

Análisis de modelos espaciotemporales del color del agua en lagos de alta montaña del Parque Nacional Aigüestortes y Estany de Sant Maurici mediante teledetección

Spatiotemporal Analysis of Water Color Patterns in High-Mountain Lakes of the Aigüestortes and Estany de Sant Maurici National Park Using Remote Sensing

Eliana Hincapié¹ 

Diva Rodríguez² 

Resumen

Los lagos de los Pirineos prestan servicios ecosistémicos fundamentales y funcionan como indicadores de los cambios ocurridos en las cuencas hidrográficas. No obstante, su ubicación remota y de difícil acceso representa un desafío para el monitoreo, lo que resalta la utilidad del empleo de sensores remotos. Este estudio evalúa la disponibilidad e idoneidad de datos satelitales para el análisis de los lagos del Parque Nacional de Aigüestortes y Estany de Sant Maurici, examinando el impacto de las sombras de montaña sobre los valores de reflectancia y la variabilidad espaciotemporal de la coloración del agua. Se extrajeron valores de reflectancia de 62 lagos mediante imágenes de los satélites Sentinel-2 y Landsat 5, 7 y 8, correspondientes al periodo 1984-2023. Se aplicaron índices espectrales para diferenciar coberturas, algoritmos en R para calcular la longitud de onda dominante (DWL)

Palabras clave:
alta montaña, color del agua, lagos, monitoreo ambiental, sensores satelitales Landsat y Sentinel, teledetección multitemporal.

y Sistemas de Información Geográfica para generar mapas de sombreado. Los resultados evidencian que los valores de DWL obtenidos de diferentes satélites presentan correlaciones de Pearson positivas, destacándose las combinaciones LS7-S2 ($r = 0,69$) y LS7-LS5 ($r = 0,68$). Asimismo, se observó que las sombras de montaña y las variaciones estacionales influyen significativamente en los resultados, especialmente en la colección Landsat. El satélite LS7 presentó las correlaciones más altas y permitió analizar la variabilidad del DWL, mostrando que el 69 % de los

1 Fundación Universidad Autónoma de Barcelona. eliana.h1197@gmail.com.
ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-5062-7238>.

2 Universidad Distrital Francisco José de Caldas. dgrrodriguez@udistrital.edu.co.
ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-7877-3732>.

lagos exhiben coloración azul; sin embargo, un 11 % evidenció tendencias hacia tonalidades verde o amarillo intensificado, influenciadas por factores climáticos y ambientales. Estos hallazgos ofrecen una base metodológica sólida para optimizar el uso de sensores multitemporales en ecosistemas de alta montaña y promueven estrategias de monitoreo ambiental sostenibles a largo plazo.

Cómo citar

Hincapié, E y Rodríguez, D. (2025). Análisis de modelos espaciotemporales del color del agua en lagos de alta montaña del Parque Nacional Agüestortes y Estany de Sant Maurici mediante teledetección. *Análisis Geográficos*, (58), 64-81.

Abstract

The lakes of the Pyrenees provide essential ecosystem services and serve as indicators of changes occurring within their watersheds. However, their remote and hard-to-access locations pose challenges for monitoring, highlighting the advantages of using remote sensing technologies. This study assesses the availability and suitability of satellite data for analyzing the lakes of the Aigüestortes i Estany de Sant Maurici National Park, examining the impact of mountain shadows on reflectance values and the spatiotemporal variability of water coloration. Reflectance values were extracted from 62 lakes using Sentinel-2 and Landsat 5, 7, and 8 satellite imagery spanning the period 1984-2023. Spectral indices were applied to differentiate land covers, R algorithms were used to calculate the dominant wavelength (DWL), and Geographic Information Systems were employed to generate shading maps. The results

show that DWL values obtained from different satellites exhibit positive Pearson correlations, with the strongest relationships observed between LS7-S2 ($r =$

0.69) and LS7-LS5 ($r = 0.68$). Mountain shadows and seasonal variations significantly influenced the outcomes, particularly within the Landsat collection. LS7 presented the highest correlations and enabled the analysis of DWL variability, revealing that 69 % of the lakes displayed blue coloration, while 11 % showed a tendency toward intensified green or yellow hues, influenced by climatic and environmental factors. These findings provide a solid methodological basis for optimizing the use of multitemporal sensors in high-mountain ecosystems and foster sustainable long-term environmental monitoring strategies.

Keyword:

high-mountain lakes, water color, environmental monitoring, Landsat and Sentinel satellite sensors, multitemporal remote sensing.

Introducción

Los lagos ubicados en regiones de alta montaña ofrecen una amplia gama de servicios ecosistémicos, al mantener poblaciones y hábitats, abastecer aguas superficiales y brindar oportunidades para actividades recreativas y experiencias estéticas (Schirpke et al., 2021; Ebner et al., 2022). Debido a su aislamiento, constituyen indicadores clave de las perturbaciones generadas por actividades antropogénicas que modifican su estructura y funcionamiento, tales como la contaminación, la eutrofización, la sedimentación y la canalización (Llorens-Marès et al., 2019; Lukman, 2023).

Asimismo, estos ecosistemas son altamente sensibles a los efectos del cambio climático, que provocan alteraciones en su hidrodinámica y calidad del agua, favoreciendo la proliferación de algas y las modificaciones en los regímenes de mezcla (Ebner et al., 2022; Shin et al., 2023; Yaghouti et al., 2023). No obstante, su ubicación remota y la gran cantidad de cuerpos de agua existentes imponen limitaciones logísticas y económicas para el monitoreo constante de la calidad del agua (Minder et al., 2010), lo que ha dado lugar a conjuntos de datos escasos o desigualmente distribuidos en determinadas regiones.

En este contexto, los sensores remotos ópticos se constituyen en una herramienta eficaz para la medición de parámetros biogeoquímicos, tales como la turbidez, la biota fotosintética, la materia orgánica disuelta cromófora (CDOM, por sus siglas en inglés) y el color del agua. Este último resulta fundamental para identificar tendencias en los lagos (Wang et al., 2021; Yang et al., 2022), dado que está estrechamente relacionado con las propiedades de absorción y dispersión de componentes como el fitoplancton, la materia suspendida y la CDOM, los cuales se asocian con variables climatológicas, entre ellas la temperatura del aire y la precipitación (Van der Woerd y Wernand, 2018; Giardino et al., 2019; Yang et al., 2022).

El color del agua puede derivarse a partir de los datos de reflectancia (R_{rs}) obtenidos mediante detección remota, utilizando algoritmos como el del ángulo

de tono (α), que representa el color puro, similar al color verdadero de las aguas naturales (Giardino et al., 2019). A partir de este ángulo es posible calcular la longitud de onda dominante (DWL, por sus siglas en inglés), la cual describe el color de la superficie del agua dentro del rango espectral de 380 nm a 750 nm (Van der Woerd y Wernand, 2018; Burket et al., 2023). Estas métricas permiten caracterizar los estados tróficos de los lagos, en los cuales las transiciones cromáticas reflejan los niveles de nutrientes y facilitan la detección de cambios ambientales (Yang et al., 2022; Meyer et al., 2024).

Estudios recientes han destacado la importancia de la teledetección para analizar la claridad del agua y los patrones globales de color. Por ejemplo, Shen et al. (2025) evaluaron el color de 67570 lagos mediante 32 millones de observaciones satelitales provenientes de Landsat 5, 7 y 8. Los resultados revelaron que los lagos de tonalidades azules predominan en las altas latitudes y elevaciones; los verdes, en zonas templadas densamente pobladas; y los amarillos o rojizos, en el hemisferio sur.

Por su parte, Topp et al. (2021) utilizaron LimnoSat-US, una base de observaciones satelitales de Landsat sin cobertura nubosa, para analizar la fenología del color de los lagos en Estados Unidos durante 36 años, identificando cinco grupos fenológicos asociados con patrones de sucesión del fitoplancton. En otro estudio, Page, Olmanson y Mishra (2019) demostraron la aplicabilidad de armonizar los productos de imágenes satelitales del Sensor Multiespectral de Imágenes (MSI) y del Sensor Operacional de Imágenes Terrestres (OLI) para monitorear la claridad del agua de lagos continentales en el entorno de *Google Earth Engine* (GEE), generando productos coherentes y precisos para el análisis temporal de la calidad del agua.

