

LAS TÉCNICAS DE REALCE DIGITAL EN PINTURAS PREHISTÓRICAS. ELEMENTOS PARA UN DEBATE

Digital Enhancement Techniques in Prehistoric Paintings. Elements for a Debate

ENRIQUE CERRILLO CUENCA *

RESUMEN Las técnicas de realce digital son una de las líneas de las que se ha beneficiado la digitalización de las pinturas rupestres. En este trabajo reflexionamos sobre el concepto operativo de “calco” y sus diferencias con los productos digitales que resultan del tratamiento digital de las pinturas. En especial, se introduce el concepto de balance entre señal y ruido para mostrar la complejidad del tratamiento de la información en la imagen digital. Por otro lado, se discuten las herramientas de realce de imagen más empleada, como las derivadas del análisis estadístico, y se enuncia la nueva perspectiva que abre el uso del *machine learning* en la clasificación de pigmentos en los soportes. Estas técnicas sirven para enunciar algunas ideas sobre el uso de métodos digitales en pinturas rupestres.

Palabras clave: Pinturas rupestres, Realce digital, Procesado de imagen, *Machine learning*, Balance señal-ruido.

ABSTRACT Digital enhancement techniques have positively impacted the digitization of rock paintings. This paper delves into the concept of “tracing” and its distinction from digital outputs arising from the digital treatment of the paintings. Specifically, the notion of signal-to-noise ratio is introduced to highlight the complexity of image data processing. Additionally, prevalent image enhancement methods, such as those based on statistical analysis, are discussed. The paper also outlines the new avenues opened by machine learning in pigment classification on rock surfaces, offering insights into the use of digital techniques in rock painting studies.

Keywords: Rock Paintings, Digital Enhancement, Image Processing, Machine Learning, Signal-to-noise Ratio.

* Unidad Docente de Prehistoria, Departamento de Prehistoria, Historia Antigua y Arqueología, Facultad de Geografía e Historia, Universidad Complutense de Madrid, c./ Profesor Aranguren s/n, 28040 Madrid. enriqcer@ucm.es. <https://orcid.org/0000-0002-2476-0472>

Fecha de recepción: 14-10-2023. Fecha de aceptación: 30-05-2024.

<http://dx.doi.org/10.30827/CPAG.v34i0.29221>

INTRODUCCIÓN

La intersección entre los métodos digitales y el arte rupestre se revela como un campo fructífero en el que se pueden resolver algunas de las limitaciones que esta parcela de la Arqueología presentaba. La mejora en la calidad y resolución de los sensores fotográficos junto a la popularización de técnicas como la fotogrametría, la visión computacional o el *machine learning* (ML) han contribuido a expandir nuestra capacidad de generar y analizar datos digitales para interpretar grafías prehistóricas. Como podríamos evaluar mediante un análisis bibliométrico, este aparente éxito es sin duda fruto de una tendencia al incremento desde que hace 25 años vieran la luz las primeras publicaciones en las que determinadas técnicas digitales se aplicaban a producir calcos de pinturas rupestres (Clogg *et al.*, 2000; Montero Ruiz *et al.*, 1998; Vicent *et al.*, 1996).

En la actualidad hay tres grandes campos (fig. 1) en los que la tecnología digital ha formado parte en el análisis del arte rupestre: en la propia documentación fotográfica, en el registro geométrico de los soportes y, finalmente, en el realce de las pinturas. El desarrollo de los sensores fotográficos digitales ha permitido asentar métodos de trabajo basados en metodologías con coherencia científica (Ruiz y Pereira, 2014) y de protocolos de trabajo orientados a resolver documentaciones de conjuntos específicos mediante fotografía digital (Bueno *et al.*, 2014). El segundo campo, es el de aquellas propuestas que se han beneficiado de la popularización de la captura geométrica (Magnani *et al.*, 2020), y especialmente de técnicas como la fotogrametría, empleada con frecuencia en la documentación de soportes con grafías (Cerrillo-Cuenca *et al.*, 2014; Chandler *et al.*, 2007; Jalandoni *et al.*, 2018). La documentación geométrica gana en relevancia si se tiene en cuenta que los modelos 3D se han convertido además en el soporte básico para el análisis de

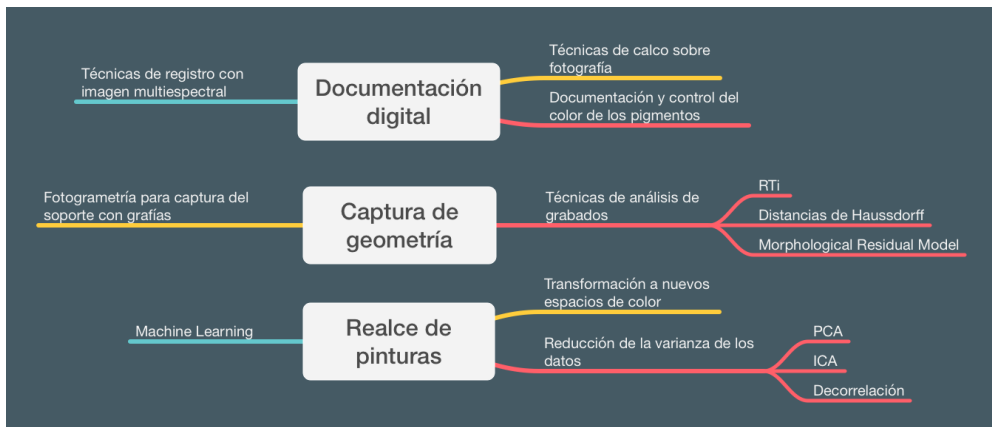


Fig. 1.—Ensayo de sistematización y resumen de las técnicas empleadas en el estudio de grafías prehistóricas: documentación digital, captura de la geometría y realce de pinturas, ésta última, es el abordaje principal de este artículo. Se han seleccionado solo aquellas que se tratan en el texto, dentro de un panorama mucho más amplio de herramientas.

grabados prehistóricos —o incluso de epigrafía— (Carrero-Pazos *et al.*, 2016; Cassen *et al.*, 2014; Cerrillo-Cuenca *et al.*, 2019; Domingo *et al.*, 2013; Jalandoni, 2021; Mudge *et al.*, 2012; Pires *et al.*, 2014).

Finalmente, y quizás sea la línea que más atención ha recibido a lo largo del tiempo, se ha desarrollado el realce digital de las pinturas, aspecto al que dedicamos este trabajo. Este campo se ocupa de crear imágenes en las que los pigmentos ganen expresividad sobre el soporte, revelando motivos o partes de ellos que se han deteriorado o no son visibles a ojo desnudo. Abordaremos esta cuestión a veces desde una óptica técnica más que de una perspectiva estrictamente disciplinaria, sin embargo, este enfoque es crucial para establecer un marco que justifique la aplicabilidad y relevancia de las metodologías de realce digital en el análisis de las grafías rupestres.

Somos conscientes de que la separación estanca de los bloques aludidos no es del todo factible, e incluso tampoco pueden disociarse de otros métodos de caracterización física de los pigmentos. Es indudable que del éxito de una buena documentación digital dependen también los resultados del análisis. Por lo que hay que advertir que, dentro de la aplicación de técnicas digitales al arte rupestre, se presentan varias capas de complejidad, a las que ha venido a unirse el uso de la “inteligencia artificial” (IA). Y, aunque no sea esta última una técnica de realce de pigmentos, parece necesario dedicarle algo de atención, puesto que utiliza productos derivados del realce de la imagen y su aplicación llega a perseguir fines similares a los de estas técnicas.

ABORDANDO LA COMPLEJIDAD: SEÑAL Y RUIDO

Cuando se analizan grafías prehistóricas es preciso establecer la forma de segmentar el soporte decorado en unidades con propiedades distintas (paredes, grietas, zonas grabadas, zonas pintadas, etc.). La separación no es sencilla, porque en pocas ocasiones contamos con la oportunidad de abordar el análisis de un pigmento o un grabado que no se haya visto afectado por alteraciones posteriores a su realización, ya sean naturales (Chalmin *et al.*, 2017) o intencionales. De esta forma, en un soporte existen superposiciones de grafías, reavivados o incluso una supresión deliberada de las mismas. Por todo ello, podemos considerar el soporte decorado como un “sistema abierto”, y posiblemente sean pocas las excepciones donde encontremos una situación distinta, es decir en la que no se haya desarrollado una interacción de procesos posteriores a la realización de la grafía.

