



DESCRIPCIÓN DE PROCEDIMIENTOS BASADOS EN LA UTILIZACIÓN DE SENSORES REMOTOS PARA CARACTERIZAR EL ESTADO DE CONSERVACIÓN DE CADA TIPO DE HÁBITAT LENÍTICO DE INTERIOR

Antonio Camacho, Carolina Doña, Daniel Morant,
Carmen Ferriol, Anna C. Santamans



Madrid, 2019



DESCRIPCIÓN DE PROCEDIMIENTOS BASADOS EN
LA UTILIZACIÓN DE SENSORES REMOTOS PARA
CARACTERIZAR EL ESTADO DE CONSERVACIÓN DE
CADA TIPO DE HÁBITAT LENÍTICO DE INTERIOR





Aviso Legal: los contenidos de esta publicación podrán ser reutilizados, citando la fuente y la fecha, en su caso, de la última actualización.

El presente documento fue realizado en el marco del proyecto *Establecimiento de un sistema estatal de seguimiento del Estado de Conservación de los Tipos de Hábitat en España*, promovido y financiado por la Dirección General de Calidad y Evaluación Ambiental y Medio Natural del Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente, desarrollado entre 2015 y 2017.

Dirección técnica del proyecto

Rafael Hidalgo Martín¹

Realización y producción

Tragsatec

Coordinación general

Elena Bermejo Bermejo² y Juan Carlos Simón Zarzoso²

Coordinación científica

Antonio Camacho González³

Autores

Antonio Camacho González³

Carolina Doña Monzó³

Daniel Morant Garrigues³

Carmen Ferriol Gabarda³

Anna Camacho Santamans³

Coordinación y revisión editorial

Jara Andreu Ureta²

Íñigo Vázquez-Dodero Estevan²

¹ Dirección General de Biodiversidad y Calidad Ambiental. Ministerio para la Transición Ecológica

² Tragsatec. Grupo Tragsa

³ Instituto Cavanilles de Biodiversidad y Biología Evolutiva. Universitat de València

A efectos bibliográficos la obra debe citarse como sigue:

Camacho A, Doña C, Morant D, Ferriol C & Santamans A C. 2019. Descripción de procedimientos basados en la utilización de sensores remotos para caracterizar el estado de conservación de cada tipo de hábitat lenítico de interior. Serie "Metodologías para el seguimiento del estado de conservación de los tipos de hábitat". Ministerio para la Transición Ecológica. Madrid. 20 pp.

Las opiniones que se expresan en esta obra no representan necesariamente la posición del Ministerio para la Transición Ecológica. La información y documentación aportadas para la elaboración de esta monografía son responsabilidad exclusiva de los autores.



MINISTERIO PARA LA TRANSICIÓN ECOLÓGICA

Edita:

© Ministerio para la Transición Ecológica

Secretaría General Técnica

Centro de Publicaciones

Catálogo de Publicaciones de la Administración General del Estado:

<https://cpage.mpr.gob.es>

NIPO: 638-19-088-X

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN.....	7
2. CASO DE ESTUDIO: DETERMINACIÓN DE LA CONCENTRACIÓN DE CLOROFILA-A, DE SÓLIDOS DISUELTOS Y DE LA TRANSPARENCIA DEL AGUA EN LA ALBUFERA DE VALENCIA	8
3. CASO DE ESTUDIO: DETERMINACIÓN DE LA EVOLUCIÓN SUPERFICIE INUNDADA EN LAGUNAS DE LA RESERVA DE LA BIOSFERA DE LA MANCHA HÚMEDA.....	11
4. CASO DE ESTUDIO: DETERMINACIÓN DE LA VEGETACIÓN EN LA LAGUNA DE MANJAVACAS MEDIANTE ANÁLISIS DE IMÁGENES DE SATÉLITE	16
4.1. Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI)	16
4.2. Clasificación supervisada.....	17
5. REFERENCIAS	19



1. INTRODUCCIÓN

Los sensores remotos presentan un alto potencial para el mapeo de tipos de hábitat o ecosistemas, en particular para los ecosistemas leníticos (p. ej. Verpoorter *et al.* 2014), y están siendo cada vez más utilizados en el seguimiento de la biodiversidad (Lang *et al.* 2015). En el presente trabajo se realiza una descripción de casos de estudio utilizando procedimientos basados en la utilización de sensores remotos para caracterizar algunas variables de utilidad para evaluar el estado de conservación (en concreto la estructura y/o función) de cada tipo o grupo de tipos de hábitat o ecosistemas leníticos de interior. Se muestran casos de estudio con el uso de distintos sensores para medir variables pertinentes del parámetro 'Estructura y función' en los diferentes tipos ecológicos de ecosistemas leníticos de interior recogidas en el índice ECLECTIC, acrónimo de las iniciales de 'Estado de Conservación de las Lagunas y humedales Españoles Catalogados por Tipologías: Indicadores de Conservación' (Camacho *et al.* 2019a). Se aplican algunas de las metodologías desarrolladas en Camacho *et al.* (2019b), aunque allí se referían al uso de esos sensores remotos para el estudio de las tasas de cambio de la superficie ocupada por cada uno de los tipos de ecosistemas leníticos interior, pero sus aplicaciones son igualmente válidas aquí para la estimación de algunas de las variables informativas sobre la estructura y función de los ecosistemas leníticos.

Aunque muchas de las variables y parámetros a determinar en el índice ECLECTIC no son susceptibles de determinación mediante sensores remotos, algunos de ellos, incluyendo algunos de los más relevantes indicadores del estado de conservación de los ecosistemas leníticos, sí que pueden ser abordados mediante el uso de sensores remotos. Concretamente estas variables, cuya determinación se especifica en los casos de estudio expuestos, serían principalmente las siguientes:

- La concentración de clorofila-a, que permite evaluar el estado trófico de las masas de agua, y más concretamente la variable de abundancia del fitoplancton del índice ECLECTIC, dentro del bloque biológico.
- La transparencia del agua, que dependiendo de las circunstancias permite informar bien del estado trófico, bien de los procesos morfosedimentarios o bien de la influencia de caudales con características diferentes a los de las masas de agua, estas últimas recogidas en los bloques hidrogeomorfológico y físico-químico del índice ECLECTIC.
- La cobertura de la lámina de agua, que permite valorar algunas de las variables del bloque hidrogeomorfológico del índice ECLECTIC.
- La cobertura de vegetación marginal (helófitos y plantas de saladar), que permite valorar, en parte, el bloque de vegetación típica del índice ECLECTIC.

La metodología para la determinación de algunas de estas variables ya se ha detallado en Camacho *et al.* (2019b). Por ello, los procedimientos que se pueden seguir para determinar estas variables se incluyen en esta monografía como casos de estudio.



