

HER & MUS

HERITAGE & MUSEOGRAPHY

NÚMERO 26 · AÑO 2025 · EDICIONES TREA · ISSN 2462-6457

TREA



Tecnologías para la educación patrimonial

MONOGRAFÍAS

«Turdetania a la vista»: tecnologías para la interpretación de ámbitos patrimoniales complejos **JOSÉ GARCÍA FERNÁNDEZ | MARIBEL RODRÍGUEZ ACHÚTEGUI | IÑAKI IZARZUGAZA LIZARRAGA | FRANCISCO JOSÉ BLANCO ARCOS** ▶ Creació d'un documental històric en un entorn digital. Prova pilot del Projecte VIGEOCULT (Geoparc Orígens) i l'INS Tremp (Tremp, Pallars Jussà) **ORIOI DINARÈS CABRERIZO | XAVIER MIR PELLICER | ADRIANA MURÚA MARÍN** ▶ La difusión de la moda medieval conservada en España: Propuesta de creación de una Ruta Cultural a través de un sitio web **CAROLINA VEGA CABELLO** ▶ Educação Histórica e Patrimonial: Construção e Implementação de um Roteiro Digital do Patrimônio Histórico de Braga Medieval **CAROLINA VIANA GUIMARÃES | GLORIA SOLÉ** ▶ Evaluación de las opiniones del público visitante sobre la introducción de recursos digitales en la nueva exposición permanente del Museo Nacional de Antropología de Madrid **GLORIA MARÍA PÉREZ NOVILLO** ▶ La potencialidad frente al aprovechamiento: el uso de los recursos web de los museos desde la escuela **VICTORIA FERNÁNDEZ FERNÁNDEZ | MIGUEL ÁNGEL SUÁREZ SUÁREZ | ROSER CALAF MASACHS** ▶ Ancestors: un videojuego para trabajar el patrimonio prehistórico

de Atapuerca. Una propuesta didáctica para secundaria **MIGUEL FERNÁNDEZ CÁRCAR** ▶ Desarrollo de pensamiento crítico en el uso de IA como herramienta de apoyo a estudiantes universitarios en el análisis de obras de arte **IRENE PÉREZ LÓPEZ** ▶ IA, patrimonio y formación del profesorado: oportunidades y riesgos percibidos por los/as futuros/as docentes **ROSARIO GÓMEZ ALCALDE | LETICIA LÓPEZ-MONDÉJAR | ANA PORTELA FONTÁN | JORGE CONDE MIGUÉLEZ**

ARTÍCULOS DE TEMÁTICA LIBRE

Uma experiência educativa de salvaguarda do património cultural imaterial através da literatura popular de tradição oral (as lendas) no ensino e aprendizagem da História **GLÓRIA SOLÉ** ▶ Trabajar en los museos desde el feminismo: Creando espacios laborales de igualdad y bienestar **LILIANE INÉS CUESTA DAVIGNON** ▶ La influencia económica y educativa de los museos en España: educación patrimonial y desafíos antes y después de la pandemia de COVID-19 **JESÚS RAMOS PÉREZ** ▶ La Aplicación del algoritmo de agrupamiento K-means al estudio de las estatuas-columna románicas **JOSÉ MANUEL GARCÍA MARTÍN**

MISCELÁNEA



Universitat de Lleida
Departament de Ciències
de l'Educació

HER & MUS

HERITAGE & MUSEOGRAPHY

26



NÚMERO 26, AÑO 2025

Tecnologías para la educación patrimonial



Universitat de Lleida
Departament de Ciències
de l'Educació

TREA

HERMUS

HERITAGE & MUSEOGRAPHY

Dirección Nayra Llonch Molina	Universitat de Lleida	Imagen de cubierta <i>Fuente: Espiral Patrimonio</i>
Secretaria científica Clara López Basanta	Universitat de Lleida	
Coordinación del número María Pilar Rivero Gracia Iñaki Navarro-Neri	Universidad de Zaragoza Universidad Pública de Navarra	
Consejo de redacción Marc Ballesté Escorihuela Beatrice Borghi Roser Calaf Masachs Laia Coma Quintana José María Cuenca López Antonio Espinosa Ruiz Enric Falguera Garcia Olaia Fontal Merillas Carolina Martín Piñol Joaquim Prats Cuevas Pilar Rivero García Guillem Roca Cabau Gonzalo Ruiz Zapatero Moisés Selfa Sastre	Universitat de Lleida Università di Bologna Universidad de Oviedo Universitat de Barcelona Universidad de Huelva Vila Museu. Museo de La Vila Joyosa Universitat de Lleida Universidad de Valladolid Universitat de Barcelona Universitat de Barcelona Universidad de Zaragoza Universitat de Lleida Universidad Complutense de Madrid Universitat de Lleida	
Consejo asesor Leonor Adán Alfaro Silvia Alderoqui Konstantinos Arvanitis Mikel Asensio Brouard Darko Babic José María Bello Diéguez John Carman Glòria Jové Monclús Javier Martí Oltra Clara Masriera Esquerra Ivo Mattozzi Maria Glòria Parra Santos Solé Pepe Serra Jorge A. Soler Díaz Sebastián Molina Puche	Universidad Austral (Chile) Museo de las Escuelas de Buenos Aires (Argentina) University of Manchester (Reino Unido) Universidad Autónoma de Madrid Universidad de Zagreb (Croacia) Museo Arqueológico e Histórico da Coruña Birmingham University (Reino Unido) Universitat de Lleida Museo de Historia de Valencia Universitat Autònoma de Barcelona Libera Università di Bolzano (Italia) Universidade do Minho (Portugal) Museu Nacional d'Art de Catalunya (MNAC) Marq-Museo Arqueológico de Alicante Universidad de Murcia	
Envío de originales	http://raco.cat/index.php/Hermus/index	
Dirección editorial Compaginación	Ediciones Trea Alberto Gombáu [Proyecto Gráfico]	

PRESENTACIÓN

- 4 Tecnologías para la educación patrimonial
MARÍA PILAR RIVERO GRACIA
IÑAKI NAVARRO-NERI

MONOGRÁFICO

- 9 «Turdetania a la vista»: tecnologías para la interpretación de ámbitos patrimoniales complejos
JOSÉ GARCÍA FERNÁNDEZ
MARIBEL RODRÍGUEZ ACHÚTEGUI
IÑAKI IZARZUGAZA LIZARRAGA
FRANCISCO JOSÉ BLANCO ARCOS
- 25 Creació d'un documental històric en un entorn digital. Prova pilot del Projecte VIGEOCULT (Geoparc Orígens) i l'INS Tremp (Tremp, Pallars Jussà)
ORIOI DINARÈS CABRERIZO
XAVIER MIR PELLICER
ADRIANA MURÚA MARÍN
- 50 La difusión de la moda medieval conservada en España: Propuesta de creación de una Ruta Cultural a través de un sitio web
CAROLINA VEGA CABELLO
- 73 Educação Histórica e Patrimonial: Construção e Implementação de um Roteiro Digital do Património Histórico de Braga Medieval
CAROLINA VIANA GUIMARÃES
GLORIA SOLÉ
- 86 Evaluación de las opiniones del público visitante sobre la introducción de recursos digitales en la nueva exposición permanente del Museo Nacional de Antropología de Madrid
GLORIA MARÍA PÉREZ NOVILLO
- 102 La potencialidad frente al aprovechamiento: el uso de los recursos web de los museos desde la escuela
VICTORIA FERNÁNDEZ FERNÁNDEZ
MIGUEL ÁNGEL SUÁREZ SUÁREZ
ROSER CALAF MASACHS
- 122 Ancestors: un videojuego para trabajar el patrimonio prehistórico de Atapuerca. Una propuesta didáctica para secundaria
MIGUEL FERNÁNDEZ CÁRCAR
- 142 Desarrollo de pensamiento crítico en el uso de IA como herramienta de apoyo a estudiantes universitarios en el análisis de obras de arte
IRENE PÉREZ LÓPEZ
- 161 IA, patrimonio y formación del profesorado: oportunidades y riesgos percibidos por los/as futuros/as docentes
ROSARIO GÓMEZ ALCALDE
LETICIA LÓPEZ-MONDÉJAR
ANA PORTELA FONTÁN
JORGE CONDE MIGUÉLEZ

TEMÁTICA LIBRE

- 180 Uma experiência educativa de salvaguarda do património cultural imaterial através da literatura popular de tradição oral (as lendas) no ensino e aprendizagem da História
GLÓRIA SOLÉ
- 201 Trabajar en los museos desde el feminismo: Creando espacios laborales de igualdad y bienestar
LILIANE INÉS CUESTA DAVIGNON
- 219 La influencia económica y educativa de los museos en España: educación patrimonial y desafíos antes y después de la pandemia de COVID-19
JESÚS RAMOS PÉREZ
- 237 La Aplicación del algoritmo de agrupamiento K-means al estudio de las estatuas-columna románicas
JOSÉ MANUEL GARCÍA MARTÍN

MISCELÁNEA

- 257 Pérez Mateo, S. (2024). *Cartografías de lo cotidiano. La comunicación en la casa museo*. Edit.um. Ediciones de la Universidad de Murcia
LILIANE INÉS CUESTA
- 261 De Miguel González, R., & Rivero Gracia, P. (Eds.). (2026). *Geospatial Technologies for Heritage Education*. Springer Cham
DANIEL CAMUÑAS GARCÍA



«Análisis de procesos cocreativos digitales de educación patrimonial integrando inteligencia artificial» (I+D+i PID2023-151254OB-I00) financiado por MCIN/ AEI/10.13039/501100011033/ y FEDER. Una manera de hacer Europa

TEMÁTICA LIBRE

Aplicación del algoritmo de agrupamiento K-means al estudio de las estatuas-columna románicas

Application of the K-means clustering algorithm to study of romanesque statue-columns

JOSÉ MANUEL GARCÍA MARTÍN

José Manuel García Martín

Universidad de Oviedo

garciamjose@uniovi.es

<https://orcid.org/0000-0001-6847-0680>

Recepción del artículo: 05-03-2025. Aceptación de su publicación: 29-04-2025

RESUMEN

La minería de datos se emplea en el análisis de grandes conjuntos de datos para descubrir patrones y relaciones no evidentes, que pueden no ser detectables mediante análisis convencionales. Para ello, se emplean los algoritmos de agrupamiento, destacando el algoritmo de partición K-means, ampliamente utilizado en investigación debido a su versatilidad, a su facilidad de codificación y a la posibilidad de implementación mediante la inteligencia artificial (IA).

