por mantener gran fidelidad espectral y mejorar el detalle espacial.
- *High-Pass Filtering* (HPF): se aplica un filtro de paso alto a la imagen pancromática para extraer los detalles espaciales finos, como bordes y texturas. El filtro de paso alto atenúa las bajas frecuencias mientras amplifica las altas frecuencias, resaltando así los detalles finos de la imagen. Los detalles de alta frecuencia obtenidos se suman directamente a las correspondientes imágenes multiespectrales. Este proceso se realiza para cada banda multiespectral individualmente, lo que mejora su resolución espacial incorporando los detalles espaciales de la imagen pancromática. Tras la suma de los detalles de alta frecuencia, es posible que sea necesario realizar ajustes de intensidad para asegurar que la fusión no altere el balance espectral general de las imágenes multiespectrales. Estos ajustes ayudan a mantener la fidelidad espectral de la imagen resultante [14].
- *Smoothing Filter-based Intensity Modulation* (SFIM) [53, 119]: Primero, se aplica un filtro de suavizado a la imagen pancromática de alta resolución. El objetivo de este paso es homogeneizar la resolución de la imagen pancromática con la de las imágenes multiespectrales, suavizando los detalles de alta resolución para que se correspondan más estrechamente con la escala de detalle presente en las imágenes multiespectrales. Después, se modifica la intensidad de las imágenes multiespectrales mediante la imagen pancromática suavizada. Esto se hace ajustando la intensidad de las imágenes multiespectrales para reflejar los detalles espaciales y las variaciones de intensidad presentes en la imagen pancromática. La modulación se realiza de manera que se preserva la información espectral de las imágenes multiespectrales mientras se mejora su resolución espacial. A veces, puede ser necesario realizar ajustes finales para asegurar que la fusión no haya alterado el balance espectral de las imágenes multiespectrales. Este ajuste puede implicar la calibración de los niveles de intensidad para mantener la fidelidad espectral.

- *Decimated Wavelet Transform* (INDUSION) [42]: tanto la imagen pancromática como las imágenes multiespectrales se descomponen utilizando la transformada *wavelet*. Este proceso divide cada imagen en varios subconjuntos o bandas, representando diferentes niveles de detalle y orientaciones (como aproximación, detalles horizontales, verticales y diagonales). La decimación reduce el número de coeficientes en cada nivel de descomposición, simplificando el análisis y la reconstrucción de la imagen. Esto es clave en la gestión de la resolución espacial y la integración de detalles de alta frecuencia sin sobrecargar el proceso de fusión con información redundante o irrelevante. Los coeficientes *wavelet* de la imagen pancromática y de las imágenes multiespectrales se combinan para fusionar la información espacial y espectral. Finalmente, se aplica la transformada *wavelet* inversa a los coeficientes *wavelet* fusionados para reconstruir la imagen multiespectral con mejor resolución espacial. Este paso integra los detalles de alta resolución de la imagen pancromática con la información espectral de las imágenes multiespectrales.
- *Modulation Transfer Function - Generalized Laplacian Pyramid* (MTF-GLP): El método *Generalized Laplacian Pyramid*, Pirámide laplaciana generalizada (GLP) para la fusión de imágenes es una técnica avanzada que se basa en una extensión de la pirámide laplaciana, diseñada para mejorar la resolución espacial de imágenes multiespectrales mediante la incorporación de detalles de una imagen pancromática de alta resolución. La pirámide laplaciana es una herramienta que descompone una imagen en varios niveles de detalle, permitiendo manipular estas capas individualmente antes de recombinarlas para crear una imagen final con características mejoradas. El GLP se usa en combinación con la función de transferencia de modulación (MTF). La MTF se utiliza para evaluar y optimizar la calidad de las imágenes resultantes, enfocándose en la capacidad del sistema para preservar la nitidez y los detalles finos.

En este artículo se han analizado diversas variantes de MTF-GLP :

1. MTF-GLP: Pirámide laplaciana generalizada (GLP) con filtro de transferencia de modulación (MTF) con modelo de inyección unitaria.
2. MTF-GLP-HPM: GLP con filtro MTF y modelo de inyección multiplicativa
3. MTF-GLP-HPM-PP: GLP con filtro ajustado MTF, modelo de inyección multiplicativo y postprocesado
4. MTF-GLP-ECB: MTF-GLP con algoritmo de modelo basado en el contexto mejorado (ECB)

Como podemos ver, se han escogido una serie de algoritmos de *pansharpening*, cada uno con sus ventajas e inconvenientes [88]. Con nuestra metodología realizaremos su análisis cualitativo:

### 3.4.2 *Pansharpening* y su evaluación cuantitativa

La metodología central del estudio involucra la aplicación de los algoritmos de *pansharpening* seleccionados (sección 3.4.1) a las imágenes térmicas y RGB preparadas, seguida de

una evaluación cuantitativa de los resultados. Para esto, se generaron imágenes de pseudo-multiespectrales (PS-MS) a partir de las imágenes térmicas mediante la combinación de la información térmica y RGB. Después, los algoritmos de *pansharpening* se aplicaron para fusionar estas imágenes PS-MS de baja resolución con las imágenes RGB de alta resolución, buscando mejorar la resolución de las componentes térmicas.

Se describe aquí la metodología diseñada para la evaluación de los distintos algoritmos de *pansharpening* descritos:

1. Imagen Pseudo-Multiespectral (PS-MS)

Las imágenes multispectrales están formadas por bandas que capturan diversas secciones del espectro electromagnético. En estas imágenes, las bandas habituales corresponden a colores del espectro visible, es decir, rojo, verde y azul. También pueden incluir bandas específicas del espectro infrarrojo, tales como el infrarrojo cercano (NIR), el infrarrojo de onda corta (SWIR), además del infrarrojo de onda larga (LWIR), que se asocia con la imagen térmica. Así, una imagen multispectral puede definirse como una amalgama de múltiples imágenes (generalmente de 3 a 15), cada una representando distintos segmentos del espectro o “colores”.

Para el procesamiento de imágenes térmicas, se suelen emplear diversas técnicas de máscaras o escalas de color para generar una imagen en falso color, lo que simplifica el análisis visual y facilita la interpretación por parte de los usuarios. La escala de colores más utilizada para estas imágenes distingue las temperaturas bajas con colores fríos, como el azul y el violeta, y las altas con colores cálidos, como el amarillo, naranja y rojo. Esta representación artificial, aunque derivada de la imagen original en escala de grises, es clave en la creación de nuestra imagen pseudo-multiespectral (PS-MS), la cual se estructura con cuatro bandas: tres provenientes de la imagen en falso color (rojo, verde y azul) y una cuarta que corresponde a la imagen térmica original en escala de grises.

2. Obtención de la imagen de baja resolución (PS-MS\_LR)

Para preparar esta imagen para el proceso de *pansharpening*, se aplica un algoritmo piramidal gaussiano, el cual reduce la escala de la imagen con un factor específico (ratio = 4,  $\sigma = 4/3$ ), para simular una disminución en la resolución (*downsampling*).

3. Alineamiento con imágenes del espectro visible

Para el alineamiento, es crucial que las imágenes RGB capturadas en el espectro visible tengan un campo de visión comparable con la imagen térmica original. Este paso implica el cálculo de una transformación afín mediante la identificación de puntos comunes entre las imágenes térmica y RGB. Se emplean algoritmos de alineación basados en características, que utilizan detectores de puntos clave y descriptores invariantes locales, siendo el algoritmo ORB [96] uno de los utilizados para calcular los parámetros de esta transformación.

4. Creación de la imagen pancromática (PAN).

Las bandas RGB de la imagen del espectro visible deben transformarse en una única banda en escala de grises. Esta imagen, conocida como imagen pancromática (PAN),

simula lo que se capturaría con un sensor específico de amplio rango espectral (400–700 nm). La imagen PAN es fundamental para el proceso de *pansharpening*, ya que actúa como la base de alta resolución sobre la cual se mejoran las imágenes de baja resolución.

5. Preparación de imágenes para el *pansharpening*

La imagen PAN, que ahora posee una resolución mejorada (640x480 píxeles), se utiliza como referencia para aumentar la resolución de la imagen PS-MS de baja resolución mediante técnicas de *pansharpening*. Antes de aplicar estos algoritmos, es necesario ajustar la resolución de las imágenes de baja resolución (PS-MS\_LR) para que coincidan con la de la imagen PAN. Este ajuste se logra mediante un método de interpolación por vecino más cercano, produciendo una imagen PS-MS de alta resolución preliminar (PS-MS\_HR').

6. Aplicación de algoritmos de *pansharpening*

Una vez que las resoluciones se han igualado, se aplican los algoritmos de *pansharpening* seleccionados para obtener una imagen PS-MS de alta resolución (PS-MS\_HR\*). Esta imagen resultante está compuesta por las tres bandas de colores falsos RGB, derivadas del procesamiento de la imagen térmica, y una banda correspondiente a la imagen térmica original en escala de grises. Este paso mejora significativamente la resolución y la claridad de la imagen final, facilitando una mejor interpretación y análisis.

7. Análisis comparativo de las imágenes finales

Finalmente, la imagen PS-MS\_HR\* obtenida se divide en dos: una imagen de colores falsos y otra térmica. Este desglose permite realizar un análisis detallado y comparativo con la imagen pseudo-multiespectral original, evaluando la efectividad de los algoritmos de *pansharpening* empleados. Se examina la fidelidad de la reproducción de detalles, la precisión de la información térmica representada, y se evalúa la mejora en la resolución y la utilidad de las imágenes resultantes para aplicaciones específicas.

Este flujo de trabajo detallado (figura 3.1) no solo optimiza la resolución y claridad de las imágenes térmicas para su análisis, sino que también facilita una interpretación más precisa de los datos térmicos al incorporar información adicional del espectro visible e infrarrojo, potenciando así su aplicabilidad

### 3.4.3 Protocolo de Wald

El Protocolo de Wald [121] es una metodología establecida por Lucien Wald y sus colegas para la evaluación objetiva de la calidad de las imágenes fusionadas, especialmente relevante en el ámbito de la detección remota. Este marco de trabajo enfatiza la importancia de preservar la información espectral original de las imágenes multispectrales tras la fusión, y evalúa la mejora de la resolución espacial que dicha fusión aporta. A través de métodos cuantitativos y la comparación con imágenes de referencia, el protocolo mide la fidelidad espectral y la mejora espacial.

El protocolo de Wald ha sido adoptado ampliamente en la comunidad científica para comparar distintas técnicas de fusión de imágenes, guiando a los investigadores y profesionales en la

elección del método más adecuado según la aplicación específica. Su implementación asegura no solo una mejora visual en las imágenes resultantes, sino también la preservación de la integridad espectral y espacial, aspectos críticos para una interpretación precisa en aplicaciones de detección remota.

### 3.4.4 Métricas de calidad

Los índices de calidad en la fusión de imágenes tienen como objetivo medir las distorsiones espaciales y espectrales utilizando diversas expresiones estadísticas que varían entre sí. Estos índices se centran en aspectos específicos: algunos evalúan la calidad de la reconstrucción espacial, mientras que otros están diseñados para medir las variaciones espectrales.

Definimos la imagen Pseudo-Multiespectral de Alta Resolución (PS-MS\_HR) como  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{B \times P}$ , donde  $B$  representa las bandas y  $P$  los píxeles.  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_B]^T = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_P]$ , donde  $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^{P \times 1}$  es la  $i$ -ésima banda ( $i = 1, \dots, B$ ) y  $\mathbf{x}_j \in \mathbb{R}^{B \times 1}$  es el vector de características del  $j$ -ésimo píxel ( $j = 1, \dots, P$ ).  $\mathbf{X}^*$  es la imagen resultante después del método de *pansharpening* (PS-MS\_HR\*).

La efectividad de cada algoritmo de *pansharpening* se ha evaluado mediante un conjunto de métricas de calidad establecidas, incluyendo [RMSE](#), [ERGAS](#), [SAM](#), [PSNR](#) y [UQI](#), que se describen a continuación.

#### Raíz del error cuadrático medio

El índice de calidad de fusión de imágenes *Root Mean Squared Error*, [Raíz del error cuadrático medio \(RMSE\)](#) es una métrica estadística utilizada para medir la diferencia entre los valores observados (o medidos) y los valores predichos (o estimados) por un modelo o, en nuestro caso, una técnica de fusión de imágenes. En el contexto de la fusión de imágenes, el [RMSE](#) se utiliza para cuantificar la discrepancia entre una imagen fusionada y su imagen de referencia o imagen objetivo. Es particularmente útil para evaluar la precisión de la reconstrucción espacial en las imágenes resultantes del proceso de fusión [117].

El [RMSE](#) se calcula como la raíz cuadrada del promedio de los cuadrados de las diferencias entre los píxeles correspondientes de la imagen fusionada y la imagen de referencia. Matemáticamente, siguiendo la notación anterior, el [RMSE](#) se expresa como:

$$\text{RMSE}(\mathbf{X}, \mathbf{X}^*) = \sqrt{\frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_i^*\|^2}. \quad (3.1)$$

Un valor bajo de [RMSE](#) indica una alta precisión de la imagen fusionada en comparación con la imagen de referencia, lo que significa que la técnica de fusión ha sido capaz de reproducir con precisión los detalles espaciales y espectrales de la imagen original. Por el contrario, un valor alto de [RMSE](#) señala una mayor discrepancia entre la imagen fusionada y la de referencia, sugiriendo una pérdida de precisión en la fusión.

### **Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse (ERGAS)**

El índice **ERGAS**, o *Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse* mide el error relativo global entre la imagen fusionada y la imagen de referencia multiespectral, considerando las diferencias en todas las bandas espectrales [91]. A diferencia de otras métricas que pueden concentrarse en aspectos específicos como la resolución espacial o la fidelidad espectral, el **ERGAS** ofrece una evaluación integral del rendimiento de fusión a través de todas las bandas espectrales [120]. Su expresión es, siempre siguiendo la misma notación:

$$\text{ERGAS}(\mathbf{X}, \mathbf{X}^*) = 100d \sqrt{\frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_i^*\|_2^2}{\left(\frac{1}{P} \mathbf{1}_P^T \mathbf{x}_i\right)^2}}, \quad (3.2)$$

donde  $d$  es el ratio entre la resolución de la imagen en baja resolución y la de alta resolución ( $d = 4$ , en este caso), y  $\mathbf{1}_P = [1, \dots, 1]^T \in \mathbb{R}^{P \times 1}$

El valor de **ERGAS** disminuye a medida que mejora la calidad de la imagen fusionada en relación con la imagen de referencia. Un valor bajo de **ERGAS** indica una baja discrepancia entre la imagen fusionada y la referencia, lo que se interpreta como una alta calidad de la fusión.

### **Mapa de ángulo espectral (SAM)**

El *Spectral Angle Mapper*, Mapa de ángulo espectral (**SAM**) es una métrica utilizada para cuantificar la similitud entre dos espectros, comúnmente aplicada en el análisis de imágenes de detección remota y en la clasificación de imágenes multiespectrales y hiperespectrales. El índice **SAM** mide el ángulo entre dos vectores en un espacio espectral, donde cada vector representa el espectro de un píxel en la imagen. Este ángulo es independiente de la magnitud de los vectores, lo que significa que **SAM** se centra en la forma del espectro más que en su intensidad o brillo [130].

$$\text{SAM}(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_j^*) = \arccos \left( \frac{\mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_j^*}{\|\mathbf{x}_j\|_2 \|\mathbf{x}_j^*\|_2} \right). \quad (3.3)$$

El resultado de **SAM** es un ángulo (expresado en radianes o grados), donde un valor pequeño indica una alta similitud espectral entre las dos imágenes comparadas. Es decir, mas pequeño es el ángulo, más parecidas son las imágenes en términos de su composición espectral.

### **Proporción máxima de señal a ruido (PSNR)**

La *Peak Signal to Noise Ratio*, Proporción máxima de señal a ruido (**PSNR**) es una métrica comúnmente utilizada para medir la calidad de reconstrucción de imágenes y videos, especialmente en el contexto del procesamiento de señales, compresión y fusión de imágenes [130]. El **PSNR** compara el rango máximo de posibles valores (el pico de señal) de una imagen con el poder de las diferencias corruptoras (ruido) que se presentan en la imagen reconstruida o procesada.

$$\text{PSNR}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_i^*) = 10 \cdot \log \left( \frac{\max(\mathbf{x}_i)^2}{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_i^*\|_2^2 / P} \right), \quad (3.4)$$

donde  $\max(x_i)$  es el valor máximo de valor de pixel en la  $i$ -sima banda en la imagen PS-MS\_HR.