2. CASO DE ESTUDIO: DETERMINACIÓN DE LA CONCENTRACIÓN DE CLOROFILA-A, DE SÓLIDOS DISUELTOS Y DE LA TRANSPARENCIA DEL AGUA EN LA ALBUFERA DE VALENCIA

La eutrofización es probablemente el problema más extendido entre los ecosistemas leníticos y acarrea un deterioro de su estado ecológico. Por ello, el seguimiento de las variables que mejor describen este fenómeno, como son la concentración de clorofila-a, que es proporcional a la concentración de algas siendo esta el más potente descriptor de la eutrofización, así como la transparencia del agua, que se ve mermada por el crecimiento algal consecuencia de dicha eutrofización, permiten describir la evolución trófica de un cuerpo de agua. De manera similar, la concentración de partículas en suspensión, que pueden ser orgánicas e inorgánicas, también puede, en el primer caso, describir la intensidad del proceso de eutrofización, mientras que en el segundo caso sería más bien un descriptor de la dinámica morfosedimentaria. Las tres variables influyen sobre las propiedades ópticas del agua y, por tanto, pueden ser evaluadas mediante sensores remotos que puedan detectar esas propiedades ópticas.

Como caso de estudio, que muestra la potencialidad del uso de las imágenes de satélite, se incluye un estudio sobre las características tróficas de la Albufera de Valencia realizado recientemente (Doña *et al.* 2014, 2015).

El Parque Natural de la Albufera de Valencia constituye uno de los espacios naturales más representativos e interesantes de la Comunitat Valenciana, y se ha reconocido su valor en el ámbito nacional e internacional. La Albufera de Valencia es un lago somero situado en la costa mediterránea de Valencia (39° 20 'N, 0° 20'W; Figura 1). Es el mayor lago de la península ibérica, siendo su superficie de 23,2 km² con una profundidad media de 1,2 m (Romo *et al.* 2008). Después de que, junto con su entorno, fuera reconocido como parque natural en 1985, y de ser incluido en la lista Ramsar de humedales protegidos en 1989, el lago ha sido objeto de numerosos estudios limnológicos (Vicente & Miracle 1992).

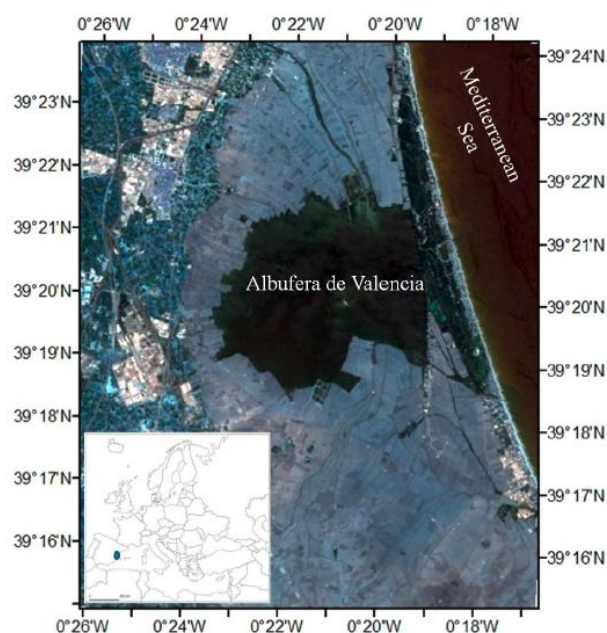


Figura 1 Imagen en color verdadero del sensor TM (RGB=321) de la Albufera de Valencia utilizada para la calibración de los algoritmos. Fuente: extraída de Doña *et al.* (2014).



La intensificación de la agricultura y la transformación de cultivos tradicionales han generado conflictos en relación con el agua y el aterramiento de zonas húmedas. Debido a estos impactos asociados principalmente a los cambios del uso de suelo, la Albufera de Valencia se ha convertido en un sistema hipereutrófico, mostrando valores de concentración de clorofila-a superiores a 100 mg/m^3 , y valores de transparencia de agua por debajo de 20 cm (Soria & Vicente 2002). El alto nivel trófico se mantiene hoy en día no solo por los aportes de nutrientes externos, sino también por la fuerte carga interna de nutrientes acumulados en los sedimentos del lago. Las diferentes fuentes de entrada de nutrientes y las diferencias en los depósitos sedimentarios de nutrientes a lo largo del lago, junto con el efecto del viento y las corrientes, determinan una cierta heterogeneidad espacial en la distribución de las variables de calidad del agua tales como la concentración de clorofila-a y la transparencia del agua. A diferencia de otros sistemas hipereutróficos, la Albufera tiene la particularidad de disponer de las compuertas o 'golas' que posibilitan la renovación periódica de sus aguas. Estos flujos dentro del lago determinan la evolución anual del sistema (Caselles *et al.* 1986). Esta variabilidad no se puede controlar con suficiente resolución espacial-temporal a través de técnicas de control limnológicas, lo que justifica el uso de técnicas de teledetección.

En este caso de estudio, se trabajó inicialmente con imágenes *Landsat 5 Thematic Mapper (TM)* e imágenes *Deimos-1*, ya que *Deimos-1* guarda una cierta equivalencia espectral con *Landsat 5 TM*, aunque mejorando su resolución espacial y temporal. Esto posibilita aprovechar los modelos ya existentes elaborados para *Landsat TM* y extender su aplicación. Para ello, se dispuso de 12 imágenes, 3 *TM* y 8 *Deimos-1*, todas ellas pertenecientes a la zona de la Albufera de Valencia. Las imágenes *TM* se descargaron de la web de *United States Geological Survey (USGS)*¹, a excepción de la imagen de la Albufera del año 1985 que fue facilitada por el Grupo de Teledetección Térmica (GTT) de la Universitat de València. Las imágenes *TM* utilizadas en este trabajo son de las siguientes fechas: 22/07/1985, 20/07/2010 y 05/08/2010. En el caso de las imágenes *Deimos-1*, estas fueron proporcionadas por *Deimos Imaging S.L.*, en el marco del proyecto de la Universitat de València *Monitoring the trophic status of the Albufera Lake using Deimos-1 Images*.