El objetivo del presente estudio fue evaluar la disponibilidad e idoneidad de los datos ópticos obtenidos mediante fuentes de teledetección en los lagos de alta montaña del Parque Nacional de Aigüestortes y Estany de Sant Maurici (PNAESM), con el fin

de analizar la variabilidad espacial y temporal del color del agua. Para ello, se emplearon colecciones de imágenes satelitales de Sentinel-2 (S2), Landsat 5 (LS5), Landsat 7 (LS7) y Landsat 8 (LS8), a partir de las cuales se extrajeron series temporales de valores de reflectancia (Rrs) en la plataforma de datos GEE, correspondientes al periodo 1984-2023, con el propósito de calcular las medianas de la longitud de onda dominante (DWL) de los lagos.

Este análisis permitió estandarizar los datos y mejorar su precisión, además de identificar patrones espaciotemporales en el color del agua de los lagos. Asimismo, se evaluó el efecto de las sombras de montaña en el cálculo de la DWL y se compararon los valores obtenidos a partir de diferentes fuentes satelitales. Estos resultados son especialmente relevantes debido a la escasa cantidad de investigaciones sobre teledetección de la claridad del agua a escala regional en los Pirineos españoles, y contribuyen al

desarrollo de estrategias sostenibles de monitoreo a largo plazo orientadas al fortalecimiento del seguimiento de estos ecosistemas acuáticos

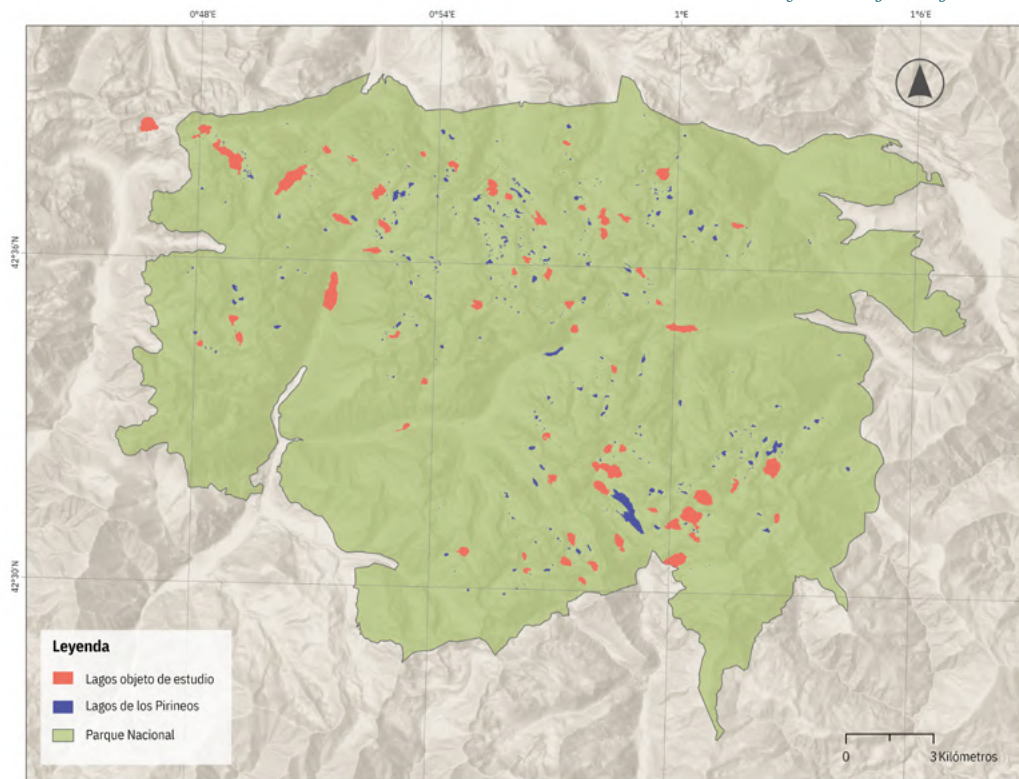
Metodología

Área de estudio

El Parque Nacional de Aigüestortes y Estany de Sant Maurici (PNAESM), situado en el Pirineo central de la península ibérica (Figura 1), forma parte de la Red Española de Parques Nacionales. Este parque abarca una superficie de aproximadamente 14.000 ha, alberga 623 lagos y presenta un clima fuertemente condicionado por la altitud del relieve, con picos que oscilan entre 1.000 y más de 3.000 m s. n. m.

Los lagos incluidos en este estudio forman parte de la base de datos del Observatorio Limnológico de los Pirineos (LOOP), disponible en <https://loopdata.org/>.

Figura 1. - Distribución de los lagos del Parque Nacional de Aigüestortes y Estany de Sant Maurici



Base de datos de color del agua en lagos del PNAESM

Selección de lagos

La selección de los lagos se realizó con base en criterios morfométricos, entre ellos la profundidad máxima, el área y el índice de factor de forma (SF, por sus siglas en inglés). Se eligieron aquellos lagos con una profundidad superior a 10 m, con el fin de minimizar el impacto de la reflectancia del fondo sobre la superficie del agua (Oleksy et al., 2022).

Como segundo criterio, se incluyeron únicamente lagos con un área igual o superior a 3 ha, lo que garantizó que el *buffer* —un área cuadrada en metros por píxeles ubicada en la zona más central del lago— permitiera extraer valores promedio de reflectancia (Rrs).

Adicionalmente, se seleccionaron cuerpos de agua con morfologías simples, empleando el SF, el cual cuantifica la complejidad del contorno dividiendo el perímetro del lago entre la raíz cuadrada de su área. Se estableció un umbral de SF < 0,7 para reducir la probabilidad de incluir píxeles terrestres en los cálculos. Como resultado de este proceso, se obtuvo una selección final de 62 lagos (Anexo 1).

Reflectancia detectada de forma remota

Las colecciones de imágenes satelitales de reflectancia superficial (Rrs) se extrajeron de la plataforma de datos GEE (Tabla 1). Esta integración permitió combinar información de alta resolución reciente (Sentinel-2) con series históricas continuas (Landsat), lo que posibilitó un análisis espaciotemporal robusto.

Tabla 1. - Características de los satélites utilizados en el análisis de imágenes

Sensor	Resolución espacial (m)	Resolución temporal (días)	Periodo
MSI	10, 20 y 60	5	2017-2024
TM	30	16	1984-2011
ETM+	30	16	1999-2022
OLI/TIRS	30	16	2013-2024

Nota. LS5-TM = Thematic Mapper; LS7-ETM+ = Enhanced Thematic Mapper Plus; LS8-OLI = Operational Land Imager; TIRS = Thermal Infrared Sensor.

La Figura 2 ilustra el proceso de generación de la base de datos satelital, que incluyó el procesamiento de imágenes mediante la aplicación de máscaras de nubes y nieve, el cálculo de índices espectrales de agua y el análisis espacial. Este último comprendió la identificación de píxeles de agua y sombras de montaña, lo que permitió extraer los valores de Rrs y calcular la serie temporal de la mediana de la longitud de onda dominante (DWL).

Identificación de píxeles de agua

Para identificar los píxeles correspondientes a cuerpos de agua a partir de los datos de reflectancia remota (Rrs), se emplearon imágenes de Landsat 7 (LS7) con máscaras de nubes y sombras, correspondientes al periodo 2002-2006. La detección se realizó para las estaciones de primavera, verano y otoño, aplicando el índice de agua de diferencia normalizada modificada (MNDWI), reconocido por su alta precisión en la delimitación de masas de agua.