El objetivo del estudio fue analizar la aplicabilidad del algoritmo K-means en el ámbito del patrimonio cultural, enfocado específicamente en la evaluación de las características formales de los principales conjuntos escultóricos de estatuas-columna tardorrománicas.

Se estudiaron las características de 20 conjuntos de estatuas-columna (5 franceses y 15 peninsulares), agrupadas en 12 variables. Se desarrolló un código en lenguaje Python del algoritmo de agrupamiento K-means, y el análisis de los datos resultantes se llevó a cabo utilizando la plataforma Google Colab.

Según la similitud de sus características estilísticas, se detectaron 3 clústeres diferentes. El clúster 0 agrupó a: Saint-Loup (francés) y a 9 españoles: Moraime, Armentía, Lasarte, Sahagún, Larraona, Sangüesa, Segovia, Sos del Rey Católico y Uncastillo. El clúster 1 a: Chartres, Le Mans y Morlaas (franceses) y Santiago, Ávila, Orense y Oviedo. El clúster 2 a Villeneuve-l'Archevêque (francés) y a Laguardia y Benavente.

Los resultados obtenidos sugieren que la incorporación de herramientas como el algoritmo de agrupación K-means implementados por la IA, añaden objetividad cuantificable, complementan los dictámenes tradicionales y abren nuevas perspectivas en la investigación del patrimonio artístico.

PALABRAS CLAVE

análisis de clústeres, algoritmo K-means, inteligencia artificial, patrimonio cultural, escultura

ABSTRACT

Data mining is used to analyze large data sets to discover non-obvious patterns and relationships, which may not be detectable using conventional analysis. For this purpose, clustering algorithms are used, among which the K-means partition algorithm stands out, widely used in research due to its versatility, ease of coding and the possibility of implementation through artificial intelligence (AI).

The objective was to analyse the applicability of the K-means algorithm in the field of cultural heritage, focusing specifically on the evaluation of the formal characteristics of the main sculptural ensembles of late Romanesque statue-columns.

The characteristics of 20 sets of statue-columns (5 french and 15 peninsular), grouped into 12 variables, were studied. A code for the K-means clustering algorithm was developed in Python, and the analysis of the resulting data was carried out using the Google Colab platform.

According to the similarity of their stylistic characteristics, 3 different clusters were detected. Cluster 0 grouped together: Saint-Loup (french) and 9 Spanish clusters: Moraime, Armentía, Lasarte, Sahagún, Larraona, Sangüesa, Segovia, Sos del Rey Católico and Uncastillo. Cluster 1 included: Chartres, Le Mans and Morlaas (french) and Santiago, Ávila, Orense and Oviedo. Cluster 2 included Villeneuve-l'Archevêque (french) and Laguardia and Benavente.

The results obtained suggest that the incorporation of tools such as the K-means clustering algorithm, implemented by AI, add quantifiable objectivity, complement traditional opinions and open new perspectives in the research of artistic heritage.

KEYWORDS

clustering, k-Means algorithm, artificial intelligence, cultural heritage, sculpture

INTRODUCCIÓN

Los términos minería de datos hacen referencia a los procesos de análisis de grandes bases de información, con la finalidad de descubrir patrones y relaciones ocultas entre los datos almacenados (Hand, 1998). Para procesar esta información, se utilizan diversas técnicas de aprendizaje automático, destacando el agrupamiento (*clustering*). Con tres objetivos: la interpretación de los datos, generar hipótesis y detectar anomalías; clasificarlos de manera natural según su similitud (relación filogenética); y organizar y sintetizar la información mediante la creación de prototipos de conglomerados (compresión) (Jain, 2010).

Este enfoque se ha aplicado en diversas disciplinas científicas: Antropología, Biología, Estadística, Informática, Matemáticas y Medicina, contextos donde se gestionan grandes volúmenes de datos, y en los que su procesamiento sigue siendo un desafío complejo, a pesar del significativo avance de los recursos informáticos (Rendón y Barrera, 2016). Por ello, para facilitar esta tarea se ha impulsado el desarrollo de herramientas analíticas como los algoritmos de agrupamiento (*clustering algorithms*) (Pascual et al., 2007).

Estos algoritmos atendiendo a las diferentes metodologías que utilizan para asociar datos, se han clasificado de forma didáctica en 9 categorías: 1) basados en la partición: agrupan los datos dividiéndolos en un número fijo de grupos predefinidos; 2) basados en la jerarquía: crean una estructura de árbol (dendrograma) que muestra la relación entre los grupos; 3) basados en la teoría difusa: utilizan conjuntos difusos para permitir que un punto de datos pertenezca a más de un grupo con diferentes grados de pertenencia; 4) en función de la distribución: asumen un modelo de distribución para los datos y los agrupan en función de este modelo; 5) basados en la densidad: agrupan puntos que están densamente conectados y separan regiones de baja densidad; 6) basados en la Teoría de Grafos: representan los datos como un grafo (conexión de nodos) utilizando las propiedades de la teoría de grafos para identificar grupos; 7) basados en la cuadrícula: dividen el espacio en celdas o cuadrículas y agrupan datos dentro de estas; 8) basados en la teoría de fractales: utilizan conceptos de la geometría fractal para identificar patrones y estructuras en los datos y 9) según el modelo: agrupan datos según un modelo específico que describe cómo se espera que se distribuyan (Xu y Tian, 2015).

Del conjunto de algoritmos de agrupación destaca por su versatilidad y sencillez de aplicación el algoritmo K-means, de tal manera que en la actualidad es uno de los algoritmos más utilizado

en investigación (Ali et al., 2020). Se trata de un algoritmo de partición que divide los conjuntos de datos en un número predefinido de grupos (o clústeres). Su finalidad es minimizar la distancia de los datos de un conjunto con su media aritmética (varianza estadística), de tal forma que los puntos incluidos dentro de un mismo clúster sean lo más similares posible entre sí. Para ello, sigue cuatro pasos principales: 1) Inicialización: se seleccionan aleatoriamente unos puntos denominados K como centros iniciales (centroides), donde cada uno de ellos representará el centro de un grupo o clúster. 2) Asignación de puntos: cada punto del conjunto de datos se asigna al clúster cuyo centroide esté más cercano (generalmente se emplea la distancia euclidiana como medida). 3) Actualización de centroides: cuando todos los puntos han sido asignados a su clúster, el algoritmo recalcula la posición de cada centroide (mediante el cálculo de la media). 4) Iteración: es la repetición de los pasos anteriores (asignación y actualización), hasta conseguir que los centroides se mantengan estables (cuando no haya cambios significativos en sus posiciones) (Jain, 2010; Velmurugan y Santhanam, 2011). De esta forma el algoritmo K-means puede identificar grupos con características similares en el conjunto total de datos, así como patrones de asociación entre ellos que no resulten evidentes en otros tipos de análisis.

K-means puede implementarse en cualquier lenguaje de programación (Matlab, Octave, Freemat, Scilab, Python, etc.) (Sharma y Gobbert, 2010), sin embargo, en numerosas actividades en investigación y docencia, el lenguaje más ampliamente utilizado es Python (Raschka y Mirjalili, 2019). Una gran ventaja de este lenguaje es que se puede utilizar en la herramienta gratuita y en línea Google Colab (<https://colab.research.google.com/>), diseñada específicamente para el desarrollo de aplicaciones de IA y el análisis de datos. Siendo además compatible con muchas bibliotecas de Python (numpy, pandas, matplotlib, tensorflow, etc.), que se emplean en diferentes tareas como el cálculo estadístico o la visualización gráfica de los datos; procesos esenciales para la extracción de conclusiones y la toma de decisiones (McKinney, 2022; Tock, 2019).

Por otra parte, el término *Románico* es definido como: «estilo predominante en Europa en los siglos XI, XII y parte del XIII caracterizado por el uso del arco de medio punto y la bóveda de cañón» (Fatás y Borrás, 1993, p. 208). Una de las principales características que este arte renovador proveniente de Francia trajo a la península ibérica, fue el impulso que se le otorgó a la escultura con que se decoraban el exterior de los templos (portadas, fachadas) e interior (arcos triunfales, naves y espacios claustrales monásticos) (Ruíz

de la Peña, 2012). Según fue evolucionando con el tiempo, los artistas y escultores fueron realizando innovaciones, especialmente en el tratamiento de la figura humana. De tal forma que en el último periodo de este estilo, denominado románico tardío o tardorrománico (c.a 1150 - finalizando discrecionalmente según las distintas zonas geográficas, en el primer cuarto del siglo XIII), se desarrollaron esculturas más naturalistas y expresivas, creándose numerosos grupos escultóricos, en los que tuvieron gran significancia artística las denominadas estatuas-columna (Pijoan, 1962), definidas como «estatua de canon generalmente esbelto, adosada al fuste de una columna y de su misma altura aproximada, característica de las portadas de algunas iglesias del s. XII» (Fatás y Borrás, 1993, p. 103).