Como en toda investigación basada en el análisis de la información digital, en un soporte decorado interviene un equilibrio variable entre lo que consideramos “señal” y “ruido” (Vaseghi, 2008:1-2). Siendo más precisos, podemos considerar “señal” todo aquello que nos ofrezca una información relevante sobre el objeto de estudio —la información gráfica en nuestro caso— y etiquetar como “ruido” todo aquello que degrada, interfiere o impide la identificación de la señal: desde la meteorización del soporte, la deposición de capas de carbonatos o las múltiples

formas de la degradación del pigmento. Además, la separación de la señal en la información digital no es siempre simple por dos motivos: por los procesos que se suceden en un “sistema abierto”, y el segundo son las limitaciones y condicionantes técnicos en la captura de la imagen. En la metodología de análisis de la información digital suelen considerarse dos tipos de ruidos: el externo, o referido a las condiciones naturales o humanas que intervienen sobre la señal, y el interno, el producido por el propio dispositivo de captura de la información. Esta observación es muy pertinente puesto que el ruido en los datos digitales, como los que componen una imagen, tienen una naturaleza compleja, en tanto es el resultado de la interacción de efectos y procesos ópticos, lumínicos o ligados a la propia transducción de la señal (Rowlands, 2020:3-61).

En el contexto de la metodología tradicional de análisis del arte rupestre, que se basaba en la creación de calcos directos (Domingo, 2014:6353), los conceptos de “señal” y “ruido” no son estrictamente trasladables. Sin embargo, existe quizás una equivalencia implícita en la realización de un calco tradicional realizado de forma directa sobre el soporte pintado (Clogg *et al.*, 2000; Domingo *et al.*, 2015; Montero *et al.*, 1998). En un calco tradicional se separa de forma dicotómica aquello que es culturalmente relevante de lo que no lo es, o, dicho de otra forma, se discrimina aquello que estimamos que es señal de un ruido de tipología muy diversa. Lo que sirve para alertarnos de que, en ocasiones, estamos trasladando de una forma mecánica la función que cumplían los calcos tradicionales a nuestra experiencia digital. Teira y otros (2023) ofrecen una visión complementaria a ésta en un trabajo dedicado al análisis del ídolo de Peña Tú.

Sin adentrarnos en debates sobre objetividad y subjetividad, el enfoque tradicional del calco se halla fuertemente influenciado por un componente perceptual. Este componente, en su calidad de proceso perceptivo, tiende a dar prioridad a la señal en detrimento del ruido tanto en un análisis visual directo como durante la interpretación de imágenes digitales. En otras palabras, en la comprensión de un soporte decorado se tiende a destacar la calidad de la información, a minimizar la interferencia del ruido y, bajo ciertas circunstancias, se tienden a identificar elementos que cuentan con referencias materiales conocidas (Dobrez y Dobrez, 2013) o incluso a completar de forma intuitiva grafías ambiguas o parcialmente representadas (Bednarik, 2013; Rédei *et al.*, 2020).

Sin embargo, y esto es lo relevante, una clasificación binaria —como es un calco— es improductiva cuando la trasladamos a términos de análisis digital de la información, en cierto sentido porque en la formación del “calco digital” intervienen distintos tipos de ruido derivados de la naturaleza del sensor que captura la imagen. Por decirlo de forma comprensible, los métodos de captura de información discreta (Ortiz, 2016) —como puede ser una estación total— toman información selectiva y puntual. Por el contrario, los métodos de captura masiva (un sensor láser o fotográfico) obtienen información de forma indiscriminada. En este sentido, el ruido no es solo un elemento inevitable de cualquier proceso de digitalización —de las condiciones físicas del sensor, por ejemplo—, sino que también es una característica intrínseca a la captura masiva e indiscriminada de

información. El reto de separar la información que consideramos “pintura” de la que implícitamente consideramos como “natural”, está mediado, por tanto, por la relación entre las intensidades de la señal —su resolución y cantidad en sus muchas variedades— y la de los distintos tipos de ruido externo e interno.

Es importante señalar que desde un inicio el análisis estadístico de la imagen ha ofrecido soluciones robustas y eficientes a estos problemas de una forma más implícita que explícita. Particularmente, los métodos centrados en la reducción de la dimensionalidad y en la clasificación de los datos digitales han sido cruciales. Las técnicas de reducción de dimensionalidad, como el Análisis de Componentes Principales (PCA, por sus siglas en inglés) (Abdi y Williams, 2010), y métodos de clasificación, como el ML (Murphy, 2022), han sido particularmente eficaces para discriminar señales significativas dentro del conjunto de datos digitales generados y merecen alguna atención.

LA REDUCCIÓN DE LA DIMENSIONALIDAD DE LAS IMÁGENES DIGITALES

En este punto se trata la utilización de imágenes digitales para potenciar la recuperación de información sobre pinturas rupestres. Todas las técnicas a las que no referiremos posteriormente hacen uso de la información numérica contenida en una imagen digital convencional. En aras de la comprensión de algunas de las técnicas que comentamos con posterioridad, debemos decir que esa información cuantitativa se almacena en tres canales, en realidad matrices de $n \times m$ píxeles, que cuentan con información de valores de intensidad para el rojo, el verde y el azul (Rowlands, 2020:4-22). Una imagen convencional (o RGB, por las siglas de los colores que la componen en inglés) se logra por tanto combinando los tres valores de intensidad para cada uno de los píxeles. Se impone por tanto de forma condicionada un tratamiento “cartesiano” de información estructurada en matrices.

Nos referiremos sobre todo a un análisis que podríamos denominar como “no tentativo”, es decir aquel que busca aplicar metodologías robustas, fundamentadas en técnicas cuantitativas de procesamiento de imágenes. Este análisis “no tentativo” sienta las bases para un enfoque más sistemático y replicable, aunque también abre debates sobre los retos y limitaciones inherentes a la aplicación de las técnicas. En efecto, en ocasiones la simplicidad de uso de una aplicación puede aprovecharse para analizar imágenes de forma exploratoria. Sería el caso de DStretch (Le Quellec *et al.*, 2013), pero también el de otras aplicaciones menos desconocidas en las que la aplicación masiva de filtros acaba por ofrecer resultados, pero no de una forma razonada. Por ejemplo, Andrews y Brink (2022) emplearon la aplicación retroReveal como complemento a DStretch. Esta aplicación aplica indiscriminadamente hasta 100 “filtros” distintos a la imagen, que da como resultados realces indiscriminados de la misma. Se trata en todo caso de un procedimiento del que hay muy poca información técnica sobre los procedimientos de realce. Aunque se pierde parte de la rigurosidad y la replicabilidad, sus resultados no son denostables por

la utilidad que tienen la lectura de las grafías. Es más, implícitamente muchos de estos “filtros” pueden servir para evitar el tratamiento de la imagen con algoritmos basados en operaciones matemáticas más complejas (ver fig. 2).

No obstante, los primeros trabajos se centraron precisamente en generar “calcos” con técnicas digitales (Montero *et al.*, 1998) para proyectar los datos de los canales de las imágenes en una nueva serie de imágenes que permitieran diferenciar dicotómicamente “grafía” de “soporte”. Ello es factible a partir de la reducción significativa de la correlación —o “decorrelación”— de los datos contenidos en los tres canales (rojo, verde y azul) de una imagen RGB convencional a través de técnicas como el Análisis de Componentes Principales (Abdi y Williams, 2010; Jolliffe, 2002), más popularizado por sus siglas en inglés: PCA. Dicho de otra forma, es esperable que si consideramos cada canal de la imagen como una variable cuyos casos son píxeles y los sometemos a un análisis de correlación sus coeficientes serán elevados, generalmente superiores a 0,8, donde 0 es ausencia de correlación y 1 es una correlación perfecta entre las bandas. La forma de demostrarlo es calcular una simple matriz de correlación sobre las variables que presentan los tres canales de una imagen (Cerrillo-Cuenca *et al.*, 2014; Rogerio-Candelera *et al.*, 2010) (ver fig. 3).

