



Original

Conocer y comprender el patrimonio cultural en entornos digitales: un enfoque utilizando MIMIC y modelos de red

Olaia Fontal^{a,*}, Alex Ibañez-Etxeberria^b, Víctor E. Gil-Biraud^c, y Benito Arias^d^a Didáctica de la expresión musical, plástica y corporal, Universidad de Valladolid, Campus Miguel Delibes, Valladolid, 47011, España^b Didáctica de las matemáticas, ciencias experimentales y sociales, Universidad del País Vasco UPV-EHU, Plaza Oñati, 3, San Sebastián, 20018, España^c Didáctica de la expresión musical, plástica y corporal, Universidad de Valladolid, Campus Miguel Delibes, Valladolid, 47011, España^d Psicología, Universidad de Valladolid, Campus Miguel Delibes, Valladolid, 47011, España

INFORMACIÓN DEL ARTÍCULO

Historia del artículo:

Recibido el 13 de enero de 2025

Aceptado el 16 de abril de 2025

On-line el 16 de junio de 2025

Palabras clave:

Educación patrimonial
Entornos digitales
Evaluación del aprendizaje
Modelos de aprendizaje patrimonial
Procesos de patrimonio
Modelos MIMIC
Análisis de redes

R E S U M E N

Conocer y comprender el patrimonio cultural es fundamental para la adecuada atribución de valor ya que, sin un contexto histórico, social, político, económico o artístico, no es posible asignarle un significado adecuado. El conocimiento, que constituye la primera fase de la Secuencia de Aprendizaje Patrimonial (HLS, por sus siglas en inglés), permite identificar las causas y justificaciones que explican su naturaleza y estado, proporcionando así una base sólida para la valoración del patrimonio. Las dimensiones *conocer* y *comprender*, medidas mediante la escala *Q-Herilearn* (Fontal, Ibañez-Etxeberria et al., 2024b), en entornos digitales han sido analizadas según las respuestas proporcionadas por una muestra de 2.362 participantes de 18 a 70 años. Se han realizado análisis comparativos entre grupos (frecuentistas y bayesianos), se ha determinado la validez tanto de los modelos de medición como del modelo estructural (MIMIC), y los análisis se han complementado mediante análisis de redes. Tanto el modelo de medición como el modelo estructural final (MIMIC con DIF) han proporcionado garantías suficientes en términos de validez y fiabilidad, y los resultados han sido respaldados por el análisis de redes. Las dimensiones analizadas (conocimiento y comprensión del patrimonio) están fuertemente interconectadas, de modo que la comprensión del patrimonio depende en gran medida del grado de conocimiento previo. Sin embargo, no hemos encontrado evidencia (o muy débil, dado el pequeño tamaño del efecto) de la influencia de las variables sociodemográficas tanto en las dimensiones como en los indicadores que las miden. Consideramos que la contribución más relevante de esta investigación es la combinación de modelos basados en ecuaciones estructurales (MIMIC) con modelos basados en análisis de redes para estudiar el conocimiento y la comprensión del patrimonio cultural en contextos digitales.

© 2025 Universidad de País Vasco. Publicado por Elsevier España, S.L.U. Este es un artículo Open Access bajo la CC BY-NC-ND licencia (<http://creativecommons.org/licencias/by-nc-nd/4.0/>).

Knowing and understanding cultural heritage in digital environments: An approach using MIMIC and network models

A B S T R A C T

Knowing and understanding cultural heritage is essential for proper value-attribution, since without historical, social, political, economic or artistic contexts, we cannot attribute value to it. Knowledge, which is the first phase of the Heritage Learning Sequence (HLS), enables us to identify the causes and justifications that explain its nature and state, and provides a sound grounding for heritage valuation. The dimensions *knowing* and *understanding*, as measured by the *Q-Herilearn* scale (Fontal, Ibañez-Etxeberria et al., 2024b) in digital environments have been analysed according to the answers given by a sample of 2362 participants aged 18 to 70. Comparative analyses between groups (frequentist and Bayesian) have been carried out, the validity of both the measurement models and the structural model (MIMIC) has been

Keywords:

Heritage education
Digital environments
Learning assessment
Heritage learning models
Heritage processes
MIMIC models
Network analysis

* Autor para correspondencia.

Correo electrónico: olaia.fontal@uva.es (O. Fontal).

determined, and the analyses were complemented by means of network analysis. Both the measurement model and the final structural model (MIMIC with DIF) have provided sufficient guarantees in terms of validity and reliability, and results have been endorsed by network analysis. The dimensions analysed (knowledge and understanding of heritage) are strongly interconnected, so that the understanding of heritage depends largely on the degree of prior knowledge. However, we have found no evidence (or very weak, given the small effect size) of the influence of socio-demographic variables on either the dimensions or the indicators that measure them. We believe that the most relevant contribution of this research is the combination of structural equation-based models with network analysis-based models to study the knowledge and understanding of cultural heritage in digital contexts.

© 2025 Universidad de País Vasco. Published by Elsevier España, S.L.U. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

Introducción

Problema de investigación y revisión de la literatura científica

Conocer y comprender el patrimonio cultural es fundamental para disponer de argumentos y criterios que permitan valorarlo adecuadamente (Mazzanti, 2002). En efecto, no es posible valorar un bien cultural que carece de justificación o sentido (Pétursdóttir, 2020) en relación con un contexto histórico, social, político, económico o artístico (Rowlands, 2020). Si no somos capaces de identificar las causas, razones o argumentos que expliquen las cualidades, naturaleza y/o estado actual del patrimonio cultural, no podremos atribuirle ningún valor —no sabremos por qué es valioso— (Taher Tolou Del et al., 2020), o bien crearemos directamente que no tiene valor alguno (DeSilvey y Harrison, 2020). Por tanto, conocer es la primera fase y, por ello, el primer verbo de la Secuencia de Aprendizaje del Patrimonio (en adelante HLS, siglas de *Heritage Learning Sequence*) (Fontal, 2022; Fontal et al., 2024).

El conocimiento del patrimonio varía en función de (a) el tipo de operaciones cognitivas preferentes o dominantes para adquirir, procesar, almacenar y utilizar la información (e.g., percepción, atención, memoria, razonamiento, resolución de problemas, etc.) (Röll y Meyer, 2020); (b) el procedimiento mediante el cual adquirimos dicho conocimiento (e.g., recepción, interacción, experimentación, descubrimiento, etc.) (Petersson et al., 2020); y (c) el encaje que ese conocimiento adopte con relación a conocimientos precedentes (e.g., inclusión, adecuación, ampliación, negación, asociación, comparación, etc.) (Wang et al., 2024). De acuerdo con la Secuencia de Aprendizaje del Patrimonio (HLS), el conocimiento del patrimonio determina (es decir, influye directamente en) su comprensión, en la medida en que configura (a) el modo de acceso al conocimiento (operaciones cognitivas), (b) el procedimiento de adquisición del mismo y (c) su relación con otros aprendizajes. Por tanto, la manera en que comprendemos determinados bienes culturales será una consecuencia directa del modo en que los hemos llegado a conocer (Chen y Wan, 2023; Yan y Li, 2023).

Comprender el patrimonio implica encontrar respuestas a las preguntas que los bienes culturales suscitan entre el público general, ya sea de forma espontánea o dirigida, en el marco de algún tipo de proceso de comunicación, interpretación, mediación o educativo (Bonioti, 2023). Si un bien cultural carece de sentido (e.g., si lo consideramos absurdo, está descontextualizado, no responde a ningún criterio estético, carece de coherencia histórica, no está vinculado a un contexto sociocultural, o no posee cualidades estéticas, etc.), difícilmente podremos encontrar razones para su valoración (Spennemann, 2023b), más allá de las inercias heredadas de la propia valoración (Cucco et al., 2023). Siguiendo la HLS, la comprensión ejerce una influencia directa en la atribución de valor al patrimonio (Fontal, Ibañez-Etxeberria et al., 2024b). La comprensión del patrimonio implica operaciones mentales que conducen a esa construcción de significado, la explicación de causas o el reconocimiento de cualidades (e.g., análisis, interpretación, síntesis,

reflexión, memoria, creatividad o resolución de problemas, entre otras) (Schuster y Grainger, 2021).

Las tecnologías digitales han transformado la forma en que el patrimonio cultural se preserva, se accede a él y se comunica. La modelización tridimensional y la realidad virtual permiten una documentación precisa y una reinterpretación creativa de los bienes patrimoniales, proporcionando a los diseñadores entornos inmersivos para interactuar con los aspectos espaciales y semánticos de las formas culturales (Banfi y Oreni, 2025). Del mismo modo, la realidad aumentada favorece conexiones emocionales y educativas en contextos culturales al enriquecer las experiencias perceptivas, especialmente en el ámbito de la educación artística (Papanastasiou et al., 2019). No obstante, persisten desafíos a la hora de garantizar que las representaciones digitales reflejen los valores culturales que pretenden preservar. Esto exige un equilibrio entre la precisión técnica y la apertura y usabilidad, permitiendo un acceso más amplio, una mayor implicación y la posibilidad de reinterpretación por parte de diferentes públicos (Rahaman, 2018). Los enfoques centrados en el diseño participativo y cocreativo refuerzan este objetivo, promoviendo prácticas digitales patrimoniales inclusivas y sensibles al contexto (Hodgson et al., 2024).

Actualmente, los entornos digitales son los espacios preferentes para los procesos de conocimiento y comprensión del patrimonio (Ch'ng et al., 2020). Además de los procesos comunicativos tradicionales, ofrecen un espacio para otros procesos interactivos entre iguales, y entre estos y las instituciones y organizaciones responsables de la custodia del patrimonio (e.g., museos, administraciones, fundaciones, centros culturales, asociaciones, etc.) (Agostino et al., 2021), e incluso fomentan la formación de comunidades patrimoniales generativas, en las que la gestión, participación y promoción del patrimonio son resultado de proyectos autoorganizados (Viola, 2022), en línea con el Convenio Marco sobre el Valor del Patrimonio Cultural para la Sociedad (Council of Europe, 2005).

La educación patrimonial ha evolucionado desde un enfoque centrado en la conservación hacia un paradigma holístico que pone énfasis en las relaciones entre las personas y el patrimonio (Smith, 2006). Por tanto, investigar el proceso de aprendizaje resulta especialmente relevante. La investigación sobre educación patrimonial en entornos digitales abarca desde su impacto en la transformación de las experiencias patrimoniales mediante aplicaciones de realidad virtual y aumentada (Ibañez-Etxeberria et al., 2020), hasta la incorporación de nuevas formas de participación que aumentan la afluencia hacia las instituciones culturales y mejoran la experiencia de los visitantes (Fernández-Lores et al., 2022). Investigaciones recientes también han puesto de relieve la aparición de paradigmas patrimoniales en línea centrados en comunidades cibernéticas y “educación digital”, que están reformulando la manera en que las personas interactúan con los bienes culturales en espacios virtuales (Rivero et al., 2024). Medir el conocimiento patrimonial en entornos digitales implica abordar dimensiones cognitivo-conceptuales (Zort et al., 2023), relacionales (Molho, 2023) y experienciales (Ch'ng et al., 2020). Los instrumentos que

se han desarrollado para comprender el patrimonio cultural a través de entornos digitales se centran en dominios o situaciones muy específicas (e.g., Li et al., 2023, en relación con ciclos de desastres), tecnologías concretas (e.g., Innocente et al., 2023, para tecnologías XR; Kara, 2022, para videojuegos) o tipos específicos de patrimonio (e.g., Usui y Funck, 2023). De forma similar, los instrumentos que miden la comprensión del patrimonio cultural se limitan a análisis para aplicaciones específicas (e.g., De Paolis et al., 2023) y contextos de aprendizaje particulares (e.g., Race et al., 2023, en museos), o se refieren a tecnologías muy concretas (e.g., Vacca, 2023). Se han desarrollado nuevas herramientas para analizar específicamente la “educación” museística en redes sociales (Aso et al., 2024), y se han implementado enfoques innovadores en casas-museo españolas para involucrar a los visitantes mediante diversas tecnologías web (Pérez, 2021). Todo ello nos sitúa ante un panorama marcado por la ausencia de instrumentos que incluyan y relacionen ambas dimensiones: una carencia que se intenta subsanar con el presente estudio.

El presente estudio

Los objetivos de este estudio son: (1) relacionar las formas de conocimiento y comprensión del patrimonio con los hábitos de los usuarios en el uso de la tecnología; (2) establecer modelos en las formas de aproximación al conocimiento y comprensión del patrimonio; (3) cuantificar la relación entre ambos factores; (4) identificar las formas de conocimiento y comprensión del patrimonio en función del perfil sociodemográfico de los usuarios; (5) determinar el grado de influencia de diversas variables sociodemográficas (edad, género, número de países visitados, país de residencia, entorno de residencia, frecuencia de conexión a internet, redes sociales preferidas, nivel educativo) sobre ambas dimensiones y, en su caso, sobre los ítems individuales; (6) comprobar en qué medida los ítems que integran cada una de las dos dimensiones analizadas (conocimiento y comprensión) están interrelacionados.

Este trabajo sigue la metodología propia de los diseños de encuesta transversales, cuyo objetivo es describir las opiniones de los participantes mediante respuestas a cuestionarios estructurados (Creswell y Creswell, 2023; Fowler, 2014). El estudio exploratorio se basa en la Secuencia de Aprendizaje del Patrimonio HLS (Fontal, Ibañez-Etxeberria et al., 2024b), que identifica los siete verbos principales del aprendizaje patrimonial, los cuales constituyen, a su vez, las siete dimensiones del Modelo del Proceso Patrimonial (HPM o *Heritage Process Model*; Fontal, 2022). Cada una de las variables latentes se evalúa mediante siete indicadores. A partir de los objetivos anteriormente planteados, se han formulado las siguientes hipótesis: (1) El modelo de medida de las dimensiones patrimoniales Conocimiento (en adelante *kno*) y Comprensión (en adelante *und*) alcanzará valores suficientes de validez y fiabilidad, con una relación positiva entre ambos factores; (2) El modelo estructural reproducirá con suficiente precisión la matriz original de varianzas y covarianzas; (3) Las características sociodemográficas (covariables exógenas independientes) influirán significativamente tanto en las dos dimensiones como en los ítems que las miden; (4) La dimensión *kno* tendrá una influencia positiva y significativa sobre la dimensión *und* del patrimonio; (5) Las relaciones entre los indicadores observables que miden las dimensiones *kno* y *und* serán positivas y estadísticamente significativas; (6) Los indicadores que miden cada una de las dimensiones mostrarán relaciones más fuertes entre sí que con los ítems que pertenecen a la otra dimensión; (7) La estructura de la red de indicadores logrará un grado suficiente de replicabilidad, es decir, su estructura será invariante en dos submuestras aleatorias extraídas de la muestra original; (8) La proporción de varianza de cada nodo

explicada por los nodos pertenecientes a su dimensión teórica será mayor que la explicada por el resto de nodos de la red; y (9) La estructura alcanzará niveles suficientes de sensibilidad.