El origen de esta tipología escultórica es mal conocido, aunque sí está constatado que la mayor progresión se desarrolló en Francia, donde a partir del modelo escultórico del Portal Real de la catedral de Chartres, se difundió por todo el territorio francés (Deschamps, 1931; Gaborit, 2010). Así, diversos talleres de escultores y canteros itinerantes o locales conocedores de este modelo prototípico fueron creando a su vez magníficos grupos escultóricos en varias regiones francesas. Como por ejemplo la iglesia de Saint-Loup-de-Naud o la catedral Saint-Spire de Corbeil-Essonnes (Région Île-de-France); la iglesia de Villeneuve-l'Archevêque o San Benigno de Dijon (Borgoña); la catedral de Saint-Julien de Mans (Région Pays de la Loire) o la iglesia de Sainte-Foy de Morlaàs (Région Nouvelle-Aquitaine) (Gaborit, 2010; Pijoan, 1962).

En el caso de los conjuntos escultóricos erigidos en la península ibérica, según la hipótesis establecida por diversos investigadores, estos maestros escultores franceses pudieron desplazarse fundamentalmente siguiendo las rutas monumentales del Camino de Santiago, donde realizaron la decoración de algunos portales románicos en los que incluyeron los denominados grupos de estatuas-columna «a la francesa» (de Apraiz, 1953; Gaborit, 2010; Porter, 1923). De estos conjuntos escultóricos exceptuando los casos del Pórtico de la Gloria en la catedral de Santiago de Compostela y la iglesia de Santa María la Real en Sangüesa, de los que sí se conoce su autoría al haber sido firmados epigráficamente por sus autores: el Maestro Mateo (Yzquierdo, 2019) y por Leodegarius (Fernández-Ladreda et al., 2004), la identidad de la mayoría de artífices y talleres creadores del resto de conjuntos escultóricos permanece desconocida. De tal forma que los investigadores establecen su atribución de forma genérica, atendiendo a la impronta formal que transferían a las principales obras donde intervenían, como, por ejemplo: «el Maestro de Oviedo» (Apostolado de la Cá-

mara Santa de la catedral de Oviedo) (Álvarez, 1999; Pita, 1955) o el «Maestro de Ávila» (Basilica de San Vicente) (Pita, 1955; Porter, 1918). A su vez, los investigadores han encontrado en sus análisis formales sobre las propias estatuas-columnna, ciertas similitudes de estilo entre diversos conjuntos escultóricos, que les ha permitido postular teorías atribucionistas, sin que estas hayan podido ser verificadas documentalmente o bien mediante análisis objetivos.

OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN

Dado que los algoritmos de agrupación permiten encontrar relaciones que no se advierten en los análisis convencionales, es el motivo en que se fundamenta la realización de esta investigación. Efectuando una puesta en valor de la utilidad de esta metodología, como procedimiento experimental válido en la investigación y didáctica patrimonial artística.

Teniendo como objetivo general: Analizar la utilidad de la aplicación del algoritmo de agrupación K-means, en el análisis cuantitativo de las características formales de los principales conjuntos escultóricos que cuentan con estatuas-columnna plenomedievales. Para alcanzarlo, se postulan los siguientes objetivos específicos:

1. Encontrar posibles relaciones cuantitativas de las características estilísticas y de talla, entre los principales conjuntos escultóricos franceses con los principales conjuntos escultóricos de estatuas-columnna románicos hispánicos.
2. Encontrar posibles relaciones cuantitativas de las características estilísticas y de talla, entre los principales conjuntos escultóricos de estatuas-columnna románicos hispánicos.
3. Aportar datos objetivos que permitan contrastar las diversas teorías atribucionistas establecidas sobre los principales conjuntos escultóricos de estatuas-columnna románicos hispánicos.



Figura 1. Estatuas-columna. Procedencia: 1) Cathédrale Notre-Dame de Chartres. 2) Cathédrale Saint-Julien du Mans. 3) Église de Saint-Loup-de-Naud. 4) Église Notre-Dame de Villeneuve-l'Archevêque. 5) Église Sainte-Foy de Morlaàs. Fuente: autor.

METODOLOGÍA

La presente investigación se desarrolló en forma de diseño experimental descriptivo de naturaleza cualitativa y cuantitativa.

MUESTRA

La muestra estuvo compuesta por 20 conjuntos de estatuas-columna plenomedievales erigidas en 20 emplazamientos diferentes. Cinco de ellos localizados en Francia, y que fueron seleccionados por presentar un estado de conservación adecuado para su valoración formal; y por ser representativos respectivamente cada uno de ellos, de las cinco regiones francesas que cuentan con las más importantes muestras de conjuntos monumentales de estatuas-columna (según la valoración de las referencias consultadas en la literatura científica especializada, alojadas en las principales bases de datos) (Figura 1).

La muestra se completó con 15 conjuntos escultóricos hispánicos, y cuyas localizaciones e imágenes de estudio fueron obtenidas mediante el cotejo de la *Enciclopedia del Románico* de la Fundación Santa María la Real (<https://santamarialareal.org/>). Para garantizar la representatividad y comparabilidad de los datos, el criterio de selección priorizó a conjuntos con dos o más estatuas-columna

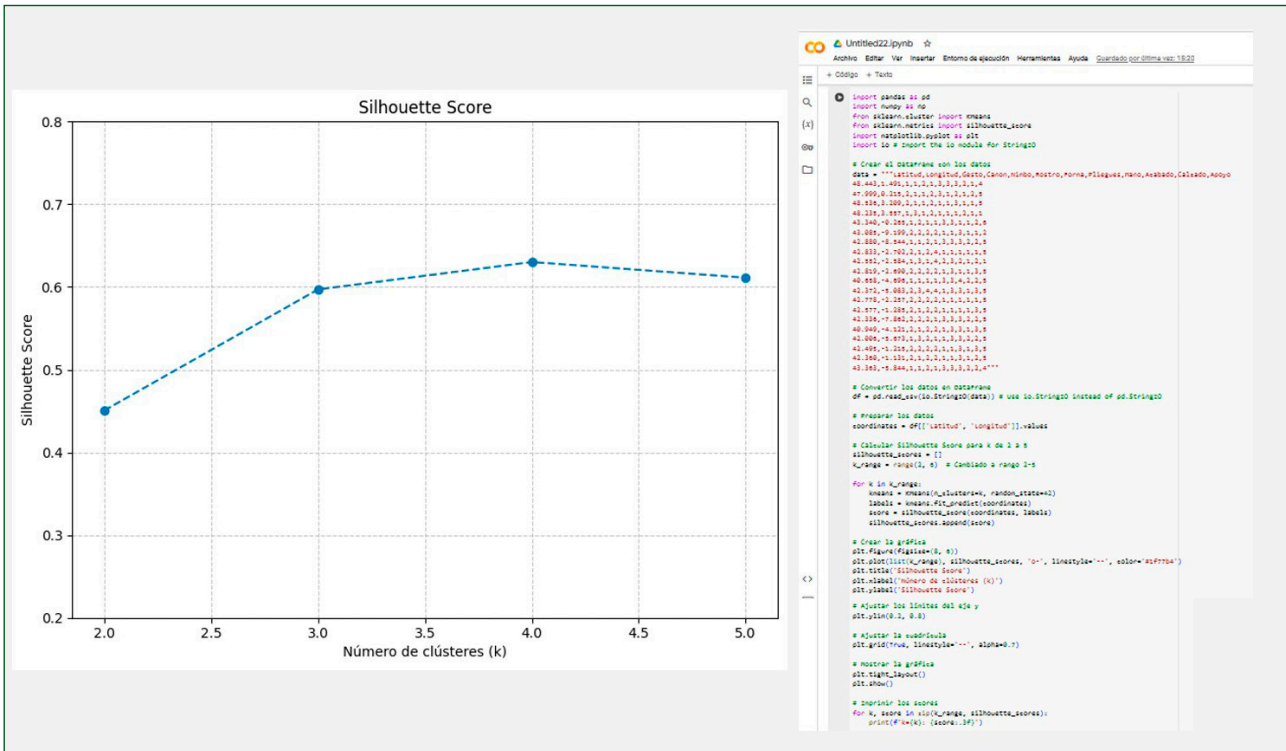
FRANCIA				
Región francesa	Localización	Monumento	Latitud	Longitud
Centre-val de Loire	Chartres	Cathédrale Notre-Dame de Chartres	48.443	1.491
Pays de la Loire	Le Mans	Cathédrale Saint-Julien du Mans	47.999	0.215
Île-de-France	Saint-Loup-de-Naud	Église de Saint-Loup-de-Naud	48.536	3.209
Bourgogne-Franche-Comté	Villeneuve-l'Archevêque	Notre-Dame de Villeneuve-l'Archevêque	48.235	3.557
Nouvelle-Aquitaine	Morlaàs	Église Sainte-Foy de Morlaàs	43.340	-0.265
ESPAÑA				
Provincia	Localización	Monumento		
A Coruña	Moraine	Iglesia de San Xulián	43.085	-9.199
	Santiago de Compostela	Catedral de Santiago	42.880	-8.544
Álava	Armentía	Basilica de San Andrés y San Prudencio	42.833	-2.702
	Laguardia	Iglesia de San Juan Bautista	42.552	-2.584
	Lasarte	Iglesia de Nuestra Señora de la Asunción	42.819	-2.690
Asturias	Oviedo	Cámara Santa de la catedral de Oviedo	40.658	-4.696
Ávila	Ávila	Basilica de San Vicente	42.372	-5.083
León	Sahagún	Monasterio Real de San Benito	42.778	-2.257
Navarra	Larraona	Iglesia de San Cristóbal	42.577	-1.285
	Sangüesa	Iglesia de Santa María la Real	42.336	-7.862
Orense	Orense	Catedral de Orense	40.949	-4.121
Segovia	Segovia	Iglesia de San Martín	42.006	-5.673
Zamora	Benavente	Iglesia de San Juan del Mercado	42.495	-1.215
Zaragoza	Sos del Rey Católico	Iglesia de San Esteban	42.360	-1.131
	Uncastillo	Iglesia de San Martín de Tours	43.363	-5.844

y cuya documentación fotográfica contase con la suficiente calidad para la identificación precisa de los detalles escultóricos (Tabla 1).

Tabla 1. Localizaciones administrativas y topográficas de la muestra de conjuntos escultóricos. Fuente: autor.