El PCA transforma los datos que conforman los tres canales de la imagen original en componentes que entre ellos presentan coeficientes de correlación muy bajos. También es capaz de descomponer la información de una imagen multiespectral o hiperespectral, compuesta por decenas de bandas, lo que en el análisis de pinturas rupestres ofrece resultados notables (Bayarri *et al.*, 2019; Carrión-Ruiz y Lerma, 2017; Schmitt *et al.*, 2023). Es decir, se consigue proyectar la información original de tal forma que la separación entre los componentes sea superior a la de los canales de entrada de la imagen, lo que favorece la separación de los píxeles que contienen las pinturas y generalmente enfatizándolos sobre el soporte. Además, se cumplen las siguientes condiciones: hay tantos componentes como canales hay en la imagen original, cada uno de ellos se relaciona linealmente con la imagen original, y explican un determinado porcentaje de la varianza presente en la imagen original que los ordena por importancia. De tal forma que el primer componente representa un elevado porcentaje de varianza que suele corresponder con las variaciones de color del soporte y el último, con menor varianza, suele contener la información de las pinturas (fig. 4).

Estos procedimientos, que aquí hemos explicado de forma muy sucinta, se han mostrado eficaces para gestionar parcialmente el problema de señal-ruido en soportes pintados (Cerrillo-Cuenca *et al.*, 2014; Rogerio-Candelera, 2015; Vicent *et al.*, 1996). Por otra parte, que la gestión del ruido sea eficaz no implica que se elimine por completo información “no deseable” de un componente principal, por lo que la conversión de un componente en un “calco” concebido con una lógica binaria no es directa. El ruido siempre estará presente en los componentes en algún grado, y su magnitud dependerá de una amplia variedad de factores extraordinariamente diversos. Este problema está más presente de lo que parece. El software Dstretch, que tanta popularidad ha alcanzado (Le Quellec *et al.*, 2013; Quesada

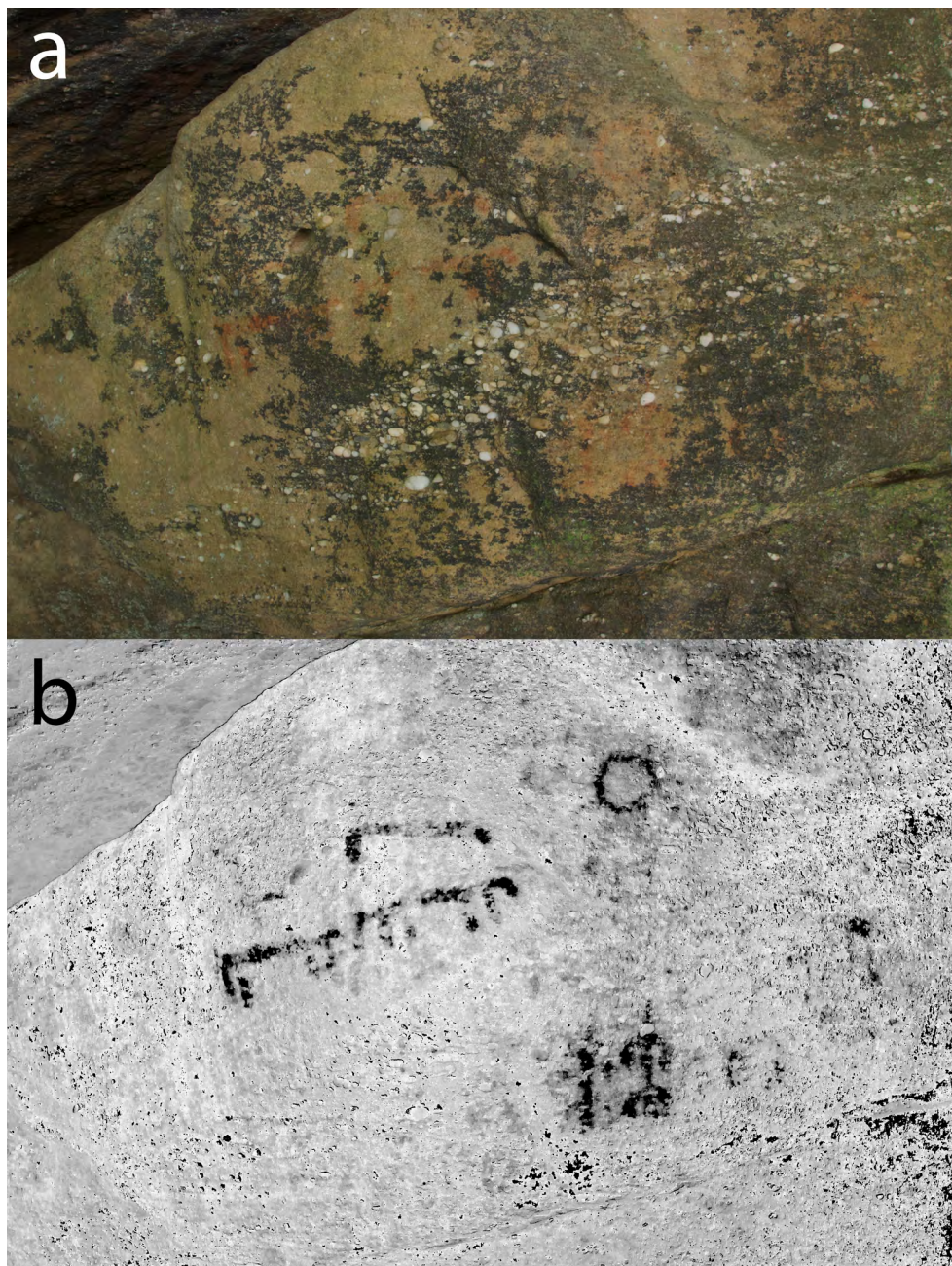


Fig. 2.—Un ejemplo de una transformación de la imagen sin necesidad de retoque sobre un caso ya publicado en Cerrillo-Cuenca *et al.* (2014), un panel pintado en Cueva Serena (Duruelo de la Sierra, Soria), siendo: a) imagen original; b) obtención de los valores de tono de la misma imagen tras su transformación a un espacio de color CIELuv (La imagen b muestra cómo la aplicación de técnicas de decorrelación no es siempre necesaria para el realce digital de los pigmentos).