La Figura 1 contiene una representación esquemática de la relación entre objetivos, hipótesis, técnicas de análisis de datos y resultados.

Método

Participantes

El número inicial de participantes ha sido 3.589. En una primera selección, eliminamos a aquellos participantes que dejaron respuestas en blanco en cualquiera de las variables sociodemográficas ($n = 1.160$). Por consiguiente, comenzamos con un total de 2.429 respuestas que incluían datos sociodemográficos completos. Tras una segunda depuración de los datos (explicada más adelante en la sección Procedimiento), la muestra final ha quedado constituida por $N = 2.362$ participantes con edades comprendidas entre 18 y 70 años ($M = 26.06$, $DE = 8.74$). Las características definitorias de los participantes (edad, género, país de residencia, número de países visitados, área de residencia, lengua materna, nivel educativo, frecuencia de conexión a internet y red social preferida) se resumen en la Tabla 1 (Materiales Suplementarios, en adelante MS).

Los participantes han sido mayoritariamente menores de 30 años (88.4%), mujeres (70.0%), residentes en España (75.3%), habitantes en áreas urbanas (77.2%), con el español como lengua materna (80.0%), educación superior (83.1%), frecuencia de uso de internet superior a una vez al día (93.1%) y con preferencia por Instagram como su red social favorita (49.7%).

Tamaño muestral, potencia y precisión

Hemos utilizado dos métodos para estimar un tamaño muestral que asegurara suficiente potencia estadística para rechazar la hipótesis nula $\varphi_{12} = 0$ (hipótesis de covarianza cero entre los dos factores en el modelo AFC) y detectar significativamente una hipótesis alternativa de covarianza factorial $\varphi_{12} = .30$: (a) el procedimiento propuesto por Satorra y Saris (1985) y (b) una simulación mediante Monte Carlo (Muthén y Muthén, 2002). En ambos métodos, el modelo inicial hipotético AFC incluye dos factores ξ_1 (*kno*) y ξ_2 (*und*), cada uno medido por siete indicadores (y_1 - y_7 para ξ_1 y y_8 - y_{14} para ξ_2). Hipotetizamos que todos los indicadores tienen una media $\mu = 0$ y una varianza $\sigma^2 = 1.00$. Todas las cargas factoriales han sido especificadas como $\lambda = .75$, lo que equivale a una fiabilidad de ítem $\rho = .563$. Para definir la escala factorial, se han especificado varianzas factoriales $\sigma^2 = 1.00$, estableciendo así todas las varianzas de error en $\theta = .438$. La covarianza entre los dos factores se ha fijado en $\varphi_{12} = .30$. Todos los valores paramétricos especificados son valores hipotéticos basados en la mejor estimación teórica.

Procedimiento de Satorra-Saris

Aplicamos el método Satorra-Saris con diferentes tamaños muestrales teóricos, desde $n = 50$ hasta la muestra empírica final ($N = 2.362$). En cada análisis se ha probado la significación de la covarianza entre factores (φ_{12}). El valor de χ^2 obtenido en cada análisis se ha considerado como un parámetro aproximado de no-centralidad λ . Con una muestra de $n = 50$, el valor de χ^2 fue 3.798, correspondiente a una potencia aproximada de .496; con $n = 75$, el valor fue 5.697, correspondiente a una potencia aproximada de .690, y así sucesivamente (véase Figura 1 MS). El análisis se ha llevado a cabo utilizando el software Mplus v.8.10 (Muthén y Muthén, 2023).

Análisis Monte Carlo

El análisis Monte Carlo también se ha ejecutado en Mplus v.8.10 con 10,000 réplicas. Como en el caso anterior, analizamos los mis-

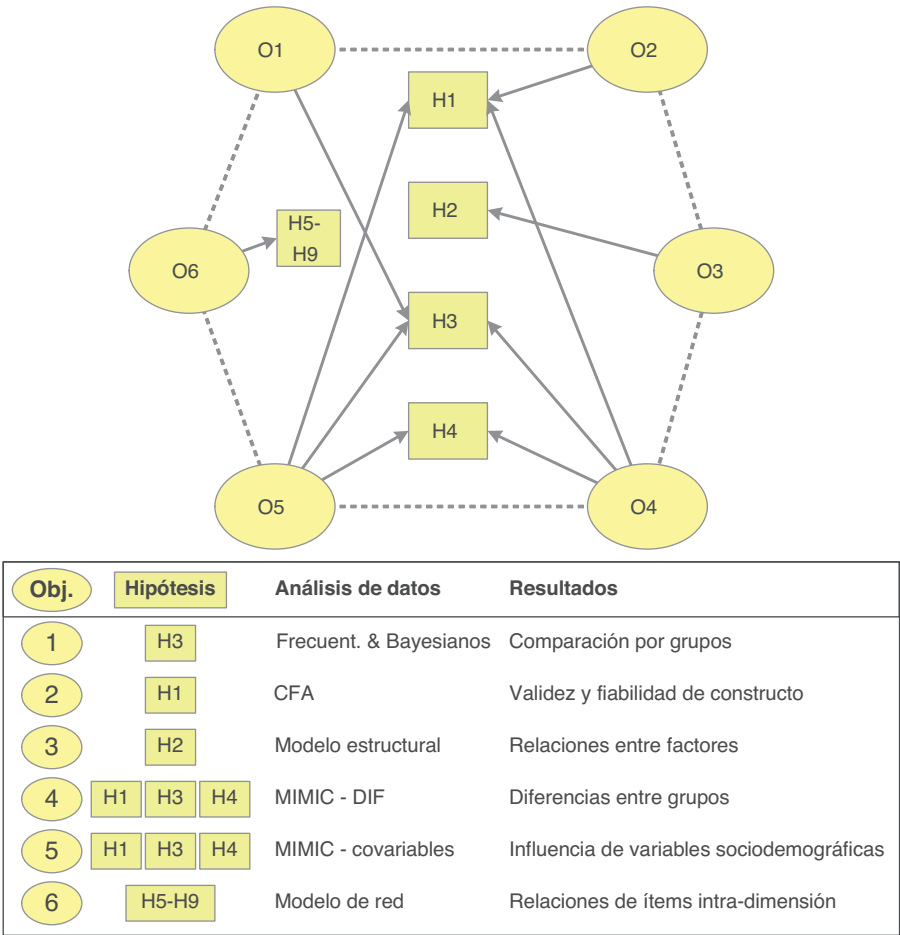


Figura 1. Representación gráfica de las relaciones entre objetivos, hipótesis, análisis de datos y resultados.

mos tamaños muestrales, utilizando como estimación de potencia el nivel de significancia de la covarianza φ_{12} . Así, para $n = 50$ hemos obtenido un valor $p = .543$; para $n = 75$, $p = .666$, y así sucesivamente. Ambos métodos han producido resultados muy similares (Figura 1 MS). La convergencia se ha logrado en el 100% de las réplicas. Los parámetros estimados por el modelo han sido muy similares a los parámetros poblacionales hipotéticos, sin sesgo significativo ni en las estimaciones ni en los errores estándar. Los valores del Error Cuadrático Medio (MSE) han sido muy cercanos a cero, confirmando la ausencia de sesgo. Entre el 94.7% y el 95.6% de las réplicas han incluido el valor poblacional dentro del intervalo de confianza del 95%. La prueba ha alcanzado potencia máxima (1.000) para parámetros poblacionales mayores que cero. En conclusión, el análisis Monte Carlo ha indicado estimaciones precisas de los parámetros del modelo, alta potencia estadística y baja probabilidad de error Tipo I (véase Tabla 2 MS). En consecuencia, se han cumplido los tres criterios necesarios para determinar que el tamaño muestral es suficiente: los sesgos de parámetros y errores estándar no han excedido el 10% en ningún parámetro del modelo, el sesgo de parámetros y errores estándar para el parámetro focal no ha sido superior al 5%, y la cobertura ha estado en el rango de .91 a .98 (Muthén y Muthén, 2002).

Instrumentos

Los datos se han recogido mediante el instrumento *Q-Herilearn* (Fontal et al., 2024; Fontal, Ibañez-Etxeberria et al., 2024a, 2024b), una escala probabilística de estimaciones sumatorias que mide diversos aspectos del proceso de aprendizaje en educación patri-

monial. El instrumento consta de 77 preguntas: ocho recogen información sociodemográfica, 20 identifican hábitos de uso digital y 49 corresponden a los ítems que miden los siete factores (conocer, comprender, respetar, valorar, cuidar, disfrutar y transmitir). Cada dimensión se mide mediante siete indicadores puntuados en una escala de frecuencia de 4 puntos (1 = Nunca o casi nunca; 2 = A veces; 3 = Bastantes veces; 4 = Siempre o casi siempre). Las propiedades métricas de las puntuaciones obtenidas mediante la aplicación del instrument han sido plenamente satisfactorias (Fontal, Ibañez-Etxeberria et al., 2024b). Las Tablas 3 y 4 (MS) incluyen la redacción completa de los ítems.

Procedimiento

Recopilación y depuración de los datos

Tras ser informados sobre el propósito de la investigación, garantizar la confidencialidad de la información y proporcionar su consentimiento informado, los participantes han completado una encuesta en línea entre el 9 de mayo de 2022 y el 23 de noviembre de 2023, conforme a los postulados del Comité de Ética de la UPV-EHU (CEISH, Cod: M10.2021_31). Todos los campos fueron voluntarios. Hemos realizado una segunda limpieza de los datos empleando dos estrategias: filtrado de casos atípicos y detección de casos atípicos multivariantes. Hemos eliminado las respuestas con patrones repetitivos extremos ($n = 12$), los casos atípicos ($n = 24$) identificados en el extremo inferior de la distribución mediante el criterio IP_z (≤ -3 ; Drasgow et al., 1985; Niessen et al., 2016), y los casos atípicos multivariantes ($n = 31$). De este modo, la muestra empírica final útil ha consistido en $N = 2.362$ participantes.

Análisis de datos

Procedimientos de análisis

Hemos utilizado cinco tipos de análisis: (a) Análisis preparatorios de los datos (e.g., correlaciones policóricas y de Spearman, distribución de los ítems con medidas de tendencia central y dispersión); (b) estadísticas descriptivas de las puntuaciones obtenidas en las dimensiones de conocimiento (*kno*) y comprensión (*und*), y comparación entre grupos según diferentes variables sociodemográficas que definen la muestra (objetivo 1); (c) diferentes modelos de análisis factorial confirmatorio para evaluar el modelo de medida (objetivos 2 y 3); (d) modelo estructural de Indicadores Múltiples y Causas Múltiples (MIMIC) para estimar las relaciones entre diversas variables sociodemográficas, factores e indicadores observables (objetivos 4 y 5); y (e) análisis de redes para evaluar la naturaleza, fortaleza, sensibilidad, estabilidad, predictibilidad y replicabilidad de las relaciones entre ítems (objetivo 6).

Los paquetes de software utilizados han sido MPlus v. 8.10 (Muthén y Muthén, 2023), SAS v. 9.4 (SAS Institute Inc., 2013) y R v. 4.3.3 (R Core Team, 2023). El código utilizado para los análisis (e.g., SAS, R, Mplus) está disponible previa solicitud razonable al autor de correspondencia. Se han utilizado las dimensiones de conocimiento (*kno*) y comprensión (*und*), cada una compuesta por siete indicadores. No ha sido necesaria ninguna transformación de los datos (e.g., colapso de variables o categorías, binarización de variables, imputación de datos faltantes). Los coeficientes de Mardia han indicado ausencia de normalidad multivariada, tanto en la subescala *kno* ($b2p = 70.39$ $\kappa = 16.00$, $p \leq 0$) como en la subescala *und* ($b2p = 73.89$, $\kappa = 23.57$, $p \leq 0$), así como en la escala total ($b2p = 261.43$, $\kappa = 42.98$, $p \leq 0$). Aun así, los datos han presentado niveles aceptables de asimetría y curtosis (Tabla 5 MS; Figuras 2 y 3 MS). Para abordar el problema de datos ordinales con sesgo, calculamos las correlaciones policóricas entre los ítems. No se han observado diferencias notables respecto a las correlaciones ordinales de Spearman (diferencia media $M = .063$, $DE = .011$) ni encontramos celdas con pocas observaciones que generaran conexiones espurias. Las matrices de correlaciones y gráficos relacionados se presentan en las Tablas 6 y 7 (MS) y en las Figuras 2 y 3 (MS). Solo una de las 91 correlaciones superó .60, por lo que no ha sido necesario combinar ítems. La media ($M = .416$) y la dispersión ($DE = .080$) de las correlaciones fueron adecuadas para el propósito del estudio.

Distribución de los ítems

El rango de las medias de los ítems ha abarcado desde 2.011 (*kno10*) hasta 2.721 (*kno4*). Por lo tanto, ninguno ha mostrado valores excesivamente altos o bajos (es decir, muy cercanos a 4 y 1, respectivamente) que pudieran presentar correlaciones parciales muy altas o muy bajas con el resto de los ítems, indicando ausencia de efectos suelo o techo en la distribución de las variables. De los 14 ítems, ninguno ha presentado valores relativamente altos de asimetría negativa, mientras que dos han mostrado valores altos de asimetría positiva (*kno9*, $Skp = .548$; *kno10*, $Skp = .560$). Los valores mínimos y máximos de asimetría fueron $-.096$ (*kno4*) y $.560$ (*kno10*). Los valores de curtosis han oscilado entre $-.970$ (*und24*) y $-.196$ (*kno10*). Dado que los valores de asimetría y curtosis no ha sido extremos, no se ha considerado necesario realizar transformaciones adicionales (e.g., transformación paránormal) ni recurrir a opciones como dicotomizar los datos o utilizar un modelo Ising en el análisis posterior de la red de relaciones entre indicadores (Tabla 5 MS).

Análisis de relaciones entre ítems

Para evaluar la fiabilidad y validez del constructo, utilizamos los siguientes coeficientes: alfa de Cronbach, fiabilidad compuesta (ρ), ω de McDonald, así como ϕ_{12} (la correlación entre ambos factores) y la varianza media extraída (AVE). Con el fin de evaluar las hipó-

tesis 5 a 10, realizamos un análisis de redes sobre los ítems que miden las dos dimensiones evaluadas. A continuación, se presenta un resumen de los análisis realizados.