VARIABLES

Se evaluaron la latitud y longitud de ubicación de los monumentos. Obtenidas del servidor de aplicaciones de mapas en la web Google Maps (Alphabet Investor Relations®). Y diez variables que se correspondían con los principales aspectos escultóricos resaltados en diversos estudios estilísticos y formales desarrollados previamente (Angheben, 2017; de Azcárate, 1993; Gaborit, 2010; Pijoan, 1962): 1) Gestualidad de la figura: si, no. 2) Canon de las figuras: alargado, reducido, natural. 3) Representación nimbada: si, no. 4) Expresividad del rostro: si, no, no valorable. 5) Aspecto de la vestimenta: colgante, recogida, mixta. 6) Variedad de pliegues de la vestimenta: rectos, ondulados, mixtos. (7) Expresividad de las manos: gestual, no gestual, sustentación. 8) Acabado artístico de las manos: tosco, definido. 9) Calzado: si, no, no valorable; y 10) Tipos de apoyo de los pies: sobre figura animal, sobre figura humana, sobre motivo vegetal, sobre motivo mixto, sobre zócalo, no valorable.

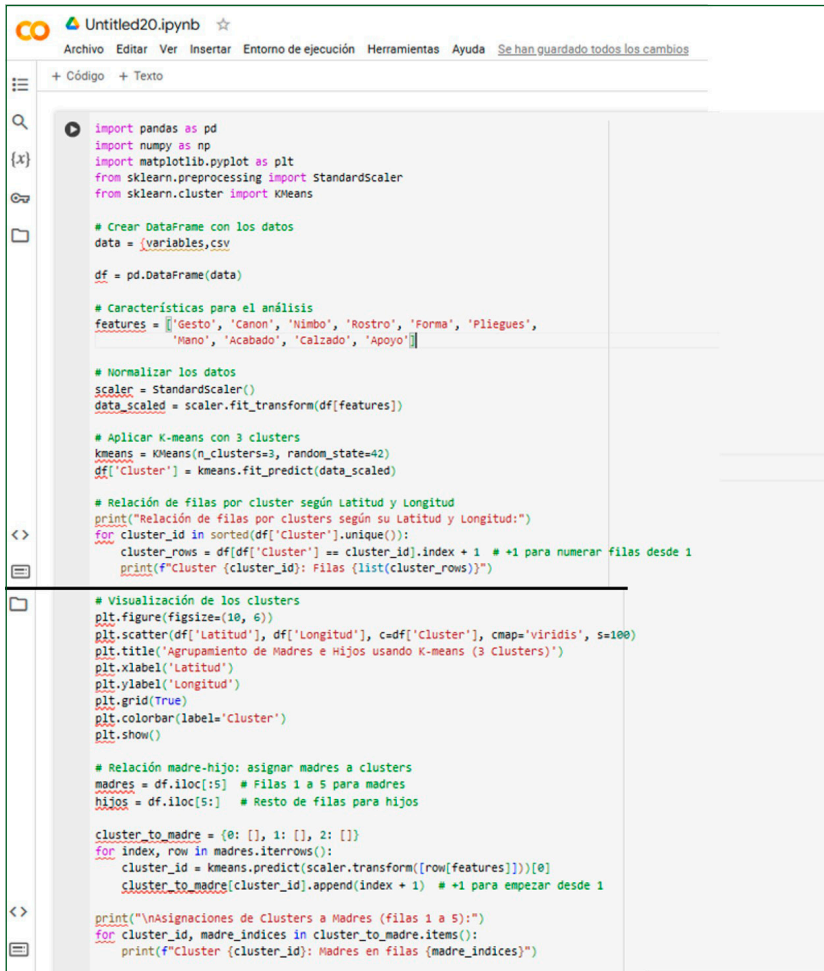


Con el fin de determinar los valores con mayor representación a asignar a las variables 1 a 10, se calculó la moda estadística de cada opción de datos correspondientes a cada conjunto de estatuas-columna, mediante el programa SPSS versión 27.0.1. (con licencia de la Universidad de Oviedo). Los datos se incluyeron en una planilla Microsoft Excel® (Microsoft Corp) en la extensión CSV (delimitado por comas) (Barreto, 2015).

Con el fin de maximizar la similitud dentro de cada grupo y minimizar la semejanza entre grupos de los datos, se calculó el número óptimo de clústeres mediante el método de la Silueta (*Silhouette Score*), métrica apropiada para especificar el valor de k en los algoritmos k-means. Mediante la ejecución de su código, se consigue la medición de la calidad del agrupamiento evaluando qué tan cerca están los puntos dentro del mismo clúster en comparación con los puntos de otros clústeres. Los valores van de (-1) (pésimo agrupamiento) a (+1) (agrupamiento excelente) (Shahapure y Nicholas, 2020). Consistiendo el número de clústeres adecuados para el K-means empleado, de 3 (Gráfico 1).

Seguidamente, se generó un código del algoritmo de agrupación K-means, empleando el lenguaje informático Python, que fue procesado en Google Colab (Tock, 2019) (Figura 2). El método de agrupación K-means aplica la técnica de Análisis de Componentes Principales (aprendizaje automático no supervisado) de tal

Gráfico 1. Métrica de la Silueta (Silhouette Score). El valor de k alcanza su máximo en 3 clústeres, indicando la separación óptima entre los grupos. Fuente: autor.



```

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.cluster import KMeans

# Crear DataFrame con los datos
data = (variables, csv)

df = pd.DataFrame(data)

# Características para el análisis
features = ['Gesto', 'Canon', 'Nimbo', 'Rostro', 'Forma', 'Pliegues',
'Mano', 'Acabado', 'calzado', 'Apoyo']

# Normalizar los datos
scaler = StandardScaler()
data_scaled = scaler.fit_transform(df[features])

# Aplicar K-means con 3 clusters
kmeans = KMeans(n_clusters=3, random_state=42)
df['Cluster'] = kmeans.fit_predict(data_scaled)

# Relación de filas por cluster según Latitud y Longitud
print("Relación de filas por clusters según su Latitud y Longitud:")
for cluster_id in sorted(df['Cluster'].unique()):
    cluster_rows = df[df['Cluster'] == cluster_id].index + 1 # +1 para numerar filas desde 1
    print(f"Cluster {cluster_id}: Filas {list(cluster_rows)}")

# Visualización de los clusters
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.scatter(df['Latitud'], df['Longitud'], c=df['Cluster'], cmap='viridis', s=100)
plt.title('Agrupamiento de Madres e Hijos usando K-means (3 Clusters)')
plt.xlabel('Latitud')
plt.ylabel('Longitud')
plt.grid(True)
plt.colorbar(label='Cluster')
plt.show()

# Relación madre-hijo: asignar madres a clusters
madres = df.iloc[:5] # Filas 1 a 5 para madres
hijos = df.iloc[5:] # Resto de filas para hijos

cluster_to_madre = {0: [], 1: [], 2: []}
for index, row in madres.iterrows():
    cluster_id = kmeans.predict(scaler.transform([row[features]]))[0]
    cluster_to_madre[cluster_id].append(index + 1) # +1 para empezar desde 1

print("\nAsignaciones de Clusters a Madres (filas 1 a 5):")
for cluster_id, madre_indices in cluster_to_madre.items():
    print(f"Cluster {cluster_id}: Madres en filas {madre_indices}")

```

Figura 2. Imagen de la captura de pantalla del código K-means implementado en lenguaje informático Python y ejecutado en Google Colab. Fuente: autor.

manera, que el resultado de este proceso se visualiza en un diagrama de dispersión, donde los datos se distribuyen en función de dos ejes principales: el componente principal 1 (eje x) y el componente principal 2 (eje y). Esta reducción a dos dimensiones facilita la comprensión de las relaciones entre los datos y la identificación de patrones y agrupaciones. En el gráfico, los datos se representan como puntos de colores, agrupados en diferentes clústeres según su similitud. Además, se destacan los centroides, que son las medias de cada grupo, representados por aspas rojas (X) en el diagrama (Ali et al., 2020).

El código fue depurado y contrastada su eficacia mediante su comprobación en seis chatbots IA (Gupta et al., 2020): ChatGPT (<https://chatgpt.com/>), Claude (<https://claude.ai/new>), Gemini (<https://gemini.google.com/app?hl=es-ES>), Perplexity (<https://www.perplexity.ai/>), Poe (<https://poe.com/>), y You.com (<https://you.com/>).

A su vez, se calcularon los coeficientes de correlación de Spearman entre las distintas variables estudiadas, con relación a los da-

tos de agrupación obtenida con el algoritmo K-means. Mostrados mediante un mapa de calor, en el que el color rojo intenso interpreta a valores cercanos a 1, correspondiendo a una correlación positiva fuerte. El color azul intenso (valores cercanos a -1), corresponde a una correlación negativa fuerte. Los colores claros/blancos (valores cercanos a 0) implican poca o nula correlación.

RESULTADOS

Se analizaron 20 conjuntos de estatuas-columna ubicados geográficamente en Francia y España, estando uno de ellos en la actualidad, desubicado de su localización de origen (Sahagún). Las localizaciones francesas fueron: Chartres (Région Centre-val de Loire); Le Mans (Région Pays de la Loire); Saint-Loup-de-Naud (Région Île-de-France); Villeneuve-l'Archevêque (Région Bourgogne-Franche-Comté) y Morlaàs (Région Nouvelle-Aquitaine).

La muestra de conjuntos escultóricos ubicados en territorio español estuvo compuesta por 15 monumentos, localizados en: A Coruña: Moraima y Santiago de Compostela. En Álava: Armentia y Lasarte. En Asturias: Oviedo. En León: Sahagún (actualmente desubicado entre el Museo de León y el Harvard Art Museums de Massachusetts en EE. UU.). Ávila: Ávila (capital). En Navarra: Sangüesa y Larraona. En Orense: Orense (capital). En Segovia: Segovia (capital). En Zamora: Benavente. En Zaragoza: Sos del Rey Católico y Uncastillo (Figura 3).