El MNDWI se calculó a partir de las bandas verde e infrarroja de onda corta (SWIR) según la ecuación propuesta por Du et al. (2016):

MNDWI= $\frac{\text{verde}+\text{swir}}{\text{verde}-\text{swir}}$ (1)

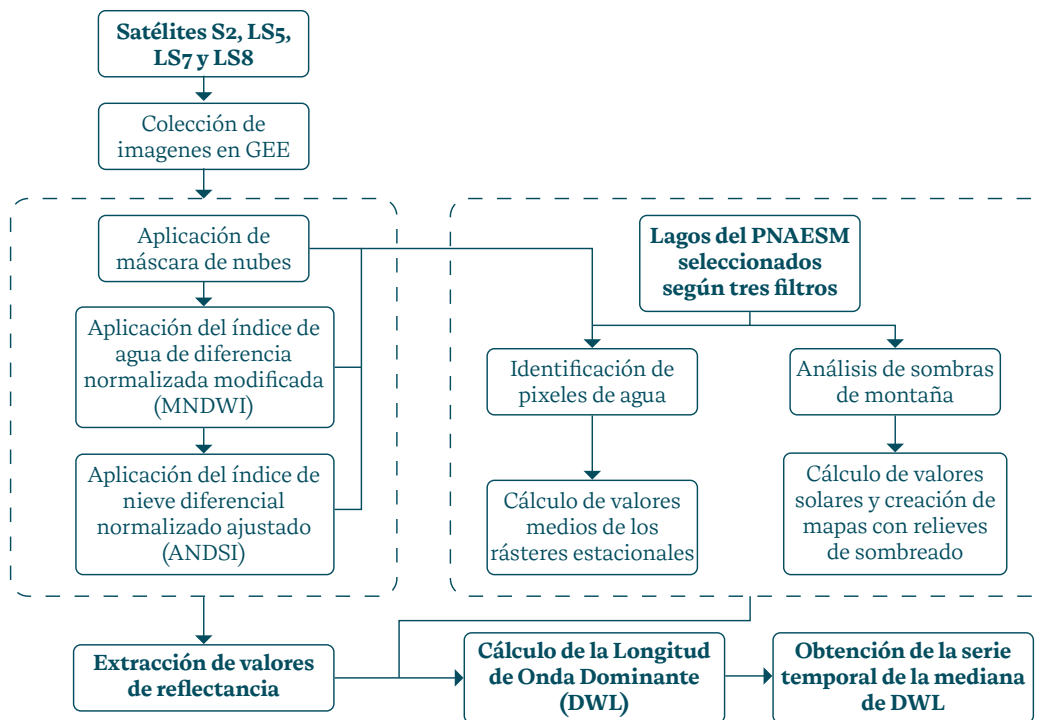
A partir de este índice se generaron rásteres binarios para los 62 lagos seleccionados, considerando como agua aquellos píxeles con valores de MNDWI superiores a 0,2. En ArcMap 10.8, se aplicó la herramienta Estadísticas Zonales para calcular los valores medios de los rásteres estacionales, tomando únicamente los píxeles clasificados como agua dentro de los buffers que delimitaron cada lago.

Se utilizaron buffers de 60 m × 60 m para las imágenes Landsat y de 40 m × 40 m para Sentinel-2, ajustados de acuerdo con la resolución espacial de cada sensor y los resultados obtenidos en las pruebas de precisión.

Detección de valores de reflectancia de la nieve

El índice de nieve de diferencia normalizada ajustada (ANDSI), expresado en la Ecuación 2, permitió la detec-

Figura 2. - Diagrama metodológico de la base de datos



ción de píxeles de nieve y hielo durante la temporada libre de hielo, que abarca los meses de mayo a octubre. No obstante, durante este periodo pueden persistir pequeñas áreas con hielo. Este análisis integra el cálculo del índice de suelo carbonizado (CSI), descrito en la Ecuación 3, y del índice de nieve de diferencia normalizada (NDSI), definido en la Ecuación 4.

$$ANDSI = \frac{CSI - NDSI}{CSI + NDSI} \quad (2)$$

$$CSI = \frac{NIR}{SWIR_2} \quad (3)$$

$$NDSI = \frac{verde - SWIR}{verde + SWIR} \quad (4)$$

Se empleó un umbral de $-0,25 \leq \ln(ANDSI) < 0$ para diferenciar entre áreas glaciales y no glaciales. Las ecuaciones y el umbral fueron adaptados de Mohammadi et al. (2023).

Posteriormente, se creó una base de datos satelital con información proveniente de los sensores S2,

LS5, LS7 y LS8, que incluye la serie temporal de Rrs superficiales de los 62 lagos. Se consideraron observaciones en el espectro visible (ultraazul, azul, verde y rojo), infrarrojo cercano (NIR) y SWIR.

La combinación de imágenes de varios sensores permitió maximizar las observaciones válidas, mejorando la representatividad espacial y temporal del análisis del color del agua en PNAESM.

Cálculo de la longitud de onda dominante

La estimación del color se realizó en R a partir de la conversión de los valores de Rrs de las bandas RGB, para derivar los valores de cromaticidad mediante diferentes ecuaciones lineales según el sensor utilizado (Anexo 2). El color se expresa en coordenadas cromáticas (x, y), las cuales se transformaron en coordenadas polares respecto al punto blanco, definido por las coordenadas $x_w = y_w = 1/3$. A partir de ello se deriva el ángulo de tono (α) de acuerdo con Van der Woerd y Wernand (2018), definido según la Ecuación 5:

$$\alpha = \arctan 2 \left(\frac{(y - 1) / x - (1 / 3)}{3} \right)^* 180 / \pi \quad (5)$$

Posteriormente, se aplicó una corrección polinómica al ángulo de tono, teniendo en cuenta la configuración de las bandas (Anexo 2).

El DWL (Dominant Wavelength) se calculó empleando el paquete colorscience en R (Topp, 2020), el cual caracteriza las fuentes de luz y el comportamiento visual humano mediante combinaciones de colores. Este procedimiento permitió identificar el α' y su correspondiente DWL para cada par de coordenadas (x, y).

A continuación, se calcularon las medianas mensuales y anuales de DWL para cada lago, y se clasificaron de acuerdo con la mediana interanual correspondiente al periodo libre de hielo en tres categorías:

- Lagos azules (DWL < 530 nm, oligotróficos)
- Lagos verdes (530 nm < DWL < 560 nm, mesotróficos a eutróficos)
- Lagos amarillos (DWL > 560 nm, eutróficos a distróficos).

Análisis de correlación

Se evaluó la comparabilidad entre las DWL obtenidas por los diferentes satélites mediante un análisis de correlación de Pearson en escalas temporales diaria, mensual y anual, considerando únicamente la temporada libre de hielo.

Tendencia del color del lago

Para el análisis de las tendencias en la mediana de DWL, se aplicaron estadísticas no paramétricas de Theil-Sen y Mann-Kendall utilizando el paquete trend de R (Pohlert, 2020). Se calculó la pendiente no paramétrica de Theil-Sen y el estadístico z de Mann-Kendall (Oleksy et al., 2022). Con base en los resultados, los lagos se clasificaron en tres categorías de tendencia:

- Sin tendencia: valor $p > 0,05$.
- Azul $\rightarrow$ Más verde: si la mediana de DWL < 530 nm y la pendiente de Theil-Sen > 0.

- Verde/amarillo intensificado: si la mediana de DWL > 530 nm y la pendiente de Theil-Sen > 0.

Análisis de sombras de montañas

Se analizó el efecto de las sombras topográficas para identificar los lagos cuyos valores de Rrs podrían verse afectados por la morfología del relieve pirenaico, caracterizado por valles glaciares y laderas empinadas, lo que reduce la precisión en el mapeo de aguas superficiales (Frey et al., 2010; Feyisa et al., 2014).

Con la herramienta MiraMon v9.0 se calcularon los ángulos azimutales y de elevación solar en tres fechas clave de la temporada sin hielo: el equinoccio de primavera, el solsticio de verano y el equinoccio de otoño (Anexo 3).

Posteriormente, se generaron relieves sombreados (*Hillshade*) en ArcMap a partir del Modelo de Elevación Digital MERIT, y se estimó la mediana de los valores ráster de cada lago mediante la herramienta Estadísticas Zonales. Finalmente, se aplicó la prueba no paramétrica de Wilcoxon para evaluar las diferencias en la mediana de DWL entre lagos con centroides sombreados y no sombreados, considerando datos correspondientes al verano y al otoño.

Resultados

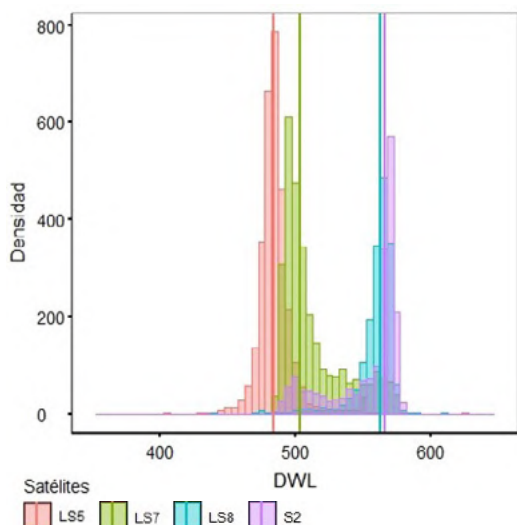
Evaluación de los valores de DWL obtenidos desde múltiples satélites

Se identificaron periodos de superposición en las operaciones de los satélites, principalmente entre LS7 y S2, así como entre LS7 y LS8 (y viceversa) entre 2017 y 2022, y entre LS5 y LS7 entre 1999 y 2011.