En una segunda etapa se trabajó con imágenes *Landsat 5 TM*, *Landsat 7 Enhance Thematic Mapper Plus (ETM+)* e imágenes *Terra-MODIS*. Mientras que las imágenes *Landsat* ofrecen una resolución espacial media, la baja resolución temporal de 16 días es un gran inconveniente para poder realizar el control de calidad de las masas de agua. Este problema se puede resolver mediante el uso de imágenes *MODIS* que tienen una alta resolución temporal de 1 día, a pesar de su baja resolución espacial. La solución pasa por realizar una fusión de los datos de las imágenes *MODIS* y *Landsat* aprovechando la equivalencia espectral entre los sensores y así poder obtener imágenes sintéticas de *Landsat* a una mejor resolución temporal. Las imágenes *MODIS* se descargaron de la web *MODIS reprojection tool*². En total se han utilizado un conjunto de 28 imágenes (19 *MODIS* y 9 *Landsat*). Las imágenes descargadas corresponden a las coincidentes con las campañas de campo, más las imágenes adicionales necesarias para llevar a cabo la fusión de las imágenes.

Para la calibración se emplearon también medidas en superficie tomadas en el marco de varias campañas de muestreo llevadas a cabo en la Albufera de Valencia, en los años 2006, 2010, 2011 y 2015. En ellas se determinaron las concentraciones de clorofila-a por espectrofotometría, las de sólidos en

¹ <https://www.usgs.gov/>

² <https://mrtweb.cr.usgs.gov/>



suspensión por gravimetría y la profundidad de visión del disco de Secchi como medida de la transparencia del agua.

Los procedimientos utilizados para el tratamiento de las imágenes y la generación de los algoritmos se describen en Doña *et al.* (2014, 2015). La aplicación de estas metodologías permitió la reconstrucción de imágenes puntuales (Figura 2) y de series temporales (Figura 3) de las tres variables seleccionadas.

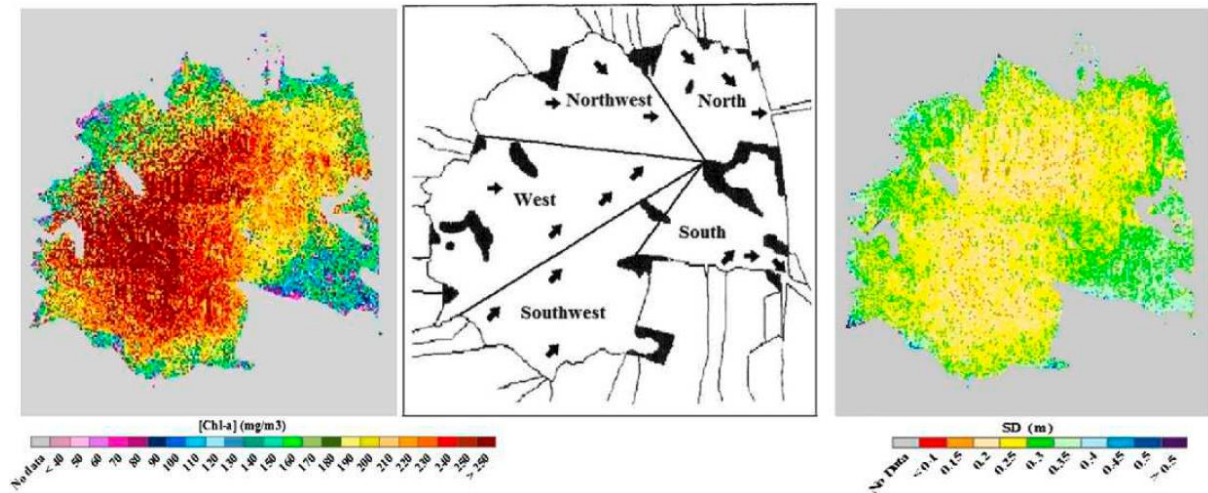


Figura 2 Estimación de las concentraciones de clorofila-a (izquierda), transparencia del agua (profundidad de visión del disco de Secchi –SD–; derecha) en la Albufera de Valencia y sectorización hidráulica (en el centro) de esta laguna costera. Fuente: extraída de Doña *et al.* (2015).

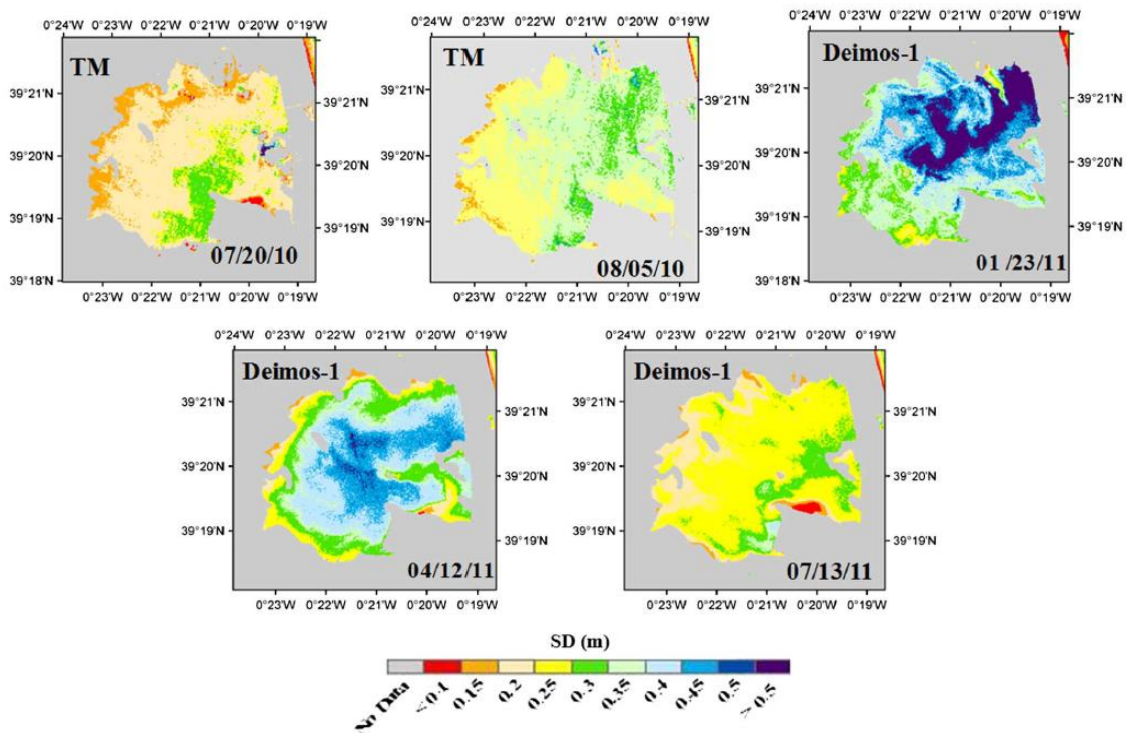


Figura 3 Estimación de la evolución temporal de la transparencia del agua (profundidad de visión del disco de Secchi –SD–) en la Albufera de Valencia durante el periodo 2010-2011. Fuente: extraída de Doña *et al.* (2015).