El algoritmo K-means detectó tres agrupaciones o clústeres diferentes de conjuntos escultóricos, congregados principalmente por sus características artísticas y secundariamente por sus localizaciones topográficas. Representados en la gráfica de dispersión por puntos de tres colores diferentes: el azul oscuro al clúster 0, el verde al clúster 1 y el amarillo al clúster 2 (Gráfico 2).

Los conjuntos escultóricos incluidos en el clúster 0 correspondieron a 1 monumento francés: Saint Loup, y a 9 españoles: Moraima, Armentía, Lasarte, Sahagún, Larraona, Sangüesa, Segovia, Sos del Rey Católico y Uncastillo. En el clúster 1 se agruparon: Chartres, Le Mans y Morlaàs de Francia y Santiago, Ávila, Orense y Oviedo de España. Al clúster 2 pertenecieron: Villeneuve-l'Archevêque, monumento francés y Laguardia y Benavente españoles.

Con respecto a las variables artísticas (definidas por la mediana estadística), los resultados más destacados en cada clúster fueron las siguientes. En el clúster 0 hubo un promedio más alto en las variables Variedad de Pliegues (prevaleciendo la representación mixta de pliegues lisos y ondulados) y en Expresividad de las ma-

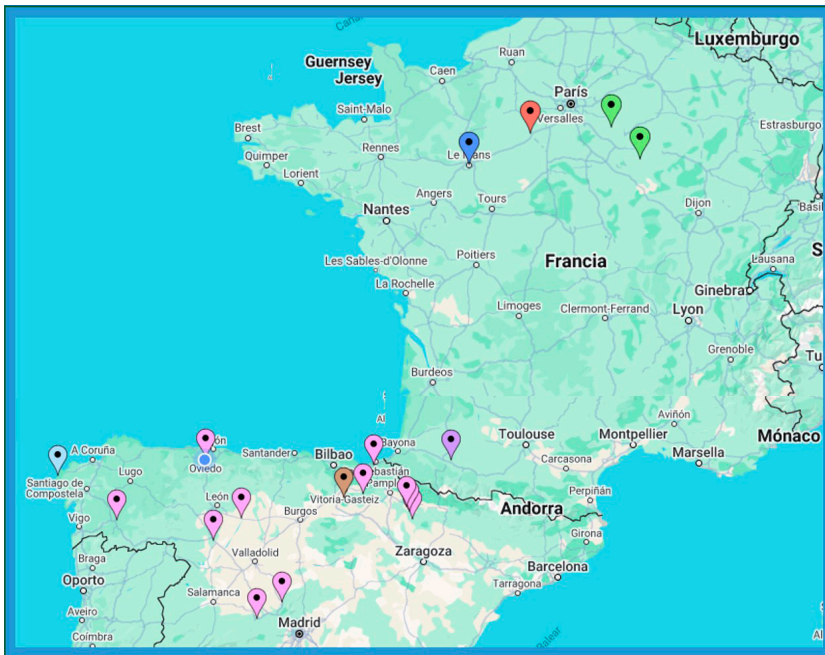


Figura 3. Distribución geográfica de los conjuntos escultóricos analizados, (<https://es.batchgeo.com/map/02fe71c8b8ea076c0764ac9297bfd4e3>). Fuente: mapa realizado mediante la aplicación batchgeo.com (<https://es.batchgeo.com>) por autor.

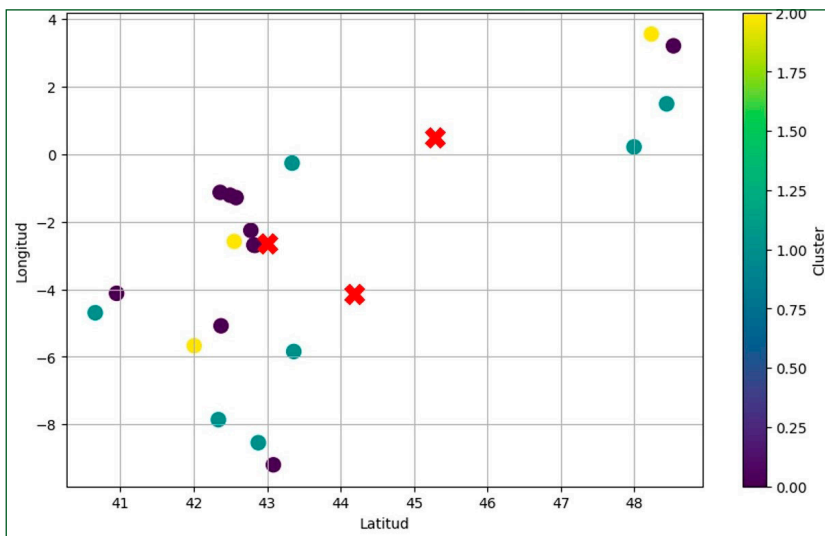


Gráfico 2. Gráfico de dispersión. Resultados del algoritmo K-means procesado en Google Colab. Puntos azul oscuro: monumentos agrupados en el clúster 0. Puntos verdes: monumentos agrupados en el clúster 1. Puntos amarillos: monumentos agrupados en el clúster 2. Aspas rojas: centroides de los 3 clústeres. Fuente: autor.

nos (identificando a la sujeción de algún atributo). En el clúster 1 los promedios más bajos correspondieron a Canon de las figuras (identificando a un canon alargado) y a Acabado artístico de las manos (identificando a un remate tosco de las manos). En el clúster 2 hubo un resultado balanceado entre todas las características.

El algoritmo K-means también encontró determinados patrones de agrupación según las ubicaciones topográficas (latitud y longitud) de los conjuntos escultóricos españoles. Resultando que los situados en latitudes más altas (media de 42,474) y más al este (longitud media: -3,298) se agruparon en el clúster 0, siendo ade-

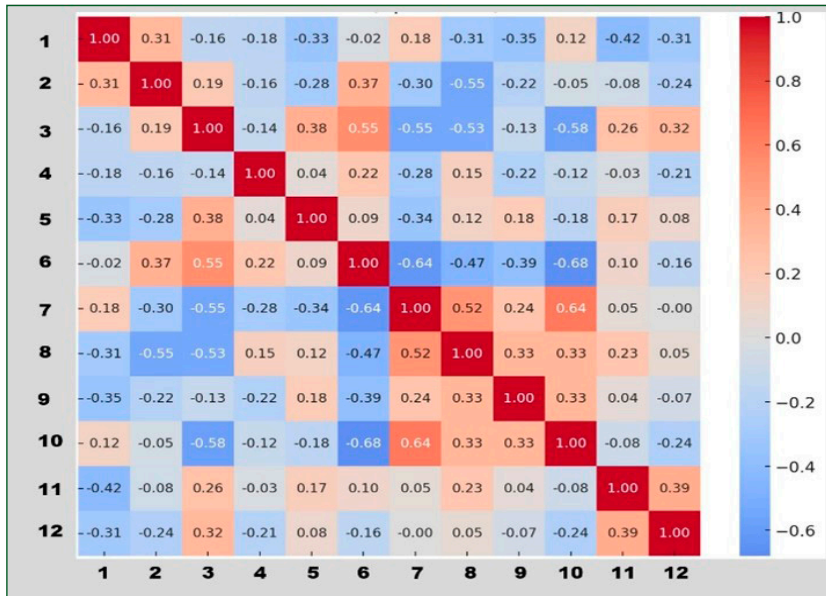
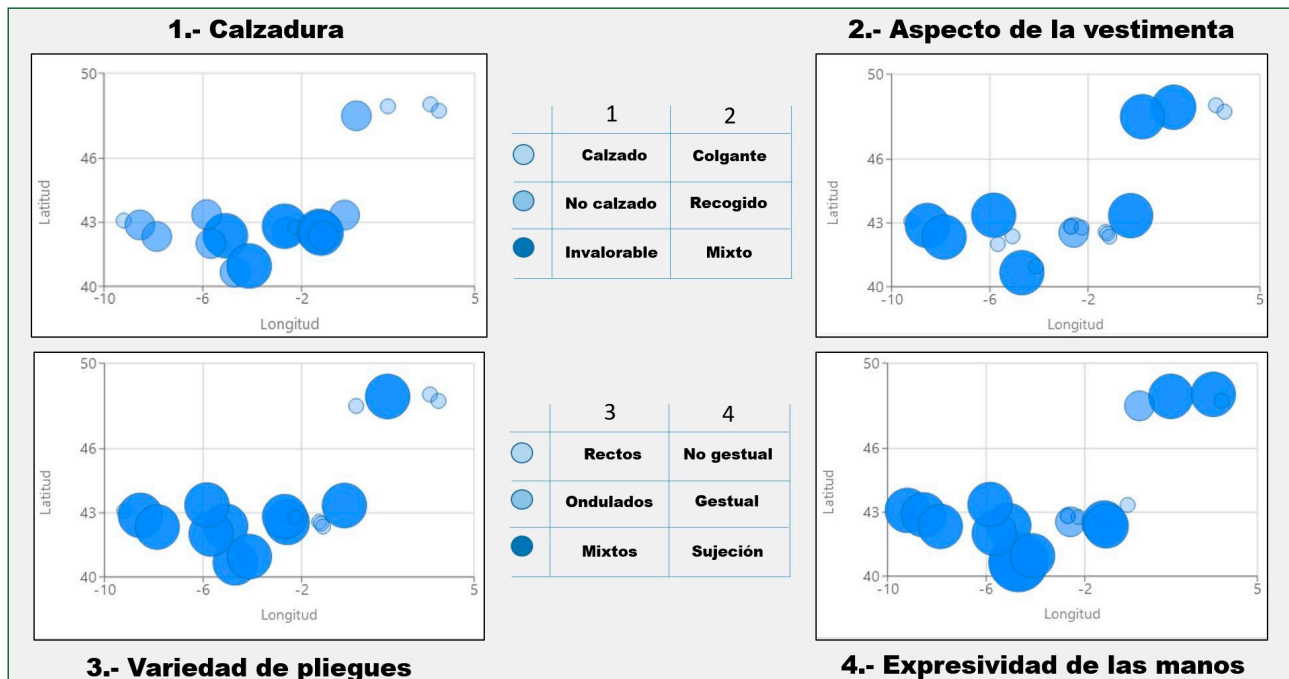


Figura 4. Mapa de calor. Correlaciones entre las variables: 1) Latitud, 2) Longitud, 3) Gestualidad de la figura, 4) Canon de las figuras, 5) Representación nimbada, 6) Expresividad del rostro, 7) Aspecto de la vestimenta, 8) Variedad de pliegues de la vestimenta, 9) Expresividad de las manos, 10) Acabado artístico de las manos, 11) Calzado, 12) Tipos de apoyo de los pies. Fuente: autor.



más el conjunto más numeroso, pero con una menor dispersión geográfica (rango de dispersión: 1136,00) y compartiendo además características estilísticas similares. Los incluidos en el clúster 1 se ubicaron de forma dispersa en amplias regiones del noroeste de España (rango de dispersión: 2705,00) y a su vez se detectó una mayor variabilidad entre sí en sus características artísticas. Los monumentos del clúster 2 se ubicaron más al sur con un rango de dispersión de 1884,00 (cifra intermedia entre los dos clústeres restantes).