Los valores de DWL mostraron una alta variabilidad entre los satélites. LS5 presentó una distribución más estrecha, centrada alrededor de 486 nm, con la mayor densidad anual entre los sensores analizados. Esto sugiere que LS5 tiende a registrar valores dentro del rango azul-verde. En el caso de LS7, la distribución se centró alrededor de 515 nm, mientras que LS8 y S2 exhibieron distribuciones más amplias, centra-

das en 550 nm, lo que indica mediciones en el rango verde-amarillo (Figura 3).

Figura 3. - Distribución anual de la densidad de DWL de acuerdo con los datos de los satélites



Los coeficientes de correlación de Pearson entre los valores de DWL fueron, en general, altos para emparejamientos diarios. Se destacó una correlación moderada entre LS7 y S2 ($r = 0,69$; $n = 14$), lo cual, pese al número limitado de coincidencias, indica una relación significativa entre ambas fuentes. El coeficiente de determinación (R^2) fue de 0,33, lo que sugiere que el 33 % de la variabilidad en los valores de DWL puede explicarse por dicha relación; además, el valor $p = 3e-05$ indica una correlación altamente significativa.

Para el emparejamiento LS7-LS5, la correlación fue alta ($r = 0,68$; $R^2 = 0,40$; $p = 4,5e-32$), lo que refuerza la consistencia entre las mediciones. En contraste, la correlación entre LS7 y LS8 fue más baja (Tabla 2), explicando solo una pequeña fracción de la variabilidad.

La correlación diaria entre S2 y LS8 presentó una tendencia negativa y de muy baja magnitud ($r = -0,03$; $n = 15$), lo que indica la ausencia de una relación lineal significativa. Esta inconsistencia puede atribuirse a la diferencia temporal entre las adquisiciones, las variaciones en la resolución espacial y las discrepancias en los algoritmos de corrección atmosférica.

Tabla 2. - Características de los satélites utilizados en el análisis de imágenes

	Sentinel-2		Landsat-5		Landsat-8	
Landsat-7	$r = 0,69$	$n = 14$	$r = 0,68$	$n = 42$	$r = 0,42$	$n = 54$

Nota. Símbolo r es coeficiente de correlación Pearson, n indica número de coincidencias.

En términos mensuales, la correlación más destacada se observó entre LS7 y LS5, con un coeficiente de 0,69 y un R^2 de 0,29, lo que resulta útil para estudios que integren datos provenientes de ambos satélites. En cambio, las correlaciones anuales fueron débiles y bajas.

El análisis se centró en LS7, debido a que proporciona una serie temporal continua de 25 años y, en la mayoría de los casos, mostró las correlaciones más altas con los demás satélites. Asimismo, el estudio se limitó a las estaciones de verano y otoño, cuando los lagos de alta montaña permanecen parcialmente libres de nieve y hielo, garantizando así mayor estabilidad en la reflectancia espectral y una estimación más confiable de las variaciones a largo plazo en la coloración del agua.

Distribución espacial de la mediana de DWL para los lagos del PNAESM

Las observaciones del color de los lagos, derivadas de los datos del satélite Landsat 7 (LS7), abarcaron el periodo comprendido entre 1999 y 2022. El análisis de la distribución espacial del color evidenció que, de los 62 lagos evaluados, el 69 % presentaba tonalidades azules, el 16 % amarillas y el 15 % verdes (Figura 4). La predominancia del color azul indica una mayor claridad del agua, asociada con bajas concentraciones de sedimentos y materia orgánica, características propias de los lagos oligotróficos.

Variabilidad temporal del DWL para los lagos del PNAESM

Patrón estacional

En cuanto a la distribución estacional de la frecuencia, ambos histogramas presentan una asimetría hacia la

izquierda, con un pico máximo en torno a los 500 nm (Figura 5a y 5b), lo que corresponde a tonalidades azules. Asimismo, se identifica un valle cercano a los 550 nm, que refleja la presencia de tonalidades verde-amarillas.

Durante el verano, se evidencia una mayor variabilidad en los valores de DWL, lo que indica que los colores del agua son más uniformes durante el otoño.

Figura 4. - Distribución espacial para LS7 del color modal (DWL)

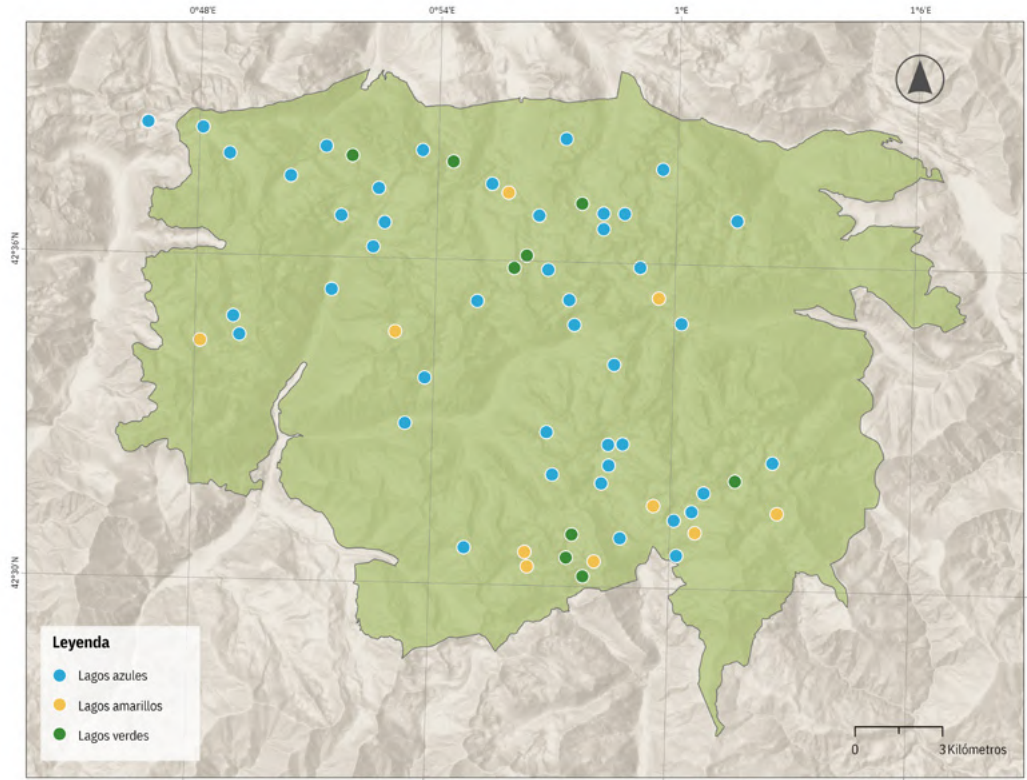


Figura 5a. - Histograma de DWL para LS7 en verano

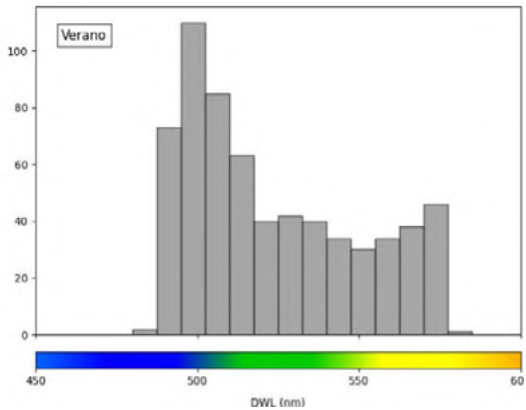
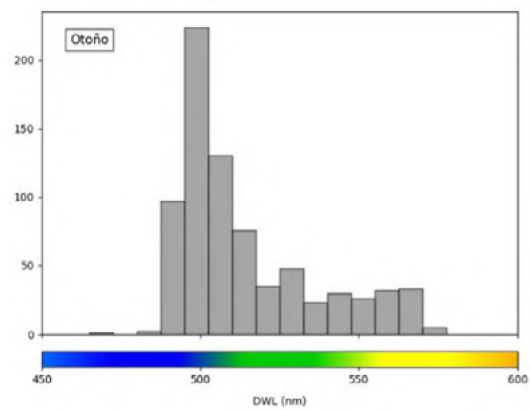


Figura 5b. - Histograma de DWL para LS7 en otoño



Tendencias del DWL en los lagos

Aproximadamente el 11 % de los lagos evidenciaron una tendencia en el cambio de color, mientras que el 89 % restante no mostró variaciones significativas. Esta ausencia de tendencia se explica por la insuficiencia de datos para calcular la pendiente Theil-Sen en algunos lagos, así como por la obtención de pendientes negativas sin significancia estadística.