Un valor alto de **PSNR** indica que la diferencia entre la imagen original y la reconstruida es baja, sugiriendo una alta calidad de la reconstrucción. En contraste, un valor bajo de **PSNR** indica una alta discrepancia entre las dos imágenes, reflejando una calidad de reconstrucción más baja.

### Indice de calidad universal (UQI)

El *Universal Quality Index*, **Indice de Calidad Universal (UQI)** es un índice de calidad diseñado para evaluar la calidad de las imágenes comparando una imagen con la imagen de referencia [124]. El **UQI** se centra en tres aspectos fundamentales de la comparación entre las dos imágenes: la correlación, la luminosidad y el contraste. A diferencia de otras métricas que pueden proporcionar una evaluación unidimensional de la calidad de la imagen, el **UQI** ofrece una medida más completa y precisa de la similitud entre dos imágenes:

$$\text{UQI} = \frac{\sigma_{xx^*}}{\sigma_x \sigma_{x^*}} \cdot \frac{2\bar{x}\bar{x}^*}{(\bar{x})^2 + (\bar{x}^*)^2} \cdot \frac{2\sigma_x \sigma_{x^*}}{\sigma_x^2 + \sigma_{x^*}^2}, \quad (3.5)$$

donde:

- $\sigma_{xx^*} = \frac{1}{P} \sum_{j=1}^P (x_j - \bar{x})(x_j^* - \bar{x}^*)$ ,
- $\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{j=1}^P (x_j - \bar{x})^2}$ ,
- $\sigma_{x^*} = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{j=1}^P (x_j^* - \bar{x}^*)^2}$ ,
- $\bar{x} = \frac{1}{P} \sum_{j=1}^P x_j$ ,
- $\bar{x}^* = \frac{1}{P} \sum_{j=1}^P y_j$ .

El **UQI** tiene un rango de valores entre -1 y 1, donde 1 indica una correspondencia perfecta entre la imagen y la imagen de referencia. Un valor cercano a 1 sugiere que ambas imágenes son muy similares en términos de correlación, luminosidad y contraste, mientras que un valor cercano a -1 indica una disimilitud total.

## 3.5 Análisis de resultados

La metodología adoptada en este estudio destaca por su perspectiva sistemática y cuantitativa, ofreciendo una evaluación rigurosa del potencial de los algoritmos de *pansharpening* para superar una de las principales limitaciones de las imágenes térmicas infrarrojas: su resolución.

Finalmente, los resultados obtenidos de las métricas de calidad se analizaron para determinar la eficacia de los diferentes algoritmos de *pansharpening* en la mejora de la resolución de las imágenes térmicas.

A continuación, se resumen los principales hallazgos del estudio:

- Variabilidad en la efectividad.

Se observó una variabilidad significativa en la efectividad de los algoritmos de *pansharpening* examinados. Mientras algunos algoritmos mostraron mejoras notables en la resolución y calidad de las imágenes térmicas infrarrojas, otros tuvieron un rendimiento menos satisfactorio, afectando la fidelidad espectral o la claridad espacial de las imágenes resultantes.

- Comparación de algoritmos de *pansharpening*.

Los resultados mostraron diferencias significativas en la efectividad de los algoritmos de *pansharpening* evaluados. Los algoritmos de la familia *Multiresolution Analysis* (MRA) generalmente presentaron un mejor rendimiento en comparación con los algoritmos de *Component Substitution* (CS) para la mejora de la resolución de las imágenes térmicas. Sin embargo, dentro de la familia CS, el algoritmo Band-Dependent Spatial-Detail (BDS) destacó por su buen desempeño en ciertos casos, especialmente en el conjunto de datos UAV de Illescas.

- Rendimiento en diferentes conjuntos de datos.

El estudio también destacó la variabilidad en el rendimiento de los algoritmos de *pansharpening* según el conjunto de datos utilizado. Los algoritmos MRA mostraron una consistencia general en ambos conjuntos de datos. Los algoritmos tendieron a tener un mejor desempeño en el conjunto de datos de Illescas, posiblemente debido a condiciones más controladas y homogéneas. El algoritmo BDS se destacó particularmente en el conjunto de datos de Illescas, sugiriendo que la elección del algoritmo óptimo puede depender del contexto específico de la aplicación y de las características del conjunto de datos.

- Comportamiento de los algoritmos de *pansharpening* respecto a los distintos índices de calidad:

1. **RMSE**: los valores más bajos de **RMSE**, indicativos de una menor diferencia entre las imágenes fusionadas y las originales, se observaron en los algoritmos MRA, sugiriendo una mejor preservación de la calidad de imagen original.
2. **ERGAS** y *Spectral Angle Mapper* (SAM): estas métricas reflejaron menores distorsiones espectrales en las imágenes fusionadas producidas por los algoritmos MRA, con el algoritmo BDS de la familia CS también mostrando resultados competitivos en el conjunto de datos de Illescas.
3. *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR) y *Universal Quality Index* (UQI): los valores más altos en estas métricas, que indican una mejor calidad espacial de las imágenes fusionadas, se encontraron consistentemente en los algoritmos MRA, reafirmando

su eficacia en la mejora de la resolución espacial.

- Algoritmos destacados.

Algunos algoritmos, como [BDSB](#) y ciertas variantes de [MTF-GLP](#) (especialmente [MTF-GLP-HPM-PP](#) y [MTF-GLP-ECB](#)), consistentemente mostraron resultados sólidos a través de diversas métricas, sugiriendo su aplicabilidad robusta para la mejora de imágenes térmicas infrarrojas.

- Implicaciones prácticas.

Los resultados indican que la selección adecuada de algoritmos de *pansharpening* puede significativamente mejorar la resolución de las imágenes térmicas infrarrojas, lo que tiene implicaciones directas en la mejora de la documentación y análisis del patrimonio histórico, así como en otras aplicaciones que requieren imágenes térmicas de alta resolución.

- Direcciones para investigaciones futuras:

Señalamos la necesidad de más investigaciones para optimizar los algoritmos de *pansharpening* específicamente para aplicaciones térmicas infrarrojas, considerando las características únicas de estas imágenes y los requisitos específicos de diferentes campos de aplicación.

Así, este estudio proporciona una base sólida para la selección informada de algoritmos de *pansharpening* en la mejora de la resolución de imágenes térmicas infrarrojas, contribuyendo significativamente al avance tecnológico en la detección remota, la conservación del patrimonio y otros campos relevantes.

## 3.6 Conclusiones

Este artículo culmina con conclusiones significativas que resaltan los avances en la fusión de imágenes térmicas infrarrojas y su aplicación práctica. Estas conclusiones van a sintetizar los hallazgos del estudio, ofreciendo perspectivas sobre el impacto de la investigación y sugieren direcciones futuras. A continuación, presentamos los puntos clave:

- Eficacia de los algoritmos de *pansharpening*.

El estudio confirma la viabilidad y eficacia de aplicar algoritmos de *pansharpening* para mejorar la resolución de imágenes térmicas infrarrojas capturadas por [UAV](#). Los algoritmos de Análisis Multirresolución ([MRA](#)) y algunos específicos de la familia de Sustitución de Componentes ([CS](#)), como el [BDSB](#), demostraron ser particularmente efectivos en mejorar la calidad espacial de las imágenes térmicas sin comprometer significativamente su fidelidad espectral.

- Elección basada en evaluación cuantitativa.

Esta investigación resalta la importancia de una evaluación cuantitativa rigurosa, utilizando múltiples métricas, para la selección objetiva del algoritmo de *pansharpening* más adecuado. Esta aproximación permite identificar los métodos que ofrecen el mejor

equilibrio entre mejora de la resolución y preservación de la información térmica esencial.

- Aplicaciones en la documentación del patrimonio histórico.

Los resultados subrayan el potencial significativo de las imágenes térmicas de alta resolución, obtenidas mediante técnicas de *pansharpening*, en la documentación y análisis del patrimonio histórico. La mejora en la resolución facilita la identificación de patologías estructurales, variaciones en materiales y otras características críticas en edificaciones antiguas, contribuyendo así a su conservación y estudio.

- Impacto en otras áreas de aplicación: además del patrimonio histórico, las imágenes térmicas mejoradas encuentran aplicabilidad en campos como la agricultura de precisión, la gestión de recursos naturales, el monitoreo ambiental y la seguridad. La capacidad de obtener imágenes térmicas de alta resolución amplía las posibilidades de análisis y monitorización en estas áreas, promoviendo la adopción de **UAV** equipados con sensores térmicos para una variedad de aplicaciones prácticas.
- Necesidad de investigación futura.

Aunque este estudio marca un avance significativo, también reconocemos la necesidad de continuar la investigación para optimizar aún más los algoritmos de *pansharpening*, especialmente para su adaptación a las características únicas de las imágenes térmicas infrarrojas. Además, se sugiere explorar la integración de técnicas de aprendizaje profundo y otras metodologías de fusión de imágenes avanzadas para mejorar la calidad y aplicabilidad de las imágenes térmicas.

En resumen, esta investigación destaca el potencial transformador de los algoritmos de *pansharpening* para superar las limitaciones de resolución de las imágenes térmicas infrarrojas, al tiempo que destaca la importancia de una selección cuidadosa del algoritmo basada en una evaluación cuantitativa rigurosa para aplicaciones específicas.

Mediante el uso de conjuntos de datos de imágenes térmicas y **RGB** capturadas tanto en contextos urbanos como en escenarios específicos de **UAV**, este estudio abre camino hacia su aplicación en la documentación y análisis del patrimonio histórico y en otras áreas de importancia crítica. Con ello, esperamos contribuir significativamente al avance tecnológico en este campo de la detección remota, promoviendo una mejor comprensión y conservación del patrimonio cultural a través de la innovación en el procesamiento de imágenes termográficas.



*sensors*



Article

---

# Super Resolution Infrared Thermal Imaging Using Pansharpening Algorithms: Quantitative Assessment and Application to UAV Thermal Imaging

---

Javier Raimundo, Serafin Lopez-Cuervo Medina, Juan F. Prieto and Julian Aguirre de Mata



<https://doi.org/10.3390/s21041265>

Article

# Super Resolution Infrared Thermal Imaging Using Pansharpening Algorithms: Quantitative Assessment and Application to UAV Thermal Imaging

Javier Raimundo \*, Serafin Lopez-Cuervo Medina  and Juan F. Prieto  and Julian Aguirre de Mata 

Departamento de Ingeniería Topográfica y Cartográfica, Escuela Técnica Superior de Ingenieros en Topografía, Geodesia y Cartografía, Universidad Politécnica de Madrid, Campus Sur, A-3, Km 7, 28031 Madrid, Spain; s.lopezc@upm.es (S.L.-C.M.); juanf.prieto@upm.es (J.F.P.); julian.aguirre@upm.es (J.A.d.M.)

\* Correspondence: ajraimundo@alumnos.upm.es

**Abstract:** The lack of high-resolution thermal images is a limiting factor in the fusion with other sensors with a higher resolution. Different families of algorithms have been designed in the field of remote sensors to fuse panchromatic images with multispectral images from satellite platforms, in a process known as pansharpening. Attempts have been made to transfer these pansharpening algorithms to thermal images in the case of satellite sensors. Our work analyses the potential of these algorithms when applied to thermal images from unmanned aerial vehicles (UAVs). We present a comparison, by means of a quantitative procedure, of these pansharpening methods in satellite images when they are applied to fuse high-resolution images with thermal images obtained from UAVs, in order to be able to choose the method that offers the best quantitative results. This analysis, which allows the objective selection of which method to use with this type of images, has not been done until now. This algorithm selection is used here to fuse images from thermal sensors on UAVs with other images from different sensors for the documentation of heritage, but it has applications in many other fields.

**Keywords:** thermal imaging; infrared; pansharpening; resolution enhancement; multispectral; super-resolution; remote sensing



**Citation:** Raimundo, J.; Lopez-Cuervo Medina, S.; Prieto, J.F.; Aguirre de Mata, J. Super Resolution Infrared Thermal Imaging Using Pansharpening Algorithms: Quantitative Assessment and Application to UAV Thermal Imaging. *Sensors* **2021**, *21*, 1265. <https://doi.org/10.3390/s21041265>

Academic Editor: Benoit Vozel

Received: 21 January 2021  
Accepted: 8 February 2021  
Published: 10 February 2021

**Publisher's Note:** MDPI stays neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.



**Copyright:** © 2021 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

## 1. Introduction

The use of thermal cameras with a sensor that is sensitive to the long-wave thermal infrared part of the electromagnetic spectrum (9–14 micrometres) is becoming increasingly widespread. However, unlike other kinds of sensors such as visible spectrum range RGB cameras, the resolution of even the most advanced commercial sensors, that are sensitive to wavelengths usually between 2.5 and 15  $\mu\text{m}$ , does not exceed the megapixel frontier. This is due to technical limitations: the miniaturization of the microbolometers, the elements that react to incoming infrared thermal waves, is inversely proportional to the signal-noise ratio [1]. It can reasonably be assumed that the resolution of thermal sensors will not equal that of other sensors (visible and near-infrared spectrum range) in the short and medium term [2].

Our work studies the quality of the results when we set out to increase the resolution of thermal images by fusing them with images from another sensor. This is particularly interesting as it is quite common to take thermal imaging simultaneously with other visible spectrum sensors. It is essential to visually inspect the study zone at the time the thermal data is taken, as objects in thermal imaging lack contrast, making it difficult to identify the focus. That is the reason almost every thermal sensor is combined with visible spectrum cameras to assure the right frame of capture.

Since the 1970s a variety of algorithms have been developed in remote sensing to improve the resolution of one type of low-resolution sensors with information from images

with a higher resolution. These procedures are called pansharpening. This name was selected as these algorithms originally improved the low resolution of multispectral images using the panchromatic images taken by both satellite-mounted sensors [3].

Although pansharpening procedures are widely known, the first approaches to merging thermal and RGB images to enhance the resolution of the original thermal image involved applying the intensity-hue-saturation (IHS) pansharpening algorithm [4,5]. Other authors subsequently conducted research combining information from high-resolution visible spectrum images with thermal images obtained from terrestrial sensors [6–8].

The industry's strategies to enhance thermal imaging include the development by the thermal camera maker FLIR of the Ultramax© technology, which combines numerous shots (16 shots per second), each slightly different from the other due to the inevitable movements and vibrations during the capture process. This proposed solution achieves a twofold improvement in the resolution [9].

Another manufacturer, InfraTec, devised a hardware solution with a fast-rotating wheel, which allows four images to be taken in rotation, which are fused in the final image [9].

Other approaches include Deep Learning techniques applied to this problem, introducing RGB images as part of the established network architecture [10]. The limitation of these approaches is that they require a prior training phase, and the extrapolation of this training may not be adequate in all situations.

In the field of enhancement and super-resolution algorithms of thermal images, focused only on sensors onboard satellite, there are other options different from pansharpening algorithms. Processes called downscaling land surface temperature (DLST) try to obtain high-resolution thermal images from satellite data [11,12].

Apart from hardware solutions, we consider pansharpening algorithms applied to thermal imaging to be the best method to improve image resolution where simultaneous visible spectrum imaging is available.

New pansharpening algorithms known as hyperpansharpening are currently available for fusing several high-resolution images with multi and hyperspectral images [13–17]. These new algorithms are not studied in this analysis, as our aim is to relate our results with previous research on how to improve the resolution of thermal images with pansharpening algorithms [4,5,18,19].

The main aim of our study is to analyse the quality of the various pansharpening methods when using thermal images, based on the composition of a pseudo-multispectral (PS-MS) image from the raw thermal image. When fused with other much higher-resolution images using pansharpening methods, these PS-MS images will provide enhanced thermal imaging with a higher resolution than the original thermal image. This is the first quantitative analysis of UAV thermal images until now, and it allows a far more objective criterion for the algorithm for selecting the method to be used when processing this type of images.

In our work we have studied over ten pansharpening algorithms used in satellite image pansharpening from the two main families in order to determine their possibilities, performance, and results when used in thermal imaging. We apply our study to the case of UAVs, where the resolution and close geometry of these devices substantially modifies the results, and where it is necessary to fuse images from a range of image sensors. This research confirms the performance of pansharpening algorithms, and analyses the final products by means of numerical quality imaging indices to establish their quality. Prior research on thermal image pansharpening did not monitor performance in measurable and comparable numerical parameters, and as the findings were based merely on visual observation, it was impossible to ensure the quality in further processes and analyses using these enhanced images.

The rest of this manuscript is organized as follows. Section 2 introduces the pansharpening algorithms tested, the sample data and the testing methodology, which are the basis of the proposed qualitative assessment method. Finally, the algorithms are evaluated. Section 3 presents the quantitative quality results obtained for the selected

algorithms. Section 4 contains a discussion of these results and their implications. The work is concluded in Section 5.