Gráfico 3. Valoración de las características de los conjuntos escultóricos según su ubicación (latitud y longitud) de las variables: calzado, aspecto de la vestimenta, variedad de pliegues de la vestimenta y expresividad de las manos. Fuente: autor.

Con respecto a las correlaciones entre las distintas variables, se obtuvieron 2 valores significativos positivos fuertes: Gestualidad de las figuras y Expresividad del rostro ($r=0,55$), sugiriendo que las figuras menos rígidas tienden a presentar más expresividad en el rostro. Y entre Aspecto de la vestimenta y Acabado artístico de las manos, con un valor $r=0,64$, indicativo de que las formas de los vestidos más elaboradas se asocian a manos mejor talladas. Por el contrario, se observaron 2 correlaciones negativas fuertes: Expresividad del rostro con Aspecto de la vestimenta ($r=-0,64$) y con Acabado artístico de las manos ($r=-0,68$), indicando una relación inversa entre la expresividad del rostro con la forma de los vestidos y el acabado de las manos (Figura 4).

Con respecto a las características vinculadas a la ubicación del monumento (latitud y longitud), se hallaron datos sugerentes de que los monumentos localizados más al norte tenían una tendencia moderada a personalizar las figuras calzadas, a la vez que sus vestimentas exhibían formas mixtas (colgante y recogidas a la vez) ($r=-0,42$; correlación negativa entre moderada y débil); mientras que en los ubicados más al sur, fueron las figuras con pies descalzos o no valorables. La expresividad de las manos, mostró una tendencia mesurada a mostrar las figuras en posición de sujeción (atributo o filacteria, etc.) en los conjuntos localizados más al norte ($r=-0,35$; correlación negativa débil).

En cambio, según su longitud (este-oeste) los datos mostraron una correlación muy débil o nula ($r=-0,08$), indicando una gran variabilidad figurativa en el tipo de calzadura. Si se halló una moderada diferenciación en los tipos de forma de los vestidos, de tal forma que en los monumentos ubicados más al este peninsular tendían a mostrar la vestimenta con pliegues más rectos ($r=-0,55$; correlación negativa moderada) (Gráfico 3).

DISCUSIÓN

Para comprender cómo se adquiere y experimenta el patrimonio cultural en la actualidad, es fundamental identificar y adaptarse a las nuevas herramientas educativas y de investigación. La inteligencia artificial (IA) desempeña un papel crucial en estos procesos, al ayudar a analizar grandes volúmenes de datos sobre el patrimonio artístico y extraer patrones de relación; además ha permitido el desarrollo de algoritmos que facilitan el estudio y clasificación de la inabarcable cantidad de información relacionada con el arte creado a lo largo de la historia de la Humanidad (Madni et al., 2017; Xu y Tian, 2015).

De esta forma, en la literatura científica se pueden encontrar ejemplos de investigaciones que integran diversos algoritmos en su metodología. Entre ellos, destaca el algoritmo K-means que se utiliza principalmente por su eficacia en el agrupamiento de datos y en la identificación de patrones de relación, que suelen pasar desapercibidos con otros enfoques analíticos, como los análisis multivariantes (Ali et al., 2020; MacQueen, 1967; Pascual et al., 2007; Jain, 2010; Xu y Tian, 2015).

Debido a estas capacidades, el uso de K-means es especialmente común en disciplinas donde sus resultados son cruciales para la toma de decisiones informadas. Un área notable es el marketing, donde se aplica para la segmentación de mercados (Kuo et al., 2002). Así ocurre también en el campo de la Informática, aplicándose en muchas operaciones para reducir su dimensionalidad, o bien en la mejora de la eficiencia de los algoritmos de aprendizaje (Ali et al., 2020). Otras áreas de aplicación importantes son las ciencias sociales y de la salud, que lo emplean para analizar datos demográficos, comportamientos sociales y hábitos de salud; permitiendo a los investigadores identificar grupos dentro de la población que comparten características sociales o clínicas similares, lo que puede ayudar en el reconocimiento de patrones comunitarios y en la personalización de tratamientos (Fonseca, 2013; Husein et al., 2018; Xu y Wunsch, 2010).

Sin embargo, la aplicación de algoritmos de agrupamiento como K-means en el campo de la Historia del Arte, es aún un área poco explorada. Siendo relativamente escasos, trabajos como por ejemplo los de Rong et al (Rong et al., 2024) y el de Lin y Hanrahan (Lin y Hanrahan, 2013) que utilizan el mismo método que el presente estudio, pero cuyos planteamientos se centran en la valoración de elementos técnicos. Así, en el primero, analizaron los colores utilizados en 120 carteles realizados por la plataforma de IA generadora de imágenes MidJourney (Discord), comparándolos con otros 120 carteles subidos por sus autores a la plataforma Pinterest. En el segundo ejemplo, se empleó el K-means para contrastar los colores que 1600 artistas eligieron para sus obras (obteniéndolas de la plataforma Amazon Mechanical Turk) con los escogidos por la IA. En este sentido, la presente investigación se distingue por su enfoque específico hacia el estudio del patrimonio artístico, resultando además novedosa en el campo de exploración de la escultura románica plenomedieval.

Por otra parte, numerosos estudios con temáticas pertenecientes a diversas áreas del conocimiento, incluyendo: Medicina (Balaraman, 2020); Psicología (Mostafa et al., 2024); Educación (Llerena et al., 2024) o la Arquitectura (Ginell et al., 2023), coinciden con

nuestra metodología fundamentada en la utilización de K-means debido a dos ventajas principales: su eficiente codificación mediante el lenguaje de programación Python (McKinney, 2022; Raschka y Mirjalili, 2019); y por su eficiencia y facilidad de uso, gracias a su total compatibilidad con el entorno de programación de libre acceso Google Colab (Tock, 2019).

No obstante, la falta de estudios previos que hayan empleado una metodología similar a la de esta investigación en el campo de la escultura, no ha posibilitado contrastar nuestros resultados. Sin embargo, la validez de los hallazgos observados en la agrupación de las características estilísticas de los conjuntos de estatuas-columna plenomedievales analizados, encuentra respaldo en estudios transversales realizados en el campo del análisis de pinturas digitalizadas. De esta manera, diversos investigadores han aplicado exitosamente el algoritmo K-means para clasificar según su estilo artístico a determinadas obras, mediante la relación de rasgos pictóricos específicos. Así, Spehr et al (Spehr et al, 2009) analizaron más de 200 características diferentes de imágenes de 722 pinturas en formato JPEG (obtenidas de la base de datos: 10.000 Meisterwerke der Malerei), logrando clasificarlas en varios periodos artísticos: Gótico, Renacimiento, Clasicismo, Barroco, Romanticismo, Impresionismo, Posimpresionismo y Art Nouveau. En otro estudio muy similar pero más extenso, los autores estudiaron 6776 pinturas digitalizadas, identificándolas en ocho estilos artísticos distintos que iban desde el Renacimiento al Expresionismo, analizando patrones en los bordes, en las líneas y en los colores (Gultepe et al., 2018). Por su parte, Navarro (Navarro, 2014) centró su examen en descriptores de oscuridad, luminosidad y textura para distinguir pinturas de diferentes periodos artísticos, estudiando 450 imágenes (150 barrocas, 150 cubistas y 150 impresionistas) obtenidas de la Enciclopedia de Artes Visuales Wikipaintings.

De nuestros resultados podemos destacar la identificación por el algoritmo de tres clústeres distintos, uno de los cuales relacionó a tres de los cinco monumentos franceses estudiados: Chartres, Le Mans y Morlaas. Datos coincidentes con el análisis formal practicado por Stoddard (Grodecki, 1953), que señaló la posibilidad de que un maestro de Chartres habría intervenido en los dos primeros conjuntos escultóricos. Angheben (Angheben, 2017) en su dictamen sobre estos dos monumentos comparte estas apreciaciones, encontrando similitudes estructurales entre los pórticos de Chartres y Mans. Así, desde la perspectiva estilística, parte de las estatuas-columna de Mans participan de características del primero; particularmente en su gestualidad, en el tratamiento de los rostros,

y en los pliegues de la vestimenta, sugiriendo la influencia de talleres chartrains en Le Mans.

En este mismo clúster estaban recogidos además 4 monumentos españoles: Santiago, Ávila, Ourense y Oviedo. De ellos tal como se comentó previamente, solo hay constancia (epigráfica y documental) de la autoría por parte del Maestro Mateo de las estatuas-columna del Pórtico de la Gloria. De esta forma, este agrupamiento que relaciona Santiago con monumentos franceses, parece concordar con las teorías postuladas por varios investigadores en sus exámenes estilísticos del conjunto escultórico compostelano, de que Mateo debió conocer o instruirse en este arte en el norte de Francia (ubicación geográfica de Chartres y Le Mans) (Yzquierdo, 2019).