El lago 1537 mantuvo un color modal verde durante los 24 años de estudio, y el lago 1548 presentó un comportamiento similar durante 21 años (Anexo 4). En contraste, el lago 1568 cambió hacia un verde/amarillo intensificado en 2007, mientras que el lago 1618 mostró esta misma transición en 2011. El lago 1547 fue predominantemente verde entre 2000 y 2018, y posteriormente pasó a tonalidades verde/amarillo intensificado. Un cambio similar se observó en el lago 1560 a partir de 2018 y en el lago 4403 desde 2017.

Presencia de sombras de montaña en la superficie del lago y su efecto en DWL

En total, el 37 % de los lagos presentaron sombras de montaña que afectaron la ubicación del centroide. De estos, cinco lagos mostraron más del 50 % de cobertura de sombra durante las tres temporadas analizadas: 1592, 1599, 1637, 1651 y 1670. Los lagos 1633 y 1644 fueron considerados críticos, dado que la proporción de sombra superó el 50 % en la temporada de verano. Este fenómeno podría estar asociado a la mayor elevación solar durante el verano, cuando el sol incide más directamente sobre el área.

La prueba de Wilcoxon evidenció diferencias significativas entre las medianas de DWL para los satélites LS5 y LS7 (Tabla 3). De manera similar, para LS8 en verano, el valor-p = 7,3e-06 confirmó una diferencia estadísticamente significativa. En contraste, Sentinel-2 no presentó diferencias notables en las medianas de DWL.

Tabla 2. - Prueba de Wilcoxon para los cuatro satélites en verano y otoño

	Sentinel-2 (valor-p)	Landsat-5 (valor-p)	Landsat-7 (valor-p)	Landsat-8 (valor-p)
Verano	0,2877	3,3e-06	1,6e-08	7,3e-06

	Sentinel-2 (valor-p)	Landsat-5 (valor-p)	Landsat-7 (valor-p)	Landsat-8 (valor-p)
Otoño	0,7238	0,001497	2,2e-16	0,125

Discusión

Desafíos de la teledetección óptica en lagos de alta montaña

La disponibilidad y calidad de los datos de teledetección óptica permitieron conformar una base de 15,843 observaciones correspondientes a los 62 lagos analizados. Aunque el número de píxeles de agua válidos es considerable, persisten limitaciones inherentes a la resolución espacial de los sensores, especialmente en el monitoreo de lagos pequeños, los cuales debieron ser excluidos (Kutser y Soomets, 2024). Esta restricción afectó aproximadamente a 561 lagos del parque nacional. Desde una perspectiva metodológica, la selección y filtrado morfométrico de los lagos buscó generar una media representativa de los valores de Rrs; sin embargo, las sombras proyectadas por las montañas continúan afectando significativamente la precisión de estos datos (Feyisa et al., 2014).

Los análisis estadísticos demostraron que las sombras de montaña inciden de forma significativa en la reflectancia de los lagos del PNAESM, afectando al menos al 45 % de ellos, y que un 11 % se encuentra gravemente comprometido durante todo el año. Estas sombras, junto con las generadas por nubes y por las variaciones diarias y estacionales del ángulo solar, pueden distorsionar los valores espectrales de reflectancia (Frey et al., 2010; Feyisa et al., 2014), generando errores en la interpretación de la señal óptica (Yin et al., 2022). En superficies oscuras, los índices de agua de dos bandas presentan dificultades para distinguir entre píxeles de agua y zonas sombreadas, reduciendo la fiabilidad de la clasificación (Verpoorter et al., 2012; Sarp y Özcelik, 2017). Además, se han reportado problemas de precisión con datos de LS5, ya que los métodos de extracción de agua no diferencian de manera efectiva entre agua, sombras y superficies de bajo albedo (Feyisa et al., 2014; Sarp y Özcelik, 2017).

Se detectaron diferencias significativas en la mediana de DWL entre lagos sombreados y no sombreados durante el verano para LS8 y en otoño para LS5 y LS7. Los sensores Landsat, con su resolución espacial limitada, tienden a incluir píxeles mixtos que abarcan áreas heterogéneas compuestas por agua, vegetación o suelo (Feyisa et al., 2014; Jiang et al., 2023; Kutser y Soomets, 2024). Este fenómeno genera incertidumbre en la delimitación precisa de los bordes agua-tierra (Jiang et al., 2023).

Por el contrario, Sentinel-2 no mostró diferencias significativas, posiblemente debido a sus correcciones atmosféricas más avanzadas. En GEE, las imágenes preprocesadas de S2 incluyen correcciones por dispersión de Rayleigh y por absorción y dispersión de gases atmosféricos (ozono, oxígeno y vapor de agua). En cambio, los productos Landsat proporcionan una estimación superficial de Rrs, simulando mediciones sin dispersión o absorción atmosférica. Estas diferencias subrayan la relevancia de considerar la calidad y el tipo de correcciones atmosféricas aplicadas durante el preprocesamiento (Agapiou et al., 2011). Además, S2 ofrece imágenes multiespectrales con mayor resolución espacial y temporal, lo que posibilita la generación de productos MNDWI a 10 m, una ventaja para el análisis de lagos pequeños (Verpoorter et al., 2012; Cook et al., 2023).

El análisis de DWL considerando el efecto de las sombras de montaña constituye una novedad metodológica, dado que la mayoría de estudios previos se han concentrado en factores externos, como la dispersión atmosférica o las sombras de la vegetación (Freitas et al., 2022). La metodología propuesta evaluó el impacto de las sombras mediante la selección comparativa de lagos con y sin sombra, la extracción de Rrs y el cálculo de DWL para cada grupo, seguido de su contraste estadístico. Un posible desarrollo futuro sería la construcción de un modelo de regresión polinomial que permita examinar la relación entre la cobertura de sombras y la DWL,

con el fin de caracterizar cuantitativamente esta dependencia. Asimismo, podrían aplicarse métodos combinados de bandas térmicas y reflectantes para corregir los efectos de relieve y sombra, reduciendo así la influencia topográfica en regiones montañosas (Kour et al., 2016; Alavipanah et al., 2022).

Impacto de la resolución espacial y temporal en la consistencia de los datos satelitales

Los distintos satélites y sensores presentan variaciones en la captura y el procesamiento de los datos de reflectancia de superficie (Rrs), lo que puede generar diferencias en la estimación de la longitud de onda dominante (DWL) (Richards, 2022, p. 32). Las comparaciones entre sensores permitieron identificar discrepancias entre los valores de DWL, con el propósito de corregirlas en estudios posteriores y asegurar la consistencia de los datos multifuente. Estas comparaciones, aplicadas a distintos contextos geográficos, contribuyen a comprender cómo los factores regionales y globales influyen en las propiedades ópticas del agua, ofreciendo así una visión más completa de su dinámica (Zeng et al., 2022).

Las correlaciones de Pearson entre las DWL derivadas de diferentes satélites fueron altas, especialmente entre LS7-S2 ($r = 0,69$) y LS7-LS5 ($r = 0,68$). A escala mensual y anual, las correlaciones más fuertes también se observaron entre LS7 y LS5. No obstante, la concordancia entre escalas temporales fue menor, posiblemente debido a las diferencias en resolución espacial y temporal de los sensores, que afectan la precisión y la coherencia al comparar datos obtenidos en distintas condiciones (Irvine-Fynn et al., 2022).

Por ejemplo, Sentinel-2 (S2) ofrece una resolución espacial superior (10 m) en las bandas visibles e infrarroja cercana, frente a los 30 m de Landsat, lo que mejora el análisis en escalas finas, como la variación del color del agua o la cobertura superficial (Flood, 2017). Asimismo, las técnicas de corrección atmosférica y calibración radiométrica difieren entre

sensores y escalas, introduciendo variabilidad adicional (Richards, 2022, pp. 42-43). En la base de datos de GEE, por ejemplo, se emplean distintos algoritmos de corrección: el Código de Reflectancia de Superficie Landsat (LaSRC) para las colecciones Landsat y el procesador Sen2Cor para Sentinel-2, lo cual puede explicar parte de las discrepancias observadas.