3. CASO DE ESTUDIO: DETERMINACIÓN DE LA EVOLUCIÓN SUPERFICIE INUNDADA EN LAGUNAS DE LA RESERVA DE LA BIOSFERA DE LA MANCHA HÚMEDA

Siendo el régimen de inundación un aspecto principal del estado de conservación de los ecosistemas leníticos, a modo de ejemplo, se recoge a continuación los procedimientos desarrollados por nuestro grupo de investigación para determinar las superficies inundadas en una serie de lagunas salinas de la reserva de la Biosfera de La Mancha Húmeda (Doña *et al.* 2016).

En un principio, se realizó un estudio comparativo aplicando diferentes técnicas, en la imagen, para poder discriminar entre píxeles de 'agua' y 'no-agua'. Entre estas técnicas se aplicaron índices de vegetación, índices de agua, métodos de clasificación supervisada y no supervisada, y finalmente se aplicaron técnicas de aprendizaje automático, como son las máquinas de soporte vectorial (SVM), redes neuronales artificiales (ANN) y programación genética. Entre los índices de vegetación se aplicaron el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) y el índice de vegetación ajustado al suelo (*Soil-Adjusted Vegetation Index* - SAVI; Huete 1988). También se estudiaron los índices de agua: índice de agua de diferencia normalizada modificado (MNDWI), índice diferencial de agua normalizado (MDWI) y el índice utilizado por el CEDEX (I_CEDEx) para cartografiar masas de agua continentales (Bustamante *et al.* 2005). Por otra parte, también se estudió el umbral propuesto por Bustamante *et al.* (2006) con la Banda 5 del sensor TM y, además, se estudió la banda 4 para la discriminación de las diferentes clases, en este último caso con el histograma de la imagen (Doña *et al.* 2014). Igualmente se estudiaron los resultados obtenidos mediante clasificación supervisada: paralelepípedo, mínima distancia, distancia de Mahalanobis y el clasificador de máxima probabilidad.

En cuanto a las técnicas de aprendizaje automático, estos métodos son técnicas de clasificación no paramétricas que no necesitan un conocimiento previo sobre la distribución ni sobre las características de los datos. Las ANN están basadas en 3 capas diferentes: una capa de entrada (es decir, los datos de entrada incluyen bandas de reflectividad y/o índices de vegetación, agua, etc.), una o más capas ocultas, y la capa de salida (es decir, la salida dicotómica incluye clase de 'agua' o 'no-agua'; Srivastava *et al.* 2012). Las SVM son técnicas de aprendizaje automático supervisado basado en la teoría del aprendizaje estadístico (Smola & Schölkopf 2004), que se utiliza para encontrar las ubicaciones de contorno de diferentes clases. En nuestro estudio, se probaron diferentes tipos de SVM para llevar a cabo la clasificación, incluyendo lineal, cuadrática, cúbica, y núcleos de Gauss. MATLAB fue el *software* que se utilizó para implementar las ANN y las SVM. Por último, la programación genética (GP) es una subclase de técnicas de computación evolutiva diseñada para buscar la mejor opción para realizar una tarea definida por el usuario. Los GP pueden descifrar los comportamientos del sistema basados en datos empíricos, descubrir relaciones, y hacer inferencias utilizando el análisis de asociación de ruta, clasificación, agrupación y el pronóstico (Seifert 2004). Una ventaja principal de los GP es que la metodología de solución puede aprender la relación entre las entradas y salidas sin ningún conocimiento o ideas preconcebidas, colocando así la carga del proceso de descubrimiento principalmente en el GP, la reducción de la contribución de datos y el procesamiento previo por parte del usuario (Doña *et al.* 2015). En este estudio, la tarea definida por el usuario fue desarrollar un modelo GP que utiliza las entradas de datos de reflectividad de superficie asociados con bandas comunes y diferentes índices para predecir las salidas, incluyendo las categorías de 'agua' y 'no-agua'. En este caso,



se utilizó *Discipulus*® (Francone 1998), un *software* comercial de análisis de datos y de programación de algoritmos genéticos.

Después de aplicar los diferentes métodos, se obtuvo la matriz de confusión para cada uno de ellos. La matriz de confusión ordena todos los casos del modelo en categorías, determinando si el valor de predicción coincide con el valor real. Esta matriz es una herramienta estándar de evaluación de modelos estadísticos. Para evaluar la consistencia de los resultados se utilizó esta matriz para calcular el coeficiente kappa (κ), un índice que varía de -1 a 1, donde los valores superiores a 0,4 se consideran aceptables (Landis & Koch 1977). La matriz de confusión también se puede utilizar para generar el error de comisión y la precisión de usuario. El error de comisión es el porcentaje de píxeles asignados erróneamente a una determinada clase por el clasificador, mientras que la precisión de usuario es la probabilidad de que un píxel asignado a una clase por el clasificador corresponda correctamente a esa clase. El error de omisión es el porcentaje de píxeles que pertenecen a la clase real, pero fueron clasificados incorrectamente, y la exactitud del productor es la probabilidad de que el clasificador haya asignado correctamente una clase dada por los datos 'verdad-terreno'.

Las imágenes utilizadas en el estudio fueron las del sensor ETM+ a bordo de *Landsat 7*. Se descargaron imágenes libres de nubes y las correspondientes al producto de reflectividad de superficie corregida de la contribución atmosférica con el código de transferencia radiativa 6S (CDR_sr). Todas las imágenes están disponibles de forma gratuita en la web del USGS³. Todas las escenas descargadas eran sincronicas o cercanas en el tiempo con los datos de referencia. Estos datos de referencia corresponden a medidas de profundidad de la columna de agua, a la medida del perímetro de dos de las lagunas estudiadas (Manjavacas y Alcahozo) mediante un GPS y un set de imágenes de alta resolución espacial *Earth Explorer*™ ©Digital globe. Las profundidades de la columna de agua fueron tomadas durante las campañas de campo de 2013 y 2014 del proyecto ECOLAKE (CGL2012-38909), realizado por la Universitat de València y financiado por el Ministerio de Economía y Competitividad. La profundidad del agua se midió en las cercanías de los limnímetros que había instalados en cada una de las lagunas durante los años de muestreo.

Con todo esto, para la comparación de los modelos se utilizó la imagen con fecha del 23 de julio del 2014, coincidente con una determinación precisa con GPS mediante trabajo de campo. Los datos del resto de campañas se utilizaron para validar el método que proporcionó mejores resultados.