## 2. Materials and Methods

Multispectral images are composed of spectral bands that represent different parts of the electromagnetic spectrum. The typical bands in these images correspond to “colours” from the visible spectrum: red, green, and blue. Other common bands in multispectral imaging denote separate parts of the infrared spectrum such as near-infrared (NIR) or short-wavelength infrared (SWIR). The part known as long wave infrared (LWIR) in the infrared spectrum corresponds to thermal imaging. Other bands commonly found in multispectral imaging are from the ultraviolet spectrum.

In summary, we can define a multispectral image as the compound of multiple images (usually between 3 and 15) corresponding to different parts of the spectrum or “colours”.

Thermal images are usually processed using various masks or colour charts to form a false colour image. This aids the visual analysis and makes it easier for users to interpret. The colour chart most commonly used in these images shows lower temperatures in cold colours such as blue and violet, and higher temperatures in colours like yellow, orange and red. Although this is merely an artificial representation of the value of the raw grayscale image, it helps us form our pseudo-multispectral image (*PS-MS*).

Our *PS-MS* image is composed of four bands: three bands (red, green and blue) from the false colour image and the band corresponding to the original thermal image in grayscale. To clarify our assessment methodology, Figure 1 shows the workflow we followed, from the raw thermal image to the pansharpened final products.

To verify the performance of the various pansharpening algorithms we started by obtaining the *PS-MS* image in low resolution (*PS-MS\_LR*), as the image was taken with a lower resolution sensor ( $160 \times 120$  pixels). This is done by applying a gaussian pyramidal algorithm, with ratio = 4 and  $\sigma = 4/3$  (downsampling) [20].

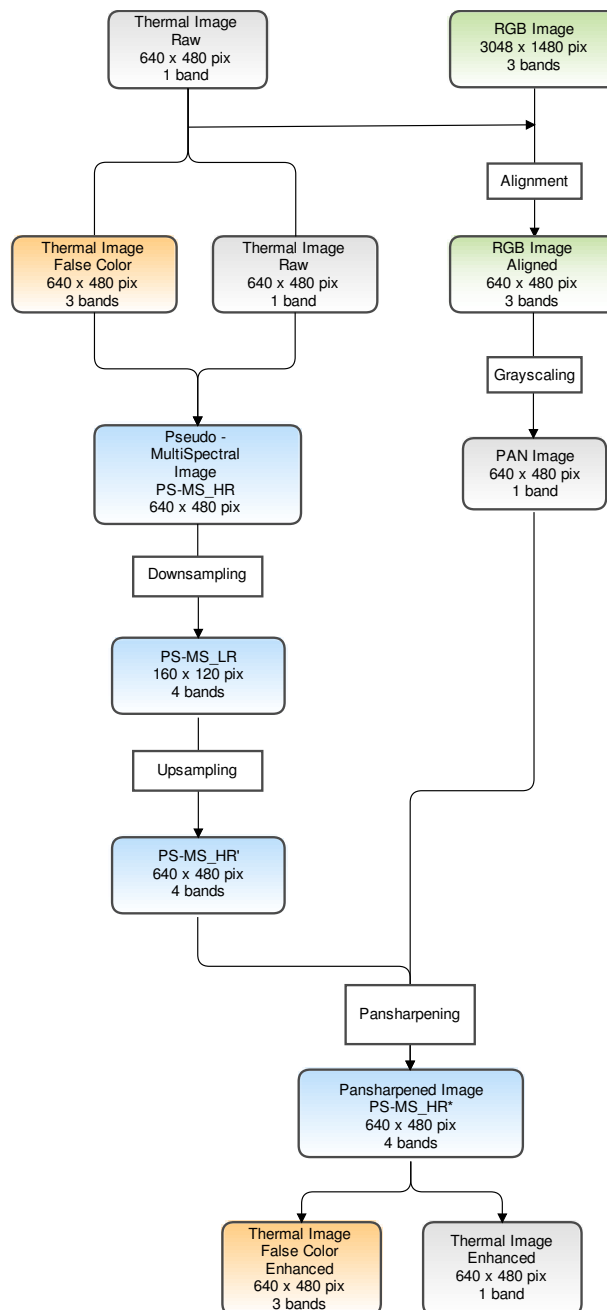
The visible spectrum RGB images must have approximately the same field of view as the raw thermal image. The alignment step consists of calculating an affine transformation, identifying common points from both images, and then applying it. Most popular image alignment algorithms are feature-based and include keypoints detectors and local invariant descriptors [21]. In this work, we have implemented an ORB alignment algorithm [22,23], calculating the parameters which define the affine transformation.

The thermal and visible spectrum images are now coherent. The next step is to express the three RGB image bands in a single band in grayscale (grayscale step). This is the panchromatic image (*PAN*) that is required for every pansharpening algorithm [16]. This *PAN* image is a simulation of the image that would be taken with a single specific sensor with a spectral range from blue to red (400–700 nm). As we are not using a high-resolution multispectral image, we do not analyse the hyperpansharpening algorithms.

The *PAN* image in our work has a resolution of  $640 \times 480$  pixels (the original was  $3048 \times 1480$  pixels). This will help us in later steps, as our aim is to analyse the pansharpening of the simulated low-resolution pseudo-multispectral image ( $160 \times 120$  pixels) and compare the final product with the original pseudo-multispectral image, with a resolution of  $640 \times 480$  pixels.

The prior step for all the pansharpening algorithms analysed is the conversion of the low-resolution images to match the resolution of the panchromatic image. The size of both the low-resolution pseudo-multispectral (*PS-MS\_LR*) and panchromatic image must match. This is achieved by applying a nearest neighbour-upsampling method, which yields a *PS-MS\_HR'* image (upsampling).

We can now apply all the selected pansharpening algorithms to obtain the enhanced resolution image *PS-MS\_HR\**, formed by four bands: three RGB false colour bands and one thermal band (Figure 1). For further analysis, we split the final pansharpened image *PS-MS\_HR\** into two images: one false colour and one thermal image.



**Figure 1.** Proposed workflow for the pansharpening assessment methodology of thermal and RGB images with pseudo-multispectral image composition, and the down- and upsampling resolution steps.

### 2.1. Pansharpening Algorithms

Pansharpening algorithms belong to the image fusion branch of computer imaging, and their purpose is to enhance low-resolution images using images from another sensor with a higher resolution. It should be noted that both images must show the same object and have the same field of view. Two well-defined families of pansharpening algorithms are described in the scientific literature, mainly differentiated by whether their approach to the problem is spatial or spectral.

Algorithms known as COMPONENT SUBSTITUTION (CS) are based on the low resolution (LR) image colour space transformation in another space, and disassociate spatial and spectral information. The spatial information is then substituted by the information from the high resolution (HR) image. The process ends with the inverse colour space transformation. CS algorithms are global, as they act uniformly throughout the entire extension of the image [24].

MULTIRESOLUTION ANALYSIS (MRA) methods use linear space-invariant digital filtering of the HR image to extract the spatial details to be added to the LR bands [25].

MRA-based techniques substantially split the spatial information from the LR bands and the HR image into a series of bandpass spatial frequency channels. The high-frequency channels are inserted into the corresponding channels of the interpolated LR bands [25].

Our work focuses on the following algorithms from among all the pansharpening methods:

- IHS: Fast Intensity-Hue-Saturation (FIHS) image fusion [26].
- PCA: Principal Component Analysis [3].
- BDS: Band-Dependent Spatial-Detail with local parameter estimation [27].
- GS: Gram Schmidt (Mode 1) [28].
- PRACS: Partial Replacement Adaptive Component Substitution [29].
- HPF: High-Pass Filtering with  $5 \times 5$  box filter for 1:4 fusion [3].
- SFIM: Smoothing Filter-based Intensity Modulation (SFIM) [30,31].
- INDUSION: Decimated Wavelet Transform (DWT) using an additive injection model [32].
- MTF-GLP: Generalized Laplacian Pyramid (GLP) [33] with Modulation Transfer Function (MTF) matched filter [34] with unitary injection model.
- MTF-GLP-HPM: GLP with MTF-matched filter [34] and multiplicative injection model [35].
- MTF-GLP-HPM-PP: GLP with MTF-matched filter [34], multiplicative injection model and post-processing [36].
- MTF-GLP-ECB: MTF-GLP with Enhanced Context-Based model (ECB) algorithm [34].

Algorithms IHS, PCA, GS, BDS, and PRACS belong to the CS category, and we selected HPF, SFIM, INDUSION and the different MTF variations from the group of MRA algorithms. All these algorithms have been computed using a MATLAB library distributed by Vivone et al. [37].

After establishing the scope of our study, we then define the characteristics to be met by the final products to ensure an adequate quantitative assessment. These properties are defined by Wald's protocol [38].

## 2.2. Wald's Protocol

Before proceeding, the images resulting from the pansharpening methods must be evaluated in terms of quantitative quality indices, as a visual inspection of the result is insufficient to determine their suitability.

The research community accepts Wald's protocol [38,39] as establishing the essential properties of the products of image fusion algorithms where possible. These are as follows, as expressed by Aiuzzi et al. [25]

**Theorem 1.** *Consistency: any fused image  $\hat{A}$ , once degraded to its original resolution, should be as identical as possible to the original image  $A$*

**Theorem 2.** *Synthesis: any image  $\hat{A}$  fused by means of a high-resolution (HR) image should be as identical as possible to the ideal image  $A_1$  that the corresponding sensor, if it exists, would observe at the resolution of the HR image.*

**Theorem 3.** *The multispectral vector of images  $\hat{A}$  fused by means of a high-resolution (HR) image should be as identical as possible to the multispectral vector of the ideal images  $A_I$  that the corresponding sensor, if it exists, would observe at the spatial resolution of the HR image.*

As the original image  $A_I$  is available in our research, we can comply with Theorems 2 and 3 of Wald's protocol.

The quality of the final products of fusion imaging must then be assured. Visual checking may be necessary, but an objective numerical comparison is compulsory. Various image fusion quality indices have been proposed to assess the quality of the fusion image procedures.

### 2.3. Quality Metrics

Fusion imaging quality indices aim to measure spatial and spectral distortion based on different statistical expressions with variations between them. They examine one particular aspect: some focus on the quality of the spatial reconstruction, whereas others are designed to evaluate the spectral variation.

Some terms must be defined in order to explain the indices involved, some terms must be defined. Let us define High Resolution Pseudo-Multispectral image PS-MS\_HR as  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{B \times P}$ , with  $B$  bands and  $P$  pixels.  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_P]^T = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_P]$ , where  $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^{P \times 1}$  is the  $i$ th band ( $i = 1, \dots, B$ ) and  $\mathbf{x}_j \in \mathbb{R}^{B \times 1}$  is the feature vector of the  $j$ th pixel ( $j = 1, \dots, P$ ).  $\mathbf{X}^*$  is the resulting image product after the pansharpening method (PS-MS\_HR\*). All the indices have been computed using the SEWAR python package [40].

#### 2.3.1. Root Mean Squared Error (RMSE)

The computed root mean squared error of the two images reveals the variation in the pansharpening process [41]. RMSE expresses both the spectral and spatial distortion of the improved image. The optimal value of RMSE is zero.

$$\text{RMSE}(\mathbf{X}, \mathbf{X}^*) = \sqrt{\frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_i^*\|^2} \quad (1)$$

RMSE may lead to an error in interpretation. It should be noted that under human perception, images that are unquestionably different may have an identical RMSE. Although the RMSE statistic may not be the most specific for expressing quality results, it contributes to the global vision with more complex indices such as SAM, ERGAS, etc. [42].

#### 2.3.2. Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse (ERGAS)

A more advanced image quality index than RMSE was proposed by Ranchin and Wald [39]. ERGAS is a global statistic expressing the quality of the enhanced resolution image. ERGAS measures the transition between spatial and spectral information [43].

$$\text{ERGAS}(\mathbf{X}, \mathbf{X}^*) = 100d \sqrt{\frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_i^*\|_2^2}{\left(\frac{1}{P} \mathbf{1}_P^T \mathbf{x}_i\right)^2}} \quad (2)$$

where  $d$  is the resolution ratio between the LR image and HR image ( $d = 4$ , in this case), and  $\mathbf{1}_P = [1, \dots, 1]^T \in \mathbb{R}^{P \times 1}$ . ERGAS is the band-wise normalized root-mean-squared error multiplied by the GSD ratio in order to consider the difficulty of the fusion problem into consideration [44]. The optimal value of ERGAS is 0.

#### 2.3.3. Spectral Angle Mapper (SAM)

Another quality index, this time focused on spectral information, is the Spectral Angle Mapper SAM [44]. SAM measures the spectral distortion with the angle formed by two vectors of the spectrum of both images.

$$\text{SAM}(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_j^*) = \arccos\left(\frac{\mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_j^*}{\|\mathbf{x}_j\|_2 \|\mathbf{x}_j^*\|_2}\right) \quad (3)$$

The equation determines the similarity between two spectra by calculating the angle between them and treating them as vectors in a space with a dimensionality equal to the number of bands [45]. The optimal value of SAM is zero. Here we express SAM as the average of all pixels in the image, in radians.

#### 2.3.4. Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)

PSNR describes the spatial reconstruction in the final images [44], and is defined by the ratio between the maximum power of the signal and the power of the residual errors

$$\text{PSNR}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_i^*) = 10 \cdot \log_{10}\left(\frac{\max(\mathbf{x}_i)^2}{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_i^*\|_2^2 / P}\right) \quad (4)$$

where  $\max(x_i)$  is the maximum pixel value in  $i$ th band in the PS-MS\_HR image.

A higher PSNR value implies a greater quality of the spatial reconstruction in the final image. If the images are identical, PSNR is equal to infinity.

#### 2.3.5. Universal Quality Index (UQI)

UQI estimates the distortion produced by combining three factors: correlation loss, luminance distortion and contrast distortion [46], as can be seen in the following equation.

$$\text{UQI} = \frac{\sigma_{xx^*}}{\sigma_x \sigma_{x^*}} \cdot \frac{2\bar{x}\bar{x}^*}{(\bar{x})^2 + (\bar{x}^*)^2} \cdot \frac{2\sigma_x \sigma_{x^*}}{\sigma_x^2 + \sigma_{x^*}^2} \quad (5)$$

where  $\sigma_{xx^*} = \frac{1}{P} \sum_{j=1}^P (x_j - \bar{x})(x_j^* - \bar{x}^*)$ ,  $\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{j=1}^P (x_j - \bar{x})^2}$ ,  $\sigma_{x^*} = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{j=1}^P (x_j^* - \bar{x}^*)^2}$ ,  $\bar{x} = \frac{1}{P} \sum_{j=1}^P x_j$ , and  $\bar{x}^* = \frac{1}{P} \sum_{j=1}^P y_j$ .

UQI values move inside the  $[-1, 1]$  interval, where 1 is the optimal.

The quality indices have been computed separately for a more detailed analysis: false colour images and the image in grayscale corresponding to the fourth band in the PS-MS\_HR and PS-MS\_HR\* images. This allows us to distinguish the transformation quality independently of the colour mask applied.

## 2.4. Datasets

Two different image datasets were built in order to test the performance of the pansharpener algorithms in thermal imaging. We started working with the FLIR ADAS dataset to evaluate the thermal quantification. This dataset is provided by FLIR thermal sensors brand and can be understood as a theoretical collection. For that reason, Illescas UAV was captured by us to evaluate and contrast the first dataset, this time focused on UAV specifically.

### 2.4.1. FLIR ADAS Dataset

The FLIR Thermal Starter Dataset [47] was originally designed to supply a thermal image and a set of RGB images for training and validating neural networks for object detection. It provides thermal and RGB images simultaneously, making it optimal for applying pansharpener methods.

The dataset was acquired via a RGB and thermal camera mounted on a vehicle (car). It contains 14,452 annotated thermal images with 10,228 images sampled from short videos, and 4224 images from a continuous 144 s video. All videos were taken on streets and highways in Santa Barbara, CA, USA, under generally clear-sky conditions during both day and night.

Thermal images were acquired with a FLIR Tau2 (13 mm f/1.0, 45-degree horizontal field of view (HFOV) and a vertical field of view (VFOV) of 37 degrees). RGB images

were acquired with a FLIR BlackFly at  $1280 \times 512$  pixels (4–8 mm f/1.4–16 megapixel lens with the field of view (FOV) set to match Tau2). The cameras were  $48 \pm 2$  mm apart in a single enclosure.