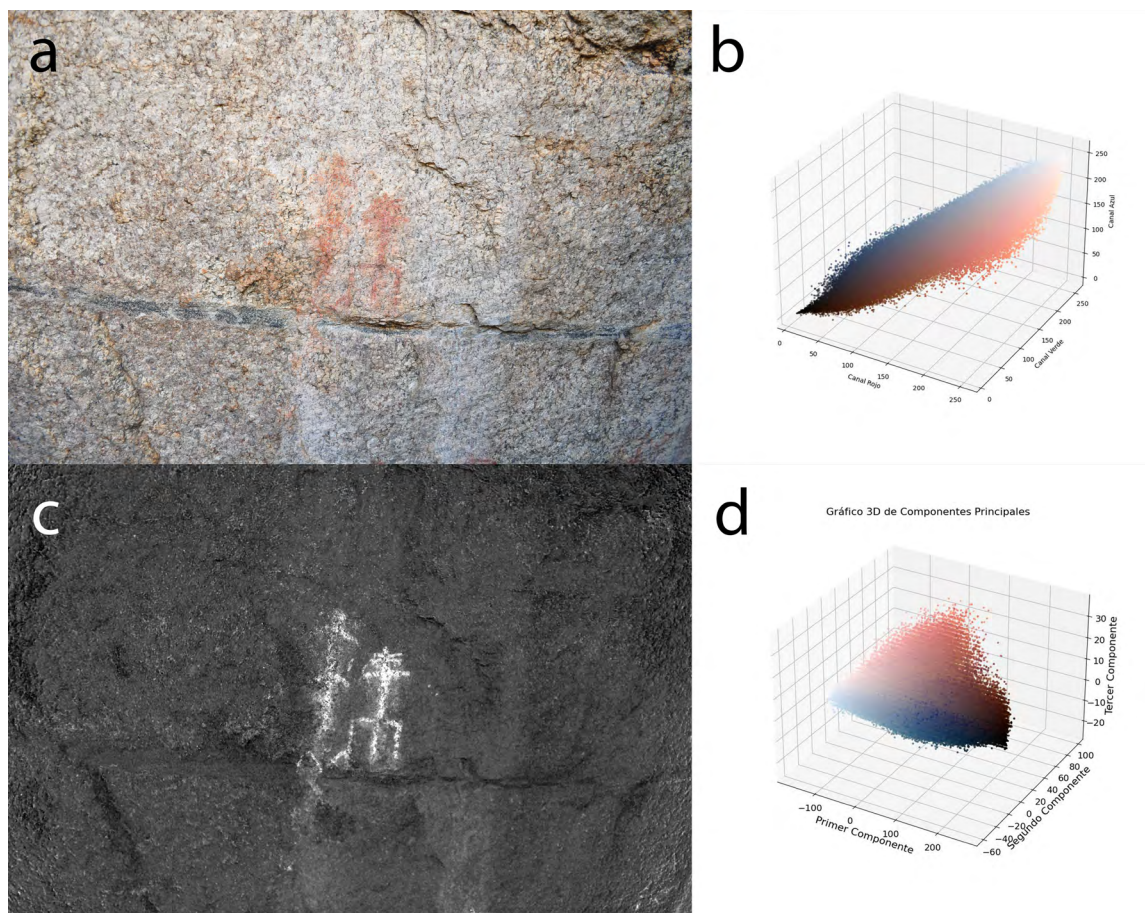


Fig. 3.—Un ejemplo de reducción de la varianza en los canales de una imagen RGB, donde los coeficientes de correlación entre los valores de las bandas se sitúan entre 0,92 y 0,98, siendo: a) imagen original; b) gráfico de dispersión 3D donde se aprecia la correlación entre la información de las bandas; c) tercer componente obtenido mediante PCA; d) gráfico de dispersión 3D que revela la decorrelación que han sufrido los 3 Componentes Principales. El caso de estudio es Arroyo Estanque (Garrovillas de Alconétar, Cáceres).

y Harman, 2019), se inspira además en técnicas clásicas empleadas para la decorrelación de la información en imágenes de satélite (Gillespie *et al.*, 1986) cuyo diseño teórico parte del PCA.

Sin embargo, los problemas de decorrelación de la información cuentan con soluciones más diversas y potentes que el PCA, en el que se basan bastantes análisis cuantitativos en Arqueología. Podemos pensar en el PCA como un miembro de una familia extensa de soluciones que se pueden aplicar para evitar la correlación en las bandas de una imagen. Entre ellas está resultando muy resolutiva el ICA (*Independent Component Analysis*) (Tharwat, 2018), que maximiza la independencia

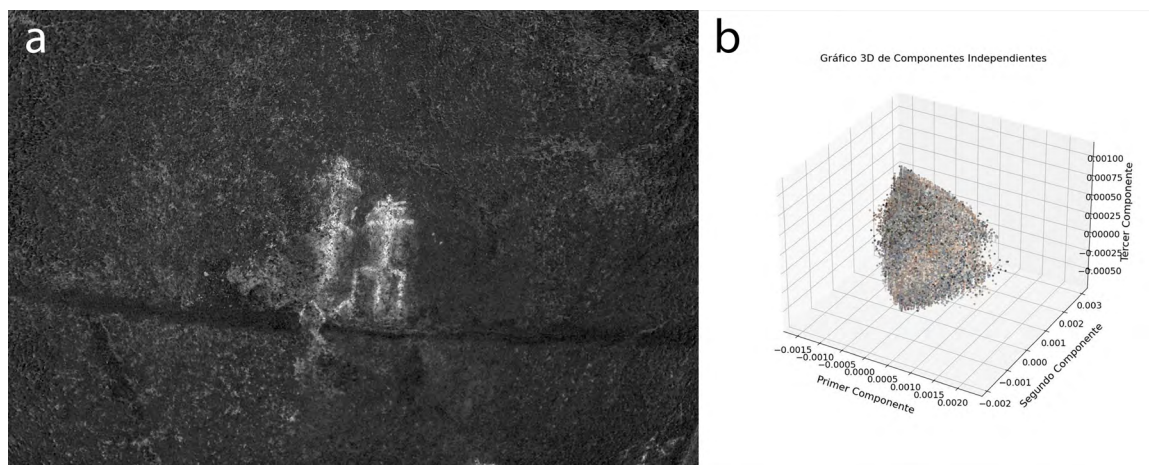


Fig. 4.—La misma imagen de la figura 3 sometida a un análisis de ICA. Se representa la única imagen que contiene información sobre los pigmentos (a) y el gráfico de dispersión 3D que revela la asociación existente entre los 3 componentes independientes (b). La técnica se diferencia mejor de PCA cuando existen pigmentos de distintos tonos.

de los componentes antes que tratar de reducir la varianza entre los canales de las imágenes. Además, el ICA tiene una implementación más costosa en términos de computación, por lo que suelen utilizarse aproximaciones como FastICA (Hyvärinen y Oja, 2000), que resuelve el problema mediante el uso de procesos estocásticos y que por tanto no son replicables en sentido estricto, ya que pueden aparecer diferencias en el contenido y la forma en que se proyectan los componentes cada vez que se repita el cálculo (fig. 5). ICA puede ofrecer resultados más nítidos, pero sin evitar del todo la presencia ruido en el resultado final, como era esperable. A diferencia del PCA, los componentes resultantes no cuentan con valores de varianza explicada, tampoco están ordenados en función de este último coeficiente. El uso de ICA, sin embargo, cuenta con un historial de aplicaciones en pinturas rupestre bastante más reducido (Bayarri *et al.*, 2021; Cerrillo-Cuenca *et al.*, 2021; Monna *et al.*, 2022). Esta técnica ha servido, por ejemplo, para discriminar pigmentos y resolver superposiciones de pinturas (Cerrillo-Cuenca *et al.*, 2021), amplificando en este caso las posibilidades de interpretar secuencias gráficas en un mismo panel (fig. 5).

Una vez que se ha llevado a cabo la decorrelación de la información contenida en las bandas originales, es evidente que el proceso analítico aún no ha concluido. Dstretch, por ejemplo, traslada la información de los componentes resultantes a distintos modelos de color, donde su combinación realza mejor la información de la imagen. La forma más simple, sin embargo, consiste en crear una nueva imagen RGB donde los nuevos canales sean los componentes procedentes de un análisis de PCA, o ICA (Rogerio-Candelera, 2015) utilizando un software como GIMP (fig. 6).

Pese a ello la combinación de componentes no es directamente controlable. Si la información resultante de un componente contiene valores de píxel muy altos