Por contra, del resto de los monumentos españoles de este clúster, se desconoce su autoría, habiendo sido defendidas diversas y controvertidas teorías atribucionistas. Nuestros resultados, parecen apoyar aquellas que hallan determinados vínculos artísticos entre estos monumentos. Así, se ha descrito que un taller mateano trabajó en la catedral de Ourense (alrededor de 1188) (Yzquierdo, 2020). Por su parte Porter (1923) afirma que las esculturas orensanas están inspiradas en el Pórtico de la Gloria. También se han relacionado estilísticamente a las estatuas-columna de la portada norte de Orense con las presentes en la fachada occidental de San Vicente de Ávila, apuntándose que muy probablemente intervinieron artífices procedentes de Castilla (Pérez, 2015). Por su parte, con el apostolado de Oviedo hay reportados vínculos estilísticos con San Vicente y Santiago (Arias, 2009; Fernández, 1996). En este último caso se añaden además teorías atribucionistas que involucran a un discípulo de Mateo, así como también se ha afirmado que el propio maestro llegó a conocer el conjunto apostólico ovetense previamente a la creación de su obra compostelana (de Azcárate, 1993).

El análisis mediante K-means reveló también patrones interesantes entre las características de los conjuntos escultóricos estudiados. En particular, en el clúster 0, que mostró una relación prevalente entre las variables Variedad de pliegues y Acabado artístico de las manos (correlación positiva fuerte entre ambas), observaciones congruentes con las apreciaciones obtenidas en los dictámenes formales sobre las características estilísticas de las estatuas-columna del pórtico de la iglesia de Saint-Loup (Roblot-DeLondre, 1913; Salet, 1933). En este sentido, este clúster relaciona a Sangüesa (en la que está reconocido epigráficamente, que participó el artífice de probable origen francés Leodegarius) junto a los monumentos de Larraona y Uncastillo, reforzando así la hipótesis atribucionista (justificada estilísticamente), que los relaciona

con el taller de este maestro (Fernández-Ladreda et al., 2004). De esta forma, el hallazgo por el algoritmo de una vinculación entre estos conjuntos escultóricos, sumada a la inclusión de otros geográficamente cercanos como Armentia, Lasarte, y Sos (de autoría desconocida), sugeriría también la existencia de una posible participación artesana de los miembros de este taller en estos últimos monumentos.

CONCLUSIONES

La inteligencia artificial y el aprendizaje profundo han potenciado a múltiples campos científicos, aportando herramientas innovadoras para el análisis de datos. En esta investigación, se ha aplicado de manera pionera el algoritmo de agrupación k-means al estudio de las estatuas-columna románicas hispánicas. Obteniendo resultados que respaldan a determinadas teorías atribucionistas existentes, fundamentadas en el análisis formal de sus características estilísticas. A su vez, también se han detectado posibles nuevas relaciones de colaboración artística entre algunos artífices y sus talleres, en varios de los conjuntos monumentales analizados.

Los métodos tradicionales de estudios empleados en los exámenes del patrimonio artístico, basados principalmente en análisis estilísticos y evaluaciones formales, pueden presentar limitaciones en el momento de extraer conclusiones válidas. Nuestros hallazgos sugieren que la incorporación de herramientas como los algoritmos de agrupación implementados por la inteligencia artificial, como método de investigación cuantitativa en Historia del Arte, representan un valioso y útil complemento. Este enfoque metodológico innovador aportaría una dimensión objetiva y mensurable, que reforzaría y respaldaría las conclusiones de los análisis tradicionales, posibilitando nuevas perspectivas en el estudio científico del patrimonio artístico.

REFERENCIAS

- Ali, A., Faheem, Z., Waseem, M., Draz, U., Safdar, Z., Hussain, S., & Yaseen, S. (2020). Systematic review: A state of art ML based clustering algorithms for data mining. En *2020 IEEE 23rd International Multitopic Conference (INMIC)* (pp. 1-6). IEEE. [10.1109/MAJICC53071.2021.9526260](https://doi.org/10.1109/MAJICC53071.2021.9526260)
- Álvarez Martínez, M. S. (1999). *El románico en Asturias*. Ediciones Trea S. L.
- Angheben, M. (2017). Le portail royal du Mans et l'évolution de la première sculpture gothique entre les façades de Dijon et de Chartres. *Cahiers de civilisation médiévale. Xe-XIIe siècle*, (237), 27-58. <https://doi.org/10.4000/ccm.1891>.
- Arias Páramo, L. (2009). *Cámara Santa y torre vieja de la catedral*. Ediciones Paraninfo S.A.
- Balaraman, S. (2020). *Comparison of classification models for breast cancer identification using Google Colab*. Preprints.org. <https://doi.org/10.20944/preprints202005.0328.v1>
- Barreto, H. (2015). Why excel?. *The Journal of Economic Education*, 46(3), 300-309. <https://doi.org/10.1080/00220485.2015.1029177>.
- de Apraiz, A. (1953). La expansión de los temas decorativos del arte románico. *Boletín del Seminario de Estudios de Arte y Arqueología: BSAA*, (20), 11-22.
- de Azcárate, J. M. (1993). *Las Esculturas de la Cámara Santa de la Catedral de Oviedo*. Servicio de Publicaciones del Principado de Asturias.
- Deschamps, P. (1931). La sculpture française aux XIIe et XIIIe siècles. *Journal des Savants*, 6(1), 257-260.
- Fatás, G., & Borrás, G. M. (1993). Estatua-columna. En *Diccionario de términos de arte* (p. 103). Alianza, Ediciones el Prado.
- Fatás, G., & Borrás, G. M. (1993). Románico. En *Diccionario de términos de arte* (p. 208). Alianza, Ediciones el Prado.
- Fernández González, E. (1996). Escultura románica. En J. Barón (Ed.), *El arte en Asturias. A través de sus obras* (pp. 452-467). Editorial Prensa Asturiana.
- Fernández-Ladreda, C., de Aguirre, J., & Álava, C. (2004). *El arte románico en Navarra*. Gobierno de Navarra. Departamento de Cultura y Turismo. Institución Príncipe de Viana.
- Fonseca, J. R. (2013). Clustering in the field of social sciences: That is your choice. *International Journal of Social Research Methodology*, 16(5), 403-428. <https://doi.org/10.1080/13645579.2012.716973>.
- Gaborit, J. R. (2010). *La sculpture romane*. Éditions Hazan.
- Ginell, G., Flynn, A., & Holehouse, A. (2023). SHEP-HARD: a modular and extensible software architecture for analyzing and annotating large protein datasets. *Bioinformatics*, 39(8), btad488. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btad488>.
- Grodecki, L. (1953). Whitney S. Stoddard. The West Portals of Saint-Denis and Chartres. Sculpture in the Ile-de-France from 1140 to 1190. Theory of Origins. *Bulletin Monumental*, 111(3), 312-315.
- Gultepe, E., Conturo, T., & Makrehchi, M. (2018). Predicting and grouping digitized paintings by style using unsupervised feature learning. *Journal of cultural heritage*, 31, 13-23. <https://doi.org/10.1016/j.culher.2017.11.008>
- Gupta, A., Hathwar, D., & Vijayakumar, A. (2020). Introduction to AI chatbots. *International Journal of Engineering Research and Technology*, 9(7), 255-258.
- Hand, D. J. (1998). Data mining: statistics and more? *The American Statistician*, 52(2), 112-118. <https://colab.research.google.com/>.
- Husein, A., Harahap, M., Aisyah, S., Purba, W., & Muha-zir, A. (2018). The implementation of two stages clustering (k-means clustering and adaptive neuro fuzzy inference system) for prediction of medicine need based on medical data. *J Phys Con Ser*, 978(1), 12019. [10.1088/1742-6596/978/1/012019](https://doi.org/10.1088/1742-6596/978/1/012019)
- Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern recognition letters*, 31(8), 651-666. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2009.09.011>.
- Kuo, R., Ho, L., & Hu, C. (2002). Integration of self-organizing feature map and K-means algorithm for market segmentation. *Computers & Operations Research*, 29(11), 1475-1493. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(01\)00043-0](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(01)00043-0).
- Lin, S., & Hanrahan, P. (2013). Modeling how people extract color themes from images. En *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 3101-3110). <https://doi.org/10.1145/2470654.2466424>.
- Llerena, P., Ruiz, T., Proaño, V., Ashqui, M., Ayala, M., Carrera, A., Chanaluisa, G., Chiluisa, G., Moya, I., & Gordon, G. (2024). Desarrollo y evaluación de un algoritmo educativo basado en inteligencia artificial para mejorar la enseñanza de la división en estudiantes de secundaria utilizando Python y Google Cola. *Polo del Conocimiento: Revista científico-profesional*, 9(1), 940-956. <https://doi.org/10.23857/pc.v9i1.6416>
- MacQueen, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. En L.M. Le Cam, J. Neyman (Eds.), *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability* (pp. 281-297). University of California Press.
- Madni, H., Anwar, Z., Shah, M. (2017). Data mining techniques and applications—A decade review. En *Proceedings of the International Conference on Auto-*