Antes de evaluar los diferentes métodos, se requiere algo de pre-procesamiento de imágenes. Todas las escenas fueron cortadas para adaptarlas a nuestra área de interés y luego se llevó a cabo una normalización de las imágenes (Schroeder *et al.* 2011; Yang *et al.* 2012), usando la imagen del mes de julio 2014 como imagen de referencia. Se aplicó el método de alteración multivariante iterativamente reponderadas (IRMAD; Canty & Nielsen 2008) para reducir al mínimo la variabilidad espectral causada por efectos estacionales 'sol-superficie-sensor' (Schroeder *et al.* 2011). La técnica IRMAD desarrollada para la normalización radiométrica automática de imágenes multiespectrales e hiperespectrales permite encontrar combinaciones lineales entre las bandas de imagen a normalizar y la de referencia, para generar un par de nuevas imágenes multiespectrales utilizando análisis de correlación canónica. Los componentes de las nuevas imágenes son las variables canónicas. Esta técnica IRMAD considera que los valores de reflectividad de algunas zonas de la misma escena adquirida en diferentes momentos deberían ser iguales. Con este supuesto, los píxeles con las diferencias entre el menor número de

³ <http://earthexplorer.usgs.gov/>



variables canónicas fueron etiquetados como los píxeles pseudo-invariantes, que luego fueron utilizados para normalizar banda por banda la imagen a partir de la imagen de referencia. Las ecuaciones de regresión lineal utilizadas para alinear espectralmente cada una de las seis bandas de una imagen se obtuvieron con coeficientes de regresión (r^2) > 0,90 y errores cuadráticos medios (RMSE) < 10%. Después del procesado de las imágenes, todas las imágenes se compararon visualmente para asegurarse de que estaban corregidas correctamente. Como fue así, no hizo falta aplicar ningún tipo de ajuste para resolverlo. Después también se realizó una corrección del error del *Scan Line Corrector* siguiendo la metodología propuesta por Scaramuzza *et al.* (2004). Finalmente, para separar el área de estudio (lagunas) del resto de superficies, se aplicó una máscara de agua que fue digitalizada manualmente en una imagen *Landsat 5 TM* (mayo de 2010), correspondiente a un año húmedo para extraer el área de máxima inundación de las lagunas.

En cuanto a los resultados, los obtenidos a través de los índices de agua no fueron buenos respecto a la separación de píxeles de 'agua' y 'no-agua'. El número de aciertos para cada índice fue del 69% para el MNDWI, 63% para el MDWI y 28% para el índice del CEDEX. Los valores de kappa fueron inferiores a 0,3, por lo que los resultados de la clasificación no son aceptables. En el caso de los índices de vegetación los dos métodos, NDVI y SAVI, mostraron los mismos resultados, un número de aciertos del 73%. En este caso, los valores del índice kappa tampoco fueron aceptables, al no ser superiores a 0,4. También se pudo observar que al aplicar estos índices se producía una sobreestimación de los píxeles de 'agua', clasificándose muchos píxeles de 'no-agua' como 'agua'. En el caso del estudio del histograma de la banda del infrarrojo cercano (ETM+4) se obtuvo un umbral de corte del valor de reflectividad del histograma del 10%, clasificándose como 'agua' los píxeles con reflectividad menor a este valor. Para la banda del infrarrojo medio (ETM+5), los píxeles que se clasificaron como 'agua' fueron los que presentaron valores de reflectividad inferiores al 14,5%. En este caso el número de aciertos fue del 88 % y 84% para las bandas 4 y 5, respectivamente. El valor de kappa obtenido fue aceptable, 0,7 en ambos casos. Al realizar los mapas resultantes, se observó que la banda 5 sobreestimaba los píxeles de 'agua', mostrando píxeles inundados en algunas de las lagunas que en realidad estaban completamente secas. En cuanto a la banda 4, los resultados obtenidos fueron coherentes, a excepción de La Veguilla, donde infraestimaba el número de píxeles de 'agua'.

En el caso de la clasificación no supervisada, el clasificador del método del paralelepípedo mostró los peores resultados, con valores del coeficiente kappa inferiores a 0,2 para todos los casos estudiados. En el caso del clasificador de mínima distancia se obtuvieron mejores resultados, un número de aciertos del 82% y un coeficiente kappa de 0,6 para las bandas 4-5. Por lo que se refiere al método de la distancia de Mahalanobis, se obtuvo un número de aciertos del 89% y un valor del coeficiente kappa de 0,7 para las bandas correspondientes al rojo (ETM+3) y al infrarrojo cercano (ETM+4). En el caso del clasificador de máxima probabilidad los mejores resultados se obtuvieron con las bandas 3-4 y 4-5. La primera combinación presentó un 95% de aciertos y un índice kappa de 0,8 y en la segunda combinación se obtuvo el mismo valor de índice kappa y un número de aciertos del 90%.

En el caso de las ANN, las SVM y los algoritmos genéticos se probaron todas las bandas, con un número de aciertos mayor del 90% en todos los casos y coeficientes kappa mayores de 0,7. Finalmente, se optó por los algoritmos genéticos debido a que son cajas blancas, a diferencia de las ANN y SVM que son cajas negras, es decir, no se sabe qué tipo de relación hay entre las bandas espectrales y la clase estudiada. Estos métodos tan solo nos dan una etiqueta de salida, a diferencia de los algoritmos genéticos que sí que nos dan una relación. En este caso, los mejores resultados se mostraron con la



banda 4, con un número de aciertos en cuanto al entrenamiento-validación del algoritmo genético del 98%. Los valores obtenidos para este algoritmo abarcan el intervalo $[-1, 1]$. Al realizar el estudio de la clasificación con los mismos datos que para el resto de métodos, se obtuvo un 95% de aciertos y un índice kappa de 0,9.

Finalmente, debido a los resultados obtenidos y a las ventajas al utilizar este tipo de técnicas, el algoritmo genético fue el elegido para continuar con el estudio, aplicándolo a un set de imágenes diferentes a la fecha de la construcción del algoritmo y a todas las lagunas. Se observó que el algoritmo presentaba dos valores de corte dependiendo de la tipología de la laguna: intervalos $[-1-0,1]$ pertenecen a la clase 'no-agua' y $[0,1-1]$ a la clase 'agua', para lagunas sin presencia de playas, mientras que intervalos $[-1-(-0,05)]$ pertenecen a la clase 'no-agua' y $[-0,05-1]$ a 'agua', para lagunas con presencia de playas. En la Figura 4 se muestra el perímetro de la laguna de Manjavacas medido con GPS y rasterizado, y el resultado al aplicar el algoritmo propuesto, con un umbral de 0,1.