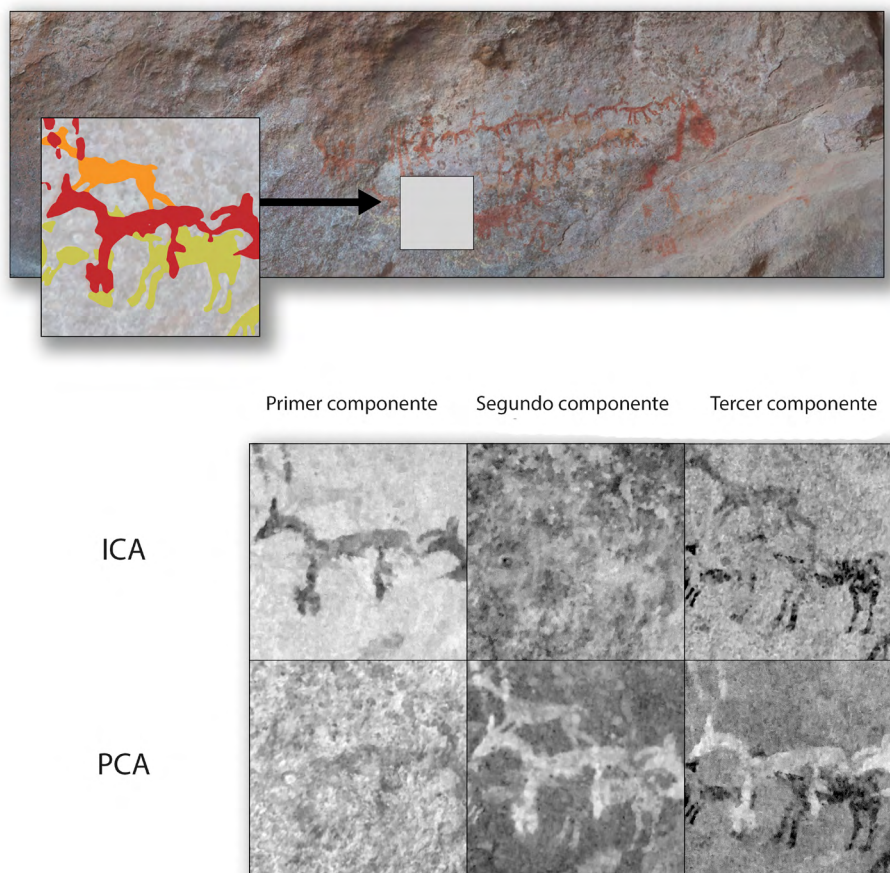


Fig. 5.—Comparación entre las posibilidades de PCA e ICA en paneles con más de un pigmento. ICA logra separar con mayor nitidez diferentes pigmentos que PCA en componentes distintos. La imagen procede de Pampa El Muerto 11 (Región de Arica y Parinacota, Chile) (modificada a partir de Cerrillo-Cuenca *et al.*, 2021).

predominará en la imagen final sobre la de otros componentes. Para paliar en parte este problema en 2015 diseñamos una metodología que permitía utilizar una función matemática para determinar la cantidad de saturación que un componente debía tener en la imagen final (Cerrillo-Cuenca y Sepúlveda, 2015). A pesar de ofrecer muy buenos resultados, la solución no tiene una implementación sencilla ni hay software que actualmente lo implemente de forma directa.

La perspectiva optimista es que aún quedan posibilidades de explorar otros métodos de decorrelación de la imagen que no se han explorado suficientemente en arte rupestre. Muchos de estos métodos requieren de software avanzado, unas veces de teledetección de imagen de satélite como Orfeo Toolbox (Grizonnet *et al.*, 2017), y otras a partir de lenguajes de programación como Python. En este

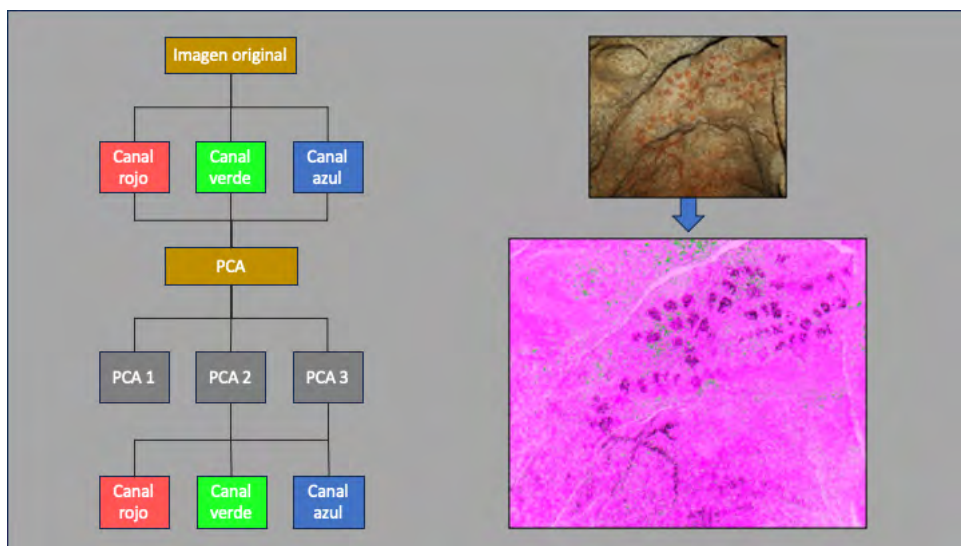


Fig. 6.—Ejemplo de la composición de una imagen de falso color a partir de los componentes de un PCA. El tercer componente es usado en una nueva imagen en los canales del rojo y del azul, y el segundo en el verde. La imagen resultante muestra una mejor separación de los pigmentos, aunque presenta cierto ruido. La fotografía procede de una de las estaciones de pinturas de Los Barruecos (Malpartida de Cáceres) y fue publicada en Cerrillo-Cuenca y González (2007).

lenguaje existen bibliotecas como OpenCV (Bradski, 2000) o scikit-image (Van der Walt *et al.*, 2014) que permiten la aplicación de métodos diversos al análisis de la imagen. Este último paso es siempre más dificultoso pero es el único que abre la posibilidad de experimentar con nuevos métodos de análisis que pueden diseñarse y aplicarse en un futuro.

LA IA, PASOS HACIA EL FUTURO

La “inteligencia artificial” (IA) es un campo amplio donde caben diversos tipos de aproximaciones técnicas y sobre todo debates de naturaleza teórica y ética. La evaluación de todas estas cuestiones queda fuera de este trabajo. En plena inmersión en los modelos de lenguaje y la IA generativa (Cobb, 2023), la IA emerge como un campo con un prometedor futuro, pero la realidad es que la visión de una solución similar ya viene vislumbrándose desde tiempo atrás (Barceló, 2008), con sus propias definiciones para nuestra disciplina. M. Boden (2018) define la IA de una forma bastante flexible según la cual este conjunto de técnicas busca realizar las mismas funciones que realiza la mente humana. Una de nuestras funciones es precisamente la de clasificar elementos dispares y agruparlos de forma objetiva o, al menos, objetivables.

En este sentido, hace unos años nuestra propuesta (Cerrillo-Cuenca y Sepúlveda, 2015) se basaba en el uso de métodos de clasificación no supervisados, como el “k-medias”, cuyo uso en teledetección es frecuente (Unger, 2007). En este caso un algoritmo no supervisado se encargaba de agrupar estadísticamente aquellos valores de píxeles de una imagen y sus componentes que presentaban valores semejantes. Este procedimiento, que ya contaba con cierto grado de supervisión, se ve mejorado con la llegada del ML, un segmento difuso de la IA que se mueve en los límites de la computación y las técnicas estadísticas (Breiman, 2001). Este procedimiento, y frecuentemente su subdominio, el *Deep learning* (DL), se han empleado para clasificar grandes volúmenes de datos, y sobre los que necesariamente un cierto grado de incertidumbre en cuanto a su clasificación. DL es una subdisciplina del aprendizaje automático que utiliza redes neuronales artificiales para modelar y entender patrones complejos en grandes volúmenes de datos.

ERA, una aplicación desarrollada por Monna y otros (2022), permite la clasificación automática de píxeles correspondientes a pinturas empleando datos de entrenamiento que el usuario debe introducir mediante el balizamiento manual de grupos de píxeles que pertenecen a distintas categorías (tipo de pigmento, pared). Posteriormente una serie de algoritmos clasificarán esa información y crearán un modelo que pueda extrapolarse a otras áreas de la imagen para resaltar áreas que son susceptibles de pertenecer a las mismas categorías de entrada.

Una ventaja de este sistema de trabajo que aún no ha sido lo suficientemente explorada es la posibilidad de asignar probabilidades a los píxeles de pertenencia a una determinada clase produciendo imágenes que mapean esa variable a lo largo de toda la imagen (fig. 7). Es desde luego una forma de abordar el problema del ruido e identificar aquellos píxeles que pueden ser dudosos.

La clasificación e identificación de figuras, y no de pigmentos, es uno de los campos en los que el ML se ha empleado en arte rupestre. Por ejemplo, Horn y otros (2022) han conseguido la identificación precisa de diferentes figuras grabadas en paneles al asignarles probabilidades cuantificables. Tal avance representa una valiosa aportación a este campo de investigación, ofreciendo nuevas perspectivas que pueden enriquecer la identificación e interpretación de símbolos concretos en grafías prehistóricas. Aunque los principios son distintos, éste último está basado en redes neuronales, la influencia y la necesidad de utilizar procedimientos de realce de forma previa a la identificación lo conectan con experiencias como las anteriores.