Método de estimación. Una red es un sistema complejo compuesto por nodos (14 ítems, en este estudio) conectados por aristas que representan relaciones condicionales de dependencia entre nodos. Utilizamos GGM (Modelo Gráfico Gaussiano, EBICglasso) y regularización como método de estimación sobre la matriz de correlaciones policóricas. El parámetro de ajuste gamma se ha fijado en $\gamma = .5$.

Precisión de la red. Para analizar la precisión de los parámetros de la red y la estabilidad de los índices de centralidad utilizamos métodos de bootstrap no paramétrico basados en 1000 muestras. Seguimos tres estrategias: (a) cálculo de intervalos de confianza bootstrap para estimar la precisión de los pesos de las aristas; (b) análisis de la estabilidad de los índices de centralidad tras eliminar sucesivamente porciones de los datos; y (c) aplicación de pruebas de diferencia bootstrap tanto en los pesos de las aristas como en los índices de centralidad.

Paquetes estadísticos. Hemos llevado a cabo la estimación de la red con el paquete bootnet v. 1.5.3 (Epskamp y Fried, 2023). La visualización de la red se ha implementado mediante el paquete qgraph v. 1.9.5 (Epskamp et al., 2023). Para determinar la agrupación y el número óptimo de dimensiones, utilizamos análisis paralelo (Horn, 1965), VSS (Revelle y Rocklin, 1979) y MAP (Velicer, 1976). Hemos complementado estos análisis con Análisis Gráfico Exploratorio (EGA, EGAnet v. 2.0.5, Golino y Christensen, 2024).

Comparación entre grupos. Realizamos una comparación entre dos submuestras ($N1 = 1181$; $N2 = 1181$) extraídas aleatoriamente de la muestra original, utilizando el Network Comparison Test NCT v. 2.2.2 (van Borkulo et al., 2023) con 1000 iteraciones.

Índices de centralidad. Calculamos tres índices de centralidad: fuerza (strength), cercanía (closeness) e intermediación (betweenness). La fuerza se centra en la influencia o importancia general de un nodo, resultado del peso de sus conexiones; es decir, cuantifica la influencia de un nodo según la fuerza de sus conexiones. La cercanía enfatiza la accesibilidad de un nodo dentro de la red, resultante de su capacidad para alcanzar otros nodos en la red. La intermediación resalta el papel de un nodo al conectar otros nodos dentro de la red, frecuentemente influyendo en el flujo de interacciones o información. En este estudio hemos prestado especial atención a la fuerza como medida de centralidad.

Diferencias entre aristas dentro de la red. Calculamos las diferencias entre las aristas de la red mediante una prueba bootstrap de diferencias, utilizando la función differenceTest del paquete bootnet.

Resultados

Para estimar las relaciones entre los factores de conocimiento (*kno*) y comprensión (*und*) en función de los hábitos de uso tecnológico de los participantes (objetivo 1), realizamos comparaciones grupales utilizando estadísticas tanto frecuentistas como bayesianas. A continuación, se presentan los resultados más relevantes. Las Tablas 8 a 15 (MS) muestran las estadísticas descriptivas de las puntuaciones totales obtenidas en *kno* y *und* según las ocho variables sociodemográficas analizadas. Esta información se complementa con comparaciones entre grupos utilizando estadísticas frecuentistas (t y F de Welch) y bayesianas ($\log_e BF_{10}$). Los resultados numéricos aparecen en las Tablas 16 y 17 (MS), y los gráficos en las

Figuras 4 a 19 (MS). A partir de estos resultados, podemos extraer las siguientes conclusiones:

1. En general, no hemos encontrado diferencias significativas en las puntuaciones de *kno* y *und* entre los grupos formados según las diferentes variables sociodemográficas, ya que la mayoría de los análisis frecuentistas han resultado en valores *p* superiores a .05, y los análisis bayesianos han proporcionado evidencia (anecdótica, moderada, fuerte o muy fuerte) a favor de H_0 .
2. En algunos análisis se han encontrado diferencias significativas entre grupos (influencia de la edad, país de residencia, número de países visitados y red social preferida en *kno*; edad y país de residencia en *und*). Por ejemplo, en el caso de la edad en *kno*, el análisis frecuentista ha resultado en: $F_{Welch(2, 703.34)} = 16.63$, $p = .000$; $\omega^2 = .04$ [95% IC = .07; 1.00]. El análisis bayesiano ha producido: $\log_{(BF10)} = 11.596$, $error\% = .027$; $R^2 = .014$ [95% IC = .007; .023], con evidencia decisiva a favor de H_1 . Los participantes mayores de 30 años ($N = 276$, $\mu_{mean} = 18.13$) han obtenido puntuaciones más altas en *kno* en comparación con los participantes entre 21 y 30 años ($N = 1414$, $\mu_{mean} = 16.20$, $p_{Holm-adj} = 4.98e-08$) y los participantes más jóvenes ($N = 672$, $\mu_{mean} = 15.11$, $p_{Holm-adj} = .000$).
3. No obstante, los tamaños del efecto (γ_{Hedges} para dos grupos y ω^2 para más de dos grupos en análisis frecuentistas; δ_{median} para dos grupos y R^2 para más de dos grupos en análisis bayesianos) han sido muy pequeños (Cohen, 1988; Sawilowsky, 2009), o han incluido el valor cero en el intervalo de confianza. En los análisis frecuentistas, el rango de ω^2 ha sido de .002 a .13; el rango de γ_{Hedges} ha sido de -.076 a .148. En análisis bayesianos, R^2 ha variado de .000 a .039; el rango de δ_{median} ha sido de -.076 a .146.
4. En consecuencia, los análisis bivariados preliminares que compararon grupos basados en variables sociodemográficas no han proporcionado evidencia suficiente para apoyar la hipótesis 3.

Para explicar los factores de *conocimiento* y *comprensión* del patrimonio (objetivo 2), empleamos diversos modelos de medida AFC, resumidos a continuación. El análisis de la validez de constructo es esencial para evaluar si el instrumento mide genuinamente las dos dimensiones teóricas propuestas. En este caso, resulta crucial examinar diferentes modelos de Análisis Factorial Confirmatorio (AFC) para evaluar la estructura latente de los datos. Por ello, se han probado varios modelos: (a) Un modelo base para determinar si los ítems pueden agruparse en un único factor general (modelo unidimensional); (b) un modelo de dos factores correlacionados, para evaluar si los ítems se organizan en dos dimensiones distintas aunque relacionadas; (c) un modelo AFC bifactor para explorar si, además de los dos factores específicos, existe un factor general común; (d) un modelo bifactor ESEM ortogonal, que examina si permitir cargas cruzadas puede reducir el sesgo inherente al AFC tradicional; y (e) un modelo ESEM con rotación oblicua TARGET, diseñado para evaluar si existen cargas cruzadas significativas entre factores, sin imponer una independencia estricta entre los ítems. Este enfoque integral permite una comprensión más precisa de la estructura factorial del instrumento y garantiza que el modelo teórico esté alineado con los datos empíricos.

Además de χ^2 y su nivel de significación, usamos varios índices de bondad del ajuste y criterios de información comúnmente usados en investigación SEM: RMSEA (Steiger, 1990) con su intervalo de confianza al 95% y valor *p-close*, Comparative Fit Index (CFI) (Bentler, 1990), Tucker-Lewis Index (TLI) (Tucker y Lewis, 1973), Standardized Root Mean Squared Residual (SRMR) (Pavlov et al., 2021), Akaike Information Criterion (AIC) (Akaike, 1987), Bayesian Information Criterion (BIC) (Schwarz, 1978) y Sample-Size Adjusted BIC (ABIC) (Schlove, 1987). De acuerdo con las sugerencias de interpretación más comunes (e.g., Browne y Cudeck, 1993; Hu y Bentler, 1999; Marsh et al., 2004), valores RMSEA inferiores a .06 y

Tabla 1
Fiabilidad y validez de constructo

Factor	α	ρ	ω	φ_{12}	AVE
<i>conocimiento</i>	.865	.896	.856		.553
<i>comprensión</i>	.858	.885	.845	.849	.523

Nota. α = alfa de Cronbach; ρ = Fiabilidad Compuesta; ω = Omega de McDonald; φ_{12} = Correlación entre factores; AVE = Varianza Media Extraída.

.08 se consideran excelentes y aceptables, respectivamente; valores de CFI y TLI superiores a .90 y .95 se consideran buenos y excelentes; finalmente, valores SRMR inferiores a .06 se consideran aceptables. Estos resultados, juntos con los obtenidos en el resto de los modelos de medida, pueden encontrarse en la **Tabla 18 (MS)**. El modelo que ha obtenido el mayor ajuste (dos factores correlacionados) presenta valores de validez de constructo y fiabilidad compuesta aceptables (i.e., valores α , ρ y ω superiores a .707 y AVE superior a .50), como queda resumido en la **Tabla 1**. Estos resultados apoyan la hipótesis 1.

Para abordar el objetivo 3, la relación entre los dos factores (*conocimiento* y *comprensión*) ha sido cuantificada mediante el modelo MIMIC, cuyos resultados se describen a continuación. Tras obtener un ajuste satisfactorio para el modelo CFA, implementamos un modelo MIMIC (Indicadores Múltiples y Causas Múltiples) para evaluar la invarianza de las puntuaciones entre los dos factores y ocho variables sociodemográficas. Se han probado tres modelos representados conceptualmente en la **Figura 2**. El primer modelo (M1) incluye ocho covariables exógenas y un factor medido por 14 indicadores. El segundo modelo (M2) contiene dos factores ortogonales (η_1 y η_2), medidos por siete indicadores cada uno. El tercer modelo (M3) incluye un coeficiente de regresión β_{21} de η_1 a η_2 , tres coeficientes γ DIF ($x_1 \rightarrow y_5$; $x_2 \rightarrow y_7$; $x_3 \rightarrow y_{13}$) para analizar trayectorias directas de covariables en indicadores específicos, y cinco covarianzas de error θ_e entre pares de ítems con similitud semántica.

Las covariables han sido edad (con menos de 20 años como grupo de referencia), género (con mujer como grupo de referencia), número de países visitados (ninguno), país de residencia (España), área (rural), frecuencia de conexión a internet (más de una vez al día), red social preferida y nivel educativo (formación profesional o inferior). Además de las ocho covariables, estimamos modelos adicionales introduciendo términos de interacción entre cada par de covariables como variables exógenas. Ninguna de las interacciones ha resultado estadísticamente significativa al predecir las variables endógenas η_1 y η_2 .

Los parámetros libres adicionales reportados en la **Figura 3** corresponden a la estimación de cinco correlaciones entre los residuos de pares de ítems que, mostrando clara similitud semántica, han obtenido índices de modificación (MI) y cambio de parámetro esperado estandarizado (*Standardized Expected Parameter Change* SEPC) sustancialmente superiores a 10 y .3 respectivamente. Esta similitud semántica se observa específicamente en que los ítems se refieren a la percepción visual del patrimonio (*kno4-kno6*); aluden a procesos de búsqueda para ampliar el conocimiento (*kno6-kno9*); comparten referencia a operaciones en redes sociales (*kno9-kno10*); aluden a la comprensión del patrimonio basada en percepción sensorial, visual y auditiva (*und17-und20*); o hacen referencia a diferentes recursos de tecnología aumentativa, es decir, realidad virtual, realidad aumentada, o recreación en 3D, para mejorar la comprensión del patrimonio (*und23-und20*). Como muestra la **Tabla 2**, el ajuste del modelo M3 es muy superior al obtenido por los modelos M1 y M2, apoyando así la hipótesis 2.

La influencia de las variables sociodemográficas en los factores de *conocimiento* y *comprensión* del patrimonio (objetivos 4 y 5) se ha analizado mediante el modelo MIMIC. Los resultados principales obtenidos se presentan en los siguientes párrafos. Al explorar

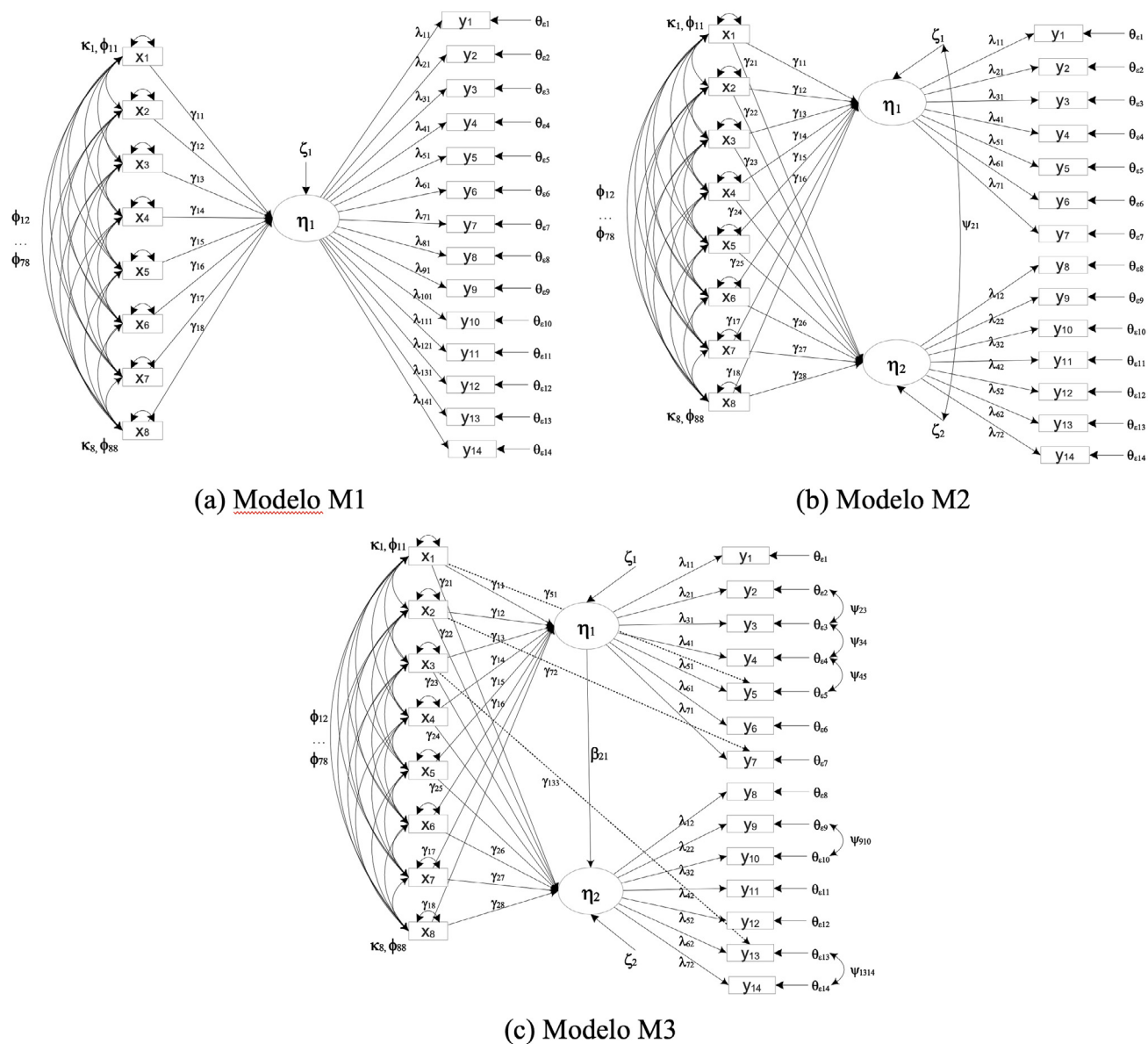


Figura 2. Modelos MIMIC en notación LISREL.