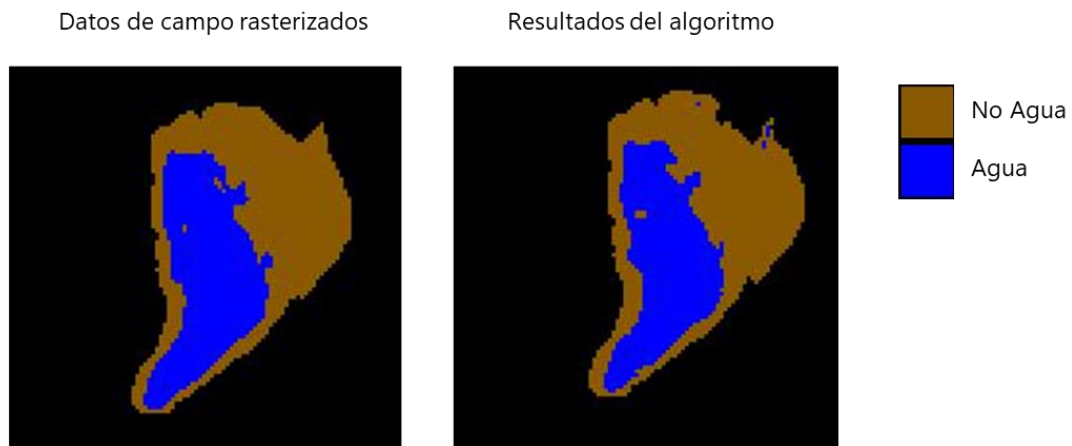


Figura 4 Perímetro de la laguna de Manjavacas medido con GPS y rasterizado (izquierda), y resultado del algoritmo (derecha). Fuente: elaboración propia a partir de los algoritmos desarrollados por Doña *et al.* (2016).

Finalmente, al aplicar el algoritmo a otras fechas con datos de referencia se observó que el algoritmo no presentó buenos resultados para algunas de las lagunas objeto de estudio, como son Salicor y El Longar (Tabla 1). Las discrepancias presentadas en la laguna de Alcahozo fueron probablemente debidas a la diferencia de una semana, entre la fecha de adquisición de la imagen y la fecha de los datos de referencia. Esta laguna experimenta pérdidas de agua rápidas, debido a su escasa profundidad y a la ausencia de flujos regulares de agua. Los resultados del algoritmo, sin embargo, de acuerdo con los datos 'verdad-terreno' de 15 de mayo de 2011, mostraron que la laguna estaba completamente seca. En el caso de las lagunas de Mermejuela y Grande de Villafranca no se pudo realizar esta parte del estudio debido a la falta de datos de referencia coincidentes o cercanos en tipo a las imágenes.

A pesar de que el algoritmo fue probado para diferentes lagunas en nuestra área de estudio, y se han intentado minimizar los efectos estacionales con la normalización radiométrica, los cambios biofísicos en los cuerpos de agua podrían afectar los resultados del algoritmo GP. Tratamos de minimizar estos factores mediante la aplicación del algoritmo para las diferentes estaciones del año y para diferentes niveles de agua de cada lago. Aunque el algoritmo GP mostró resultados aceptables, será necesario valorar con más detenimiento el uso de conjuntos de datos adicionales para la robustez de la



metodología descrita. Además, el fallo de *Scan Line Corrector (SLC) Landsat TM 7* causó errores en la estimación de la superficie total de agua de algunas lagunas. Las masas de agua que presentan formas irregulares podrían ser más vulnerables a este error del sensor, como es el caso de la laguna de Salicor.

Tabla 1 Precisión en la estimación del área de agua para lagunas con datos de referencia. Fuente: elaboración propia.

Laguna	Umbral	Número de aciertos (%)	kappa
Alcahozo	-0,05	70	0,45
Camino de Villafranca	-0,05	94	0,62
Grande de Quero	-0,05	99	0,85
*La Veguilla	0,10	86	0,68
Larga de Villacañas	0,10	90	0,61
*Larga de Villacañas	0,10	80	0,80
Las Yeguas	-0,05	97	0,76
El Longar	-0,05	96	0,53
Manjavacas	0,10	96	0,92
Manjavacas	0,10	86	0,73
*Peñahueca	-0,05	95	0,82
Salicor	-0,05	94	0,15

* Datos coincidentes con el paso del sensor.

A pesar de que el algoritmo fue probado para diferentes lagunas en nuestra área de estudio, y se han intentado minimizar los efectos estacionales con la normalización radiométrica, los cambios biofísicos en los cuerpos de agua podrían afectar los resultados del algoritmo GP. Tratamos de minimizar estos factores mediante la aplicación del algoritmo para las diferentes estaciones del año y para diferentes niveles de agua de cada lago. Aunque el algoritmo GP mostró resultados aceptables, será necesario valorar con más detenimiento el uso de conjuntos de datos adicionales para la robustez de la metodología descrita. Además, el fallo de *Scan Line Corrector (SLC) Landsat TM 7* causó errores en la estimación de la superficie total de agua de algunas lagunas. Las masas de agua que presentan formas irregulares podrían ser más vulnerables a este error del sensor, como es el caso de la laguna de Salicor.

El algoritmo propuesto también se puede aplicar a las imágenes de otros sensores tales como *Landsat 5*, lo que permitirá llevar a cabo estudios a largo plazo debido al extenso archivo histórico disponible de imágenes de este sensor, a partir de 1985. Por otra parte, esta metodología se podría aplicar a otros sensores tales como *SPOT-5* o *Sentinel 2*, debido a la equivalencia espectral entre las bandas del infrarrojo cercano de estos sensores con *ETM+*. El futuro satélite de la NASA, *Surface Water and Ocean Topographic (SWOT)*, que se espera que sea lanzado en 2020 para una misión de demostración de 3 años, es un buen ejemplo de la importancia de estos tipos de estudios. Además, las perspectivas de futuro de nuestro trabajo actual será el seguimiento a largo plazo de los lagos para estudiar sus patrones hidrológicos en mayor detalle para ayudar a desarrollar planes de manejo adecuados para la protección



del lago, la conservación y recuperación bajo la Directiva Marco del Agua⁴ y la Directiva Hábitats⁵, especialmente para las regiones semiáridas como las de la cuenca mediterránea.

4. CASO DE ESTUDIO: DETERMINACIÓN DE LA VEGETACIÓN EN LA LAGUNA DE MANJAVACAS MEDIANTE ANÁLISIS DE IMÁGENES DE SATÉLITE

En este apartado se ha realizado la estimación de la superficie cubierta por vegetación en la laguna de Manjavacas mediante procedimientos de análisis de imágenes de satélite, utilizando imágenes de *Landsat*. En este caso, la imagen utilizada es del 21 de mayo de 2015. Para ello, se utilizan dos metodologías diferentes, expuestas en Camacho *et al.* (2019b). Por una parte, el uso de un índice capaz de identificar la vegetación y, por otra parte, la realización de la clasificación supervisada.