Finalmente, en el momento de escribir estas líneas, la empresa OpenAI había incorporado en su conocido modelo de lenguaje ChatGPT la posibilidad de identificar elementos en imágenes y discurrir sobre ellos. No es predecible si en un futuro los modelos de lenguaje serán capaces o configurables para producir realces de imagen e identificar pigmentos y clasificar grafías en las imágenes de forma automatizada, pero es sin duda una perspectiva que habría que considerar como un nuevo salto en la forma de investigar esta parcela de la Prehistoria.

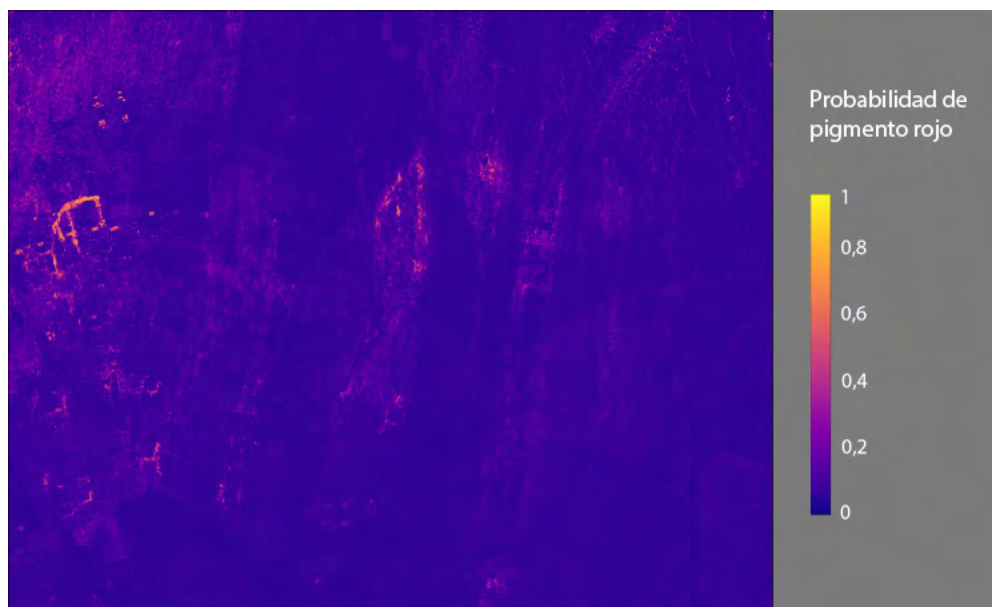


Fig. 7.—Ejemplo de un mapa de probabilidad obtenido por un modelo de ML sobre los canales una ortoimagen. La imagen refleja con qué probabilidad cada píxel corresponde a pigmento rojo. El sitio se localiza en el desierto de Atacama (Chile) y forma parte de un trabajo en curso de elaboración.

REFLEXIONES FINALES

El realce digital de las imágenes de pinturas rupestre es un campo de extraordinaria viveza, y sobre todo lleno de procedimientos aún por diseñar. En estas breves reflexiones quisiéramos apenas avanzar algunas cuestiones de futuro y tratar de repensar algunas ideas enunciadas en torno a la generalización de estas técnicas. Hay dos aspectos que desde nuestro punto de vista forman parte de debates ya superados, aunque no con una respuesta unánime por parte de la comunidad de investigadores.

El primero de ellos es la pretendida búsqueda de objetividad mediante la aplicación de técnicas de realce. Parece fuera de toda duda que la implementación de un procedimiento de realce o de clasificación automática mediante ML, no va a superar los problemas de subjetividad que existen a la hora de interpretar un panel pintado y reconocer grafías específicas. Habría que lograr separar aquello que es meramente interpretativo del proceso de realce en sí, a pesar de cierta influencia del segundo aspecto sobre el primero. Técnicas como la detección de pigmentos mediante ML pueden introducir un componente de objetividad, pero los resultados estarán supeditados a las condiciones de la toma de datos y de la calidad de los datos de entrenamiento. Dicho de otra forma: dependerán de distintas capas de ruido, entre las cuales una de ellas es la percepción personal a la que están sujetos el

entrenamiento de un modelo. Habrá que considerar la evolución de algunas técnicas de IA en este campo, pero parece una línea de trabajo en la que los avances son esperables. Y por supuesto, el conocimiento experto deberá servir para enfrentar situaciones de ambigüedad, por ejemplo, al diferenciar óxidos de hierro de pigmentos de color rojo constituidos en gran proporción por el mismo compuesto. Habrá que considerar la evolución de algunas técnicas de IA en este campo y establecer cómo resuelven el realce e identificación de pigmentos, pero parece una línea de trabajo en la que los avances son esperables.

En segundo lugar, el debate se centra en la pertinencia de usar métodos científicos de cierta sofisticación o simplemente de herramientas, como Dstretch, que ofrezcan resultados sin necesidad de mucha comprensión de los procesos técnicos por parte de los usuarios. Desde luego, una parte significativa de la comunidad de especialistas en arte rupestre preferirá soluciones simples, directas, que sean portables al lugar de estudio y que ofrezcan resultados rápidos, y es comprensible que así sea. Pero también parece correcto pensar que un buen diseño metodológico —que conecte un procedimiento de registro adecuado con técnicas específicas de realce— produzca no solo resultados replicables, sino un control más adecuado de la interpretación de graffias y soportes. Es previsible que en un futuro surjan nuevas técnicas de realce, por lo que mantener un criterio metodológico de documentación y análisis constante se hace esencial.

Es obvio que en la mayor parte de los casos el realce de las pinturas se ha venido desarrollando desde hace casi tres décadas precisamente por la capacidad de interpretar visualmente los resultados, aparentemente antes que por las posibilidades de análisis cuantitativo de la imagen, que por su complejidad parecen reservadas a pocos miembros de la comunidad arqueológica. Aun así, las tecnologías digitales permiten también cambiar el lenguaje con el que se realiza la expresión gráfica del registro arqueológico, como ya ocurrió con los modelos tridimensionales (Frischer, 2008), y quizás en nuestro ámbito habría que repensar la posibilidad de explicar nuestro objeto de conocimiento de una forma más realista que la de un calco, como en gran medida ya ocurre (Ruiz *et al.*, 2018). De la misma forma, el concebir el resultado de nuestros procesos de realce en forma de balance entre señal y ruido no es trivial. Los dos tipos de aproximaciones que hemos presentado abordan esa cuestión de forma más o menos directa. El PCA consigue reducir la varianza entre los componentes agrupando información y minorizando aquellos datos que para nosotros son “ruido”. Los mapas de probabilidad generados a partir de ML expresan mejor la incertidumbre que rodea a la interpretación de cualquier superficie pintada con unos límites hipotéticamente acotados. Ciertamente, estos últimos procedimientos nos aproximan mejor a la representación del tipo de registro complejo que abordamos. Pero, es más, de popularizarse deben convertirse en una documentación insustituible en la publicación de imágenes de arte rupestre, al igual que lo son los componentes derivados por PCA o ICA para mostrar la documentación original de la que se deriva la interpretación. Sin duda, está por ver el deseable impacto epistemológico y práctico que estos aportes puedan tener en este campo de análisis y que solo hemos comenzado a atisbar.

En este ámbito, la adopción de tecnologías digitales ha sido muy gradual, y muchas de sus potenciales aplicaciones aún no se han explorado en profundidad. La generación de extensos conjuntos de datos está al alcance de la mano, y su potencial para reutilización y revisión mediante nuevos métodos plantea preguntas sobre nuestra capacidad para manejar e interpretar grandes volúmenes de información. Por todo ello, quizás un desarrollo científico de los procedimientos de realce —también de clasificación automática— de las pinturas tenga que convivir con el sentido más pragmático de su aplicación como mera técnica de visualización. Parece un problema congruentemente menor si este tipo de aproximación es consciente, se aplica con cierto rigor y además sirve para generar conocimiento sobre las sociedades que produjeron las grafías y su contexto.