Para mejorar la consistencia intersensorial, Shen et al. (2025) propusieron la aplicación de calibraciones cruzadas mediante regresiones polinomiales de segundo orden, ajustando las reflectancias de LS5 y LS8 a las de LS7. Este método redujo la diferencia media absoluta a menos de 0.01 en todas las bandas y alcanzó coeficientes de determinación (R^2) superiores a 0.9. De forma complementaria, Flood (2017) utilizó la regresión de distancia ortogonal (ODR) para evaluar la coherencia radiométrica entre Sentinel-2A, LS7 y LS8, demostrando que las discrepancias potenciales se deben principalmente a diferencias en la respuesta espectral y la resolución espacial, más que a errores sistemáticos.

En este sentido, aplicar ecuaciones de ajuste para transformar los valores de Rrs obtenidos de diferentes sensores es fundamental para garantizar la coherencia radiométrica y temporal. En este estudio, se propone corregir los valores de Rrs de LS5 utilizando LS7 como referencia, con el fin de mejorar la precisión de la estimación de DWL. Este procedimiento puede implementarse mediante regresiones lineales entre las bandas RGB, lo que permitiría extender las series temporales a aproximadamente 38 años y aumentar la robustez de las estimaciones del color del agua en los lagos de alta montaña.

Factores influyentes en el color de los lagos del PNAESM

Los lagos del PNAESM presentaron una distribución espacial predominantemente azul (69 %), en concordancia con otros estudios realizados en lagos de alta montaña (Topp et al., 2021; Olesky et al., 2022; Shen et al., 2025). Estos sistemas, generalmente oligotróficos,

se caracterizan por propiedades ópticas dominadas por la absorción y dispersión de moléculas de agua, lo que produce reflectancias concentradas en el espectro azul (Giardino et al., 2019; Topp et al., 2021). La mayoría de los lagos se localiza en cuencas empinadas, de gran altitud y escasa cobertura vegetal, donde el limitado aporte de nutrientes restringe la productividad biológica (Olesky et al., 2022).

En el área de estudio es común observar lagos azules contiguos a lagos verdes o amarillos (Figura 4), lo que revela una notable variabilidad espacial a escala local. Esta heterogeneidad puede atribuirse a diferencias climáticas, químicas y morfológicas que interactúan a múltiples escalas (Ortiz-Alvarez et al., 2018; Olesky et al., 2022; Yang et al., 2022).

A escala estacional, la mayoría de los lagos mantuvo categorías de color estables. Un 30 % mostró mejoras en la calidad del agua, evidenciadas por una disminución del DWL de mayo a octubre y una mayor claridad entre el verano y el final del otoño. Se identificaron cambios de verde a azul en el 15 % de los lagos, de amarillo a verde en el 9 %, y un caso (1 %) que pasó de amarillo a azul. Estos resultados sugieren que las temperaturas más frías del verano se asocian con concentraciones menores de clorofila-a durante el verano y el otoño (Shuvo et al., 2021), lo que genera aguas más claras y azuladas al limitar el crecimiento del fitoplancton (Coffey et al., 2018; Shuvo et al., 2018).

Por otro lado, los lagos que mostraron una tendencia hacia tonalidades más verdes se ubican principalmente en las altas planicies, donde predominan condiciones eutróficas (Olesky et al., 2022). La intensificación de los colores verdes o amarillos se relacionó con las condiciones meteorológicas de los años 2007 y 2011, caracterizados por temperaturas de 15 °C y precipitaciones superiores a 500 mm (Agencia Estatal de Meteorología [AEMET], 2018). Esta tendencia coincide con las observaciones de 2018, uno de los años más cálidos en España, con una temperatura media de 15,5 °C —4 °C por encima del promedio del

periodo 1981-2010—, y un régimen pluviométrico muy húmedo (808 mm), en contraste con el año previo, que fue marcadamente seco (AEMET, 2018).

Si las temperaturas en distintas estaciones aumentan lo suficiente como para impedir la formación de hielo, algunos lagos actualmente azules podrían transformarse en verdes o marrones (Yang et al., 2022). El enfoque aplicado para identificar tendencias cromáticas permite un monitoreo continuo de la calidad del agua, especialmente ante un escenario de reducción del período de cobertura de hielo. En investigaciones futuras será crucial profundizar en el análisis del impacto potencial del cambio climático sobre las tendencias del color en los lagos pirenaicos. Dado que el color del agua es altamente sensible a las variaciones fisicoquímicas y de fácil detección mediante teledetección, constituye una herramienta eficaz para identificar transformaciones vinculadas con factores climáticos, dinámicas del paisaje, actividades antropogénicas y rasgos morfométricos de los ecosistemas lacustres.

Conclusiones

El estudio demostró que existe una amplia disponibilidad de observaciones de reflectancia del agua obtenidas mediante teledetección, las cuales permiten caracterizar la variabilidad espacial y temporal del color en un número significativo de lagos del PNAESM. Sin embargo, se evidenció que las sombras proyectadas por las montañas afectan de manera notable los valores de Rrs y DWL, dificultando la detección óptica precisa en lagos de alta montaña. Esta limitación, junto con la resolución espacial restringida de los sensores satelitales, pone de relieve la necesidad de aplicar técnicas avanzadas de corrección y calibración radiométrica que optimicen la calidad de los datos espectrales.

El análisis de la DWL mostró correlaciones sólidas entre los valores derivados de las reflectancias de LS7 con S2 ($r = 0,69$) y con LS5 ($r = 0,68$). No obstante, las diferencias en las resoluciones espacial y temporal de

los sensores incrementaron la incertidumbre en los análisis comparativos, como se observó en la relación casi nula entre S2 y LS8 ($r = -0,03$). Este resultado evidencia la influencia de las discrepancias en la resolución espectral, los intervalos de adquisición y los procedimientos de corrección atmosférica aplicados.

Respecto a la distribución espacial del color, la mayoría de los lagos del PNAESM (aproximadamente el 69 %) presentó una tonalidad azul predominante, característica de condiciones oligotróficas y aguas ópticamente claras. En contraste, los lagos con tonalidades amarillas (16 %) y verdes (15 %) mostraron una mayor variabilidad temporal, posiblemente asociada con procesos estacionales y diferencias locales en la productividad biológica.

Agradecimientos

Expresamos nuestro agradecimiento a Camille Minaudo, del Departamento de Ecología de la Universidad de Barcelona, y a Lluís Gómez Gener, del Centro de Investigación Ecológica y de Aplicaciones Forestales (CREAF), por su valiosa orientación y por compartir sus conocimientos sobre los lagos de alta montaña en los Pirineos catalanes. Su compromiso con la investigación de los ecosistemas y sus aportes fueron fundamentales para el desarrollo de este estudio.

Referencias

- Agapiou, A., Hadjimitsis, D. G., Papoutsas, C., Alexakis, D. D. y Papadavid, G. (2011). The Importance of Accounting for Atmospheric Effects in The Application of NDVI and Interpretation of Satellite Imagery Supporting Archaeological Research: The Case Studies of Palaepaphos and Nea Paphos Sites in Cyprus. *Remote Sensing*, 3(12), 2605-2629. <https://doi.org/10.3390/rs3122605>
- AEMET. (2018). *Resumen anual climatológico 2018*. Ministerio para la Transición Ecológica. <https://www.aemet.es/documentos/es/serviciosclimaticos/>

[vigilancia_clima/resumenes_climat/anauales/res_anual_clim_2018.pdf](#)

Alavipanah, S. K., Karimi Firozjaei, M., Sedighi, A., Fatholouloumi, S., Zare Naghadehi, S., Saleh, S., Naghdizadegan, M., Gomeh, Z., Jokar Arsanjani, J., Makki, M., Qureshi, S., Weng, Q., Haase, D., Pradhan, B., Biswas, A. y Atkinson, P. M. (2022). The Shadow Effect on Surface Biophysical Variables Derived from Remote Sensing: A Review. *Land*, 11(11), 2025. <https://doi.org/10.3390/land11112025>

Burket, M. O., Olmanson, L. G. y Brezonik, P. L. (2023). Comparison of Two Water Color Algorithms: Implications for The Remote Sensing of Water Bodies with Moderate to High CDOM or Chlorophyll Levels. *Sensors*, 23(3), 1071. <https://doi.org/10.3390/s23031071>

Coffey, R., Paul, M., Stamp, J., Hamilton, A. y Johnson, T. (2018). A Review of Water Quality Responses to Air Temperature and Precipitation Changes 2: Nutrients, Algal Blooms, Sediment, Pathogens. *Journal of the American Water Resources Association*, 55(4), 844-868. <https://doi.org/10.1111/1752-1688.12711>

Cook, K. V., Beyer, J. E., Xiao, X. y Hambright, K. D. (2023). Ground-Based Remote Sensing Provides Alternative to Satellites for Monitoring Cyanobacteria in Small Lakes. *Water Research*, 242, 120076. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2023.120076>

Du, Y., Zhang, Y., Ling, F., Wang, Q., Li, W. y Li, X. (2016). Water Bodies' Mapping from Sentinel-2 Imagery with Modified Normalized Difference Water Index At 10-M Spatial Resolution Produced by Sharpening the SWIR Band. *Remote Sensing*, 8(4), 354. <https://doi.org/10.3390/rs8040354>

Ebner, M., Fontana, V., Schirpke, U. y Tappeiner, U. (2022).