Tabla 2
Ajuste de los modelos MIMIC

	M1	M2	M3
FP	50	59	67
χ^2	2307.404	1563.103	896.292
gl	181	172	164
p	.000	.000	.000
RMSEA	.071	.059	.043
[95% CI]	[.068;.073]	[.056;.061]	[.041;.046]
p-close	.000	.000	1.000
CFI	.842	.897	.946
TLI	.823	.878	.933
SRMR	.047	.038	.030
AIC	70733	69939	69223
BIC	71021	70280	69609
ABIC	70862	70092	69396

Nota. FP=Número de parámetros libres; gl=Grados de libertad; RMSEA=Error cuadrático medio de aproximación; CI 95%=Intervalo de confianza al 95%; p-close=Probabilidad de que RMSEA=.05; CFI=Índice de ajuste comparativo; TLI=Índice de Tucker-Lewis; SRMR=Residual cuadrático medio estandarizado; AIC=Criterio de información de Akaike; BIC=Criterio de información bayesiano; ABIC=BIC ajustado al tamaño muestral.

las diferencias sociodemográficas usando el modelo MIMIC (M3) con DIF en las subescalas *kno* y *und*, analizamos en qué medida las covariables podían influir tanto en las puntuaciones generales de *kno* y *und* como en las respuestas a ítems específicos. El examen de la Figura 3 permite extraer las siguientes conclusiones:

1. La trayectoria estandarizada de *kno* a *und* ha sido positiva y significativa ($\beta = .855, p = .000$). Por lo tanto, se puede afirmar que el conocimiento sobre el patrimonio tiene una influencia decisiva en su comprensión y apreciación, apoyando así la hipótesis 4.
2. Todos los valores λ han resultado positivos y significativos ($p < .001$), lo que implica que el modelo de medida es adecuado para medir los constructos de conocimiento y comprensión del patrimonio, resultado que apoya la hipótesis 5.
3. Sin embargo, la mayoría de trayectorias entre covariables y factores no han sido significativas ($p > .05$). Esto indica que las covariables género, número de países visitados, área de residencia, frecuencia de conexión a internet, red social preferida y nivel educativo no tienen un efecto significativo directo sobre

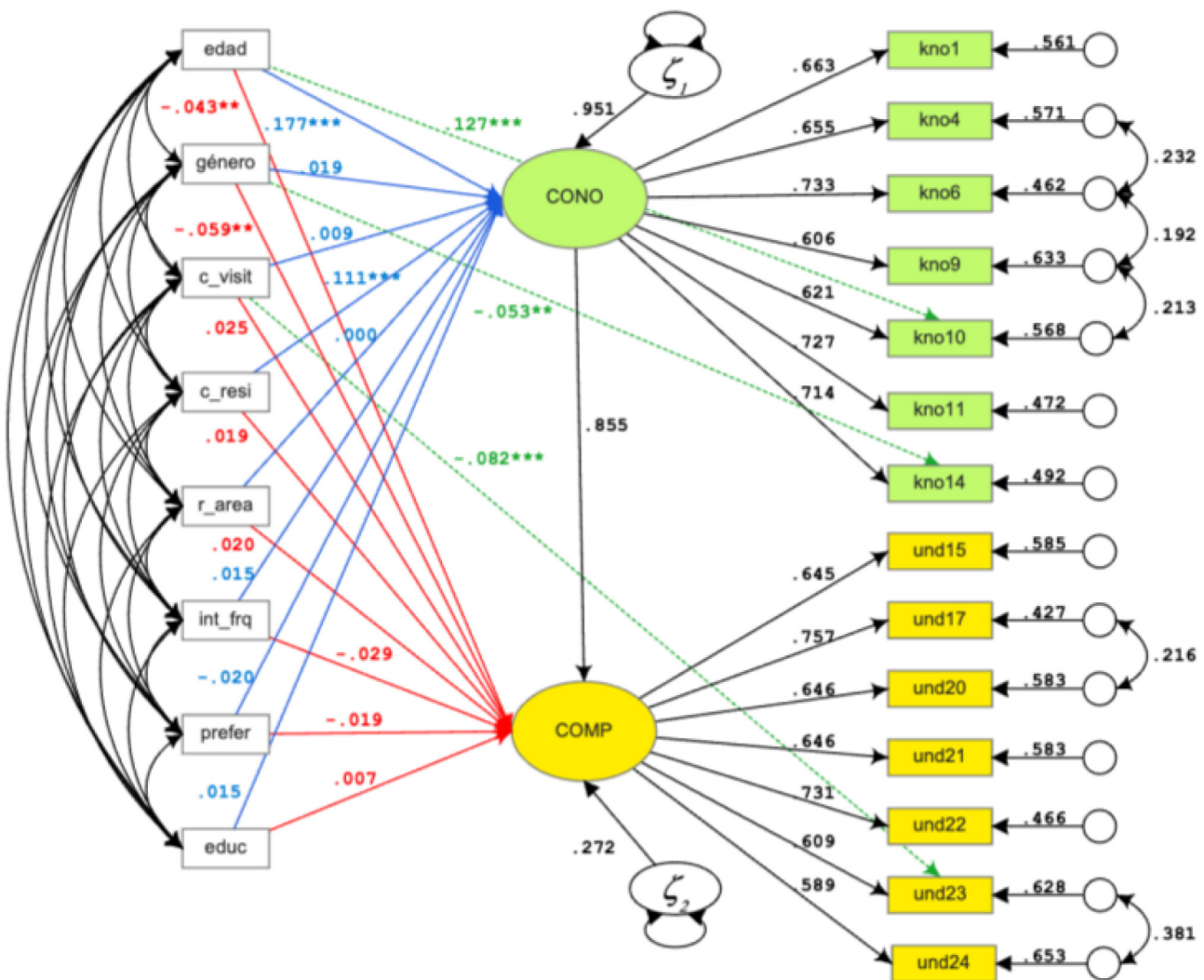


Figura 3. Modelo MIMIC con DIF.

Nota. c.visit=países visitados; c.resi=país de residencia; r.area=área de residencia; int.frq=frecuencia de conexión a internet; prefer=red social preferida; educ=nivel educativo. En azul: coeficientes estandarizados de regresión entre covariables y el factor conocimiento (kno); en rojo: coeficientes estandarizados de regresión entre covariables y el factor comprensión (und); en verde: trayectorias estandarizadas entre covariables e ítems (DIF).

el conocimiento ni la comprensión del patrimonio. Solo se han encontrado influencias significativas entre edad y nivel de conocimiento ($\gamma = .177$, $p = .000$), país de residencia y nivel de conocimiento ($\gamma = .111$, $p = .000$), edad y comprensión ($\gamma = -.043$, $p = .010$), y género y comprensión ($\gamma = -.059$, $p = .001$).

Estos resultados respaldan los presentados anteriormente, en los que relacionamos cada uno de los predictores con las dos variables dependientes, *kno* y *und*. Sin embargo, estimamos que la detección de estas influencias significativas se debe esencialmente al gran tamaño muestral, dado que los tamaños del efecto han sido muy pequeños en todos los casos. Así, la trayectoria edad $\rightarrow$ *kno* ha resultado en $f^2 = .020$; la trayectoria c.resi $\rightarrow$ *kno* ha resultado en $f^2 = .002$; la trayectoria edad $\rightarrow$ *und* ha resultado en $f^2 = .011$; y la trayectoria género $\rightarrow$ *und* ha resultado en $f^2 = .001$ (Tabla 19 MS). Esto sugiere que las puntuaciones obtenidas en los factores *kno* y *und* realmente no están influenciadas por las variables sociodemográficas consideradas en el estudio.

- El análisis DIF (es decir, las trayectorias que alcanzaron niveles más altos de significación en la influencia de las covariables sobre los indicadores) ha resultado en algunos coeficientes estandarizados significativos: edad $\rightarrow$ *kno10* ($\gamma = .127$, $p = .000$, $f^2 = .072$); género $\rightarrow$ *kno14* ($\gamma = -.053$, $p = .001$, $f^2 = .094$); número de países visitados $\rightarrow$ *und23* ($\gamma = -.082$, $p = .000$, $f^2 = .053$). Sin embargo, estimamos nuevamente que la detección de estos efectos se debe más al tamaño de la muestra utilizada que a la existencia de influencias sustanciales, como lo evidencian los pequeños tamaños del efecto obtenidos. Por tanto, los efectos directos de las covariables edad sobre *kno10* ("Leo noticias online sobre patrimonio"), género sobre *kno14* (Ver publicaciones de otros usuarios me permite ampliar mi conocimiento sobre patrimonio) y número de países visitados sobre *und23* (La realidad virtual y la realidad aumentada son medios que me ayudan a comprender mejor el patrimonio cultural) no pueden considerarse que varíen en función del valor de la covariable, manteniendo constante el factor. En conjunto, estos resultados permiten concluir que no hemos encontrado evidencia empírica que apoye la hipótesis 3.

Las interrelaciones entre los ítems dentro de las dos dimensiones analizadas (conocimiento y comprensión), especificadas en el objetivo 6, se han explorado mediante análisis de redes, cuyos resultados se presentan a continuación. Hemos seguido en gran medida las especificaciones generales y particulares propuestas por

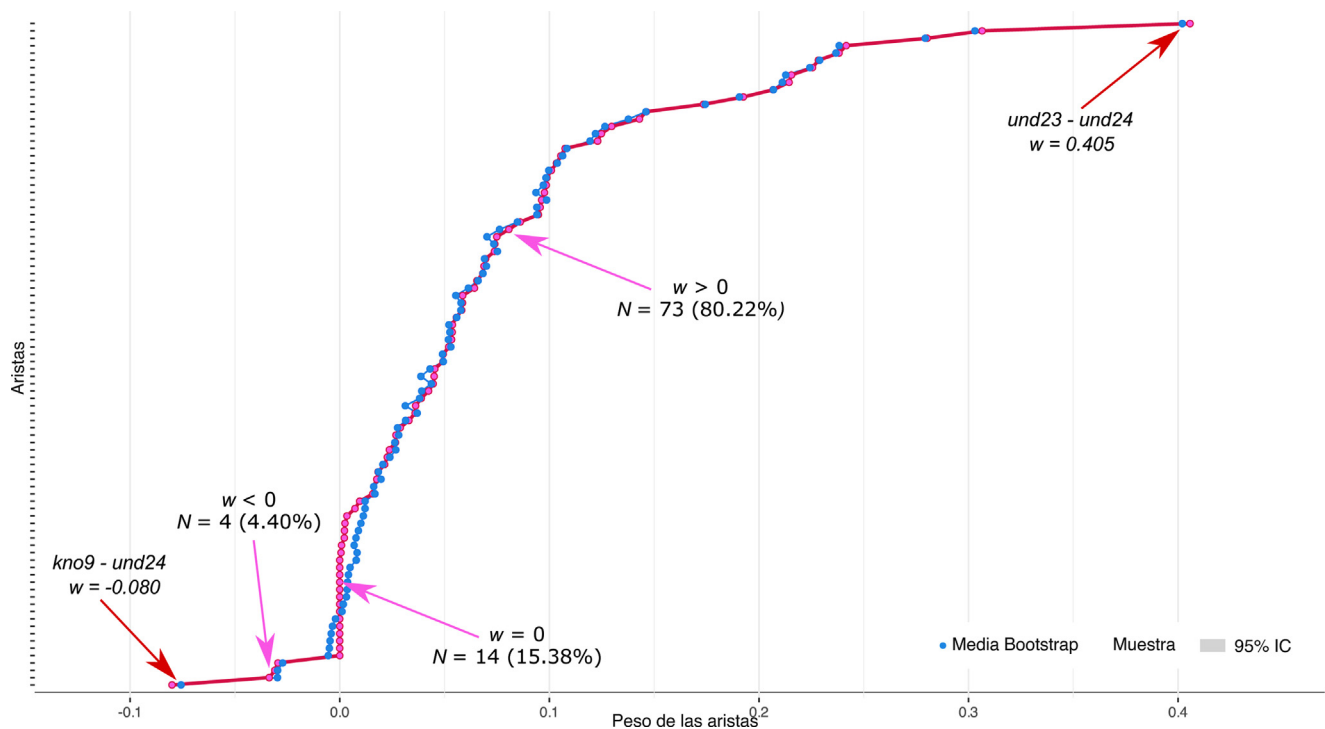


Figura 4. Precisión de los pesos de las aristas para el modelo de red estimado (resultados del bootstrapping no paramétrico con 1000 muestras).

Nota. Cuando varios pesos de aristas son exactamente 0, se utiliza la media de las muestras bootstrap para ordenar las aristas.

Burger y colaboradores (Burger et al., 2023). En los siguientes párrafos se presentan los resultados de los principales análisis de las relaciones entre ítems (inferencia de red, precisión y estabilidad, estabilidad de índices de centralidad, visualización de la red, densidad de la red y valores promedio absolutos de las aristas, índices de centralidad estandarizados). La sección concluye con los resultados obtenidos sobre predictibilidad, replicabilidad, sensibilidad y agrupamiento.

Inferencia de red

Los nodos con mayor centralidad de fuerza han sido *kno6* (*Lo que veo en un entorno digital me anima a seguir buscando otros patrimonios*) y *und17* (*Las imágenes del entorno digital me ayudan a comprender el patrimonio*). Como se esperaba, la fuerza ha mostrado una fuerte relación con la predictibilidad, alcanzando correlaciones de $r = .796$ (*kno*), $r = .845$ (*und*) y $r = .829$ (red completa).