- mation and Computing (ICAC) (pp. 1-7). <https://doi.org/10.23919/IConAC.2017.8082090>.
- McKinney, W. (2022). *Python for data analysis*. O'Reilly Media, Inc.
- Mostafa, S., Al-Dayyeni, W., Kareem, A., Jubair, M., Jaber, M., & Khalaf, B. (2024). Classification and Sentiment Analysis of Amazon Alexa Reviews. En *2024 1st International Conference on Logistics (ICL)*, (pp. 1-5). <https://doi.org/10.1109/ICL62932.2024.10788570>.
- Navarro González, J. (2014). *Clasificación de imágenes de obras de arte en su estilo pictórico considerando características de bajo nivel* [Tesis doctoral, Benemérita Universidad Autónoma de Puebla]. Repositorio Institucional BUAP. <https://hdl.handle.net/20.500.12371/5513>
- Pascual, D., Pla, F., & Sánchez, S. (2007). Algoritmos de agrupamiento. *Método Informáticos Avanzados*, 164-174.
- Pijoan, J. (1962). ¡El Apóstol, por fin! En *Summa Artis: Historia general del arte. Vol. IX: El Arte Románico. Siglos XI y XII* (pp. 561-592). Espasa-Calpe.
- Pita Andrade, J. M. (1955). *Escultura románica en Castilla. Los maestros de Oviedo y Ávila*. Instituto Diego Velázquez, del Consejo Superior de Investigaciones Científicas.
- Porter, A. K. (1918). The Rise of Romanesque Sculpture. *American Journal of Archaeology*, 22(4), 399-427. <https://doi.org/10.2307/497272>
- Porter, A. K. (1923). *Romanesque sculpture of the pilgrimage roads (Vol. 1)*. Marshall Jones.
- Raschka, S., & Mirjalili, V. (2019). *Python machine learning: Machine learning and deep learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2*. Packt publishing ltd.
- Rendón, E., & Barrera, I.A. (2016). RENTOL: Un algoritmo de agrupamiento basado en K-means. *Res. Comput. Sci.*, 128, 149-157. DOI:10.13053/rcs-128-1-14
- Roblot-Delondre, L. (1913). Saint-Loup-de-Naud. *Monuments et mémoires de la Fondation Eugène Piot*, 21(1), 111-144. <https://doi.org/10.3406/piot.1913.1784>
- Rong, A., Hansopaheluwakan-Edward, N., & Li, D. (2024). Analyzing the color availability of AI-generated posters based on K-means clustering: 74% orange, 38% cyan, 32% yellow, and 28% blue-cyan. *Color Research & Application*, 49(2), 234-257. <https://doi.org/10.1002/col.22912>.
- Ruiz de la Peña, I. (2012). El románico pleno. En J. V. García Marsilla, C. Mancho, & I. Ruíz de la Peña (Eds). *Historia del arte medieval* (pp. 161-199). Universitat de Valencia.
- Salet, F. (1933). Saint-Loup-de-Naud. *Bulletin monumental*, 92(2), 129-169. <https://doi.org/10.3406/bulmo.1933.9972>
- Shahapure, K., & Nicholas, C. (2020). Cluster Quality Analysis Using Silhouette Score. En *2020 IEEE 7th International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)*, (pp. 747-748). <https://doi.org/10.1109/DSAA49011.2020.00096>.
- Sharma, N., & Gobbert, M. (2010). *A Comparative Evaluation of Matlab, Octave, FreeMat and Scilab for Research and Teaching*. UMBC Faculty Collection.
- Spehr, M., Wallraven, C., & Fleming, R. (2009). Image statistics for clustering paintings according to their visual appearance. En *Computational Aesthetics 2009: Eurographics Workshop on Computational Aesthetics in Graphics, Visualization and Imaging* (pp. 57-64). Eurographics. <https://doi.org/10.2312/COMPAESTH/COMPAESTH09/057-064>.
- Tock, K. (2019). Google CoLaboratory as a Platform for Python Coding with Students. *Robotic Telescopes, Student Research and Education (RTSRE) Proceedings 2(1)*, 1-13. <https://doi.org/10.32374/rtsre.2019.013>
- Valle Pérez, J. C. (2015). Orense. En *Enciclopedia del Románico en Galicia Vol II* (pp. 588-602). Centro de Estudios del Románico.
- Velmurugan, T., & Santhanam, T. (2011). A survey of partition based clustering algorithms in data mining: An experimental approach. *Information Technology Journal*, 10(3), 478-484. [10.3923/itj.2011.478.484](https://doi.org/10.3923/itj.2011.478.484).
- Xu, D., & Tian, Y. (2015). A comprehensive survey of clustering algorithms. *Annals of data science*, 2, 165-193. <https://doi.org/10.1007/s40745-015-0040-1>
- Xu, R. and Wunsch, D. (2010). Clustering Algorithms in Biomedical Research: A Review. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 3, 120-154. <http://dx.doi.org/10.1109/RBME.2010.2083647>.
- Yzquierdo Perrín, R. (2019). Historiografía del Maestro Mateo y su obra. *Rudesindus: miscelánea de arte e cultura*, (12), 147-186.
- Yzquierdo Perrín, R. (2020). *Soportes con figuras en la arquitectura de Galicia y Norte de Portugal*. Consejo Superior de Investigaciones Científicas.

HER&MUS

HERITAGE & MUSEOGRAPHY

Her&Mus. Heritage and Museography es una revista de publicación anual que recoge artículos sobre patrimonio y museos, con una especial relevancia a sus aspectos didácticos, educativos y de transmisión del conocimiento. En la revista tienen cabida tanto trabajos del ámbito académico como experiencias y reflexiones del ámbito museístico y patrimonial y alcanza tanto el ámbito peninsular como el europeo y el latinoamericano. Por este motivo, se admiten artículos en diversas lenguas, como son el catalán, el español, el francés, el italiano y el inglés.

La revista nace en el año 2008 con el nombre de *Hermes*. Revista de museología (ISSN impreso 1889-5409; ISSN en línea 2462-6465) y su primer número sale a la luz en 2009. Desde el segundo número pasa a llamarse *Her&Mus. Heritage and Museography* (ISSN impreso 2171-3731; ISSN en línea 2462-6457). Inicialmente de carácter cuatrimestral, pasó en 2013 a tener una periodicidad semestral. A partir de 2015 la revista se publica anualmente. Desde sus orígenes ha sido editada por Ediciones Trea y académicamente vinculada a la Universitat de Barcelona. A partir de 2016 se edita exclusivamente en formato digital a través de RACO (<http://raco.cat/index.php/Hermus/index>) como revista científica de la Universitat de Lleida.

HER&MUS

HERITAGE & MUSEOGRAPHY

Her&Mus se encuentra en las siguientes bases de datos y repositorios:

Plataformas de evaluación de revistas:

MIAR (Matriu d'Informació per a l'Avaluació de Revistes).
Catálogo LATINDEX (Iberoamericana).
CIRC (Clasificación Integrada de Revistas Científicas): Valor superior a D.
CARHUS Plus+ 2018: Grupo D.
Journal Scholar Metrics Arts, Humanities, and Social Sciences.

Bases de Datos Nacionales:

DIALNET.
RESH (Revistas Españolas de Ciencias Sociales y Humanas).
DULCINEA.

Catálogos Nacionales:

ISOC (CSIC).

Bases de Datos Internacionales:

LATINDEX (Iberoamericana).
Ulrichs Web Global Series Directory.
European Reference Index for the Humanities and the Social Sciences (ERIH PLUS).
DOAJ: Directory of Open Access Journals

HER&MUS

HERITAGE & MUSEOGRAPHY

Normas generales para la publicación de artículos en *Her&Mus*.
Heritage and Museography:

- Se pueden presentar manuscritos redactados en catalán, castellano, italiano, francés e inglés.
- En general, serán bienvenidos escritos sobre patrimonio y museos, con una especial relevancia a sus aspectos didácticos, educativos y de transmisión del conocimiento.
- Se admiten principalmente artículos de investigación, pero también se admiten reseñas, experiencias didácticas, descripción de proyectos y artículos de reflexión.
- Se considerará especialmente el rigor metodológico y el interés general del contenido, la perspectiva y el estudio realizado.
- Serán rechazados aquellos manuscritos que se encuentren en proceso de publicación o de revisión en otra revista. Todo manuscrito puede ser rechazado en cualquier momento del proceso editorial en caso de detectarse una mala práctica.
- Los autores deberán enviar sus manuscritos a través de la plataforma RACO.

Normas completas disponibles en:

<http://raco.cat/index.php/Hermus/about/submissions#author-Guidelines>

Proceso de revisión por pares:

Todos los manuscritos recibidos serán inicialmente revisados por la Secretaría Científica de la revista, que comprobará su adecuación a las normas de publicación y a la temática de la revista. Cuando el resultado de esta primera revisión sea favorable, los manuscritos serán evaluados siguiendo el sistema por pares ciegos. Cada manuscrito será evaluado por dos expertos externos al comité de redacción y a la entidad editora.

El plazo de revisión y evaluación de los manuscritos es de máximo tres meses desde su recepción. En el caso de los manuscritos recibidos con motivo de un *Call for papers*, el plazo de tres meses empezará a partir del día siguiente al cierre de la convocatoria.

En todos los casos, **el mes de agosto se considera inhábil** para el cómputo de los tres meses de plazo de revisión y evaluación.

Transcurrido dicho periodo, el autor/es será informado de la aceptación o rechazo del original. En los casos de manuscritos aceptados pero cuya publicación esté condicionada a la introducción de cambios y/o mejoras sugeridas por los revisores, sus autores deberán enviar la nueva versión del manuscrito en un plazo máximo de quince días.

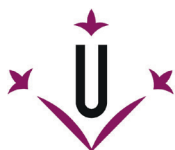
Cuando no se derive unanimidad en la valoración del manuscrito, este será remitido a un tercer revisor y/o a un miembro del equipo editorial.

Asimismo, el equipo editorial y/o el profesional encargado de coordinar cada monográfico se reservan el derecho a rechazar un manuscrito en cualquier momento.

HER&MUS

HERITAGE & MUSEOGRAPHY

■ TREA ■



Universitat de Lleida
Departament de Ciències
de l'Educació

Her&Mus. Heritage and Museography

Universitat de Lleida

Departament de Ciències de l'Educació

Avda. de l'Estudi General, 4

25001 Lleida

Teléfono: +34 973706541

Fax: +34 973706502

Correo-e: revistahermus@gmail.com

Web: <http://raco.cat/index.php/Hermus/index>