Stakeholder Perspectives on Ecosystem Services of Mountain Lakes in The European Alps. *Ecosystem Services*, (53), 101386. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2021.101386>

Feyisa, G. L., Meilby, H., Fensholt, R. y Proud, S. R. (2014). Automated Water Extraction Index: A New Technique for Surface Water Mapping Using Landsat Imagery. *Remote Sensing of Environment*, (140), 23-35. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.08.029>

Flood, N. (2017). Comparing Sentinel-2A and Landsat 7 and 8 Using Surface Reflectance Over Australia. *Remote Sensing*, 9(7), 659. <https://doi.org/10.3390/rs9070659>

Freitas, P., Vieira, G., Mora, C., Canário, J. y Vincent, W. F. (2022). Vegetation Shadow Casts Impact Remotely Sensed Reflectance from Permafrost Thaw Ponds in The Subarctic Forest-Tundra Zone. *Environmental Earth Sciences*, (81), 522. <https://doi.org/10.1007/s12665-022-05220-8>

Frey, S., Walther, M. y Verl, A. (2010). Periodic Variation of Preloading in Ball Screws. *Production Engineering*, (4), 261-267. <https://doi.org/10.1007/s11740-010-0207-8>

Giardino, C., Köks, K. L., Bolpagni, R., Luciani, G., Candiani, G., Lehmann, M. K. y Bresciani, M. (2019). The Color of Water from Space: A Case Study for Italian Lakes from Sentinel-2. *IntechOpen*. <https://doi.org/10.5772/intechopen.86596>

Granados Martínez, I. y Toro Velasco, M. (Eds.). (2000). *Conservación de los lagos y humedales de alta montaña de la Península Ibérica*. Ediciones de la Universidad Autónoma de Madrid.

Irvine-Fynn, T. D. L., Bunting, P., Cook, J. M., Hubbard, A., Barrand, N. E., Hanna, E., Hardy, A. J., Hodson, A. J., Holt, T. O., Huss, M., McQuaid, J. B., Nilsson, J., Nae-

- geli, K., Roberts, O., Ryan, J. C., Tedstone, A. J., Tranter, M. y Williamson, C. J. (2022). Temporal Variability of Surface Reflectance Supersedes Spatial Resolution in Defining Greenland's Bare-Ice Albedo. *Remote Sensing*, 14(1), 62. <https://doi.org/10.3390/rs14010062>
- Jiang, L., Zhou, C. y Li, X. (2023). Sub-Pixel Surface Water Mapping for Heterogeneous Areas from Sentinel-2 Images: A Case Study in The Jinshui Basin, China. *Water*, 15(8), 1446. <https://doi.org/10.3390/w15081446>
- Kour, R., Patel, N. y Krishna, A. P. (2016). Influence of Shadow on The Thermal and Optical Snow Indices and Their Interrelationship. *Remote Sensing of Environment*, (187), 119-129. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.10.017>
- Kutser, T. y Soomets, T. (2024). Satellite Data Is Revealing Long Time Changes in The World's Largest Lakes. *Scientific Reports*, (14), 14391. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-65250-7>
- Llorens-Marès, T., Catalan, J. y Casamayor, E. O. (2020). Taxonomy and Functional Interactions in Upper and Bottom Waters of An Oligotrophic High-Mountain Deep Lake (Redon, Pyrenees) Unveiled by Microbial Metagenomics. *Science of The Total Environment*, (707), 135929. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.135929>
- Meyer, M. F., Topp, S. N., King, T. V., Ladwig, R., Pilla, R. M., Dugan, H. A., Eggleston, J. R., Hampton, S. E., Leech, D. M., Oleksy, I. A., Ross, J. C., Ross, M. R. V., Woolway, R. I., Yang, X., Brousil, M. R., Fickas, K. C., Padowski, J. C., Pollard, A. I., Ren, J. y Zwart, J. A. (2024). National-Scale Remotely Sensed Lake Trophic State from 1984 Through 2020. *Scientific Data*, (11), 77. <https://doi.org/10.1038/s41597-024-02921-0>
- Minder, J. R., Mote, P. W. y Lundquist, J. D. (2010). Surface Temperature Lapse Rates Over Complex Terrain: Lessons from The Cascade Mountains. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 115(D14). <https://doi.org/10.1029/2009JD013493>
- Mohammadi, B., Pilesjö, P. y Duan, Z. (2023). The Superiority of The Adjusted Normalized Difference Snow Index (ANDSI) for Mapping Glaciers Using Sentinel-2 Multispectral Satellite Imagery. *GIScience y Remote Sensing*, 60(1). <https://doi.org/10.1080/15481603.2023.2257978>
- Oleksy, I. A., Collins, S. M., Sillen, S. J., Topp, S. N., Austin, M., Hall, E. K., O'Reilly, C. M., Yang, X. y Ross, M. R. V. (2022). Heterogeneous Controls on Lake Color and Trends Across the High-Elevation U.S. Rocky Mountain Region. *Environmental Research Letters*, 17(10), 104041. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ac939c>
- Ortiz-Álvarez, R., Triadó-Margarit, X., Camarero, L. y et al. (2018). High Planktonic Diversity in Mountain Lakes Contains Similar Contributions of Autotrophic, Heterotrophic and Parasitic Eukaryotic Life Forms. *Scientific Reports*, 8, 4457. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-22835-3>
- Page, B. P., Olmanson, L. G. y Mishra, D. R. (2019). A Harmonized Image Processing Workflow Using Sentinel-2/Msi And Landsat-8/Oli for Mapping Water Clarity in Optically Variable Lake Systems. *Remote Sensing of Environment*, 231, 111284. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111284>
- Pohlert, T., Breitung, V., Wilcsek, K. y Bierl, R. (2020). Trend: Non-Parametric Trend Tests and Change-Point Detection. *Environmental Science and Pollution Research International*, 27, 5993-6008. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Richards, J. A. (2022). Chapter 2: Correcting and registering images. En J. A. Richards (Ed), *Remote sensing digital image analysis* (pp. 31-80). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-82327-6>