4.1. Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI)

Este índice aprovecha el comportamiento espectral de la vegetación sana en las diferentes bandas espectrales, especialmente, entre el visible y el infrarrojo cercano siguiendo la ecuación 1, expuesta a continuación:

$$\text{Ecuación 1: NDVI} = (\rho [\text{NIR}] - \rho [\text{R}]) / (\rho [\text{NIR}] + \rho [\text{R}])$$

donde:

$\rho [\text{R}]$ = reflectividad banda 3 (rojo) para *Landsat* 5 y 7.

$\rho [\text{NIR}]$ = reflectividad banda 4 (infrarrojo cercano) para *Landsat* 5 y 7.

Los valores calculados por este índice indican una densidad determinada o ausencia acerca de la vegetación y de su densidad. A medida que aumenta el valor, significa que la vegetación es más densa, aunque es un índice que se satura rápidamente.

A partir de la aplicación de este índice, como se muestra en la Figura 5, se consideran los píxeles que incorporan vegetación dentro de la delimitación total de la laguna, que corresponderían a un área de 483 300 m². Esto son 537 píxeles con una superficie de 30x30 m, la resolución espacial de la imagen de *Landsat*, en el momento en el que se tomó la imagen de satélite, es decir, mayo de 2015.

⁴ Directiva 2000/60/CE, del Parlamento Europeo y del Consejo, de 23 de octubre de 2000, por la que se establece un marco comunitario en el ámbito de la política de aguas.

⁵ Directiva 92/43/CEE del Consejo, de 21 de mayo de 1992, relativa a la conservación de los hábitats naturales y de la flora y fauna silvestres.

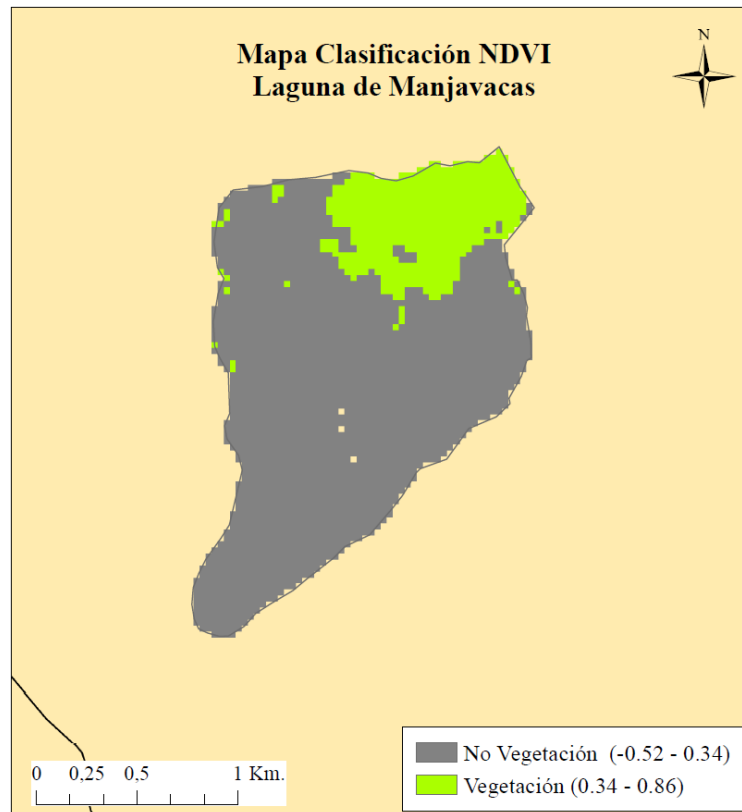


Figura 5 Mapa de clasificación de cobertura de vegetación en la laguna de Manjavacas determinado mediante el uso del índice NDVI. Fuente: elaboración propia mediante el uso del índice NDVI.

4.2. Clasificación supervisada

Los clasificadores, son métodos que utilizan algoritmos de aprendizaje automático que sirven para asignar a qué clase pertenecen los píxeles y diferenciarlos entre el resto de agrupamientos o *clusters*. Aquellos denominados como supervisados son los que requieren una muestra de entrenamiento, esto es, un conjunto de datos de cada clase en las que se va a clasificar la imagen de estudio. Para ello, se seleccionan unas regiones de interés (*Region of interest –ROI–*) para las muestras de entrenamiento (*training*). Este proceso previo se realiza mediante la selección de áreas de la imagen en forma de polígonos bien distribuidos y de poca extensión. De entre los diversos métodos de clasificación supervisada que existen, se opta por el clasificador de máxima verosimilitud (*Maximum Likelihood*). Este clasificador asume que los datos presentan una función de distribución normal para asignar la probabilidad de que un píxel cualquiera pertenezca a cada una de las clases.

Utilizando este método, se ha podido determinar que la superficie de la cobertura vegetal para mayo de 2015, en la laguna de Manjavacas sería de 620 100 m², correspondientes a los 689 píxeles que indican la presencia de cobertura vegetal en la laguna, como se muestra en la Figura 6.

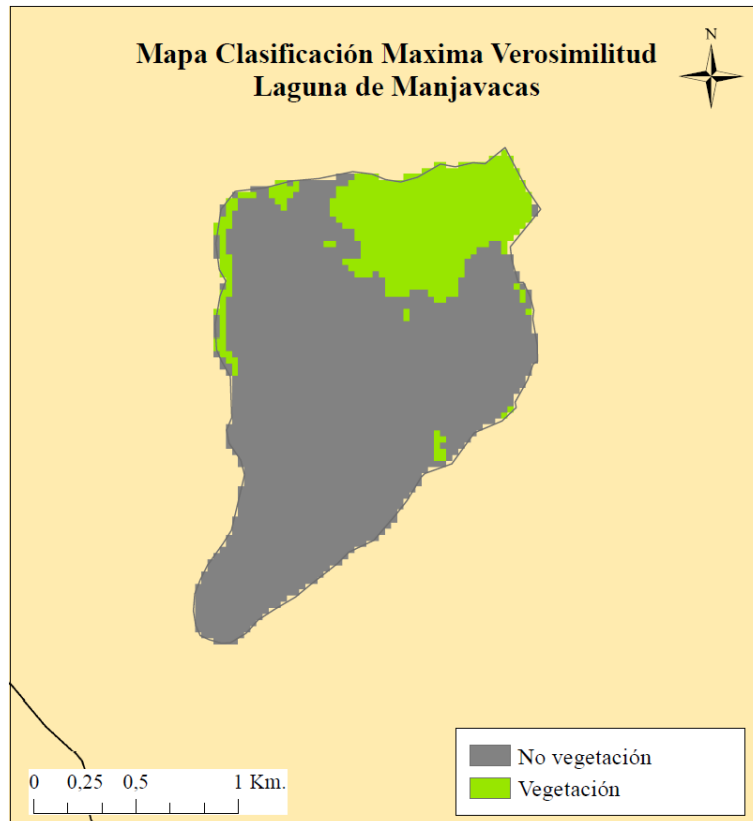


Figura 6 Mapa de clasificación de cobertura de vegetación en la laguna de Manjavacas determinado mediante el método de clasificación supervisada de máxima verosimilitud. Fuente: elaboración propia.