As both sensors were mounted on the same structure with different lenses and resolutions, a previous work of alignment is essential [48]. Image alignment (also known as image registration) is the technique of warping one image (or sometimes both images) to ensure the features in the two images line up perfectly so that both images show the same field. We calculated an affine transformation to resolve this by identifying clearly-distinguished common points in both images. The result of this transformation is that both images are now aligned in preparation for further pansharpening analysis.

Once the performance of the algorithms was confirmed, we obtained our own dataset with the requirements needed for our application, with a focus on aerial surveying.

#### 2.4.2. Illescas UAV Dataset

This second dataset comprised images taken from an unmanned aerial vehicle over an industrial building located in the town of Illescas (Toledo, Spain) on 13 August 2019 ( $40^{\circ}8'41''$  N,  $3^{\circ}49'12''$  W).

The aerial vehicle was equipped with two sensors: a 4K RGB CMOS sensor with a resolution of  $3840 \times 2160$  pixels; and an uncooled VOx microbolometer radiometric thermal infrared sensor with a pixel size of 17 micrometres. The thermal images have  $640 \times 512$  pixels, spectral bands of between 7.5 and 13.5 micrometres, and a temperature sensitivity of 50 mK.

As with the FLIR ADAS dataset, an affine transformation must be computed to ensure both images are aligned before further analysis.

### 3. Results

Tables 1–4 show a summary of the quality indices explained in Section 2.3 and calculated from the FLIR ADAS and Illescas UAV datasets. As stated above, these indices have been computed independently for false colour images and raw grayscale images to allow us to distinguish real performance without the influence of the false colour table. Bold values show the column best index value.

We have chosen a sample of 12 images from each dataset following our complete proposed workflow, and then computed all the quality indices with all the final products obtained from the sample 12 images from both datasets. The following values correspond to the mean values of the group and their dispersion expressed by their standard deviation.

Figures A1–A4 in the Appendix A show a composition of a sample image from each dataset: the original, the upsampled, and pansharpened images from every studied algorithm. We confirm that a visual analysis is insufficient to validate the final quality of the image fusion process.

**Table 1.** Quality indices for the False Colour Thermal Pansharpened images of the FLIR ADAS dataset for each pansharpening algorithm tested.

Algorithm	RMSE		ERGAS		SAM		PSNR		UQI	
	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std
PCA	72.565	31.019	118.645	98.245	0.811	0.187	6.117	1.147	0.488	0.077
IHS	57.025	33.458	71.754	55.219	0.766	0.234	<b>6.318</b>	1.080	0.462	0.151
BDSD	59.318	32.405	55.732	43.369	0.765	0.279	6.205	1.095	0.530	0.092
GS	67.068	30.342	77.425	57.028	0.815	0.190	5.866	1.151	0.472	0.091
PRACS	46.300	35.710	51.463	44.451	0.728	0.219	6.233	1.067	0.558	0.097
HPF	46.014	36.066	53.070	45.810	<b>0.722</b>	0.217	6.254	1.081	0.443	0.164
SFIM	49.102	35.220	56.999	48.461	0.756	0.251	6.208	1.078	<b>0.555</b>	0.097
INDUSION	<b>39.666</b>	29.428	<b>48.817</b>	41.172	0.736	0.218	6.196	1.078	0.435	0.170
MTF-GLP	46.426	35.898	53.918	46.157	0.723	0.214	6.255	1.072	0.440	0.168
MTF-GLP-HPM	49.816	35.031	58.035	49.192	0.759	0.243	6.186	1.080	0.553	0.097
MTF-GLP-HPM_PP	50.127	33.860	60.282	53.623	0.884	0.360	5.913	1.400	0.481	0.150
MTF-GLP-ECB	47.818	35.316	54.997	47.433	0.740	0.250	6.277	1.035	0.426	0.196

**Table 2.** Quality indices for the False Colour Thermal Pansharpened images of the Illescas UAV dataset for each pansharpening algorithm tested.

Algorithm	RMSE		ERGAS		SAM		PSNR		UQI	
	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std
PCA	66.084	13.109	40.524	5.339	0.323	0.069	11.883	1.597	0.854	0.046
IHS	46.524	3.162	27.716	1.736	0.224	0.018	14.798	0.599	0.891	0.020
BDS	<b>26.167</b>	1.415	<b>17.235</b>	1.079	<b>0.125</b>	0.008	<b>19.789</b>	0.472	0.925	0.014
GS	88.872	11.741	29.372	3.428	0.438	0.065	9.241	1.253	0.798	0.044
PRACS	42.932	5.172	17.977	1.444	0.207	0.026	15.537	1.026	0.919	0.015
HPF	38.962	3.236	23.463	2.332	0.187	0.016	16.350	0.758	0.947	0.006
SFIM	44.139	4.425	29.593	1.927	0.212	0.023	15.284	0.961	0.951	0.007
INDUSION	40.867	4.060	24.698	2.753	0.197	0.020	15.951	0.932	0.917	0.020
MTF-GLP	39.435	3.128	23.585	2.266	0.190	0.015	16.243	0.726	0.945	0.006
MTF-GLP-HPM	44.432	4.259	29.617	1.790	0.214	0.022	15.222	0.913	0.951	0.007
MTF-GLP-HPM_PP	42.047	2.671	39.971	25.048	0.202	0.014	15.675	0.584	0.950	0.006
MTF-GLP-ECB	43.876	3.439	33.677	2.671	0.211	0.018	15.314	0.699	0.931	0.009
MTF-GLP-CBD	30.612	4.561	18.023	2.340	0.147	0.021	18.503	1.231	<b>0.959</b>	0.008

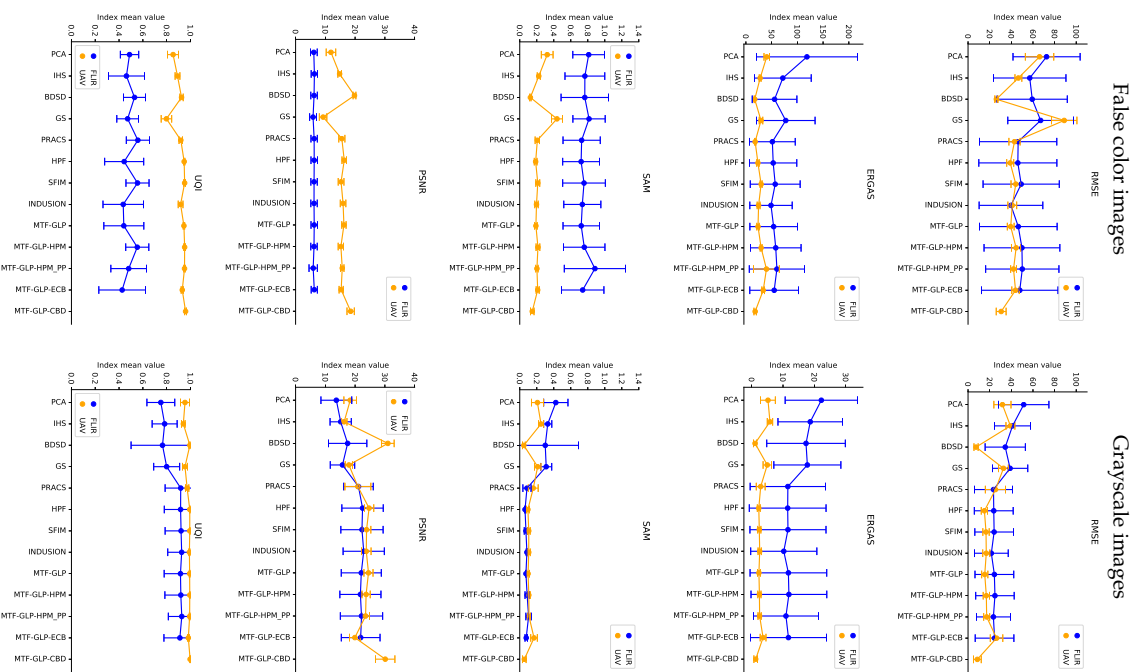
**Table 3.** Quality indices for the Grayscale Thermal Pansharpened images of the FLIR ADAS dataset for each pansharpening algorithm tested.

Algorithm	RMSE		ERGAS		SAM		PSNR		UQI	
	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std
PCA	51.432	23.291	22.231	11.541	0.424	0.143	13.692	5.176	0.751	0.117
IHS	41.121	16.668	18.692	10.303	0.329	0.048	15.152	3.569	0.783	0.105
BDS	34.386	18.594	17.346	12.541	0.300	0.390	17.486	6.454	0.765	0.264
GS	38.844	16.334	17.767	10.694	0.311	0.065	15.756	4.101	0.800	0.109
PRACS	23.521	17.460	11.548	12.030	0.085	0.048	21.132	4.960	0.918	0.131
HPF	23.769	17.956	11.491	12.244	<b>0.062</b>	0.004	<b>22.499</b>	6.956	0.917	0.137
SFIM	24.098	17.842	11.582	12.136	0.073	0.020	22.307	7.105	0.921	0.134
INDUSION	<b>21.525</b>	15.616	<b>10.243</b>	10.554	0.084	0.008	22.892	6.929	0.926	0.117
MTF-GLP	24.326	17.910	11.718	12.228	0.073	0.005	22.074	6.728	0.916	0.137
MTF-GLP-HPM	24.854	17.780	11.879	12.088	0.087	0.025	21.780	6.907	0.919	0.134
MTF-GLP-HPM_PP	23.432	15.712	10.940	10.374	0.104	0.032	22.146	7.108	<b>0.927</b>	0.113
MTF-GLP-ECB	24.489	17.868	11.733	12.143	0.076	0.014	21.870	6.508	0.911	0.134

**Table 4.** Quality indices for the Grayscale Thermal Pansharpened images of the Illescas UAV dataset for each pansharpening algorithm tested.

Algorithm	RMSE		ERGAS		SAM		PSNR		UQI	
	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std
PCA	31.774	7.927	5.209	2.353	0.208	0.071	18.353	2.127	0.954	0.038
IHS	39.167	4.122	5.837	0.851	0.250	0.028	16.322	0.939	0.940	0.015
BDS	<b>7.400</b>	1.933	<b>1.084</b>	0.504	<b>0.048</b>	0.017	<b>31.014</b>	2.107	0.995	0.007
GS	32.743	4.492	4.974	1.326	0.211	0.038	17.915	1.242	0.954	0.022
PRACS	25.352	9.352	2.885	1.413	0.159	0.058	20.934	4.354	0.972	0.014
HPF	15.108	2.883	2.274	0.468	0.096	0.016	24.693	1.569	0.994	0.003
SFIM	16.610	2.933	2.436	0.504	0.106	0.017	23.847	1.436	0.994	0.002
INDUSION	16.848	3.282	2.565	0.521	0.106	0.018	23.754	1.609	0.991	0.004
MTF-GLP	15.441	2.866	2.315	0.474	0.098	0.016	24.496	1.525	0.993	0.003
MTF-GLP-HPM	16.892	2.885	2.471	0.509	0.107	0.017	23.693	1.388	0.994	0.002
MTF-GLP-HPM_PP	17.210	2.770	2.540	0.517	0.109	0.017	23.519	1.322	0.993	0.003
MTF-GLP-ECB	26.334	5.769	3.640	0.922	0.168	0.039	19.917	1.826	0.982	0.008
MTF-GLP-CBD	8.567	3.627	1.283	0.573	0.054	0.021	30.125	3.244	<b>0.997</b>	0.002

Figure 2 contains a graphic representation of the values of the various indices to aid the interpretation of the results.



**Figure 2.** Graphic representation of computed quality indices. The different indices have been categorized in false color and grayscale. Dots represent quality index value, and vertical line length shows sample standard deviations. Graphics in ERGAS row are not directly comparable due to different y-axis scale.

#### 4. Discussion

The FLIR ADAS and Toledo UAV datasets were processed and analysed, with the following results:

- The results for the false colour and grayscale images are quantitatively different. Grayscale images perform better than false colour images, thus confirming our hypothesis of separating the image fusion products into false colour and grayscale. The values of the RMSE index obtained for the images in grayscale are similar or even lower than in researches in the same field (RMSE similar to 31) [9]. The final grayscale image should be chosen for the subsequent processes, even when the same or a different false colour table needs to be applied again
- Apart from certain specific values, the two different families of algorithms have a similar performance. Minor differences in the way the different algorithms process the data produce better results. One instance of this can be seen in the case of the CS family with the BSD algorithm, which performs better than the rest of the family. Figure 2 also reveals homogeneity among the values in the MRA family in all the indices.
- In general, MRA algorithms perform better than CS methods in thermal imaging, except in the case of the Component Substitution BSD algorithm in the Illescas UAV dataset (Table 4), which has the best values in almost all the quality indices (RMSE = 7.400, ERGAS = 1.084, SAM = 0.048, PSNR = 31.014, UQI = 0.995). Haselwimmer et al. [5] suggest the IHS algorithm to fuse thermal and RGB images. Our work confirms that IHS is not the best choice of algorithm. Among the CS methods, the BSD algorithm achieves the best results.
- Radiometrically speaking, there is no single best choice. ERGAS and SAM indices appear similar in both cases, although the algorithms from the MRA family perform slightly better. This agrees with the general behaviour described for these algorithms in the literature [49]. The values obtained in the SAM index ( $SAM < 1$ ) are even better than those from other works on multi- and hyperspectral data fusion ( $SAM > 1$ ) [17].
- Spatial reconstruction is better in MRA methods. PSNR has higher values in both datasets, denoting a greater geometrical quality of the spatial details. Again, the BSD algorithm is the best in terms of spatial reconstruction.
- Regarding the behavior of the datasets, the UAV dataset obtains better results in all indices, possibly due to the nature of the FLIR ADAS dataset. The lack of homogeneity between the distances to the objects, may explain the poorer performance of the pansharpening algorithms, and may also be the reason for higher dispersion values in the whole FLIR dataset. We could fix this by decomposing the images in subzones where the distances were homogeneous and analyzing their influence.
- Our work allows the use of thermal sensors with a lower resolution than other types of sensors used simultaneously in the same project, since this method enhances the resolution of the thermal images and homogenises their resolution. One limitation is that it depends on the resolution ratio between visible and thermal spectrum images. Here, a ratio of more than four may lead to unexpected artifacts and to the failure of processes [50].
- Although the results may vary depending on the false colour representation of the thermal information adopted, the validation by the grayscale band highlights the interest of further developments to adjust the parameters of the algorithms to adapt them specifically to infrared thermal images.

#### 5. Conclusions

The use of certain pansharpening algorithms applied to thermal images has been tested in previous research. This work contains a complete review of a number of algorithms, and provides an in-depth study of thermal imaging pansharpening, with a numerical assessment.

We have validated the potential of pansharpening algorithms to enhance the resolution of thermal images with the help of higher-resolution visible spectrum RGB images. Algo-

rithms from the two main pansharpener families have been tested on different datasets, and the quality of the results has been verified. This quantitative analysis allows us to make a critical comparison.

Our focus on UAV imaging suggests a primary application, as all UAV platforms have quite different sensor resolutions between the thermal and visible spectrum. This type of aerial platforms fitted with this type of sensors are already very useful in such key areas as volcanism, the detection of temperature changes as a possible parameter for forecasting future events, and the inspection of industrial electromechanical elements, where they can be a key factor in preventing system malfunctions. The availability of a more accurate estimate of the quality of thermal image pansharpener algorithms will make it easier to develop more reliable automatic remote sensing systems.

**Author Contributions:** All authors have made significant contributions to this manuscript. Conceptualization, J.R., J.F.P. and S.L.-C.M.; methodology, J.R.; software, J.R.; validation, J.R.; formal analysis, J.R., J.F.P. and S.L.-C.M.; investigation, J.R.; field observations: J.R., J.A.d.M. and S.L.-C.M.; resources, J.R., J.F.P. and S.L.-C.M.; data curation, J.R. and S.L.-C.M.; writing—original draft preparation, J.R.; writing—review and editing, J.R., J.F.P., J.A.d.M. and S.L.-C.M.; supervision, J.F.P., J.A.d.M. and S.L.-C.M. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

**Funding:** The work from J.F.P., S.L.-C.M. and J.A.M. has been partially supported by the Spanish Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades research project DEEP-MAPS (RTI2018-093874-B-100), the MINECO research project AQUARISK (CGL2017-86241-R), the CAM research project LABPA-CM (H2019/HUM-5692), and also by the collaboration agreement ‘Fusión de información con sensores hiper y multiespectrales para el uso en agricultura de precisión’ of Premio Arce Foundation.

**Acknowledgments:** We want to thank Vivone et al. [37] for making the MATLAB pansharpener toolbox available to the research community, and the staff of the GESyP Research Group for their dedicated work and support.