- Sarp, G. y Ozcelik, M. (2017). Water Body Extraction and Change Detection Using Time Series: A Case Study of Lake Burdur, Turkey. *Journal of Taibah University for Science*, 11(3), 381-391. <https://doi.org/10.1016/j.jtusci.2016.04.005>
- Schirpke, U., Tasser, E., Ebner, M. y Tappeiner, U. (2021). What Can Geotagged Photographs Tell Us About Cultural Ecosystem Services of Lakes? *Ecosystem Services*, (51), 101354. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2021.101354>
- SIG MiraMon. (15 de mayo del 2023). *CorRad: Corrección radiométrica de imágenes de Teledetección*. miramon.cat. <https://www.miramon.cat/help/spa/msa/CorRad.htm>
- Shen, X., Ke, C.-Q., Duan, Z., Cai, Y., Li, H. y Xiao, Y. (2025). Satellite Observations Reveal Widespread Color Variations in Global Lakes Since The 1980s. *Water Resources Research*, 61(1), e2023WR036926. <https://doi.org/10.1029/2023WR036926>
- Shin, S., Her, Y., Muñoz-Carpena, R., Yu, X., Martinez, C. y Singh, A. (2023). Climate Change Impacts on Water Quantity and Quality of a Watershed-Lake System Using A Spatially Integrated Modeling Framework in The Kissimmee River - Lake Okeechobee System. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, (47), 101408. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2023.101408>
- Shuvo, A., O'Reilly, C. M., Blagrove, K., Ewins, C., Filazzola, A., Gray, D., Mahdiyan, O., Moslenko, L., Quinlan, R. y Sharma, S. (2021). Total Phosphorus and Climate Are Equally Important Predictors of Water Quality in Lakes. *Aquatic Sciences*, (83), 16. <https://doi.org/10.1007/s00027-021-00776-w>
- Topp, S. (2020). *Lake Reflectance Repository: Functions* R. Global Hydrology Lab. GitHub. https://github.com/GlobalHydrologyLab/LakeReflectanceRepo/blob/master/oo_Functions.R
- Topp, S. N., Pavelsky, T. M., Dugan, H. A., Yang, X., Gardner, J. y Ross, M. R. V. (2021). Shifting Patterns of Summer Lake Color Phenology in Over 26,000 US Lakes. *Water Resources Research*, 57(5). <https://doi.org/10.1029/2020WR029123>
- Urquhart, E. A., Schaeffer, B. A., Stumpf, R. P., Loftin, K. A. y Werdell, P. J. (2017). A Method for Examining Temporal Changes in Cyanobacterial Harmful Algal Bloom Spatial Extent Using Satellite Remote Sensing. *Harmful Algae*, (67), 144-152. <https://doi.org/10.1016/j.hal.2017.06.001>
- Van der Woerd, H. J. y Wernand, M. R. (2018). Hue-Angle Product for Low to Medium Spatial Resolution Optical Satellite Sensors. *Remote Sensing*, 10(2), 180. <https://doi.org/10.3390/rs10020180>
- Verpoorter, C., Kutser, T. y Tranvik, L. (2012). Automated Mapping of Water Bodies Using Landsat Multispectral Data. *Limnology and Oceanography: Methods*, 10(12), 1037-1050. <https://doi.org/10.4319/lom.2012.10.1037>
- Wang, S., Li, J., Zhang, W., Cao, C., Zhang, F., Shen, Q., Zhang, X. y Zhang, B. (2021). A Dataset of Remote-Sensed Forel-Ule Index for Global Inland Waters During 2000-2018. *Scientific Data*, 8(1), 26. <https://doi.org/10.1038/s41597-021-00807-z>
- Xu, H. (2006). Modification of Normalised Difference Water Index (NDWI) to Enhance Open Water Features in Remotely Sensed Imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27(14), 3025-3033. <https://doi.org/10.1080/01431160600589179>
- Yaghouti, M., Heidarzadeh, N., Ulloa, H. N. y Nakhaei, N. (2023). The Impacts of Climate Change on Thermal Stratification and Dissolved Oxygen in The Temperate, Dimictic Mississippi Lake, Ontario. *Ecological Informatics*, (75), 102087. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2023.102087>

Yang, X., O'Reilly, C. M., Gardner, J. R., Ross, M. R. V., Topp, S. N., Wang, J. y Pavelsky, T. M. (2022). The Color of Earth's Lakes. *Geophysical Research Letters*, 49(18). <https://doi.org/10.1029/2022GL098925>

Yin, H., Tan, B., Frantz, D. y Radeloff, V. C. (2022). Integrated Topographic Corrections Improve Forest Mapping Using Landsat Imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 108, 102716. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102716>

Zeng, Y., Hao, D., Huete, A., Dechant, B., Berry, J., Chen, J. M., Joiner, J., Frankenberg, C., Bond-Lamberty, B., Ryu, Y., Xiao, J., Asrar, G. R. y Chen, M. (2022). Optical Vegetation Indices for Monitoring Terrestrial Ecosystems Globally. *Nature Reviews Earth y Environment*, 3(7), 477-493. <https://doi.org/10.1038/s43017-022-00291-7>

Zhang, M., Wang, X., Shi, C. y Yan, D. (2019). Automated Glacier Extraction Index by optimization of red/SWIR and NIR/SWIR ratio index for glacier mapping using Landsat imagery. *Water*, 11(6), 1223. <https://doi.org/10.3390/W11061223>

Anexos

Anexo 1 - Listado de los 62 lagos

Número	ID	Nombre del lago
1	1611	Estany Redó
2	1633	Estanh Plan
3	1637	Estany de Llebreta
4	1685	Estany Ratera
5	1677	Estany Saslòses
6	1680	Estany Ribanegra
7	1674	Estany Sendrosa de Naut
8	1671	Estany de Francí
9	1670	Estany Blanc
10	1669	Estany Roi
11	1663	Lac Cap deth Pòrt
12	1658	Estany Vidal
13	1654	Lac Mieí
14	1647	Estanh Pòdo
15	1640	Estany Tapat

Número	ID	Nombre del lago
16	1682	Estany Morto
17	1635	Estany Comalesbienes Inf.
18	1630	Estany de Delluí
19	1625	Era Restanca
20	1618	Estany Gran d'Amitges
21	1610	Estany Negre de Cabanes
22	1644	Lac Glaçat
23	1606	Estany Castieso
24	1603	Estany Frescau
25	1600	Estany Cap del Port
26	1598	Estany Morera
27	1599	Estany Ribereta de Baish
28	1596	Estanh Ratèra de Colomèrs
29	1631	Estany Gran de la Mainera
30	1595	estany Gémena de Dalt
31	1594	Estany Major
32	1592	Lac Naut de Saboredo
33	1590	Estany Gémena de Baix
34	1587	Estany Reguera
35	1585	Estany Negre
36	1584	Estany Salat
37	1652	Estany Sarradé
38	1575	Estany Travessani
39	1568	Estany Obago
40	1608	Estany Fossier
41	1565	Estany Tumeneia de Dalt
42	1564	Lac Major de Saboredo
43	1562	Estanh Rius
44	1651	Estany Nere
45	1571	Estany de la Colomina
46	1558	Estany Mariolo
47	1556	Lac Major de Colomers
48	1583	Estany Gran del Pessó
49	1557	Estany Sant Maurici
50	1560	Estany Monges
51	1614	Estany de Bergus
52	1547	Estany Saburo
53	1550	Estany Gento
54	1582	Estany de Contraix
55	1543	Estany Negre
56	1559	Estany Gerber
57	4399	Estany Cubieso
58	1542	Estany Mar
59	1548	Estany Redon
60	4403	Estany Tort de Rius
61	1538	Estany Cavallers
62	1537	EstanyMar

Anexo 2. - Coeficientes para calcular cromaticidad y estandarizar el ángulo de tono

Sensor	RGB a valores de cromaticidad (X, Y, Z)	Estandarización ángulo de tono (Δ)
MSI-10 m	X 32.087Rrs (R) + 53.696Rrs (G) + 12.040Rrs (B) Y 16.830Rrs (R) + 65.702Rrs (G) + 23.122Rrs (B) Z 0.015Rrs (R) + 1.778Rrs (G) + 61.055Rrs (B)	-164.83 (a³) + 1139.90 (a⁴) - 3006.04 (a³) + 3677.75 (a²) - 1979.71a + 371.38
TM	X 27.689Rrs (R) + 1.7517Rrs (G) + 11302Rrs (B) Y 1.0000Rrs (R) + 4.5907Rrs (G) + 0.0601Rrs (B) Z 0.0565Rrs (G) + 5.5943Rrs (B)	25.851 * (a³) - 177.4 * (a⁴) + 476.69 * (a³) - 653.3 * (a²) + 463.33a - 94.41
ETM+	X 31.304Rrs (R) + 53.791Rrs (G) + 13.104Rrs (B) Y 15.883Rrs (R) + 65.801Rrs (G) + 24.097Rrs (B) Z 0.013Rrs (R) + 2.142Rrs (G) + 63.845Rrs (B)	-84.94 (a³) + 594.17 (a⁴) - 1559.86 (a³) + 1852.50 (a²) - 918.11a + 151.49
OLI	X 34.457Rrs (R) + 51.135Rrs (G) + 6.950Rrs (B) + 11.053Rrs (UB) Y 18.034Rrs (R) + 66.023Rrs (G) + 21.053Rrs (B) + 1.320Rrs (UB) Z 0.016Rrs (R) + 2.606Rrs (G) + 34.931Rrs (B) + 58.038Rrs (UB)	21.355 (a³) - 199.29 (a⁴) + 703.3 (a³) - 1132.2 (a²) + 801.6a - 201.34

Nota. símbolo Δ para delta; símbolo a para alfa.

Anexo 3. - Ángulos solares para eventos astronómicos del año 2002

Fecha	Azimet solar (°)	Elevación solar (°)
Equinoccio de primavera: 20 de marzo de 2002	138.61040	39.05772
Solsticio de verano: 21 de junio de 2002	118.78330	59.04914
Equinoccio de otoño: 22 de septiembre de 2002	142.58921	41.20645

Nota. Símbolo ° para grados.

Anexo 4. - Gráficos de tendencias del DWL