AGRADECIMIENTOS

La investigación en la aplicación de técnicas digitales y cuantitativas a grafías prehistóricas debe gran parte a los trabajos iniciales desarrollados en colaboración con J. A. Martínez del Pozo. Muchos de los casos de estudio que han permitido este avance proceden de proyectos de la Dra. Marcela Sepúlveda. Un ejemplo es la figura 7, que procede de un trabajo aún en desarrollo. Esta figura ha sido parcialmente compuesta por J. Moreno Otero, a quien agradezco su ayuda. Finalmente quisiera agradecer a Alexis Maldonado su invitación a participar en este volumen.

BIBLIOGRAFÍA

- ABDI, H. y WILLIAMS, L. J. (2010): “Principal component analysis” TL - 2. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics* 2VN, pp. 433-459. <https://doi.org/10.1002/wics.101>
- ANDREWS, T. D. y BRINK, J. W. (2022): “Using retroReveal as a Complement to DStretch for Enhancing Red Ochre Pictographs”, *Canadian Journal of Archaeology* 46:1, pp. 1-15. <https://doi.org/10.51270/46.1.1>
- BARCELÓ, J. A. (2008): *Computational Intelligence in Archaeology*, Information Science Reference. <https://doi.org/10.4018/978-1-59904-489-7>
- BAYARRI, V., CASTILLO, E., RIPOLL, S. y SEBASTIÁN, M. A. (2021): “Improved Application of Hyperspectral Analysis to Rock Art Panels from El Castillo Cave (Spain)”, *Applied Sciences* 11:3, p. 1292. <https://doi.org/10.3390/app11031292>
- BAYARRI, V., SEBASTIÁN, M. A. y RIPOLL, S. (2019): “Hyperspectral Imaging Techniques for the Study, Conservation and Management of Rock Art”, *Applied Sciences* 9:23, p. 5011. <https://doi.org/10.3390/app9235011>
- BEDNARIK, R. G. (2013): “On the Neuroscience of Rock Art Interpretation”, *Time and Mind* 6:1, pp. 37-40. <https://doi.org/10.2752/175169713X13500468476484>
- BODEN, M. A. (2018): *Artificial Intelligence: A Very Short Introduction*, Oxford University Press.
- BRADSKI, G. (2000): “The OpenCV Library”, *Dr. Dobb's Journal of Software Tools* 120, pp. 122-125.
- BREIMAN, L. (2001): “Statistical modeling: The two cultures”, *Statistical Science* 16:3. <https://doi.org/10.1214/ss/1009213726>
- BUENO RAMÍREZ, P., BALBÍN BEHRMANN, R. DE y BARROSO BERMEJO, R. (2014): “Le-yendo grandes piedras de megalitos”, *Antrope* 1, pp. 62-88.

- CARRERO-PAZOS, M., VÁZQUEZ-MARTÍNEZ, A. y VILAS-ESTÉVEZ, B. (2016): "AsTrend: Towards a new method for the study of ancient carvings", *Journal of Archaeological Science: Reports* 9, pp. 105-119. <https://doi.org/10.1016/J.JASREP.2016.06.044>
- CARRIÓN-RUIZ, B. y LERMA, J. L. (2017): "Análisis de Componentes Principales de imágenes multispectrales en el ámbito del arte rupestre", *Proceedings - 1st Congress in Geomatics Engineering - CIGeo*, pp. 41-47. <https://doi.org/10.4995/CIGeo2017.2017.6597>
- CASSEN, S., LESCOPEL, L., GRIMAUD, V. y ROBIN, G. (2014): "Complementarity of acquisition techniques for the documentation of Neolithic engravings: lasergrammetric and photographic recording in Gavrinis passage tomb (Brittany, France)", *Journal of Archaeological Science* 45, pp. 126-140. <https://doi.org/10.1016/J.JAS.2014.02.019>
- CERRILLO-CUENCA, E., BUENO-RAMÍREZ, P. y DE BALBÍN-BEHRMANN, R. (2019): "'3DMeshTracings': A protocol for the digital recording of prehistoric art. Its application at Almendres cromlech (Évora, Portugal)", *Journal of Archaeological Science: Reports* 25, pp. 171-183. <https://doi.org/10.1016/j.jasrep.2019.03.010>
- CERRILLO-CUENCA, E. y GONZÁLEZ CORDERO, A. (2007): *Cuevas para la eternidad. Sepulcros prehistóricos de la provincia de Cáceres*, Ataecina 3, Asamblea de Extremadura, Mérida.
- CERRILLO-CUENCA, E., ORTIZ-CODER, P. y MARTÍNEZ-DEL-POZO, J. Á. (2014): "Computer vision methods and rock art: Towards a digital detection of pigments". *Archaeological and Anthropological Sciences* 6, 227-239. <https://doi.org/10.1007/s12520-013-0147-2>
- CERRILLO-CUENCA, E. y SEPÚLVEDA, M. (2015): "An assessment of methods for the digital enhancement of rock paintings: The rock art from the precordillera of Arica (Chile) as a case study", *Journal of Archaeological Science* 55, pp. 197-208. <https://doi.org/10.1016/j.jas.2015.01.006>
- CERRILLO-CUENCA, E., SEPÚLVEDA, M. y GUERRERO-BUENO, Z. (2021): "Independent component analysis (ICA): A statistical approach to the analysis of superimposed rock paintings", *Journal of Archaeological Science* 125, 105269. <https://doi.org/10.1016/j.jas.2020.105269>
- CHALMIN, E., HÉRLÉ, S. y REICHE, I. (2017): "Taphonomy on the Surface of the Rock Wall", *The Oxford Handbook of the Archaeology and Anthropology of Rock Art* (B. David y I. J. McNiven, eds.), Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780190607357.013.47>
- CHANDLER, J. H., BRYAN, P. y FRYER, J. G. (2007): "The development and application of a simple methodology for recording rock art using consumer-grade digital cameras", *Photogrammetric Record* 22:117, pp. 10-21. <https://doi.org/10.1111/j.1477-9730.2007.00414.x>
- CLOGG, P., DÍAZ-ANDREU, M. y LARKMAN, B. (2000): "Digital image processing and the recording of rock art", *Journal of Archaeological Science* 27:9, pp. 837-843. <https://doi.org/10.1006/jasc.1999.0522>
- COBB, P. J. (2023): "Large Language Models and Generative AI, Oh My!", *Advances in Archaeological Practice* 11:3, pp. 363-369. <https://doi.org/10.1017/aap.2023.20>
- DOBREZ, L. y DOBREZ, P. (2013): "Rock art animals in profile: visual recognition and the principles of canonical form", *Rock Art Research* 30:1, pp. 75-90.
- DOMINGO, I., CARRIÓN, B., BLANCO, S. y LERMA, J. L. (2015): "Evaluating conventional and advanced visible image enhancement solutions to produce digital tracings at el Carhe rock art shelter", *Digital Applications in Archaeology and Cultural Heritage* 2:2-3, pp. 79-88. <https://doi.org/10.1016/j.daach.2015.01.001>
- DOMINGO, I., VILLAVARDE, V., LÓPEZ-MONTALVO, E., LERMA, J. L. y CABRELLES, M. (2013): "Latest developments in rock art recording: Towards an integral documentation of Levantine rock art sites combining 2D and 3D recording techniques", *Journal of Archaeological Science* 40:4, pp. 1879-1889. <https://doi.org/10.1016/j.jas.2012.11.024>
- DOMINGO SANZ, I. (2014): "Rock Art Recording Methods: From Traditional to Digital", *Encyclopedia of Global Archaeology*, Springer, New York, pp. 6351-6357. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-0465-2_1277