**Institutional Review Board Statement:** Not applicable.

**Informed Consent Statement:** Not applicable.

**Data Availability Statement:** Not applicable.

**Conflicts of Interest:** The authors declare no conflict of interest.

## Appendix A

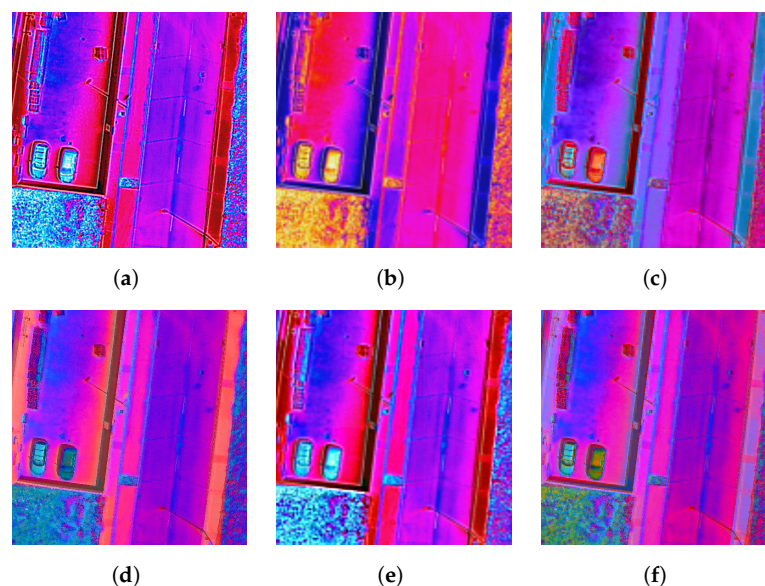
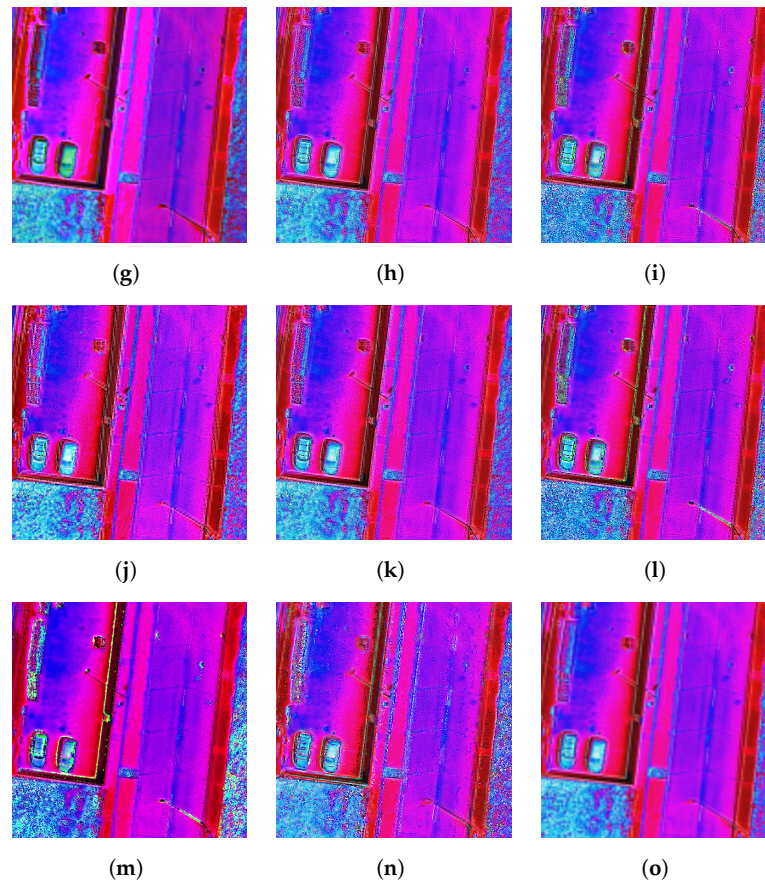
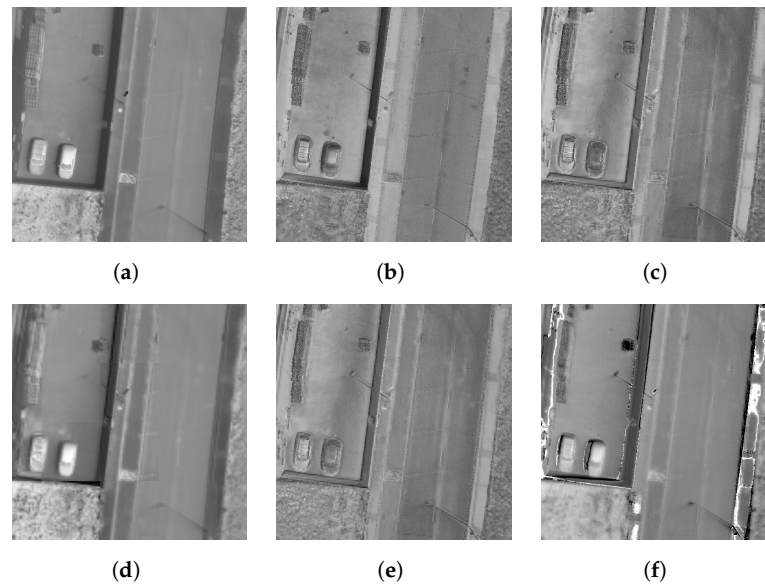


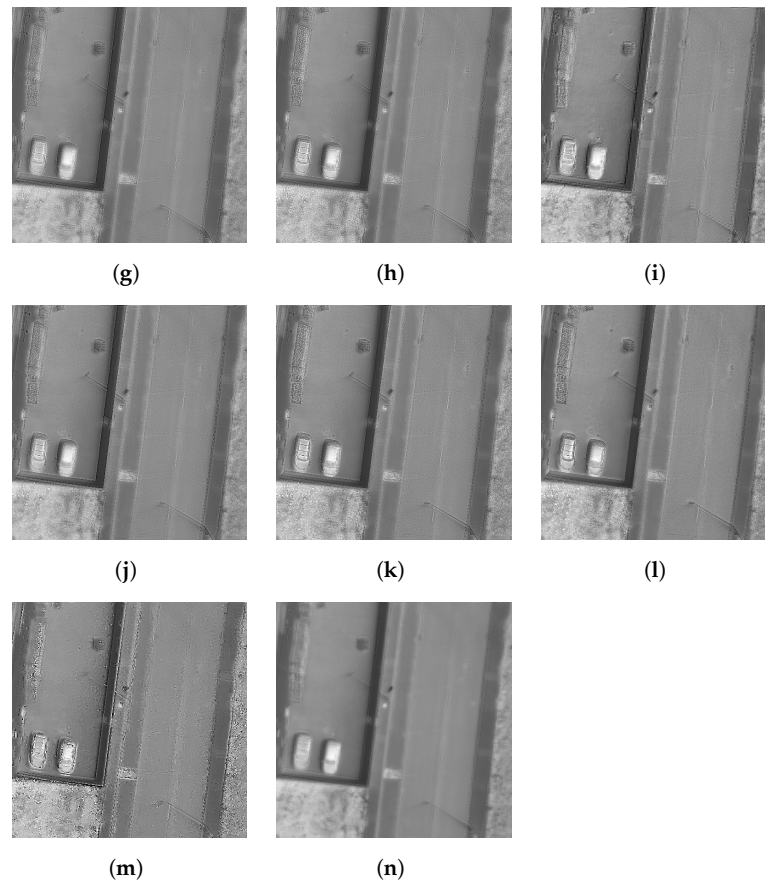
Figure A1. Cont.



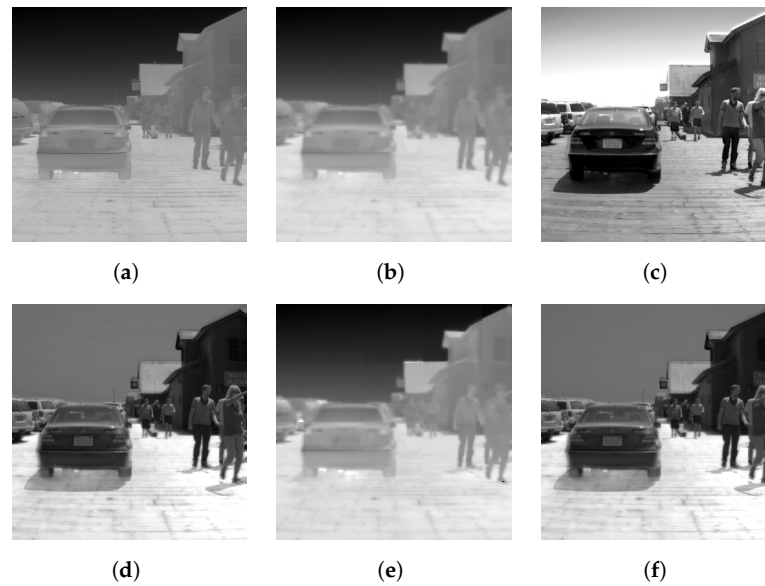
**Figure A1.** UAV Illescas dataset RGB: (a) Reference image; (b) Low-resolution upsampled image; (c) PCA; (d) IHS; (e) BSDS; (f) GS; (g) PRACS; (h) HPF; (i) SFIM; (j) INDUSION; (k) MTF-GLP; (l) MTF-GLP-HPM; (m) MTF-GLP-HPM-PP; (n) MTF-GLP-ECB; (o) MTF-GLP-CBD.



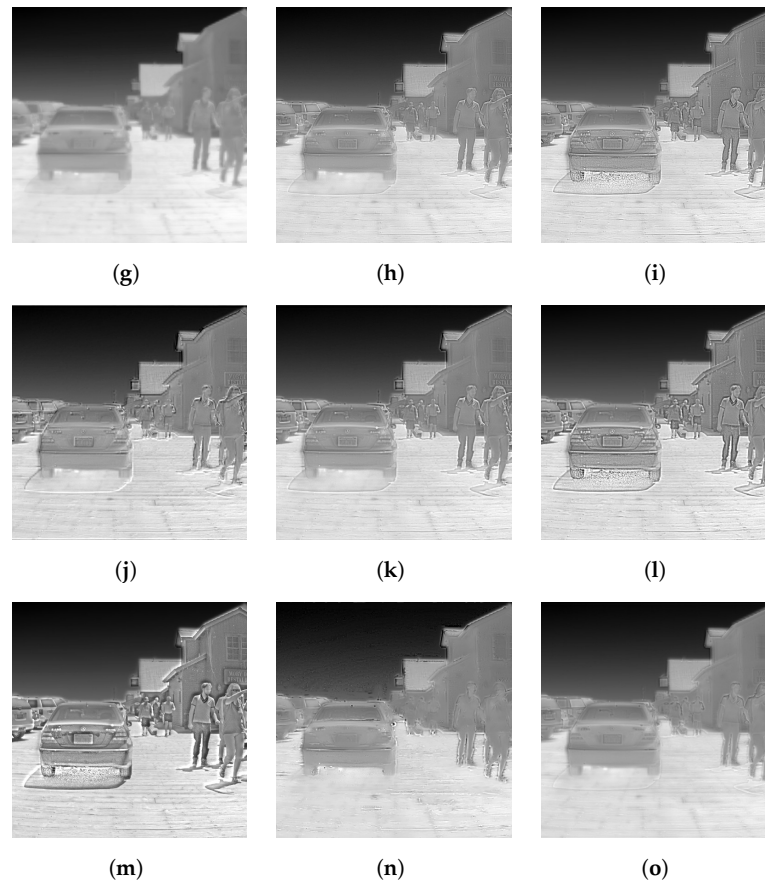
**Figure A2.** Cont.



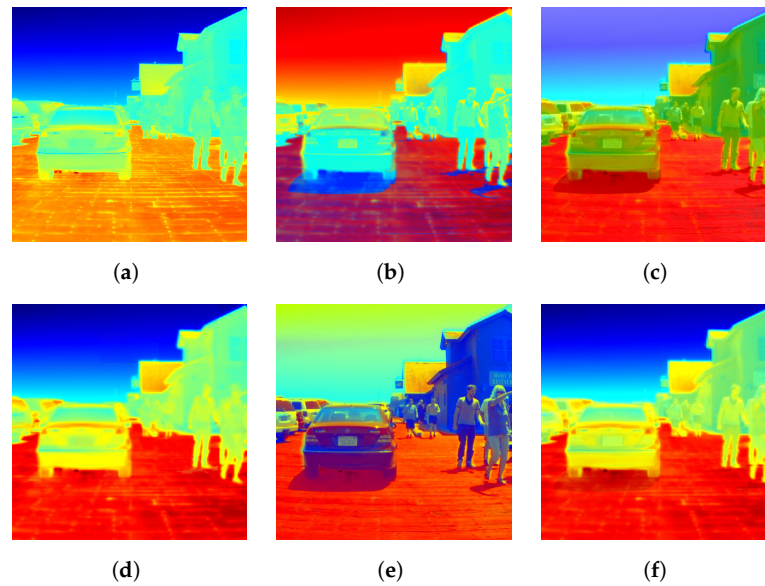
**Figure A2.** UAV Illescas dataset grayscale: (a) Reference image; (b). PCA, (c) IHS; (d) BSDS; (e) GS; (f) PRACS; (g) HPF; (h) SFIM; (i) INDUSION; (j) MTF-GLP; (k) MTF-GLP-HPM; (l) MTF-GLP-HPM-PP; (m) MTF-GLP-ECB; (n) MTF-GLP-CBD.



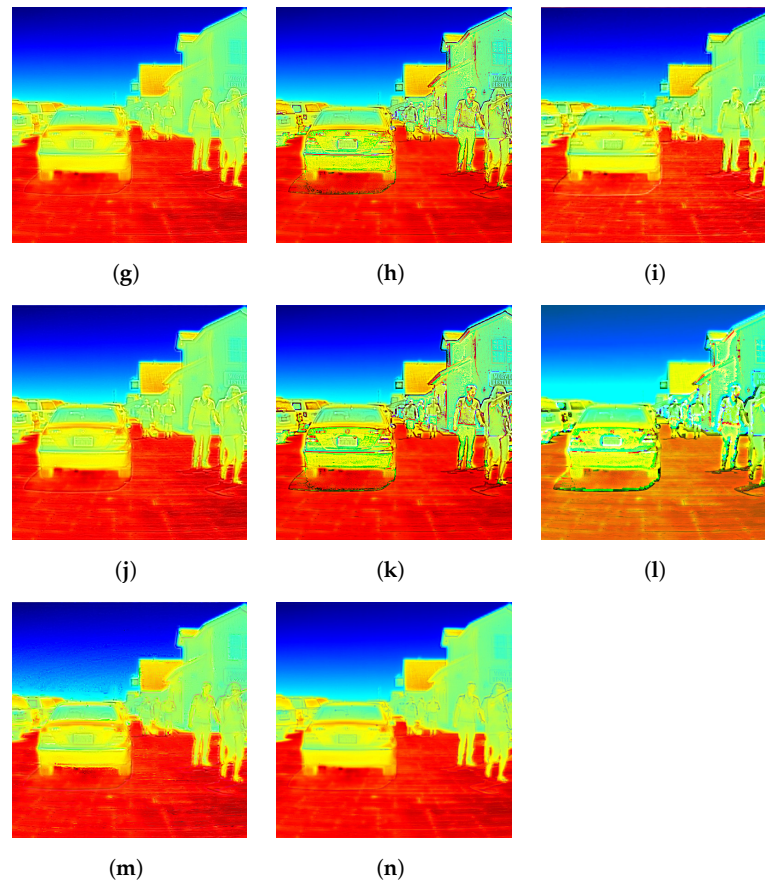
**Figure A3.** Cont.



**Figure A3.** FLIR ADAS dataset [47] grayscale: (a) Reference image; (b) Low-resolution upsampled image; (c) PCA; (d) IHS; (e) BSD; (f) GS; (g) PRACS; (h) HPF; (i) SFIM; (j) INDUSION; (k) MTF-GLP; (l) MTF-GLP-HPM; (m) MTF-GLP-HPM-PP; (n) MTF-GLP-ECB; (o) MTF-GLP-CBD.