Comprobaciones de precisión y estabilidad

Usamos el paquete *bootnet* para determinar la incertidumbre asociada con las estimaciones del peso de las aristas, calculando 1000 muestras bootstrap para estimar los intervalos de confianza (95%) de los pesos de los ítems. Estos intervalos se muestran en la Figura 4. El eje y contiene las 91 aristas (las etiquetas se han eliminado para mejorar la claridad) y el eje x muestra la escala de medición de los pesos.

Los círculos rojos representan las estimaciones de las aristas en la muestra, mientras que los círculos azules indican los valores medios obtenidos por bootstrap, y las líneas horizontales que delimitan el área gris corresponden al intervalo de confianza del 95% obtenido mediante 1000 réplicas bootstrap. Las aristas están ordenadas según el valor del peso. Así, la arista con mayor peso ha sido *und23-und24* ($w = .405$), y la arista con menor peso *kno9-und24* ($w = -.080$). Como se esperaba, encontramos que la mayoría de las aristas han sido positivas ($w > 0$): $N = 73$, 80.22%. Solo cua-

tro (4.40%) han sido negativas ($w < 0$), mientras que en 14 aristas (15.38%) el peso medio ha sido $w = 0$, lo que respalda la hipótesis 5. Finalmente, observamos que los intervalos generalmente presentan rangos pequeños y que los valores de la muestra empírica caen dentro de estos intervalos, indicando que las estimaciones realizadas son precisas. Los valores numéricos correspondientes al gráfico de la Figura 4, así como las estimaciones de los valores no nulos, se pueden consultar en la Tabla 24 y la Figura 20 (MS), respectivamente. De acuerdo con la hipótesis 6, encontramos que los pesos de las aristas dentro de cada factor (conexiones *kno-kno* o *und-und*) han sido sistemáticamente más fuertes que las conexiones entre factores (conexiones *kno-und*), como se detalla más adelante (ver sección Visualización de la red).

Estabilidad de los índices de centralidad

Analizamos la estabilidad de los índices de centralidad comparando sus correlaciones promedio con muestras obtenidas mediante bootstrap ($N = 1000$) en intervalos sucesivos en los que se excluía una parte de la muestra inicial (Figura 5). Para este propósito, calculamos el coeficiente de estabilidad de correlación (Coeficiente-CS; Epskamp et al., 2023). Este estadístico representa el porcentaje medio de la muestra que puede ser eliminado para mantener una correlación de $r \geq .7$. Al eliminar porciones más grandes de la muestra, el valor de r disminuye. Lo relevante es que, en el último intervalo, el valor de r no sea inferior a .25. Si es mayor a .5, podemos concluir que existe una correlación significativa entre los índices de centralidad de la muestra empírica y los índices de las muestras bootstrap. Este ha sido el caso para *intermediación* [CS ($r = .70$) $\approx .612$], *cercanía* [CS ($r = .70$) $\approx .645$] y *fuerza* [CS ($r = .70$) $\approx .726$]. En este último caso, dentro del intervalo correspondiente al 50%, se ha alcanzado un valor $r \approx .854$. Por consiguiente, podemos afirmar que los índices de centralidad han sido suficientemente estables en todos los casos.

En el gráfico de la Figura 5, las líneas indican las medias, y las áreas indican el rango entre los cuantiles 2.5 y 97.5. Los números

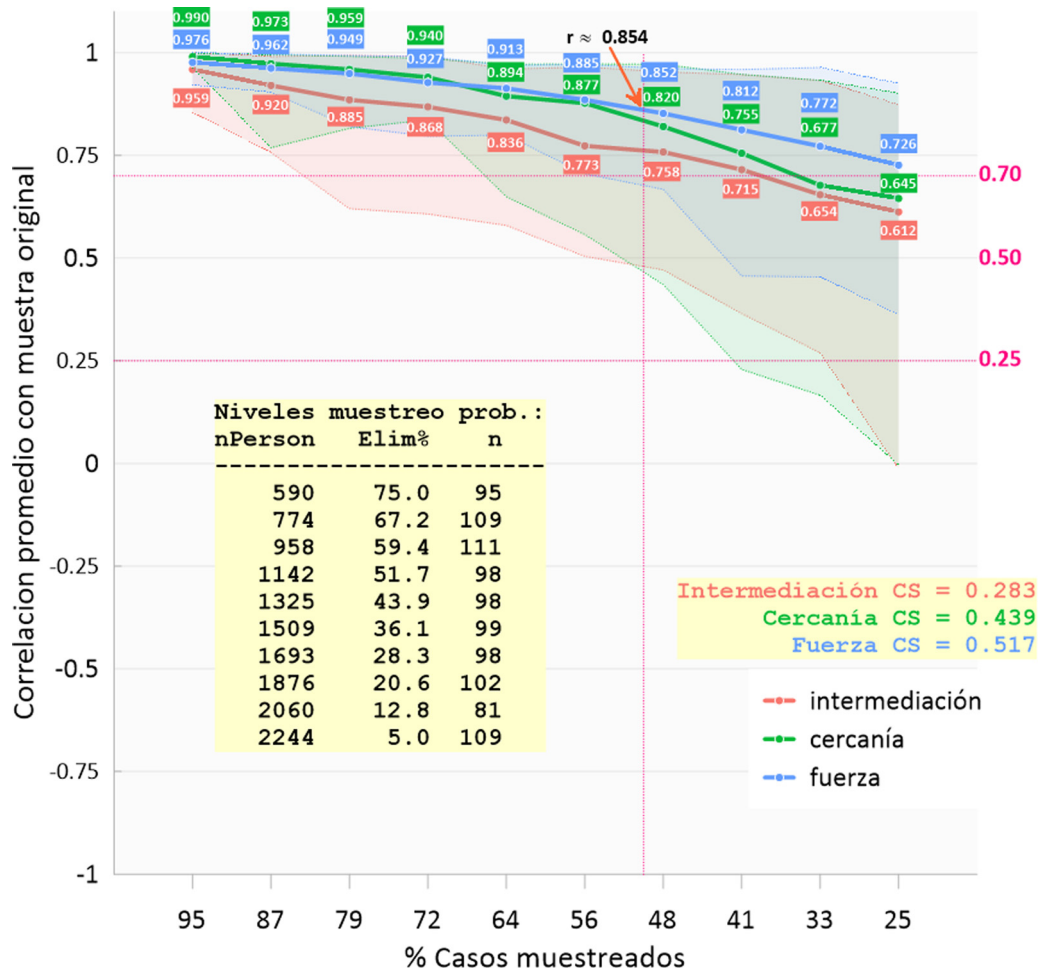


Figura 5. Estabilidad de los índices de centralidad.

inscritos en los rectángulos indican las correlaciones obtenidas en intervalos sucesivos.

Visualización de la red

La red estimada se presenta en la Figura 6. Los nodos corresponden a los 14 ítems de las subescalas *kno* y *und*, y las aristas representan correlaciones parciales regularizadas ($\gamma = .5$) entre los nodos. Las líneas azules representan relaciones positivas y las líneas rojas relaciones negativas. La fuerza de las asociaciones es proporcional al grosor y saturación de las aristas.

Los segmentos de color en cada nodo representan la cantidad de varianza del nodo explicada por el resto de los nodos con los que está conectado. También se incluyen los valores de la varianza explicada en cada nodo (R^2) y los pesos de las aristas. Para la representación gráfica, utilizamos el algoritmo de Fruchterman-Reingold (Fruchterman y Reingold, 1991). La Figura 6 muestra claramente la existencia de dos dimensiones distintas pero interconectadas. El examen visual por sí solo indica que las relaciones internas a cada dimensión (e.g., *kno4-kno6*, *ko6-kno9*; *und23-und24*, *und17-und20*) son más fuertes que las relaciones entre dimensiones. Así, las conexiones *kno-kno* ($M = .126$, $DE = .088$, $mín = .003$, $máx = .280$) y *und-und* ($M = .117$, $DE = .099$, $mín = .002$, $máx = .406$) han sido claramente superiores a las conexiones *kno-und* ($M = .040$, $DE = .050$, $mín = -.080$, $máx = .216$). Como se ha discutido anteriormente, este resultado apoya la hipótesis 6. La conexión más fuerte entre factores ha correspondido a *kno14-und22* ($w = .216$). La conexión entre estos dos ítems (*kno14*: Ver publicaciones de otros usuarios me per-

mite ampliar mi conocimiento sobre patrimonio; *und22*: La revisión de experiencias publicadas en redes sociales patrimoniales me ayuda a comprender el patrimonio) parece radicar en su enfoque en aprovechar las redes sociales y el contenido generado por usuarios para mejorar el conocimiento y la comprensión del patrimonio. Destacan la importancia del aprendizaje colaborativo, el intercambio de información y las interacciones sociales en el contexto de la apreciación y educación patrimonial.

Densidad de la red y valores absolutos promedio de las aristas

La Tabla 3 resume las principales características de la red. La red consta de 14 nodos y 91 aristas con un peso medio general de .069. Los pesos medios de los ítems dentro de cada factor han sido considerablemente más altos ($M = .126$ para el factor *kno* y $M = .117$ para el factor *und*). Considerando toda la red, los pesos han oscilado entre $-.080$ (*kno9-und24*) y $.406$ (*und23-und24*). Dado que solo 14 de las 91 posibles aristas han tenido un peso $= 0$, podemos decir que la red es muy densa, indicando una fuerte conectividad entre los nodos (densidad = .846, dispersión = .154), y pocas conexiones faltantes o brechas en la estructura de la red. Esta interpretación sugiere que los nodos en la red están estrechamente conectados y que la mayoría de las relaciones potenciales o interacciones entre ellos se han materializado, generando una estructura densamente conectada.

Los valores obtenidos para transitividad (transitividad = .810; transitividad-aleatoria = .745) indican que la agrupación de la red es superior a lo que se esperaría en una red aleatoria con una dis-

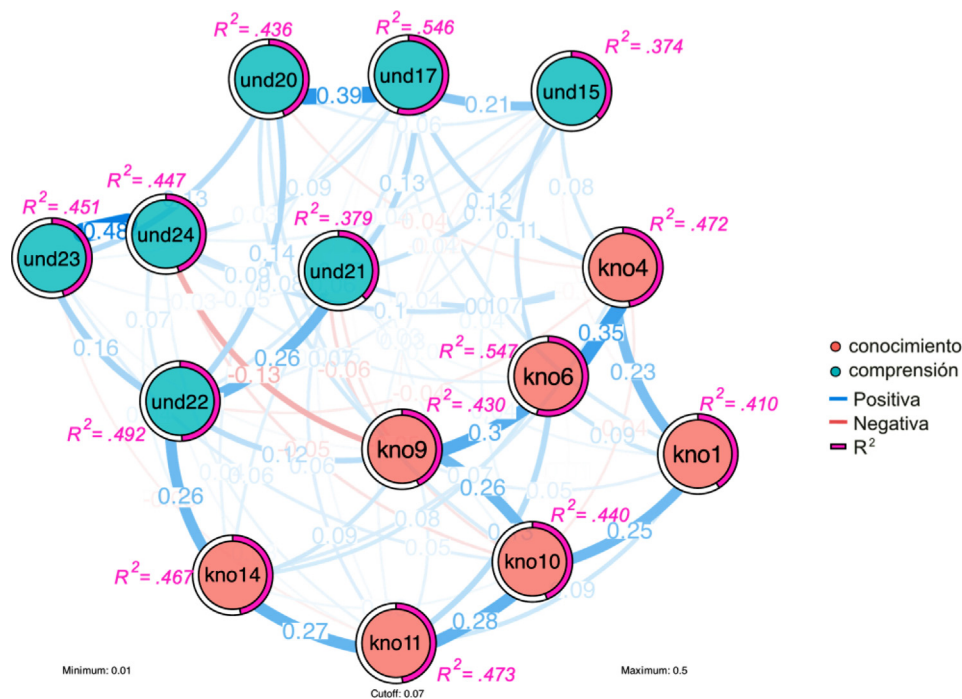


Figura 6. Red estimada.

Tabla 3
Características de la estructura de red estimada

Característica	Valor	Característica	Valor
Número de nodos	14	Peso medio (todos)	.069
Peso medio (intra) kno	.126	Peso medio (intra) und	.117
Peso medio (inter kno-und)	.040	Peso mínimo (kno9-und24)	-.080
Peso máximo (und23-und24)	.406	Número de aristas no-cero	77
Número de aristas posible	91	Número de aristas cero	14
Densidad	.846	Dispersión	.154
Número de agrupaciones (clusters)	2	Promedio de pesos absolutos	.088
Transitividad (Clustering Coefficient CC)	.810	Transitividad aleatoria	.745
APL	1.198	APL-aleatoria	1.379
Fuerza Media	.944	Fuerza máximo (und17)	1.143
Fuerza mínimo (und15)	.768	S-W	1.253
Valor mínimo	.01	Valor máximo	.5
Punto de corte	.07	Smallworldness sw	.997

Nota. APL = Longitud Promedio del Camino Más Corto (Average Shortest Path Length); S-W = Índice Small-World.

tribución de grado similar. Esto sugiere un patrón estructurado y no aleatorio de agrupación en la red.

El valor de $APL = 1.198$ indica que, en promedio, se puede llegar de un nodo a otro en la red en aproximadamente 1.198 pasos, sugiriendo que la distancia promedio entre nodos es relativamente corta. Dado que $APL\text{-}aleatorio = 1.379$, la red estudiada tiene una estructura más eficiente en términos de conectividad que una red aleatoria similar.

En conjunto, los valores obtenidos para el índice de *small-world* ($S-W = 1.253$) y *smallworldness* ($sw = 0.997$) muestran que la red presenta características de *small-world*, aunque no son muy fuertes. La red muestra un equilibrio entre un alto grado de agrupación y caminos cortos, común en redes de *small-world*. Sin embargo, ambos valores se encuentran en el extremo inferior de lo que se considera una red de *small-world*, indicando que estas propiedades no son particularmente fuertes. En resumen, la red posee características de *small-world*, con comunidades estrechamente conectadas y caminos promedio relativamente cortos entre los nodos. Además, exhibe un alto nivel de agrupación (transitividad). Asimismo, la estructura de la red indica una topología organizada y no aleatoria, probablemente impulsada por procesos o mecanismos específicos, y es más

eficiente en términos de conectividad que una red aleatoria similar. El nodo *und17* (Las imágenes del entorno digital me ayudan a comprender el patrimonio) ha mostrado el valor más alto de fuerza (1.143, $R^2 = .546$) entre todos los nodos en la red. Por lo tanto, este nodo posee la influencia o conectividad general más fuerte basada en el peso de sus conexiones. En el extremo opuesto, se encuentra el nodo *und15* (El entorno digital me permite comprender el patrimonio utilizando mapas), con una fuerza = .768, $R^2 = .374$, indicando que este nodo tiene la influencia o conectividad general más débil basada en el peso de sus conexiones.