Comparando ambos métodos la estimación de la superficie cubierta por vegetación mediante métodos supervisados ofrece un valor mayor. Esto se debe, en parte, a la mayor sensibilidad de estos métodos para detectar la cobertura de vegetación de saladar en las orillas, menos conspicua que los helófitos que forman la gran masa de vegetación, mucho más densa, de la zona noreste de la laguna.

En este trabajo se ha mostrado cómo los sensores remotos, con el uso de las imágenes que proporcionan y el tratamiento adecuado de las mismas, pueden servir para determinar algunas de las variables más importantes en el seguimiento de la estructura y función de los tipos de hábitat leníticos. Por tanto, estos procedimientos pueden ser una poderosa y abundante fuente de información al respecto.



5. REFERENCIAS

- Bustamante J, Díaz-Delgado R & Aragonés D. 2005. Determinación de las características de masas de aguas someras en las marismas de Doñana mediante teledetección. *Revista de Teledetección*. 24: 107–111.
- Bustamante J, Díaz-Delgado R, Aragonés D & Pacios F. 2006. Determining water body characteristics of Doñana shallow marshes through remote sensing. pp. 3662-3663. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Denver.
- Camacho A, Ferriol C, Santamans A C, Sahuquillo M, Camacho-Santamans A & Morant D. 2019a. Establecimiento, para cada tipo de hábitat lenítico de interior, de un conjunto mínimo de variables para calcular el índice ECLECTIC. Serie “Metodologías para el seguimiento del estado de conservación de los tipos de hábitat”. Ministerio para la Transición Ecológica. Madrid. 30 pp.
- Camacho A, Morant D, Ferriol C, Santamans A C, Doña C, Camacho-Santamans A & Picazo A. 2019b. Descripción de métodos para estimar las tasas de cambio del parámetro ‘Superficie ocupada’ por los tipos de hábitat leníticos de interior (lagos, lagunas y humedales). Serie “Metodologías para el seguimiento del estado de conservación de los tipos de hábitat”. Ministerio para la Transición Ecológica. Madrid. 140 pp.
- Canty M J & Nielsen A. 2008. Automatic radiometric normalization of multitemporal satellite imagery with the iteratively re-weighted MAD transformation. *Remote Sensing of Environment*. 112(3): 1025–1036.
- Caselles V, López M-J & Soria J M. 1986. Estudio del estado trófico del Lago de la Albufera (Valencia) a partir de imágenes del *Landsat-5* (TM). pp. 33-36. En: Clotet N & Solé L (eds.) *I Reunión científica del grupo de trabajo en teledetección*. Instituto de Investigaciones Geológicas “Jaume Almera” (CSIC)-ICC. Barcelona.
- Doña C, Sánchez J M, Caselles V, Dominguez J A & Camacho A. 2014. Empirical Relationships for Monitoring Water Quality of Lakes and Reservoirs Through Multispectral Images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 7(5): 1632–1641.
- Doña C, Chang N-B, Caselles V, Sánchez J M, Camacho A, Delegido J & Vannah B W. 2015. Integrated satellite data fusion and mining for monitoring lake water quality status of the Albufera de Valencia in Spain. *Journal of Environmental Management*. 151: 416–426.
- Doña C, Chang N-B, Caselles V, Sánchez J M, Pérez-Planells L, Bisquert M M, García-Santos V, Imen S & Camacho A. 2016. Monitoring hydrological patterns of temporary lakes using remote sensing and machine learning models: case study of La Mancha Húmeda Biosphere Reserve in Central Spain. *Remote Sensing*. 8(8): 618.
- Francone D. 1998. *Discipulus Software Owner’s Manual, version 3.0 DRAFT*. Machine Learning Technologies, Inc. Colorado.
- Huete A R. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*. 25(3): 295–309.
- Landis J R & Koch G G. 1977. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*. 33(1): 159–174.



Lang S, Mairota P, Pernkopf L & Schioppa E P (eds.). 2015. Earth observation for habitat mapping and biodiversity monitoring. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 37: 1-160.

Romo S, García-Murcia A, Villena M J, Sánchez V & Ballester A. 2008. Tendencias del fitoplancton en el lago de la Albufera de Valencia e implicaciones para su ecología gestión y recuperación. *Limnetica*. 27(1): 11-28.

Scaramuzza P, Micjjevic E & Chander G. 2004. SCL Gap-Filled Products. Phase One Methodology. USGS-United States Geol. Surv. 1-5.

Schroeder T A, Wulder M A, Healey S P & Moisen G G. 2011. Mapping wildfire and clearcut harvest disturbances in boreal forests with Landsat time series data. *Remote Sensing of Environment*. 115: 1421-1433.

Seifert J W. 2004. Data Mining: An Overview. CRS Report for Congress. Congressional Research Service. The Library of Congress.

Smola A J & Schölkopf B. 2004. A tutorial on support vector regression. *Statistics and Computing*. 14: 199-222.

Soria J M & Vicente E. 2002. Estudio de las aportaciones al Parque Natural de la Albufera de Valencia. *Limnetica*. 21(1): 105-116.

Srivastava P K, Han D, Rico-Ramirez M A, Bray M & Islam T. 2012. Selection of classification techniques for land use/land cover change investigation. *Advance in Space Research*. 50(9): 1250-1265.

Yang J, Weisberg P J & Bristow N A. 2012. Landsat remote sensing approaches for monitoring long-term tree cover dynamics in semi-arid woodlands: Comparison of vegetation indices and spectral mixture analysis. *Remote Sensing of Environment*. 119: 62-71.

Verpoorter C, Kutser T, Seekell D A & Tranvik L J. 2014. A global inventory of lakes based on high-resolution satellite imagery. *Geophysical Research Letters*. 41(18): 6396-6402.

Vicente E & Miracle M R. 1992. The coastal lagoon Albufera de Valencia: An ecosystem under stress. *Limnetica*. 8(1): 87-100.