**Figure A4.** Cont.



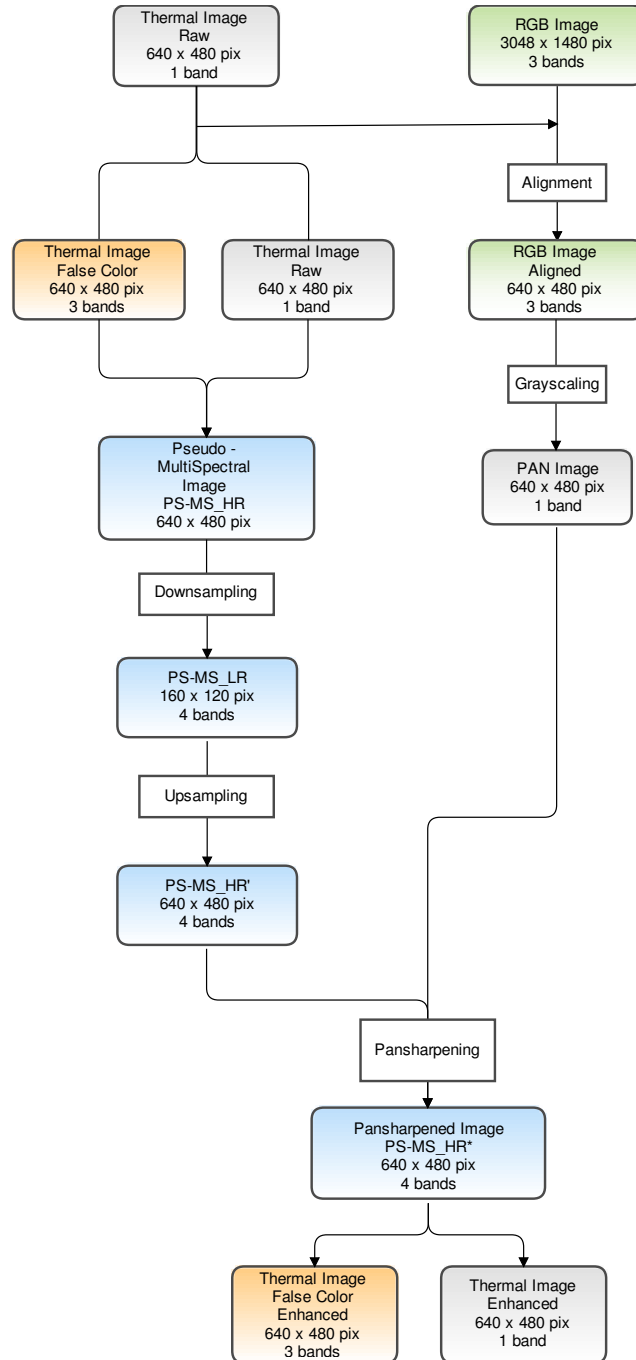
**Figure A4.** FLIR ADAS dataset [47] RGB: (a) Reference image; (b) PCA, (c) IHS; (d) BSDS; (e) GS; (f) PRACS; (g) HPF; (h) SFIM; (i) INDUSION; (j) MTF-GLP; (k) MTF-GLP-HPM; (l) MTF-GLP-HPM-PP; (m) MTF-GLP-ECB; (n) MTF-GLP-CBD.

## References

1. Kohin, M.; Butler, N.R. Performance limits of uncooled VO x microbolometer focal plane arrays. In Proceedings of the Infrared Technology and Applications XXX, Orlando, FL, USA, 12–16 April 2004; Volume 5406, p. 447. [\[CrossRef\]](#)
2. Yue, L.; Shen, H.; Li, J.; Yuan, Q.; Zhang, H.; Zhang, L. Image super-resolution: The techniques, applications, and future. *Signal Process.* **2016**, *128*, 389–408. [\[CrossRef\]](#)
3. Chavez, P.S.; Sides, S.C.; Anderson, J.A. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: Landsat TM and SPOT panchromatic. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* **1991**. [\[CrossRef\]](#)
4. Lagüela, S.; Armesto, J.; Arias, P.; Herráez, J. Automation of thermographic 3D modelling through image fusion and image matching techniques. *Autom. Constr.* **2012**, *27*, 24–31. [\[CrossRef\]](#)
5. Kuenzer, C.; Dech, S. Thermal remote sensing Sensors, Methods, Applications. In *Remote Sensing and Digital Image Processing*; Kuenzer, C., Dech, S., Eds.; Springer: Dordrecht, The Netherlands, 2013; Volume 17, pp. 287–313. [\[CrossRef\]](#)
6. Chen, X.; Zhai, G.; Wang, J.; Hu, C.; Chen, Y. Color guided thermal image super resolution. In Proceedings of the VCIP 2016—30th Anniversary of Visual Communication and Image Processing, Chengdu, China, 27–30 November 2017; pp. 1–4. [\[CrossRef\]](#)
7. Poblete, T.; Ortega-Farías, S.; Ryu, D. Automatic Coregistration Algorithm to Remove Canopy Shaded Pixels in UAV-Borne Thermal Images to Improve the Estimation of Crop Water Stress Index of a Drip-Irrigated Cabernet Sauvignon Vineyard. *Sensors* **2018**, *18*, 397. [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)
8. Turner, D.; Lucieer, A.; Malenovský, Z.; King, D.H.; Robinson, S.A. Spatial co-registration of ultra-high resolution visible, multispectral and thermal images acquired with a micro-UAV over antarctic moss beds. *Remote Sens.* **2014**, *6*, 4003–4024. [\[CrossRef\]](#)
9. Mandanici, E.; Tavasci, L.; Corsini, F.; Gandolfi, S. A multi-image super-resolution algorithm applied to thermal imagery. *Appl. Geomat.* **2019**, *11*, 215–228. [\[CrossRef\]](#)
10. Almasri, F.; Debeir, O. Multimodal Sensor Fusion In Single Thermal image Super-Resolution. In *Asian Conference on Computer Vision*; Springer: Cham, Switzerland, 2018; Volume 11367, pp. 418–433. [\[CrossRef\]](#)

11. Zhan, W.; Chen, Y.; Zhou, J.; Wang, J.; Liu, W.; Voogt, J.; Zhu, X.; Quan, J.; Li, J. Disaggregation of remotely sensed land surface temperature: Literature survey, taxonomy, issues, and caveats. *Remote Sens. Environ.* **2013**, *131*, 119–139. [[CrossRef](#)]
12. Pu, R. Assessing scaling effect in downscaling land surface temperature in a heterogenous urban environment. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2021**, *96*, 102256. [[CrossRef](#)]
13. Eismann, M.T.; Hardie, R.C. Hyperspectral resolution enhancement using high-resolution multispectral imagery with arbitrary response functions. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2005**, *43*, 455–465. [[CrossRef](#)]
14. Kwan, C.; Budavari, B.; Bovik, A.C.; Marchisio, G. Blind Quality Assessment of Fused WorldView-3 Images by Using the Combinations of Pansharpening and Hypersharpener Paradigms. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* **2017**, *14*, 1835–1839. [[CrossRef](#)]
15. Loncan, L.; de Almeida, L.B.; Bioucas-Dias, J.M.; Briottet, X.; Chanussot, J.; Dobigeon, N.; Fabre, S.; Liao, W.; Licciardi, G.A.; Simoes, M.; et al. Hyperspectral Pansharpening: A Review. *IEEE Geosci. Remote Sens. Mag.* **2015**, *3*, 27–46. [[CrossRef](#)]
16. Selva, M.; Aiuzzi, B.; Butera, F.; Chiarantini, L.; Baronti, S. Hyper-sharpener: A first approach on SIM-GA data. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* **2015**, *8*, 3008–3024. [[CrossRef](#)]
17. Yokoya, N.; Grohnfeldt, C.; Chanussot, J. Hyperspectral and multispectral data fusion: A comparative review of the recent literature. *IEEE Geosci. Remote Sens. Mag.* **2017**, *5*, 29–56. [[CrossRef](#)]
18. Jung, H.S.; Park, S.W. Multi-sensor fusion of landsat 8 thermal infrared (TIR) and panchromatic (PAN) images. *Sensors* **2014**, *14*, 24425–24440. [[CrossRef](#)]
19. Liao, W.; Huang, X.; Van Coillie, F.; Thoonen, G.; Pizurica, A.; Scheunders, P.; Philips, W. Two-stage fusion of thermal hyperspectral and visible RGB image by PCA and guided filter. In Proceedings of the Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing, Evolution in Remote Sensing, Tokyo, Japan, 2–5 June 2015; Volume 2015, pp. 1–4.
20. Palsson, F.; Sveinsson, J.R.; Ulfarsson, M.O. Sentinel-2 image fusion using a deep residual network. *Remote Sens.* **2018**, *10*, 1290. [[CrossRef](#)]
21. Wu, D.; Zhou, M.Y.; Sun, W.B.; Bai, X.W.; Li, D.J.; Zhang, Y.Y. Image Alignment Software Development Based on OpenCV. In Proceedings of the 2015 4th International Conference on Energy and Environmental Protection (ICEEP 2015), Shenzhen, China, 3–4 June 2015.
22. Adel, E.; Elmogy, M.; Elbakry, H. Image Stitching System Based on ORB Feature-Based Technique and Compensation Blending. *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.* **2015**, *6*, 55–62. [[CrossRef](#)]
23. Lei, Y.; Yu, Z.; Gong, Y. An Improved ORB Algorithm of Extracting and Matching Features. *Int. J. Signal Process. Image Process. Pattern Recognit.* **2015**, *8*, 117–126. [[CrossRef](#)]
24. Chang, N.B.; Bai, K. *Multisensor Data Fusion and Machine Learning for Environmental Remote Sensing*; CRC Press: Boca Raton, FL, USA, 2018. [[CrossRef](#)]
25. Chen, C.; Aiuzzi, B.; Alparone, L.; Baronti, S.; Garzelli, A.; Selva, M. Twenty-Five Years of Pansharpening. In *Signal and Image Processing for Remote Sensing*, 2nd ed.; CRC Press: Boca Raton, FL, USA, 2012; pp. 533–548. [[CrossRef](#)]
26. Tu, T.M.; Su, S.C.; Shyu, H.C.; Huang, P.S. A new look at IHS-like image fusion methods. *Inf. Fusion* **2001**, *2*, 177–186. [[CrossRef](#)]
27. Garzelli, A.; Nencini, F.; Capobianco, L. Optimal MMSE pan sharpening of very high resolution multispectral images. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2008**, *46*, 228–236. [[CrossRef](#)]
28. Laben, C.; Brower, B. Process for Enhancing the Spatial Resolution of Multispectral Imagery Using Pan-Sharpener. U.S. Patent 6011875A, 4 January 2000.
29. Choi, J.; Yu, K.; Kim, Y. A new adaptive component-substitution-based satellite image fusion by using partial replacement. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2011**, *49*, 295–309. [[CrossRef](#)]
30. Liu, J.G. Smoothing Filter-based Intensity Modulation: A spectral preserve image fusion technique for improving spatial details. *Int. J. Remote Sens.* **2000**, *21*, 3461–3472. [[CrossRef](#)]
31. Wald, L.; Ranchin, T.; Liu 'Smoothing filter-based intensity modulation: A spectral preserve image fusion technique for improving spatial details'. *Int. J. Remote Sens.* **2002**, *23*, 593–597. [[CrossRef](#)]
32. Khan, M.M.; Chanussot, J.; Condat, L.; Montanvert, A. Indusion: Fusion of multispectral and panchromatic images using the induction scaling technique. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* **2008**, *5*, 98–102. [[CrossRef](#)]
33. Aiuzzi, B.; Alparone, L.; Baronti, S.; Garzelli, A. Context-driven fusion of high spatial and spectral resolution images based on oversampled multiresolution analysis. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2002**, *40*, 2300–2312. [[CrossRef](#)]
34. Aiuzzi, B.; Alparone, L.; Baronti, S.; Garzelli, A.; Selva, M. MTF-tailored multiscale fusion of high-resolution MS and pan imagery. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* **2006**, *72*, 591–596. [[CrossRef](#)]
35. Aiuzzi, B.; Alparone, L.; Baronti, S.; Garzelli, A.; Selva, M. An MTF-based spectral distortion minimizing model for pansharpening of very high resolution multispectral images of urban areas. In Proceedings of the 2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas, URBAN 2003, Berlin, Germany, 22–23 May 2003; pp. 90–94.
36. Lee, J.; Lee, C. Fast and efficient panchromatic sharpening. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2010**, *48*, 155–163. [[CrossRef](#)]
37. Vivone, G.; Alparone, L.; Chanussot, J.; Dalla Mura, M.; Garzelli, A.; Licciardi, G.A.; Restaino, R.; Wald, L. A critical comparison among pansharpening algorithms. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2015**, *53*, 2565–2586. [[CrossRef](#)]
38. Wald, L.; Ranchin, T.; Mangolini, M. Fusion of satellite images of different spatial resolutions: Assessing the quality of resulting images. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* **1997**, *63*, 691–699.
39. Ranchin, T.; Wald, L. Fusion of high spatial and spectral resolution images: The ARSIS concept and its implementation. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* **2000**, *66*, 49–61.

40. Sewar 0.4.4 Python Package. Available online: <https://pypi.org/project/sewar/> (accessed on 26 September 2020).
41. Vijayaraj, V.; O'Hara, C.; Younan, N. Quality analysis of pansharpened images. In Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04, Anchorage, AK, USA, 20–24 September 2004; Volume 1, pp. 85–88. [CrossRef]
42. Pohl, C.; van Genderen, J. *Remote Sensing Image Fusion*; CRC Press, Taylor & Francis: Boca Raton, FL, USA, 2016. [CrossRef]
43. Wald, L. Quality of high resolution synthesised images: Is there a simple criterion? In Proceedings of the Third Conference Fusion of Earth Data: Merging Point Measurements, Raster Maps and Remotely Sensed Images, Sophia Antipolis, France, 26–28 January 2000; pp. 99–103.
44. Yokoya, N. Texture-guided multisensor superresolution for remotely sensed images. *Remote Sens.* **2017**, *9*, 316. [CrossRef]
45. Bayarri, V.; Sebastián, M.A.; Ripoll, S. Hyperspectral imaging techniques for the study, conservation and management of rock art. *Appl. Sci.* **2019**, *9*, 5011. [CrossRef]
46. Wang, Z.; Bovik, A.C. A universal image quality index. *IEEE Signal Process. Lett.* **2002**, *9*, 81–84. [CrossRef]
47. FLIR Thermal Dataset for Algorithm Training. Available online: <https://www.flir.com/oem/adas/dataset/> (accessed on 19 October 2020).
48. Lagüela, S.; González-Jorge, H.; Armesto, J.; Arias, P. Calibration and verification of thermographic cameras for geometric measurements. *Infrared Phys. Technol.* **2011**, *54*, 92–99. [CrossRef]
49. Aiazzi, B.; Baronti, S.; Lotti, F.; Selva, M. A comparison between global and context-adaptive pansharpening of multispectral images. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* **2009**, *6*, 302–306. [CrossRef]
50. Dumitrescu, D.; Boiangiu, C.A. A Study of Image Upsampling and Downsampling Filters. *Computers* **2019**, *8*, 30. [CrossRef]



**Figura 3.1:** Diagrama de flujo donde se muestra la metodología diseñada para el análisis cualitativo de imágenes térmicas en superresolución con técnicas de *pansharpening*. Fuente: [88]



## Capítulo 4

# Fusión de datos multisensor mediante voxelización: caso de aplicación en un elemento constructivo del patrimonio histórico

*Lo que sé hacer es seguro que ya lo he hecho, de ahí que tengo que hacer siempre lo que no sé hacer*

---

EDUARDO CHILLIDA

En el primer artículo que hemos presentado [88] (capítulo 3), abordamos las limitaciones de la tecnología termográfica actual mediante la fusión de imágenes térmicas con imágenes RGB para generar imágenes termográficas de mayor resolución. Continuando nuestra investigación para identificar lagunas en el estado del arte en la documentación y análisis de objetos arquitectónicos del patrimonio histórico, observamos que las técnicas geomáticas más extensamente utilizadas generan principalmente nubes de puntos como producto primario. Por lo tanto, como parte de nuestro esfuerzo por avanzar en el conocimiento, es crucial trabajar en la fusión de estas estructuras de datos.

La fusión de datos expresados por nubes de puntos y su integración en el estudio del patrimonio histórico construido representa un avance significativo en la conservación, análisis y documentación de estructuras históricas. Este análisis interdisciplinar combina técnicas avanzadas de captura de datos, procesamiento de imágenes y análisis computacional para crear representaciones digitales tridimensionales precisas y detalladas de edificios y lugares de importancia cultural e histórica. La introducción de esta metodología ha revolucionado la manera en que entendemos, preservamos y compartimos nuestro patrimonio construido, ofreciendo una nueva dimensión en la conservación patrimonial.

El desarrollo de tecnologías como el escáner láser (TLS y ALS), la fotogrametría digital ha facilitado la captura de vastas cantidades de datos con una precisión no antes conocida.

Estas tecnologías permiten la recolección de información geométrica y espectral detallada sobre estructuras históricas, desde la textura superficial y la composición material hasta las deformaciones estructurales y sus patologías. La fusión de estos datos multisensor en nubes de puntos ofrece una representación completa y detallada del estado actual de los edificios históricos, lo que es esencial para su estudio y conservación.