Índices de centralidad

La muestra los valores estandarizados de los índices de centralidad. Considerando los valores de fuerza, los ítems con valores más altos han sido *kno6* (Lo que veo en un entorno digital me anima a seguir buscando otros patrimonios) en el factor *kno* y *und17* (Las imágenes del entorno digital me ayudan a comprender el patrimonio) en el factor *und*. En cualquier caso, cabe señalar que las diferencias entre los nodos han resultado ser pequeñas, como se ilustra en las Figuras 20, 21 y 22 (MS). Observamos, por ejemplo, que



Figura 7. Índices de centralidad (estandarizados).

el nodo con el mayor valor de fuerza en la subescala *kno* (*kno6*, fuerza bruta = 1.116, fuerza estandarizada = 1.490) muestra diferencias significativas con ocho de los nodos, y el nodo con mayor fuerza en *und* (*und17*, fuerza bruta = 1.143, fuerza estandarizada = 1.719) presenta diferencias significativas con 10 de los nodos en la red. Como era de esperar, los ítems con mayor número de celdas sin diferencias significativas en fuerza son generalmente aquellos ubicados alrededor de la media ± 1 DE ($M = .944$, $DE = .116$), equivalente a un rango de puntuaciones de fuerza bruta entre 0.828 y 1.059. Todos los valores de índices de centralidad pueden consultarse en la Tabla 20 (MS) (Figura 7).

Predictibilidad

Usamos R^2 como medida de la predictibilidad de los nodos. Los valores R^2 se encuentran en la Tabla 21 (MS) y su representación gráfica puede verse en la Figura 5. La varianza explicada en cada nodo por el resto de los nodos ha sido generalmente alta. La media de los nodos del factor *kno* ha sido .463 y la del factor *und* .447 (la media general de los 14 nodos ha sido .455). El rango ha variado de $R^2 = .375$ (*und15*) a $R^2 = .547$ (*kno6*). Esto significa que, en promedio, el 45.46% de la varianza de cada nodo ha sido explicada por el resto de los nodos en la red. Los nodos con los valores más altos de R^2 han

sido *kno6* ($R^2 = .547$), *und17* ($R^2 = .546$), *und22* ($R^2 = .492$) y *kno11* ($R^2 = .473$). Por tanto, estos nodos están fuertemente influenciados por el resto de los nodos en la red, mientras que aquellos con valores más bajos, como *und21* ($R^2 = .379$) o *und15* ($R^2 = .375$), muestran un mayor grado de independencia dentro de la red. Por otro lado, como se puede observar en la Tabla 21 y Figura 23 (MS), la cantidad de varianza explicada en cada nodo por los nodos de su propia red ha sido mucho mayor que la explicada por los nodos de la otra red, lo cual refleja la validez discriminante de las medidas utilizadas. Por ejemplo, la varianza general explicada en el nodo *kno9* ha sido .430; la varianza explicada por los nodos de la subred *kno* ha sido .407, mientras que solo .023 ha correspondido a la varianza explicada por la subred *und*. Estos resultados respaldan la hipótesis 8.

Replicabilidad

La capacidad de replicar los hallazgos de un estudio utilizando datos y análisis similares es un componente esencial de la investigación. En la medida en que los resultados puedan replicarse, se reducen los efectos del azar y del impacto de circunstancias particulares. Además, ayuda a establecer la validez, robustez y consistencia de los resultados, fortaleciendo a su vez la teoría original. Para estimar la replicabilidad, dividimos la muestra original en dos sub-

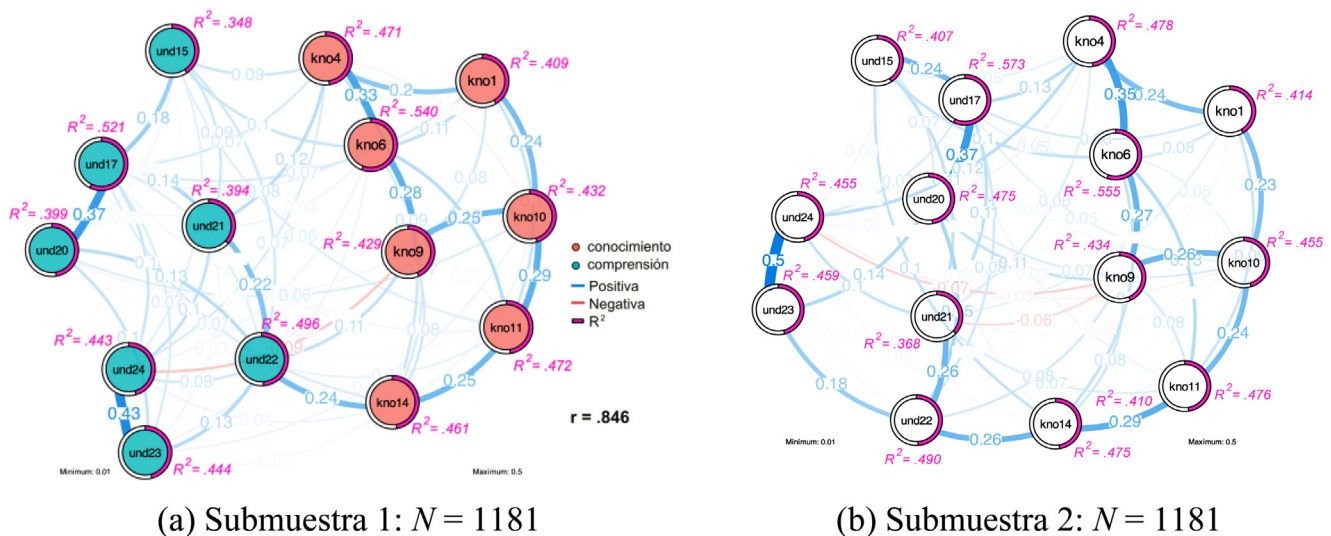


Figura 8. Redes que representan las correlaciones parciales entre ítems para las submuestras aleatorias 1 y 2.

muestras aleatorias, cada una con $N = 1181$ participantes. En estas nuevas muestras estimamos las redes, índices de centralidad y valores R^2 . La Figura 8 presenta las redes estimadas. Al igual que en la red estimada sobre la muestra completa (Figura 5), las líneas azules representan relaciones positivas y las líneas rojas relaciones negativas. La fuerza de las asociaciones es proporcional al grosor y saturación de las aristas. Para cada nodo, el segmento coloreado representa la cantidad de varianza del nodo explicada por el resto de los nodos con los que está conectado. Ambas redes presentan una estructura similar, alcanzando una correlación de $r = .846$. Las correlaciones entre índices de centralidad también son muy altas: fuerza: $r = .915$; cercanía: $r = .659$; intermediación: $r = .840$; influencia esperada: $r = .922$. Las correlaciones entre valores R^2 (Tabla 22 MS) son muy altas: $r = .988$ (kno) y $r = .825$ (und). La mayor diferencia entre aristas es .057. La diferencia de fuerza entre ambas redes es .001. El análisis de invarianza ha resultado en $M = .057$ ($p = 1.000$). Finalmente, la prueba de invarianza de fuerza global ha sido $S = .001$ ($p = .998$), con un valor de fuerza global = 6.346 para la submuestra 1 y 6.347 para la submuestra 2. Por consiguiente, ambas redes son comparables, y no se han encontrado diferencias significativas entre ellas, estableciendo suficientemente la replicabilidad, lo que respalda la hipótesis 7.

Sensibilidad

Siguiendo el procedimiento propuesto por Fried et al. (2019), comparamos los resultados del modelo no regularizado ($\gamma = 0$, M1) con dos modelos regularizados, con valores respectivos de $\gamma = .25$ (M2) y $\gamma = .5$ (M3). Todas las comparaciones han mostrado que las tres redes son equivalentes. Los coeficientes de correlación entre las matrices de adyacencia han sido muy altos: $r_{(M1-M2)} = 1.000$; $r_{(M1-M3)} = .999$; $r_{(M2-M3)} = .999$. Como se esperaba, la densidad ha sido algo menor con valores más altos de γ : $\mu_{M1} = .824$; $\mu_{M2} = .824$; $\mu_{M3} = .802$. Estos resultados sugieren que no se encuentran relaciones espurias entre los nodos que pudieran distorsionar las relaciones reales, lo que respalda la hipótesis 9.

Agrupamiento

Realizamos tres tipos de análisis para determinar el número óptimo de dimensiones presentes en los datos: Very Simple Structure (VSS; Revelle y Rocklin, 1979), Análisis Paralelo (Horn, 1965) y Minimum Average Partial (MAP; Velicer, 1976). Los tres métodos

han coincidido en que la solución más adecuada es bidimensional. Estos resultados se muestran en las Figuras 24, 25 y 26 (MS). El ajuste del modelo es respaldado por $\chi^2_{(64)} = 521.9$, BIC = 58; EBIC = -177; RMSEA = .071; SRMR = .033. Estos análisis han sido complementados con un enfoque EGA (Análisis Gráfico Exploratorio; Golino y Christensen, 2024). Analizamos dos estructuras factoriales: un modelo con dos factores correlacionados (M1) y un modelo bifactor DSL (Direct Schmid-Leiman) con un factor general y dos factores ortogonales (M2). Los resultados relacionados con la bondad del ajuste se resumen en la Tabla 23 (MS). Ambos modelos han mostrado un buen ajuste. El modelo M1 [$\chi^2_{(76)} = 276.414$, $p = .000$, RMSEA = .044, CFI = .990, TLI = .988, SRMR = .047] presenta un peor ajuste que el modelo M2 [$\chi^2_{(63)} = 105.718$, $p = .001$, RMSEA = .022, CFI = .998, TLI = .997, SRMR = .029]. Los resultados del chi-cuadrado escalado de Satorra y Bentler (Satorra y Bentler, 2001) [$\Delta\chi^2 = 265.29$, $\Delta DF = 13$, $p < .001$] indican que la diferencia entre ambos modelos es significativa. Este resultado nos lleva a concluir que la agrupación de los ítems en dos dimensiones es plausible, aunque vale la pena considerar la existencia de un constructo unificador que explique la varianza compartida entre todos los indicadores, independientemente de factores específicos del dominio.

Discusión

La secuencia que ordena el aprendizaje del patrimonio incluye siete dimensiones (i.e., conocer, comprender, respetar, valorar, cuidar, disfrutar y transmitir) que han sido validadas en estudios previos, tanto en lo que respecta al modelo teórico que las relaciona (Fontal et al., 2024) como en relación con la escala Q-Herilearn, diseñada y calibrada para su medición (Fontal, Ibañez-Etxeberria et al., 2024a, 2024b). En el presente estudio nos hemos centrado en las dos dimensiones iniciales, que son las más relevantes para la adquisición del conocimiento conceptual del patrimonio (es decir, conocer-comprender), de las que depende el resto de la secuencia.

Con respecto a la relación entre las formas de conocimiento y comprensión del patrimonio y los hábitos de uso de tecnología por parte de los usuarios (objetivo 1), los análisis bivariados preliminares no han revelado diferencias significativas consistentes en las puntuaciones del conocimiento (kno) y la comprensión (und) entre los grupos definidos por variables sociodemográficas. Aunque se han observado algunas diferencias aisladas (e.g., en relación con la edad o el país de residencia), los tamaños del efecto han sido pequeños y de escasa relevancia práctica. Estos hallazgos

sugieren que las diferencias individuales en el aprendizaje digital del patrimonio no están determinadas principalmente por factores sociodemográficos, sino más bien por los hábitos tecnológicos y los patrones de interacción de los usuarios en entornos digitales. Esto refuerza el potencial inclusivo y democratizador de la educación patrimonial digital, ya que parece reducir las disparidades asociadas a los perfiles de los usuarios (De Paolis et al., 2023).

El análisis de validez de constructo mediante diversos modelos de Análisis Factorial Confirmatorio (CFA) ha confirmado la idoneidad de la estructura bidimensional propuesta —conocimiento (*kno*) y comprensión (*und*) (objetivo 2). El modelo con mejor ajuste ha sido la solución de dos factores correlacionados, lo que respalda la distinción teórica y la interdependencia entre ambas dimensiones, tal como se propone en la Secuencia de Aprendizaje del Patrimonio HLS (Fontal et al., 2024). Esta estructura se alinea con la idea de que el aprendizaje del patrimonio sigue una progresión secuencial, en la que el conocimiento precede y facilita la comprensión. El uso de una estrategia de modelización integral —incluidos enfoques bifactor y ESEM— ha permitido un examen más profundo de la estructura latente del instrumento y ha garantizado la coherencia entre el modelo teórico y la evidencia empírica. Estos hallazgos proporcionan una base sólida para la evaluación de las primeras fases del aprendizaje patrimonial en contextos digitales.

La metodología combinada de análisis comparativo entre grupos (frecuentista y bayesiano), modelización con ecuaciones estructurales (MIMIC) y análisis de redes ha permitido confirmar que la comprensión del patrimonio depende directamente del conocimiento del patrimonio. Se ha constatado que el conocimiento ejerce una influencia positiva y significativa sobre la comprensión del patrimonio (objetivo 3). Cabe recordar que el conocimiento y la comprensión del patrimonio son dos de los verbos más frecuentemente empleados en la legislación educativa relacionada con el patrimonio (Messina Dahlberg y Gross, 2024). Además, están presentes en buena parte de la legislación internacional emanada de la UNESCO en respuesta a las demandas de la Declaración de Friburgo sobre los Derechos Culturales (UNESCO, 2007) y, a nivel europeo, se alinean con el Convenio Marco del Consejo de Europa sobre el valor del patrimonio cultural para la sociedad (Council of Europe, 2005). Se trata, por tanto, de una prioridad internacional en la que están implicados la mayoría de los países del mundo.