- FRISCHER, B. (2008): "Introduction: From digital illustration to digital heuristics", *Beyond illustration: 2D and 3D technologies as tools for discovery in archaeology* (B. Frischer y A. Dakouri-Hild, eds.), Archaeopress, pp. V-XXIV.
- GILLESPIE, A. R., KAHLE, A. B. y WALKER, R. E. (1986): "Color enhancement of highly correlated images. I. Decorrelation and HSI contrast stretches", *Remote Sensing of Environment* 20:3, pp. 209-235. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(86\)90044-1](https://doi.org/10.1016/0034-4257(86)90044-1)
- GRIZONNET, M., MICHEL, J., POUGHON, V., INGLADA, J., SAVINAUD, M. y CRESSON, R. (2017): "Orfeo ToolBox: open source processing of remote sensing images", *Open Geospatial Data, Software and Standards* 2:1, p. 15. <https://doi.org/10.1186/s40965-017-0031-6>
- HORN, C., IVARSSON, O., LINDHÉ, C., POTTER, R., GREEN, A. y LING, J. (2022): "Artificial Intelligence, 3D Documentation, and Rock Art-Approaching and Reflecting on the Automation of Identification and Classification of Rock Art Images", *Journal of Archaeological Method and Theory* 29:1, pp.188-213. <https://doi.org/10.1007/s10816-021-09518-6>
- HYVÄRINEN, A. y OJA, E. (2000): "Independent component analysis: Algorithms and applications", *Neural Networks* 13:4-5, pp. 411-430. [https://doi.org/10.1016/S0893-6080\(00\)00026-5](https://doi.org/10.1016/S0893-6080(00)00026-5)
- JALANDONI, A. (2021): "An overview of remote sensing deliverables for rock art research", *Quaternary International* 572, pp. 131-138. <https://doi.org/10.1016/j.quaint.2019.10.008>
- JALANDONI, A., DOMINGO, I. y TAÇON, P. S. (2018): "Testing the value of low-cost Structure-from-Motion (SfM) photogrammetry for metric and visual analysis of rock art", *Journal of Archaeological Science: Reports* 17, pp. 605-616. <https://doi.org/10.1016/j.jasrep.2017.12.020>
- JOLLIFFE, I. T. (2002): *Principal Component Analysis (Second Edition)*, Encyclopedia of Statistics in Behavioral Science, Springer.
- LE QUELLEC, J.-L. L., HARMAN, J., DEFASNE, C., DUQUESNOY, F. F. y DEFASNE, C. (2013): "DStretch® et l'amélioration des images numériques: applications à l'archéologie des images rupestres", *Les Cahiers de l'AARS* 16, pp. 177-198. <https://shs.hal.science/halshs-00935630>
- MAGNANI, M., DOUGLASS, M., SCHRODER, W., REEVES, J. y BRAUN, D. R. (2020): "The Digital Revolution to Come: Photogrammetry in Archaeological Practice", *American Antiquity* 85:4, pp. 737-760. <https://doi.org/10.1017/aaq.2020.59>
- MONNA, F., ROLLAND, T., MAGAIL, J., ESIN, Y., BOHARD, B., ALLARD, A.-C., WILCZEK, J. y CHATEAU-SMITH, C. (2022): "ERA: A new, fast, machine learning-based software to document rock paintings", *Journal of Cultural Heritage* 58, pp. 91-101. <https://doi.org/10.1016/j.culher.2022.09.018>
- MONTERO RUIZ, I., RODRÍGUEZ ALCALDE, Á. L., VICENT GARCÍA, J. M., CRUZ BERROCAL, M. y BERROCAL, M. C. (1998): "Técnicas digitales para la elaboración de calcos de arte rupestre", *Trabajos de Prehistoria* 55:1, pp. 155-169. <https://doi.org/10.3989/tp.1998.v55.i1.323>
- MUDGE, M., SCHROER, C., NOBLE, T., MATTHEWS, N., RUSINKIEWICZ, S., y TOLER-FRANKLIN, C. (2012): "Robust and Scientifically Reliable Rock Art Documentation from Digital Photographs", *A Companion to Rock Art* (J. McDonald y P. Veth, eds.), Wiley, pp. 644-659. <https://doi.org/10.1002/9781118253892.ch36>
- MURPHY, K. P. (2022): *Probabilistic Machine Learning: An Introduction*, MIT Press.
- ORTIZ CODER, P. (2016): "Nueva generación de instrumentos y tecnologías para la documentación gráfica en arqueología y arquitectura", *Schema* 1, pp. 42-55.
- PIRES, H., SECO, L. G., FONTE, J., CORREIA SANTOS, M. J. y SOUSA, O. (2014): "Morphological Residual Model: A Tool For Enhancing Epigraphic Readings Of Highly Eroded Surfaces", *Information Technologies for Epigraphy and Cultural Heritage* (S. Orlandi, R. Santucci, V. Casarosa y P.M. Liuzzo, eds.), Collana Convegno 26, Sapienza Università Editrice, pp. 133-144.
- QUESADA MARTÍNEZ, E. y HARMAN, J. (2019): "A step further in rock art digital enhancements. DStretch on Gigapixel imaging", *Digital Applications in Archaeology and*

- Cultural Heritage* 13, p. e00098. <https://doi.org/10.1016/j.daach.2019.e00098>
- RÉDEI, A. C., SKOGLUND, P. y PERSSON, T. (2020): "Seeing different motifs in one picture: Identifying ambiguous figures in South Scandinavian Bronze Age rock art", *Cogent Arts and Humanities* 7:1. <https://doi.org/10.1080/23311983.2020.1802804>
- ROGERIO-CANDELER, M. Á., SOARES DE FIGUEREIDO, S., GUIMARÃES, P. y MARTIÑO BAPTISTA, A. (2010): "Image analysis of rock paintings of Faia site (Parque Arqueológico de Vila Nova de Foz Côa, Guarda, Portugal)", *Actas VIII Congreso Ibérico de Arqueometría*, Seminario de Arqueología y Etnología Turolense, pp. 419-427.
- ROGERIO-CANDELER, M. Á. (2015): "Digital image analysis based study, recording, and protection of painted rock art. Some Iberian experiences", *Digital Applications in Archaeology and Cultural Heritage* 2:2-3, pp. 68-78. <https://doi.org/10.1016/j.daach.2014.11.001>
- ROWLANDS, D. A. (2020): *Physics of digital photography*, Second ed., IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/978-0-7503-2558-5>
- RUIZ LÓPEZ, J. F. y PEREIRA UZAL, J. (2014): "The colours of rock art. Analysis of colour recording and communication systems in rock art research", *Journal of Archaeological Science* 50, pp. 338-349. <https://doi.org/10.1016/j.jas.2014.06.023>
- RUIZ LÓPEZ, J. F., QUESADA MARTÍNEZ, E. y PEREIRA UZAL, J. M. (2018): "Diagnosis and monitoring of rock art sites in "4D · arte rupestre" projects", *Les Nouvelles de l'archéologie* 154, pp. 63-68. <https://doi.org/10.4000/nda.5398>
- SCHMITT, B., SOUIDI, Z., DUQUESNOY, F. y DONZÉ, F.-V. (2023): "From RGB camera to hyperspectral imaging: a breakthrough in Neolithic rock painting analysis", *Heritage Science* 11:1, p. 91. <https://doi.org/10.1186/s40494-023-00940-5>
- TEIRA, L. BAYARRI, V., ONTAÑÓN, R., CASTILLO, E. y ARIAS, P. (2023): "Geometric and Radiometric Recording of Prehistoric Graphic Expression: the case of Peña Tu (Asturias, Spain)", consultado el 01 September 2023, PREPRINT (Vers. 1), disponible en Research Square. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3303068/v1>
- THARWAT, A. (2018): "Independent component analysis: An introduction", *Applied Computing and Informatics* 17:2, pp. 222-249. <https://doi.org/10.1016/j.aci.2018.08.006>
- UNGER HOLTZ, T. S. (2007): Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective, third edition, *Environmental & Engineering Geoscience* 13:1, pp. 89-90. <https://doi.org/10.2113/gsegeosci.13.1.89>
- VAN DER WALT, S., SCHÖNBERGER, J. L., NÚÑEZ-IGLESIAS, J., BOULOGNE, F., WARNER, J. D., YAGER, N., GOUILLART, E. y YU, T. (2014): "Scikit-image: Image processing in Python", *PeerJ* 2014:1. <https://doi.org/10.7717/peerj.453>
- VASEGHI, S. V. (2008): *Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction*, Wiley. <https://doi.org/10.1002/9780470740156>
- VICENT GARCÍA, J. M., MONTERO RUÍZ, I., RODRÍGUEZ ALCALDE, Á. L., MARTÍNEZ NAVARRETE, M. I. y CHAPA BRUNET, T. (1996): "Aplicación de la imagen multiespectral al estudio y conservación del arte rupestre postpaleolítico", *Trabajos de Prehistoria* 53:2, pp. 19-35. <https://doi.org/10.3989/tp.1996.v53.i2.390>