## 4.1 Problemas y desafíos de las nubes de puntos

La documentación y análisis del patrimonio histórico mediante el uso de tecnologías de adquisición de datos geométricos como el escaneo láser y la fotogrametría aportan, como producto primario, su información en forma de nubes de puntos, como ya hemos comentado. Las nubes de puntos que, si bien ofrecen una representación detallada del entorno físico, plantean desafíos significativos para su procesamiento y análisis (figura 4.1). En este sentido abordamos un segunda estudio, que se publico en la revista *Remote Sensing* en el año 2022. A continuación, se detallan y extienden los problemas abordados por el artículo y cómo la metodología propuesta ofrece soluciones innovadoras:

### 1. Heterogeneidad de datos

Hemos visto que los diferentes sensores geomáticos producen datos con características variadas, incluyendo resoluciones espaciales distintas, rangos de sensibilidad espectral diferentes y niveles de precisión diversos. Integrar estas fuentes de datos heterogéneas en una representación coherente y útil para el análisis de elementos arquitectónicos requiere métodos avanzados de procesamiento que puedan armonizar estas diferencias que hemos encontrado:

- Variabilidad en resoluciones espaciales [126].

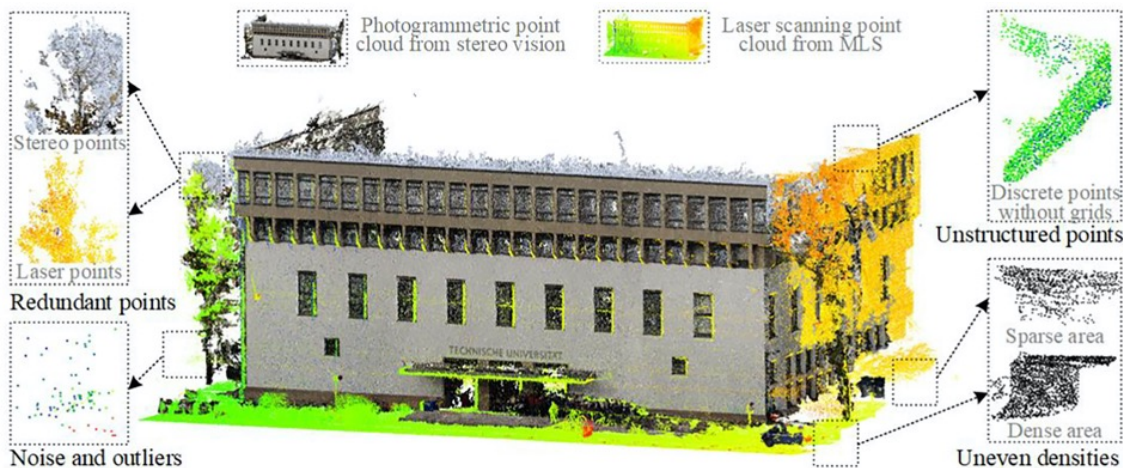
Los distintos sensores, como el escáner láser terrestre (TLS), escaneo láser aéreo (ALS), y técnicas fotogramétricas, registran datos con resoluciones espaciales variadas. Mientras que los sensores TLS pueden generar datos con una resolución muy alta y detallada de las superficies arquitectónicas, los datos de ALS pueden ser menos detallados pero ofrecen una perspectiva más amplia del entorno. Integrar estas diferentes resoluciones espaciales nominales de manera que se preserve la riqueza de los detalles sin sobrecargar el conjunto de datos con información redundante o irrelevante es un desafío técnico significativo.

- Diferencias en sensibilidad espectral [123].

Los sensores también varían en términos de sensibilidad espectral, capturando diferentes rangos del espectro electromagnético. Por ejemplo, mientras que las cámaras multispectrales pueden capturar información en rangos específicos del espectro visible e infrarrojo, ultravioleta, etc, los sensores térmicos se enfocan en capturar la emisión de calor de los objetos. Como hemos discutido, la combinación de esta información espectral diversa en un modelo coherente requiere técnicas avanzadas de procesamiento de datos para asegurar que la fusión enriquezca la representación de los elementos arquitectónicos.

- Inconsistencias en precisión y calidad de datos [115]

La precisión y calidad de los datos obtenidos pueden variar significativamente entre los diferentes tipos de sensores, influenciadas por factores como las condiciones de iluminación, la presencia de obstáculos, y las características intrínsecas del sensor. Estas diferencias pueden resultar en inconsistencias en los datos fusionados si no se gestionan adecuadamente. Entendemos que es esencial implementar métodos de manejo de la información que puedan ajustar estas variaciones para lograr un conjunto de datos homogéneo y confiable.



**Figura 4.1:** Dificultades típicas en el manejo de nubes de puntos procedentes de escáner láser y fotogrametría. Fuente: [126]

## 2. Manejo de grandes volúmenes de datos [123].

La integración de múltiples nubes de puntos incrementa significativamente el volumen de datos a procesar. Este gran volumen puede sobrepasar las capacidades de procesamiento de las infraestructuras de hardware y software convencionales, haciendo difícil la visualización, análisis y almacenamiento eficiente de los datos.

- Requerimientos de hardware específicos

El procesamiento de nubes de puntos de gran tamaño, que pueden contener millones o incluso miles de millones de puntos, requiere una capacidad de computación significativa. Esto incluye no solo procesadores rápidos, sino también una gran cantidad de memoria RAM y almacenamiento de alta velocidad. La necesidad de hardware especializado puede representar una barrera significativa, especialmente para instituciones con presupuestos limitados.

- Eficiencia en el procesamiento

Los algoritmos convencionales pueden no ser lo suficientemente eficientes para manejar conjuntos de datos de gran tamaño, resultando en tiempos de procesamiento prolongados. Esto puede limitar la capacidad de iterar rápidamente a través de análisis o de explorar diferentes tratamientos analíticos [47].

- Visualización de datos [126].

La visualización interactiva de nubes de puntos grandes es crucial para la inspección detallada y el análisis cualitativo de elementos arquitectónicos. Sin embargo, las herramientas de visualización estándar pueden luchar para manejar estos grandes volúmenes de datos, resultando en retrasos o en la incapacidad de cargar completamente los conjuntos de datos [84].

- Gestión de datos y accesibilidad [125]

Organizar y mantener accesibles grandes conjuntos de datos para el análisis es otro desafío. Esto incluye no sólo el almacenamiento físico de los datos, sino también su organización de manera que sean de fácil acceso y analizables por los investigadores y profesionales .

### 3. Preservación de la integridad de datos

Mantener la integridad de los datos originales mientras se fusionan nubes de puntos de diferentes sensores es crucial para el análisis arquitectónico detallado. Las técnicas de fusión deben asegurar que la información espectral y geométrica importante no se pierda o degrade durante el proceso de integración.

- Fidelidad geométrica [126].

La precisión de las coordenadas espaciales en las nubes de puntos es fundamental para el análisis arquitectónico. La fusión de datos debe garantizar que la alineación espacial y la escala de los objetos capturados se preserven, evitando desplazamientos, rotaciones o cambios de escala incorrectos que puedan introducir errores en el modelo final.

- Conservación de información espectral

Los datos espectralmente ricos capturados por diferentes sensores proporcionan información valiosa sobre las propiedades materiales y las condiciones de los elementos arquitectónicos [87]. Es vital que esta información no se pierda o degrade durante la integración, lo que requiere métodos de fusión que respeten la naturaleza de los datos espectral.

### 4. Falta de información semántica y topológica

Las nubes de puntos, por su naturaleza, carecen de información semántica y topológica que pueda indicar la función o el contexto de los elementos arquitectónicos representados [83]. La integración de datos de múltiples fuentes complica aún más la tarea de agregar esta capa de información, lo cual es fundamental para análisis arquitectónicos significativos.

- Interpretación de datos

Sin información semántica, los investigadores y técnicos enfrentan dificultades para identificar y clasificar automáticamente componentes arquitectónicos específicos (como ventanas, puertas, columnas) dentro de una nube de puntos [87]. Esta

limitación puede afectar significativamente la eficiencia y precisión de los análisis estructurales y la documentación del patrimonio .

- Reconstrucción de modelos

La ausencia de información topológica complica la tarea de reconstruir modelos 3D precisos y detallados a partir de nubes de puntos [103, 127]. Esto incluye desafíos en la generación de mallas y superficies que fielmente representen las relaciones espaciales entre diferentes partes de un objeto o estructura .

- Integración multisensor [98]

La fusión de nubes de puntos de diferentes sensores agrava el problema de la falta de semántica y topología. La integración efectiva de datos requiere no solo la alineación espacial sino también la unificación de significados semánticos y relaciones topológicas entre los datos fusionados.

#### 5. Variabilidad de densidad de puntos [126]

Las diferencias en la densidad de puntos entre las nubes de puntos obtenidas de distintos sensores pueden resultar en representaciones desiguales de áreas o detalles arquitectónicos específicos. Asegurar una densidad de puntos homogénea y adecuada a través de la fusión de datos es esencial para un análisis detallado y preciso.

- Inconsistencia en la representación de detalles

Las áreas con alta densidad de puntos pueden ofrecer una gran cantidad de detalles, mientras que las zonas con menor densidad pueden resultar en representaciones imprecisas o incompletas de características importantes. Esto puede conducir a una interpretación errónea de la estructura o estado de conservación de un elemento arquitectónico [126].

- Complicaciones en la fusión de datos

Integrar nubes de puntos de diferentes sensores se complica cuando las densidades de puntos varían ampliamente entre los conjuntos de datos. La alineación precisa y la fusión coherente de estos datos requieren métodos capaces de compensar las diferencias en la densidad de puntos para evitar la pérdida de información o la introducción de artefactos [1].

- Desafíos en la extracción de características

La variabilidad en la densidad de puntos puede dificultar la extracción automática de características y la segmentación de objetos. Los algoritmos que dependen de la uniformidad en la distribución de puntos para identificar bordes, superficies y otros elementos estructurales pueden fallar o producir resultados inconsistentes en áreas de baja densidad [103].

## 4.2 Solución propuesta

Frente a estos desafíos, la metodología de voxelización multispectral propuesta en este artículo científico ofrece una solución prometedora al integrar las distintas nubes de puntos en una estructura de datos eficiente y organizada compuesta por vóxeles. Nuestra técnica no solo aborda el problema del manejo de grandes volúmenes de datos al reducir la cantidad de información necesaria para el análisis, sino que también introduce una estructura topológica que facilita la interpretación de los datos. Además, la voxelización permite la homogeneización de las densidades de datos y la integración efectiva de información de múltiples sensores en una única representación coherente, superando así las limitaciones actuales y abriendo nuevas posibilidades para el estudio y conservación del patrimonio histórico y otras aplicaciones.

Esta solución propuesta, basada en la voxelización multispectral, no solo resuelve los problemas en el manejo de nubes de puntos de manera efectiva sino que también permite nuevas posibilidades para el posterior análisis avanzado de datos.

## 4.3 Sensores y toma de datos

Para ilustrar la metodología propuesta de fusión de datos multisensor mediante voxelización, se realizaron diversas sesiones de captura de datos utilizando cámaras fotográficas de distintas sensibilidades espectrales, equipadas con distintos filtros.

Se diseñaron varias misiones de captura de datos para obtener distintas nubes de puntos del mismo objeto arquitectónico, un muro de cerramiento de carácter histórico (figura 4.2), añadiendo información espectral intrínseca según el sensor y/o filtro utilizado en cada sesión. Las sesiones de registro de este elemento arquitectónico, situado en el sur de la provincia de Madrid (España), se llevaron a cabo en condiciones controladas para minimizar las variaciones ambientales que pudieran afectar la captura de datos, tomando especial cuidado en mantener constante la iluminación y otros factores ambientales durante la captura de datos. A su vez se marcaron puntos de control de precisión en el muro para definir un sistema de referencia geométrico local común para todo el conjunto de datos.

A continuación, se detalla la naturaleza, características y configuraciones de los sensores empleados:

- Cámara Sony  $\alpha$  Nex-7: se utilizó una cámara digital Sony  $\alpha$  Nex-7 equipada con un objetivo de 19 mm. Esta cámara, que no fue modificada, registra imágenes en el espectro visible y proporciona datos en las bandas espectrales roja (590 nm), verde (520 nm) y azul (460 nm) (figura 4.3). La cámara generó un conjunto de datos fotogramétricos en forma de nube de puntos que representa detalladamente la geometría y coloración natural del muro en estudio.
- Cámara Sony  $\alpha$  Nex-5N modificada: esta cámara fue modificada eliminando su filtro infrarrojo interno, lo que permite la captura de imágenes más allá del espectro visible (figura 4.4). Se utilizó junto con dos filtros diferentes:

1. Filtro de paso dual (NIR / azul): Permite la captura de imágenes en el espectro



**Figura 4.2:** Muro de cerramiento escogido para la toma de datos (Madrid, España)

cercano al infrarrojo ([NIR](#)) así como en la banda azul del espectro visible.

2. Filtro ultravioleta ([UV](#)): Habilita la captura de imágenes con información espectral en el espectro ultravioleta.

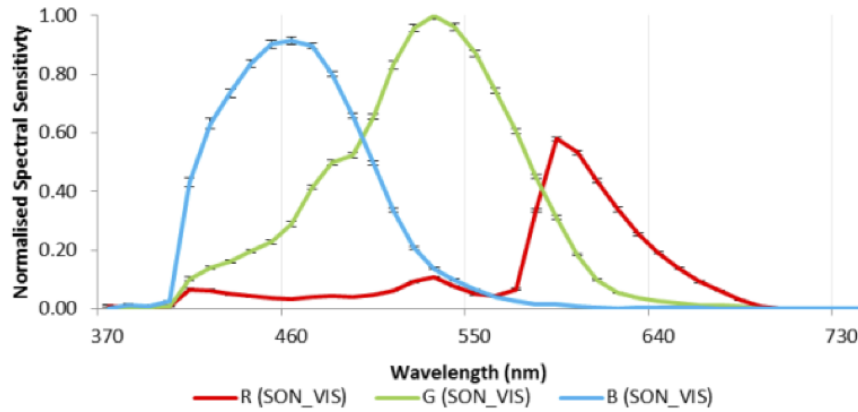
Cada nube de puntos captura la geometría tridimensional del muro, junto con la información espectral específica proporcionada por el sensor y los filtros utilizados. Estos datos constituyen la base para la aplicación de la metodología de voxelización propuesta, buscando fusionar eficientemente la información multisensor en una estructura de datos coherente y útil para el análisis detallado del elemento patrimonial.

Pensamos que la fusión de estas nubes de puntos a través de vóxeles multispectrales permite combinar la información geométrica y espectral de múltiples fuentes en una representación unificada, facilitando así el análisis avanzado de los elementos arquitectónicos estudiados y destacando el potencial de esta metodología para aplicaciones en la documentación y conservación del patrimonio cultural.

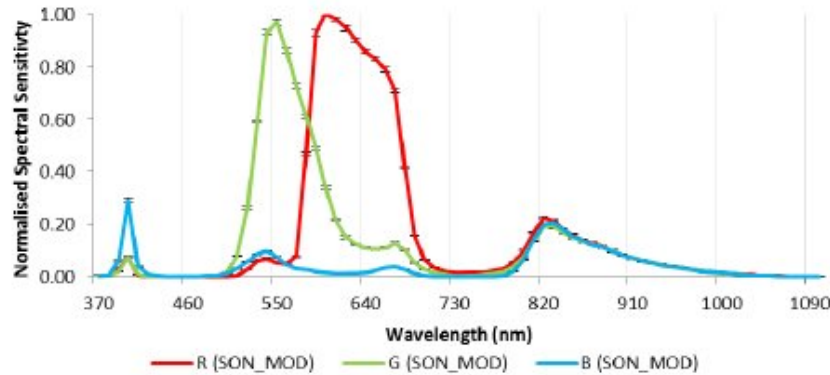
## 4.4 Vóxel multispectral

En esta investigación, proponemos el concepto original de vóxel multispectral para el manejo y posterior análisis de la fusión de nubes de puntos procedentes de distintos sensores. Resaltar que este término de “vóxel multispectral” ha sido acuñado por nosotros.