Los entornos digitales se han convertido en los contextos preferentes en los que, con creciente frecuencia e intensidad, tiene lugar la enseñanza y el aprendizaje del patrimonio (Shim et al., 2024). Así, demostrar que el conocimiento del patrimonio conduce a su comprensión y, en consecuencia, que el grado y extensión de nuestra comprensión del patrimonio está condicionado por nuestro conocimiento del mismo, resulta altamente relevante para una adecuada secuenciación de los procesos de enseñanza-aprendizaje en entornos digitales. La validación de esta relación (y precisamente en este orden: primero el conocimiento y después la comprensión) es clave para iniciar las secuencias que fundamentan los programas de educación patrimonial y, a su vez, proporciona una estructura sólida para medir los resultados de aprendizaje derivados de su implementación. Si se tiene en cuenta que el respeto y la valoración del patrimonio constituyen las siguientes fases en la Secuencia de Aprendizaje del Patrimonio (HLS), y si asumimos que dependen directamente de la comprensión (Fontal, Ibañez-Etxeberria et al., 2024a), se puede calibrar el alcance de los resultados de este estudio; estos proporcionan un conjunto de indicadores ordenados que, a su vez, secuencian los diseños educativos orientados a dos de los objetivos patrimoniales más demandados por los responsables de la gestión de programas: el respeto y la valoración del propio patrimonio (Azzopardi et al., 2023).

Contrariamente a lo inicialmente planteado en las hipótesis, las características sociodemográficas (covariables exógenas independientes) no influyen significativamente ni en las dos dimensiones

ni en los ítems que las miden (objetivos 4 y 5). En este sentido, la ausencia de evidencias que permitan identificar diferencias ligadas a variables sociodemográficas en el conocimiento y la comprensión del patrimonio en entornos digitales confirma el potencial democratizador de la educación patrimonial desarrollada en dichos entornos (Taylor y Gibson, 2017), en contraste con evidencias previas que apuntan a tales diferencias en contextos formales y no formales (Arteaga et al., 2021; Ch'ng et al., 2020). Esto refuerza el potencial de los entornos digitales en términos de inclusión educativa y posiciona dichos entornos como contextos educativos preferentes para cumplir con el derecho de toda persona a participar en la vida cultural, tal y como lo establece el Pacto Internacional de Derechos Económicos, Sociales y Culturales (UN, 2009).

Esto ha demostrado igualmente que las relaciones entre los indicadores observables que miden ambas dimensiones son positivas y estadísticamente significativas, y que los indicadores que miden cada una de las dimensiones presentan relaciones más fuertes entre sí que con los ítems pertenecientes a la otra dimensión (objetivo 6). El análisis de redes ha permitido estudiar en profundidad y con amplitud las dos dimensiones con sus correspondientes 14 ítems, lo que ha revelado a su vez que la estructura de la red de indicadores ha alcanzado un grado suficiente de replicabilidad, que la proporción de varianza de cada nodo explicada por los nodos pertenecientes a su dimensión teórica es mayor que la explicada por el resto de nodos de la red, y que la estructura presenta niveles suficientes de sensibilidad. El análisis anterior ha permitido identificar los ítems con relaciones más fuertes dentro de cada dimensión y entre ambas dimensiones. Así, dentro de la dimensión *kno*, las asociaciones más fuertes se dan entre los ítems *kno4* (*El entorno digital permite conocer patrimonios a través de imágenes*) y *kno6* (*Lo que veo en un entorno digital me anima a seguir buscando otros patrimonios*), destacando la relevancia y predominio de la dimensión visual en la recepción de información patrimonial (en comparación con las dimensiones auditiva o escrita). Este hallazgo, a su vez, proporciona una orientación esencial para estructurar los procesos de enseñanza y aprendizaje del patrimonio. El ítem *kno6* también presenta una relación fuerte con el ítem *kno9* (*Busco redes sociales que me ayuden a conocer más sobre el patrimonio*), lo que incorpora la dimensión relacional como estimulador del aprendizaje patrimonial, en consonancia con las visiones humanistas y humanizadas del patrimonio que dominan actualmente la escena internacional (Brulon, 2024).

Dentro de la dimensión *und*, la relación más fuerte es la que se da entre los ítems *und23* (*La realidad virtual y la realidad aumentada son medios que me ayudan a comprender mejor el patrimonio cultural*) y *und24* (*La recreación en 3D permite comprender las dimensiones de un antiguo poblado/villa y cómo eran sus calles y edificios*). Esta fuerte relación apunta a tres variantes tecnológicas que actualmente son relevantes para la comprensión del patrimonio y que ocupan buena parte de los estudios sobre enseñanza e interpretación del mismo (Achille y Fiorillo, 2022). Asimismo, los ítems *und17* (*Las imágenes del entorno digital me ayudan a entender el patrimonio*) y *und20* (*Los audios del entorno digital me ayudan a entender el patrimonio del que tratan*) presentan una relación muy fuerte entre las dimensiones visual y auditiva que, a diferencia de lo que ocurría con el conocimiento, sitúa lo audiovisual como un factor clave para la comprensión del patrimonio.

A nivel interdimensional, se identificaron dos ítems con una relación significativamente más fuerte que el resto: *kno14* (*Visualizar las publicaciones de otros usuarios me permite ampliar mis conocimientos sobre patrimonio*) y *und22* (*La revisión de experiencias publicadas en las RRSS patrimoniales favorecen la comprensión del patrimonio*), lo que vuelve a resaltar la importancia de la interactividad en la promoción (en este caso, de manera continua) de la comprensión del propio patrimonio cultural. Sin duda, este resultado refuerza el potencial de los entornos

digitales interactivos como contextos clave para la educación patrimonial.

Limitaciones

Este estudio presenta ciertas limitaciones relacionadas principalmente con (a) las características de los participantes y (b) el instrumento de recogida de datos utilizado. El uso de una muestra incidental restringe significativamente la generalización de los hallazgos. Para abordar esta limitación, hemos utilizado un tamaño muestral amplio, y hemos garantizado la potencia estadística y la precisión mediante la aplicación de los procedimientos propuestos por Satorra y Saris, así como análisis basados en Monte Carlo, tal como se detalla en el apartado correspondiente. La utilización de datos autoinformados conlleva una susceptibilidad inherente a sesgos (e.g., deseabilidad social, respuestas inconsistentes). Para minimizar estos posibles sesgos, hemos implementado un procedimiento riguroso que incluyó la evaluación de los ítems por jueces externos independientes, análisis de la concordancia entre jueces, y evaluaciones exhaustivas de las propiedades psicométricas de las respuestas (validez de contenido, validez convergente y discriminante, consistencia interna). Se han excluido del análisis los outliers multivariados, así como los participantes que presentaban respuestas inconsistentes o inesperadas.

Líneas futuras de investigación

La falta de influencia de las variables sociodemográficas sobre el conocimiento y la comprensión del patrimonio debe analizarse en relación con las demás dimensiones de la Secuencia de Aprendizaje del Patrimonio HLS, a fin de confirmar si los entornos digitales son efectivamente inclusivos en todas las dimensiones que afectan al proceso de enseñanza-aprendizaje del patrimonio. Además, esta ausencia de diferencias relevantes debería explorarse más a fondo mediante la inclusión de nuevos contextos y muestras más amplias para cada una de las variables sociodemográficas, prestando especial atención a la edad y al contexto geopolítico. En particular, las diferencias vinculadas al área de residencia constituirán el objeto de un estudio posterior, en el marco de un proyecto de investigación centrado en la valoración, conservación y transmisión del patrimonio cultural inmaterial en comunidades patrimoniales ubicadas en entornos rurales (Ref.: PID2023-147913OB-I00), financiado por la Agencia Estatal de Investigación.

Por otro lado, el hecho de que no hayamos encontrado diferencias significativas en las formas de conocimiento y comprensión del patrimonio según las características sociodemográficas de los participantes en estos entornos digitales requiere un estudio diferencial y específico que permita estimar si esta globalización se debe al medio en el que se desarrolla o a los aprendizajes a los que se refiere. Es decir, si las principales formas, mecanismos y acciones del aprendizaje patrimonial constituyen una tendencia universal, o si esta ausencia de diferencias deriva del carácter globalizador de los entornos digitales, o incluso si se trata de un agregado de ambas causas. Para ello sería necesario plantear un modelo específico que permita analizar la evidencia obtenida en el presente estudio.

Por otra parte, la inteligencia artificial constituye en la actualidad un campo emergente de investigación también en el ámbito de la educación patrimonial; y, del mismo modo que se ha investigado cómo un modelo de lenguaje generativo de IA interpreta los valores del patrimonio cultural (Spennemann, 2023a), sería interesante explorar sus contribuciones en relación con la sub-secuencia individual de conocimiento-comprensión, así como partir de las tendencias observadas entre los diferentes ítems identificados mediante el análisis de redes.

Declaración de responsabilidad

Declaración de intereses en conflicto

Los autores declaran que no existen conflictos de interés en relación con el trabajo de investigación, la autoría y/o la publicación de este artículo.

Requisitos éticos

Se ha obtenido la aprobación del Comité de Ética en Investigación con Seres Humanos CEISH-UPV/EHU, BOPV32 (código M10_2021_311).

Consentimiento informado

Todos los participantes otorgaron su consentimiento informado para participar en el estudio.

Disponibilidad de datos y acceso a materiales suplementarios

El repositorio de Open Science Framework (OSF) contiene tanto los datos generados y analizados durante el presente estudio como los [materiales suplementarios \(tablas y figuras adicionales\)](#). El código utilizado en esta investigación (R, Mplus, SAS) está disponible previa solicitud razonable al autor de correspondencia.

Financiación

Esta investigación ha sido financiada por el Ministerio de Ciencia e Innovación de España y la Agencia Estatal de Investigación, en el marco del proyecto PID2019-106539RB-I00, Modelos de Aprendizaje en Entornos Digitales en Educación Patrimonial (investigadores principales: Olaia Fontal Merillas y Alex Ibañez Etxeberria), así como por el Ministerio de Ciencia e Innovación de España y los fondos Next Generation EU (Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia), en el marco del proyecto PDC2022-133460-I00, “La Educación Patrimonial en España ante la Agenda 2030: Plan de Alfabetización Patrimonial en Entornos Digitales” (investigadores principales: Olaia Fontal Merillas y Alex Ibañez Etxeberria).

Declaración de contribución de autoría CRediT

Todos los autores han contribuido de manera significativa a la conceptualización y el desarrollo de esta investigación. *Conceptualización*: Olaia Fontal y Benito Arias; *metodología*: Benito Arias; *análisis formal*: Olaia Fontal y Benito Arias; *redacción – preparación del manuscrito original*: Olaia Fontal, Alex Ibañez-Etxeberria, Benito Arias y Víctor E. Gil-Biraud; *redacción – revisión y edición*: Olaia Fontal, Víctor E. Gil-Biraud y Benito Arias; *gestión de la financiación*: Olaia Fontal y Alex Ibañez-Etxeberria; *recursos*: Olaia Fontal y Alex Ibañez-Etxeberria; *supervisión*: Olaia Fontal, Alex Ibañez-Etxeberria, Víctor E. Gil-Biraud y Benito Arias.

Anexo. Material adicional

Se puede consultar material adicional a este artículo en su versión electrónica disponible en <https://doi.org/10.1016/j.psicod.2025.500169>.

Referencias

- Achille, C., y Fiorillo, F. (2022). Teaching and learning of cultural heritage: Engaging education, professional training, and experimental activities. *Heritage*, 5(3), 2565–2593. <https://doi.org/10.3390/heritage5030134>

- Agostino, D., Arnaboldi, M., y Lema, M. D. (2021). New development: COVID-19 as an accelerator of digital transformation in public service delivery. *Public Money & Management*, 41(1), 69–72. <https://doi.org/10.1080/09540962.2020.1764206>
- Akaike, H. (1987). *Factor analysis and AIC*. *Psychometrika*, 52, 317–332.
- Arteaga, J. V., Gravingi-Donado, M., y Riva, L. Z. (2021). Digital technologies for heritage teaching: Trend analysis in new realities. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (ijET)*, 16(21), 132–148. <https://doi.org/10.3991/ijet.v16i21.25149>
- Aso, B., Navarro Neri, I., García Ceballos, S., y Rivero, P. (2024). EduComR: Instrument for the Analysis of Museum Educommunication on Social Media. *Comunicar*, 32(78), 29–39. <https://doi.org/10.58262/V32I78.3>
- Azzopardi, E., Kenter, J. O., Young, J., Leakey, C., O'Connor, S., Martino, S., Flannery, W., Sousa, L. P., Mylona, D., Frangoudes, K., Béguier, I., Pafi, M., da Silva, A. R., Ainscough, J., Koutrakis, M., Ferreira, M., y Pita, C. (2023). What are heritage values? Integrating natural and cultural heritage into environmental valuation. *People and Nature*, 5(2), 368–383. <https://doi.org/10.1002/pan3.10386>
- Banfi, F., y Oreni, D. (2025). Unlocking the interactive potential of digital models with game engines and visual programming for inclusive Vr and web-based museums. *Virtual Archaeology Review*, 16(32), 44–70. <https://doi.org/10.4995/var.2024.22628>
- Bentler, P. (1990). Comparative fit in structural models. *Psychological Bulletin*, 107, 238–246.
- Boniotti, C. (2023). The public-private-people partnership (P4) for cultural heritage management purposes. *Journal of Cultural Heritage Management and Sustainable Development*, 13(1), 1–14. <https://doi.org/10.1108/JCHMSD-12-2020-0186>
- Browne, M., y Cudeck, R. (1993). Alternative ways of assessing model fit. En K. A. Bollen y J. S. Long (Eds.), *Testing structural equation models* (pp. 136–162). Sage.
- Brulon, B. (2024). Decolonising as rehumanising: Some community lessons. *ICOFOM Study Series*, 52(1), 63–73. <https://doi.org/10.4000/11zls>
- Burger, J., Isvoranu, A.-M., Lunansky, G., Haslbeck, J. M. B., Epskamp, S., Hoekstra, R. H. A., Fried, E. I., Borsboom, D., y Blanken, T. F. (2023). Reporting standards for psychological network analyses in cross-sectional data. *Psychological Methods*, 28(4), 806–824. <https://doi.org/10.1037/met0000471>
- Chen, Z., y Wan, P. Y. K. (2023). Interdependence between community participation and sustainable livelihood development: Community perspectives on heritage conservation in Macao. *Journal of Heritage Tourism*, 18(1), 1–17. <https://doi.org/10.1080/1743873X.2022.2134785>
- Ch'ng, E., Li, Y., Cai, S., y Leow, F.-T. (2020). The effects of vr environments on the acceptance, experience, and expectations of cultural heritage Learning. *Journal on Computing and Cultural Heritage*, 13(1), 1–21. <https://doi.org/10.1145/3352933>
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Routledge.
- Council of Europe. (2005). *Convenio marco del Consejo de Europa sobre el valor del patrimonio cultural para la sociedad*.
- Creswell, J. W., y Creswell, J. D. (2023). *Research design. Qualitative, quantitative, and mixed methods approach* (6th. ed.). Sage.
- Cucco, P., Maselli, G., Nesticò, A., y Ribera, F. (2023). An evaluation model for adaptive reuse of cultural heritage in accordance with 2030 SDGs and European Quality Principles. *Journal of Cultural Heritage*, 59, 202–216. <https://doi.org/10.1016/j.culher.2022.12.002>
- De Paolis, L. T., Gatto, C., Corchia, L., y De Luca, V. (2023). Usability, user experience and mental workload in a mobile augmented reality application for digital storytelling in cultural heritage. *Virtual Reality*, 27(2), 1117–1143. <https://doi.org/10.1007/s10055-022-00712-9>
- DeSilvey, C., y Harrison, R. (2020). Anticipating loss: Rethinking endangerment in heritage futures. *International Journal of Heritage Studies*, 26(1), 1–7. <https://doi.org/10.1080/103527258.2019.1644530>
- Drasgow, F., Levine, M. V., y Williams, E. A. (1985). Appropriateness measurement with polychotomous item response models and standardized indices. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 38(1), 67–86. <https://doi.org/10.1111/j.2044-8317.1985.tb00817.x>
- Epskamp, S., Costantini, G., Haslbeck, J. M. B., Isvoranu, A.-M., Cramer, A. O. J., Waldorp, L. J., Schmittmann, V. D., y Borsboom, D. (2023). *qgraph* (1.9.5) [Computer software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/qgraph/qgraph.pdf>
- Epskamp, S., y Fried, E. I. (2023). *bootnet* (1.5.6) [Computer software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/bootnet/bootnet.pdf>
- Fernández-Lores, S., Crespo-Tejero, N., y Fernández-Hernández, R. (2022). Driving traffic to the museum: The role of the digital communication tools. *Technological Forecasting & Social Change*, 174, 121273. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121273>
- Fontal, O. (2022). *La educación patrimonial centrada en los vínculos. El origami de bienes, valores y personas*. Trea.
- Fontal, O., Arias, V. B., y Arias, B. (2024). A valid and reliable explanatory model of learning processes in Heritage Education. *Heritage Science*, 12, 276. <https://doi.org/10.1186/s40494-024-01372-5>
- Fontal, O., Ibañez-Etxeberria, A., Arias, V. B., y Arias, B. (2024a). A calibrated scale to measure heritage learning in digital environments. A network analysis approach. *Heliyon*, 10(21), e39466. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39466>
- Fontal, O., Ibañez-Etxeberria, A., Arias, V. B., y Arias, B. (2024b). Q-Herilearn: Assessing heritage learning in digital environments. A mixed approach with factor and IRT models. *PLOS ONE*, 19(3), e0299733. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0299733>
- Fowler, F. J. (2014). *Survey research methods* (5th. ed.). Sage.
- Fried, E. I., von Stockert, S., Haslbeck, J. M. B., Lamers, F., Schoevers, R. A., y Penninx, B. W. J. H. (2019). Using network analysis to examine links between individual depressive symptoms, inflammatory markers, and covariates. *Psychological Medicine*, 50(16), 2682–2690. <https://doi.org/10.1017/S0033291719002770>
- Fruchterman, T. M., y Reingold, E. M. (1991). Graph drawing by force-directed placement. *Software: Practice and Experience*, 21(11), 1129–1164. <https://doi.org/10.1002/spe.4380211102>
- Golino, H., y Christensen, A. P. (2024). EGAnet: Exploratory Graph Analysis – A framework for estimating the number of dimensions in multivariate data using network psychometrics. *R package version 2.0.5*. [Computer software]. <https://r-ega.net>
- Hodgson, I., Hoffmann, D., Junge, L., Theis, F., y Dittgen, N. (2024). Learning to listen properly: participatory digital projects at the german maritime museum based on iterative co-creation. *ACM Journal on Computing and Cultural Heritage*, 17(3), 1–19. <https://doi.org/10.1145/3656585>
- Horn, J. L. (1965). A rationale and test for the number of factors in factor analysis. *Psychometrika*, 30(2), 179–185. <https://doi.org/10.1007/bf02289447>
- Hu, L., y Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1–55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>
- Ibañez-Etxeberria, A., Gómez-Carrasco, C. J., Fontal, O., y García-Ceballos, S. (2020). Virtual environments and augmented reality applied to heritage education. An evaluative study. *Applied Sciences*, 10(7), 2352. <https://doi.org/10.3390/app10072352>
- Innocente, C., Ulrich, L., Moos, S., y Vezzetti, E. (2023). A framework study on the use of immersive XR technologies in the cultural heritage domain. *Journal of Cultural Heritage*, 62, 268–283. <https://doi.org/10.1016/j.culher.2023.06.001>
- Kara, N. (2022). A mixed-methods study of cultural heritage learning through playing a serious game. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 40(6), 1397–1408. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2125627>
- Li, Y., Du, Y., Yang, M., Liang, J., Bai, H., Li, R., y Law, A. (2023). A review of the tools and techniques used in the digital preservation of architectural heritage within disaster cycles. *Heritage Science*, 11(1), 199. <https://doi.org/10.1186/s40494-023-01035-x>
- Marsh, H. W., Hau, K.-T., y Wen, Z. (2004). In search of folden rules: Comment on hypothesis-testing approaches to setting cutoff values for fit indexes and dangers in overgeneralizing Hu and Bentler's (1999) findings. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 11(3), 320–341. <https://doi.org/10.1207/s15328007sem1103.2>
- Mazzanti, M. (2002). Cultural heritage as multi-dimensional, multi-value and multi-attribute economic good: Toward a new framework for economic analysis and valuation. *The Journal of Socio-Economics*, 31(5), 529–558. [https://doi.org/10.1016/S1053-5357\(02\)00133-6](https://doi.org/10.1016/S1053-5357(02)00133-6)
- Messina Dahlberg, G., y Gross, B. (2024). Cultural-linguistic diversity in Italy and Sweden? A sociomaterial analysis of policies for heritage language education. *Intercultural Education*, 35(2), 117–138. <https://doi.org/10.1080/14675986.2024.2314380>
- Molho, J. (2023). The promises and limitations of digital participation in heritage: Planning transmedia heritage districts in superdiverse cities. *International Journal of Heritage Studies*, 29(8), 860–876. <https://doi.org/10.1080/13527258.2023.2220301>
- Muthén, L. K., y Muthén, B. O. (2002). How to use a Monte Carlo study to decide on sample size and determine power. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 9(4), 599–620. <https://doi.org/10.1207/s15328007sem0904.8>
- Muthén, L. K., y Muthén, B. O. (2023). *Mplus User's Guide. Statistical analysis with latent variables* (8th. ed.). Muthén & Muthén.
- Niessen, A. S. M., Meijer, R. R., y Tendeiro, J. N. (2016). Detecting careless respondents in web-based questionnaires: Which method to use? *Journal of Research in Personality*, 63, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.jrp.2016.04.010>
- Papanastasiou, G., Drigas, A., Skianis, C., Lytras, M., y Papanastasiou, E. (2019). Virtual and augmented reality effects on K-12, higher and tertiary education students' twenty-first century skills. *Virtual Reality*, 23(4), 425–436. <https://doi.org/10.1007/s10055-018-0363-2>
- Pavlov, G., Maydeu-Olivares, A., y Shi, D. (2021). Using the Standardized Root Mean Squared Residual (SRMR) to assess exact fit in Structural Equation Models. *Educational and Psychological Measurement*, 81(1), 110–130. <https://doi.org/10.1177/0013164420926231>
- Pérez, S. (2021). Spanish house museums on the web and with the web: A galaxy of technologies. *Museum Management and Curatorship*, 38(4), 394–415. <https://doi.org/10.1080/09647775.2021.1954978>
- Petersson, B., Burke, D., Kerin, M., Nunan, M., Walsh, M., Kvamme, H., McKenna, P., Ó Maoldúin, R., Carr, D., y Bergh, S. (2020). Experimental heritage as practice: Approaching the past through the present at the intersection of art and archaeology. *Internet Archaeology*, 55, 1–84. <https://doi.org/10.1114/ia.55.5>
- Pétursdóttir, P. (2020). Anticipated futures? Knowing the heritage of drift matter. *International Journal of Heritage Studies*, 26(1), 87–103. <https://doi.org/10.1080/13527258.2019.1620835>
- R Core Team. (2023). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing [Computer software]. <https://www.R-project.org/>
- Race, L., D'Souza, S., Flouty, R., Igoe, T., y Hurst, A. (2023). Understanding accessible interpretation through touch object practices in museums. *The International Journal of the Inclusive Museum*, 16(1), 75–98. <https://doi.org/10.18848/1835-2014/CGP/v16i01/75-98>
- Rahaman, H. (2018). Digital heritage interpretation: A conceptual framework. *Digital Creativity*, 29(2–3), 208–234. <https://doi.org/10.1080/14626268.2018.1511602>

- Revelle, W., y Rocklin, T. (1979). Very simple structure: An alternative procedure for estimating the optimal number of interpretable factors. *Multivariate Behavioral Research*, 14(4), 403–414. <https://doi.org/10.1207/s15327906mbr1404.2>
- Rivero, P., Aso, B., García-Ceballos, S., y Navarro-Neri, I. (2024). Towards a paradigm for online heritage: Cyber communities and digital educommunication. *Cultural Trends*, 1–16. <https://doi.org/10.1080/09548963.2024.2345835>
- Röll, V., y Meyer, C. (2020). Young people's perceptions of world cultural heritage: suggestions for a critical and reflexive world heritage education. *Sustainability*, 12(20). <https://doi.org/10.3390/su12208640>
- Rowlands, M. (2020). Cultural rights and wrongs: Uses of the concept of property. En C. Humphrey y K. Verdery (Eds.), *Property in Question. Value transformation in the global economy* (pp. 207–226). Routledge.
- SAS Institute Inc. (2013). SAS (9.4) [Computer software]. <https://www.sas.com/>.
- Satorra, A., y Bentler, P. M. (2001). A scaled difference chi-square test statistic for moment structure analysis. *Psychometrika*, 66(4), 507–514. <https://doi.org/10.1007/bf02296192>
- Satorra, A., y Saris, W. E. (1985). Power of the likelihood ratio test in covariance structure analysis. *Psychometrika*, 50(1), 83–90. <https://doi.org/10.1007/BF02294150>
- Sawilowsky, S. (2009). New effect size rules of thumb. *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, 8(2), 467–474. <https://doi.org/10.56801/10.56801/v8.i.452>
- Schuster, K., y Grainger, J. (2021). Digital cultural heritage: Collaborating with students and discovering lost museums. *Education for Information*, 37(1), 97–111. <https://doi.org/10.3233/EFI-190352>
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The Annals of Statistics*, 6(2), 461–464. <http://www.jstor.org/stable/2958889>
- Sclove, S. L. (1987). Application of model-selection criteria to some problems in multivariate analysis. *Psychometrika*, 52(3), 333–343. <https://doi.org/10.1007/BF02294360>
- Shim, H., Oh, K. T., O'Malley, C., Jun, J. Y., y Shi, C.-K. (2024). Heritage values, digital storytelling, and heritage communication: The exploration of cultural heritage sites in virtual environments. *Digital Creativity*, 35(2), 171–197. <https://doi.org/10.1080/14626268.2024.2313585>
- Smith, L. (2006). *Uses of heritage*. Routledge.
- Spennemann, D. H. R. (2023a). ChatGPT and the generation of digitally born “knowledge”: how does a generative AI language model interpret cultural heritage values? *Knowledge*, 3(3), 480–512. <https://doi.org/10.3390/knowledge3030032>
- Spennemann, D. H. R. (2023b). Conceptualizing a methodology for cultural heritage futures: Using futurist hindsight to make ‘Known Unknowns’ knowable. *Heritage*, 6(1), 548–566. <https://doi.org/10.3390/heritage6010029>
- Steiger, J. H. (1990). Structural model evaluation and modification: An interval estimation approach. *Multivariate Behavioral Research*, 25(2), 173–180. <https://doi.org/10.1207/s15327906mbr2502.4>
- Taher Tolou Del, M. S., Saleh Sedghpour, B., y Kamali Tabrizi, S. (2020). The semantic conservation of architectural heritage: The missing values. *Heritage Science*, 8(1), 70. <https://doi.org/10.1186/s40494-020-00416-w>
- Taylor, J., y Gibson, L. K. (2017). Digitisation, digital interaction and social media: Embedded barriers to democratic heritage. *International Journal of Heritage Studies*, 23(5), 408–420. <https://doi.org/10.1080/13527258.2016.1171245>
- Tucker, L. R., y Lewis, C. (1973). A reliability coefficient for maximum likelihood factor analysis. *Psychometrika*, 38(1), 1–10. <https://doi.org/10.1007/BF02291170>
- UN. (2009). General Comment No. 21. The right of everyone to take part in cultural life. (Article 15 of the International Covenant on Economic, Social and Cultural Rights).
- UNESCO. (2007). *Fribourg declaration on cultural rights*.
- Usui, R., y Funck, C. (2023). Contested boundaries. *CABI Books*, 168–184. <https://doi.org/10.1079/9781800623309.0013>
- Vacca, G. (2023). 3D survey with Apple LiDAR sensor—Test and assessment for architectural and cultural heritage. *Heritage*, 6(2), 1476–1501. <https://doi.org/10.3390/heritage6020080>
- van Borkulo, C. D., Epskamp, S., Jones, P., Haslbeck, J. M. B., Millner, A., Huth, K., y van der Bergh, D. (2023). *NetworkComparisonTest* (2.2.2) [Computer software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/NetworkComparisonTest/NetworkComparisonTest.pdf>.
- Velicer, W. F. (1976). Determining the number of components from the matrix of partial correlations. *Psychometrika*, 41(3), 321–327. <https://doi.org/10.1007/bf02293557>
- Viola, S. (2022). Built heritage repurposing and communities engagement: Symbiosis, enabling processes, key challenges. *Sustainability*, 14(4), 2320. <https://doi.org/10.3390/su14042320>
- Wang, M.-Y., Li, Y.-Q., Ruan, W.-Q., Zhang, S.-N., y Li, R. (2024). Influencing factors and formation process of cultural inheritance-based innovation at heritage tourism destinations. *Tourism Management*, 100, 104799. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2023.104799>
- Yan, W.-J., y Li, K.-R. (2023). Sustainable cultural innovation practice: Heritage education in universities and creative inheritance of intangible cultural heritage craft. *Sustainability*, 15(2). <https://doi.org/10.3390/su15021194>
- Zort, Ç., Karabacak, E., Öznur, Ş., y Dağlı, G. (2023). Sharing of cultural values and heritage through storytelling in the digital age. *Frontiers in Psychology*, 14, 1104121. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1104121>