Presentamos el vóxel multispectral como un concepto avanzado en el procesamiento y análisis de datos tridimensionales, especialmente relevante en el contexto de la fusión de nubes de puntos de diferentes sensores. El término “*voxel*” proviene de la combinación de las palabras



**Figura 4.3:** Respuesta espectral del sensor de la cámara Sony  $\alpha$  Nex sin modificar, normalizada respecto al canal de la banda verde. Fuente: [11]

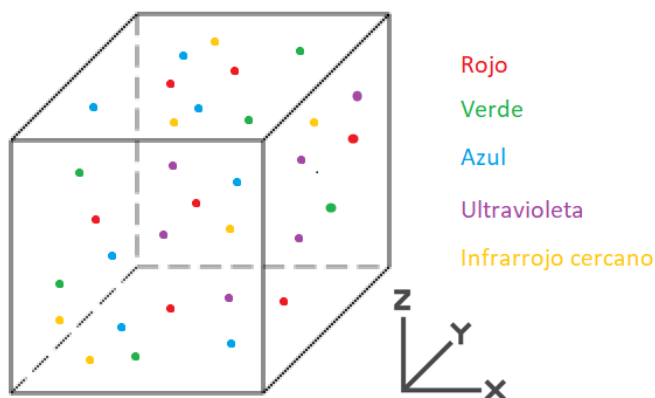


**Figura 4.4:** Respuesta espectral del sensor de la cámara Sony  $\alpha$  Nex modificada, normalizada respecto al canal de la banda roja. Fuente: [11]

“*volumetric*” y “*element*” [29], lo que indica que se trata de la unidad mínima de un objeto tridimensional que contiene información sobre su ubicación en el espacio y sus propiedades. Un vóxel actúa de forma similar a un pixel en una imagen digital, pero en lugar de tener solo coordenadas X e Y como este, también incluye una coordenada Z, permitiendo así representar volúmenes en el espacio tridimensional, en un sistema de referencia local o global.

La calificación “*multiespectral*” de un vóxel se refiere a la capacidad de estos elementos de contener e integrar información espectral proveniente de múltiples fuentes de datos, es decir, de diferentes sensores que capturan distintas bandas del espectro electromagnético. Esto permite que cada vóxel almacene no solo información geométrica (su posición y tamaño dentro de un modelo 3D), sino también datos espectralmente ricos que describen las características de la superficie que ocupa en el espacio (figura 4.5).

En otras palabras, el vóxel multiespectral representa el equivalente tridimensional al pixel, pero con la capacidad adicional de contener y representar datos ricos espectralmente dentro de un volumen definido en el espacio.



**Figura 4.5:** Concepto idealizado de voxel multispectral

En el contexto de la fusión de datos de sensores distintos para el análisis de elementos arquitectónicos o patrimonio histórico, los vóxeles multispectrales ofrecen una solución poderosa para integrar y analizar conjuntamente información geométrica y espectral. Cada voxel en esta estructura no sólo define una posición en el espacio, sino que también encapsula datos derivados de diferentes sensores, como imágenes infrarrojas, térmicas y RGB, entre otras. Esta capacidad permite representar de manera más completa las propiedades físicas y químicas de los objetos o entornos estudiados.

#### 4.4.1 Características principales de los vóxeles multispectrales

Entre las características y ventajas del empleo de vóxeles multispectrales, hemos encontrado las siguientes [89]:

1. Integración de datos

Los vóxeles multispectrales combinan información proveniente de diversas fuentes sensoriales en una única estructura de datos, lo que facilita el análisis integrado de propiedades tanto geométricas como espectral.

2. Resolución volumétrica

A diferencia de los píxeles, que tienen una dimensión bidimensional, los vóxeles existen en un espacio tridimensional, permitiendo la representación y análisis volumétrico de objetos y estructuras. No necesariamente tienen que ser hexaedros o cubos, sino que pueden ser cualquier figura geométrica: esferas, tetraedros, etc. Su tamaño puede ser determinado por el investigador para el posterior análisis, de forma que mejor se adecúe a sus propósitos.

3. Información espectral variada

Cada voxel puede contener valores de diferentes bandas espectrales, lo que permite realizar análisis detallados sobre las características materiales y las condiciones de los objetos representados.

4. Análisis integral.

Los vóxeles multispectrales permiten un análisis más completo y detallado de los objetos estudiados al combinar múltiples capas de información. Por ejemplo, en el estudio de patrimonio histórico, pueden ayudar a identificar diferentes materiales de construcción, estados de conservación, o características ocultas, al integrar datos geométricos y espectrales.

5. Eficiencia de datos

Los vóxeles proporcionan una manera eficiente de organizar y manejar grandes volúmenes de datos al reducir la redundancia y concentrar la información relevante dentro de estructuras discretas, lo que facilita el procesamiento y análisis posterior.

6. Mejora en la visualización

La visualización de modelos 3D mejora sustancialmente al permitir la representación de características espectral además de la forma, agregando una dimensión adicional de información visual que puede ser crucial para ciertas aplicaciones, como la identificación de patologías en edificios.

7. Análisis y procesamiento eficiente

La estructura de datos basada en vóxeles permite y facilita el uso de algoritmos de procesamiento y análisis, incluyendo técnicas de aprendizaje automático y visión computacional. La estructuración de datos en vóxeles multispectrales crea conjuntos de datos uniformes que son especialmente adecuados para técnicas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo, abriendo nuevas vías para la automatización en la clasificación y análisis de datos tridimensionales, que pensamos tendrá una gran aplicabilidad en el futuro.

## 4.5 Metodología de fusión por vóxeles multispectrales

Como esta línea de trabajo tiene como objetivo integrar de manera eficiente y coherente la información geométrica y espectral capturada por diferentes sensores expresada por nubes de puntos en una estructura de datos única y manejable, se ha diseñado una metodología de fusión mediante vóxeles multispectrales. A continuación, se describe detalladamente el método de fusión de datos propuesto por nosotros en el artículo:

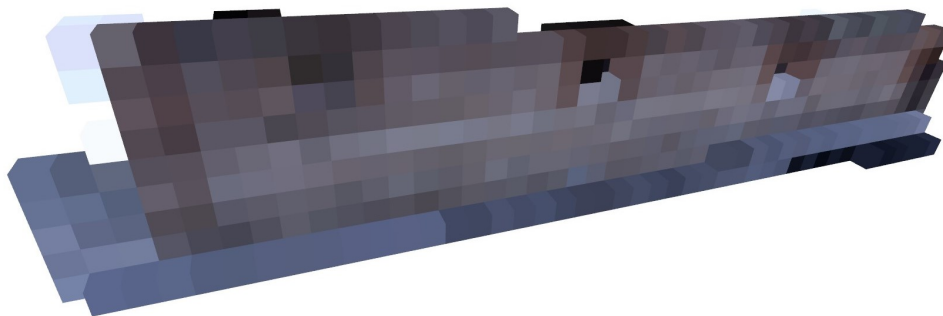
1. Preparación y preprocesamiento de nubes de puntos

Inicialmente, se recolectan datos, utilizando distintos sensores, para capturar la geometría y las características espectrales de un elemento arquitectónico. Cada sensor produce una nube de puntos que representa el objeto desde su perspectiva única, con información asociada a cada punto, como sus coordenadas espaciales ( $X, Y, Z$ ) y atributos espectrales (por ejemplo, color, intensidad, etc.).

2. Voxelización de una de las nubes de puntos

El proceso de voxelización convierte una nube de puntos, escogida por representar la

totalidad del elemento arquitectónico objeto de estudio, en una malla de vóxeles en el espacio tridimensional. Para ello, se establece un tamaño elemental de vóxel basado en la resolución deseada para el análisis y se divide el espacio ocupado por la nube de puntos en estos vóxeles (figura 4.6). Cada vóxel se identifica por su índice  $i, j, k$  y su posición en el espacio (coordenadas del centroide).



**Figura 4.6:** Estructura de vóxeles de nube de puntos RGB, del muro anterior con tamaño elemental de vóxel de 50 cm.

### 3. Fusión de información multisensor

La fusión de datos se realiza al asignar los puntos de todas y cada una de las nubes de puntos a los vóxeles correspondientes en la estructura voxelizada. Para cada vóxel, se recopila y sintetiza la información de todos los puntos contenidos en él, creando un conjunto de datos unificado que refleja tanto las características geométricas como las propiedades espectrales de los sensores involucrados. Esta etapa asegura que cada vóxel represente de manera comprehensiva la información capturada por los diferentes sensores.

### 4. Análisis y aplicación de datos fusionados

Con los vóxeles multispectrales que contienen datos fusionados, se pueden aplicar técnicas de análisis avanzadas, como el aprendizaje automático y la inteligencia artificial, para interpretar y extraer conocimientos sobre el objeto estudiado. Esta información fusionada y enriquecida permite realizar análisis detallados sobre las propiedades materiales, el estado de conservación y otros aspectos relevantes de los elementos arquitectónicos.

Para la implementación de nuestra metodología se ha desarrollado *software* propio en el lenguaje de programación *Python*, apoyándose en la librería Open3D [132] para la generación de los vóxeles.

Este método de fusión de datos multisensor mediante vóxeles multispectrales proporciona una solución poderosa para superar los desafíos asociados con la heterogeneidad y la gran cantidad de datos en proyectos de documentación y análisis del patrimonio histórico. Facilita una integración eficaz de información diversa en una representación coherente y detallada, abriendo nuevas posibilidades para el estudio avanzado de elementos arquitectónicos y arqueológicos.

**Tabla 4.1:** Número de vóxeles dependiendo de su tamaño elemental, sobre el elemento arquitectónico estudiado

Tamaño de vóxel elemental (cm)	Número de vóxeles
50	461
30	1.281
20	2.658
15	4.984
10	11.292
5	46.532
1	1.193.994
0,5	4.621.255

## 4.6 Resultados

Podemos proporcionar un análisis numérico de los resultados obtenidos por esta fusión multisensor, a partir de las campaña de adquisición de datos sobre el elemento arquitectónico escogido para la implementación y prueba de esta metodología

- Reducción en el número de elementos para analizar

La nube de puntos original, en espectro visible **RGB**, contenía más de 39.828.025 puntos. Tras la voxelización, logramos una reducción significativa en el número de elementos a analizar. Por ejemplo, al utilizar un tamaño de vóxel de 5 mm, el número de elementos se redujo a 4.621.255 vóxeles (tabla 4.1), lo que representa aproximadamente el 11.60 % del número original de puntos.

- Eficiencia en la gestión de datos

El procedimiento de voxelización redujo el tamaño necesario para el almacenamiento y procesamiento de los datos. Por ejemplo, la reducción en el tamaño de los datos fue del 7.48 % al compararlo con el tamaño combinado de las tres nubes de puntos originales cuando se utilizó un tamaño de vóxel de 5 mm.

- Homogeneización de la resolución geométrica:

Al establecer el tamaño de los vóxeles, se garantizó una resolución geométrica homogénea a través del elemento estudiado, eliminando redundancias y mejorando la representación en zonas de baja densidad de puntos.

- Variabilidad en el número de vóxeles según su tamaño:

El número de vóxeles generados varió significativamente según el tamaño de vóxel elegido, demostrando la flexibilidad del método para adaptarse a diferentes necesidades de resolución. Por ejemplo, para un tamaño de vóxel de 50 cm, se generaron 461 vóxeles,

mientras que para un tamaño de vóxel de 5 mm, el número aumentó a 4.621.255 vóxeles (tabla 4.1).

- Disminución del tamaño de almacenamiento:

Se observa una disminución notable en el tamaño de almacenamiento necesario para los datos voxelizados comparado con las nubes de puntos originales. Estos números resaltan la efectividad de la voxelización multispectral en la reducción de la complejidad y tamaño de los conjuntos de datos, facilitando un procesamiento más eficiente y permitiendo la integración de información proveniente de múltiples fuentes sensoriales en una estructura de datos coherente y manejable.

- Integración de información multispectral en vóxeles:

Se demuestra la capacidad de los vóxeles multispectrales para integrar eficazmente datos geométricos y espectrales de múltiples fuentes, incluyendo espectros visibles, infrarrojos y ultravioletas. Esto proporciona una base rica para análisis detallados y la interpretación de características y patologías en elementos arquitectónicos.

- Propiedades topológicas y semánticas mejoradas:

Los vóxeles multispectrales aportan propiedades topológicas explícitas y permiten la adición de información semántica, superando así las limitaciones de las nubes de puntos tradicionales que carecen de estructura y contexto.

- Eficiencia en la gestión de datos:

Se mejora significativamente en la gestión de datos al emplear vóxeles para la fusión de nubes de puntos. La estructura de datos resultante facilita la visualización, el almacenamiento y el procesamiento de grandes volúmenes de información de forma eficiente.

- Potencial para el análisis automatizado (*Machine Learning*):

La estructura de datos basada en vóxeles multispectrales se presenta como altamente adecuada para la aplicación de técnicas de aprendizaje automático y procesamiento avanzado, abriendo nuevas vías para la clasificación y análisis automáticos de datos tridimensionales.

## 4.7 Conclusiones

Ante los desafíos que implica el uso de nubes de puntos y su fusión multisensor, esta investigación que presentamos y publicamos extrae las siguientes conclusiones:

1. Solución a los desafíos de grandes volúmenes de datos.

El estudio demuestra que la voxelización multispectral es una solución eficaz para superar el reto que representan los grandes volúmenes de datos generados por las tecnologías de adquisición de datos expresados en nubes de puntos. La metodología no solo reduce significativamente el tamaño de los datos para el procesamiento, sino que

también permite un manejo más eficiente y facilita el análisis y estudio de los objetos arquitectónicos.

2. Fusión de información heterogénea.

El uso de vóxeles multiespectrales ha probado ser una técnica poderosa para integrar información geométrica y espectral heterogénea de múltiples sensores en una estructura de datos unificada y coherente. Esta integración facilita la extracción de conclusiones a partir de la información combinada, lo cual sería muy difícil y costosa al analizar las nubes de puntos por separado.

3. Mejora en la gestión y análisis de datos.

La voxelización permite una gestión de datos más eficiente, reduciendo drásticamente el número de elementos a analizar y garantizando una resolución geométrica homogénea a través de los elementos estudiados. Esta uniformidad elimina redundancias y mejora la representación en áreas de densidad variable, facilitando un análisis más detallado y preciso.

4. Mejoras en propiedades semánticas y topológicas

La transformación de nubes de puntos en una estructura de datos basada en vóxeles facilita la inclusión de información semántica y la comprensión de las relaciones topológicas entre elementos, lo que anteriormente representaba un desafío considerable. Esto no solo mejora la precisión del análisis arquitectónico y patrimonial, sino que también proporciona una base sólida para la reconstrucción detallada y el modelado 3D de complejos elementos históricos y arquitectónicos.

5. Aplicaciones.

Aunque el estudio se centró en un elemento constructivo en un contexto arqueológico, la metodología de voxelización multiespectral tiene aplicaciones potenciales en una amplia gama de campos, incluyendo la arquitectura, la ingeniería civil y la geología, donde el análisis detallado de estructuras complejas es esencial.

La flexibilidad de la metodología de voxelización, independiente del número y tipo de sensores utilizados, subraya su aplicabilidad en una amplia gama de disciplinas más allá de la conservación del patrimonio. Desde la arquitectura y la ingeniería civil hasta la arqueología y la planificación urbana, el método ofrece una herramienta poderosa para el análisis espacial detallado y la gestión de grandes conjuntos de datos tridimensionales.

6. Potencial para el uso de algoritmos avanzados.

La estructura de datos resultante de la voxelización multiespectral es especialmente adecuada para la aplicación de técnicas avanzadas de aprendizaje automático y *Deep Learning*, Aprendizaje Profundo (DL). La riqueza y coherencia de la información contenida en los vóxeles multiespectrales abren nuevas vías para la automatización en la clasificación y el análisis de datos tridimensionales.

7. Futuras líneas de trabajo.

Aquí sugerimos, como futuras propuestas de investigación, la combinación de nubes de puntos de diferentes orígenes y partes del espectro electromagnético, como microondas e infrarrojo térmico, para estudiar patologías en edificios, particularmente en edificios de interés histórico. La detección y clasificación automáticas de áreas patológicas en edificios del Patrimonio Histórico utilizando vóxeles multispectrales representa una línea prometedora de investigación futura, que posteriormente abordaremos.

La voxelización multispectral representa un avance significativo en el campo del estudio y conservación del patrimonio histórico. Al facilitar una comprensión más completa y detallada del patrimonio arquitectónico a través de la integración de datos de múltiples fuentes, la metodología que proponemos promete mejorar significativamente las prácticas de conservación, restauración y el estudio patrimonial.

En resumen, las conclusiones del estudio enfatizan el impacto transformador de la voxelización multispectral en el procesamiento de datos 3D y el análisis del patrimonio cultural. Esta propuesta innovadora no solo simplifica la gestión de datos complejos sino que también enriquece las capacidades analíticas, marcando un hito en la intersección de la tecnología y la conservación del patrimonio cultural.