

Estimación de evaporación en balsas de riego mediante el empleo de técnicas de teledetección. Estudio aplicado a la vertiente litoral sur de la Región de Murcia

Daniel Ibarra^{a*}, Alberto^a Martínez Salvador, Carmelo Conesa García^a, Francisco Belmonte Serrato^a

^a*Universidad de Murcia*

Resumen

En las regiones áridas y semiáridas las pérdidas de agua por evaporación en balsas de regulación de riego pueden provocar pérdidas económicas importantes. La evaluación de tales pérdidas en la Región de Murcia, como en el resto del Sureste de la Península Ibérica, es de indudable utilidad dada la necesidad de optimizar sus escasas disponibilidades hídricas para el desarrollo de una agricultura tradicionalmente de alto rendimiento. En el presente estudio se aplican técnicas de teledetección para el reconocimiento e identificación de balsas en las cuencas de las ramblas de Villalba, Pastrana y Ramonete (términos municipales de Mazarrón y Lorca). A través de las imágenes del satélite Landsat-8 (NASA, febrero de 2013), se han localizado las balsas de riego mediante métodos basados en el análisis de la reflectancia del agua. Las excelentes propiedades físicas de este tipo de superficies, en relación con la transmisión de la radiación electromagnética en el espectro visible y de absorción en el infrarrojo, permiten claramente su identificación. Tras efectuar una clasificación supervisada a partir de las imágenes de Landsat 8 (resolución 30 m) se ha obtenido una imagen en la que se representa la distribución espacial de las balsas. A continuación, se han aplicado las tasas de evaporación en tanque de clase A correspondientes al área de estudio, para calcular la evaporación total anual de las citadas balsas y por tanto las pérdidas de agua que ello supone para el riego.

* E-mail: adaniel.ibarra@um.es.

Palabras clave: Teledetección, balsas, evaporación, Landsat 8, GIS.

1. Introducción

La escasez e irregularidad pluviométrica en la Región de Murcia exige una gestión racional y sostenible del agua disponible. Los periodos de sequía conllevan una importante reducción del área agrícola, especialmente la dedicada a cultivos hortícolas, que requieren un elevado consumo de agua y altos costes adicionales. Bajo tales condiciones, aumenta el desempleo y se agrava la situación socioeconómica en la zona (Sánchez-Toribio et al., 2010), haciendo que, entre otras alternativas, deba adoptarse un sistema de regadíos orientado a la sostenibilidad de los recursos hídricos (Martínez-Fernandez & Esteve, 2010).

En la Cuenca del Segura existen más de 14.000 balsas de riego, que ocupan aproximadamente el 1,81 % de la superficie regada, y donde se producen unas pérdidas anuales por evaporación superiores a los 58 hm³, cifra que equivale al 8,3 % del agua distribuida para riego (Martínez-Álvarez et al., 2008). La gran proporción del área de evaporación respecto al volumen de las balsas de riego es una de las razones por las que se pierde cantidades de agua tan significativas (Hudson, 1987). Por ello el objetivo del estudio se centra en calcular las pérdidas de agua de riego por evaporación mediante las técnicas de la teledetección.

Los patrones de reflectancia de la lámina de agua libre tienen un rango muy amplio, pero entre éstos y los obtenidos para las superficies de tierra circundante existe un acusado contraste que permite diferenciarlas claramente (Kite & Pietroniro, 2000), haciendo, por tanto, de la teledetección un instrumento útil para delimitar la superficie de evaporación de manera rápida y económica.

El área de estudio (174 km²) comprende las cuencas de las ramblas de Villalba, Pastrana y Ramonete, todas ellas situadas en la vertiente litoral sur de la Región de Murcia (Fig. 1). Presenta una temperatura media anual de 18°C y una precipitación media anual de 300 mm (Lillo Carpio, 1984), un régimen pluviométrico marcadamente irregular, con largos periodos secos y escaso número de días lluviosos (Geiger, 1973; Conesa García y Alonso Sarria, 2006), que generan caudales a veces abultados en los cauces de rambla. Las ramblas del SE peninsular cuentan con circulación hídrica durante intervalos de tiempo muy breves y esporádicos (Conesa García, C. & Alonso Sarria, 1997, Conesa García, 2005), concentrados principalmente en otoño, en respuesta al régimen de precipitaciones intensas. Estas cuencas forman parte de un sistema de drenaje costero instalado en la Zona Bética Interna, con vertiente al Mediterráneo. Ocupan una depresión litoral labrada sobre materiales neógenos y cuaternarios y tienen sus cabeceras en las sierras de Almenara y de las Moreras y en el Lomo de Bas. En el reborde montañoso predominan los materiales metamórficos (pizarras, cuarcitas y micaesquistos), mientras que las tierras bajas presentan en superficie margas, arenas, limos y arcillas. Entre las cuencas de Pastrana y de Ramonete se extiende la unidad de igual nombre, formada por filitas y cuarcitas, con intercalaciones de esquistos y yesos en su parte superior, que finalmente, en el litoral, configura la Punta de Calnegre (Romero Díaz & Belmonte Serrato, 2002).

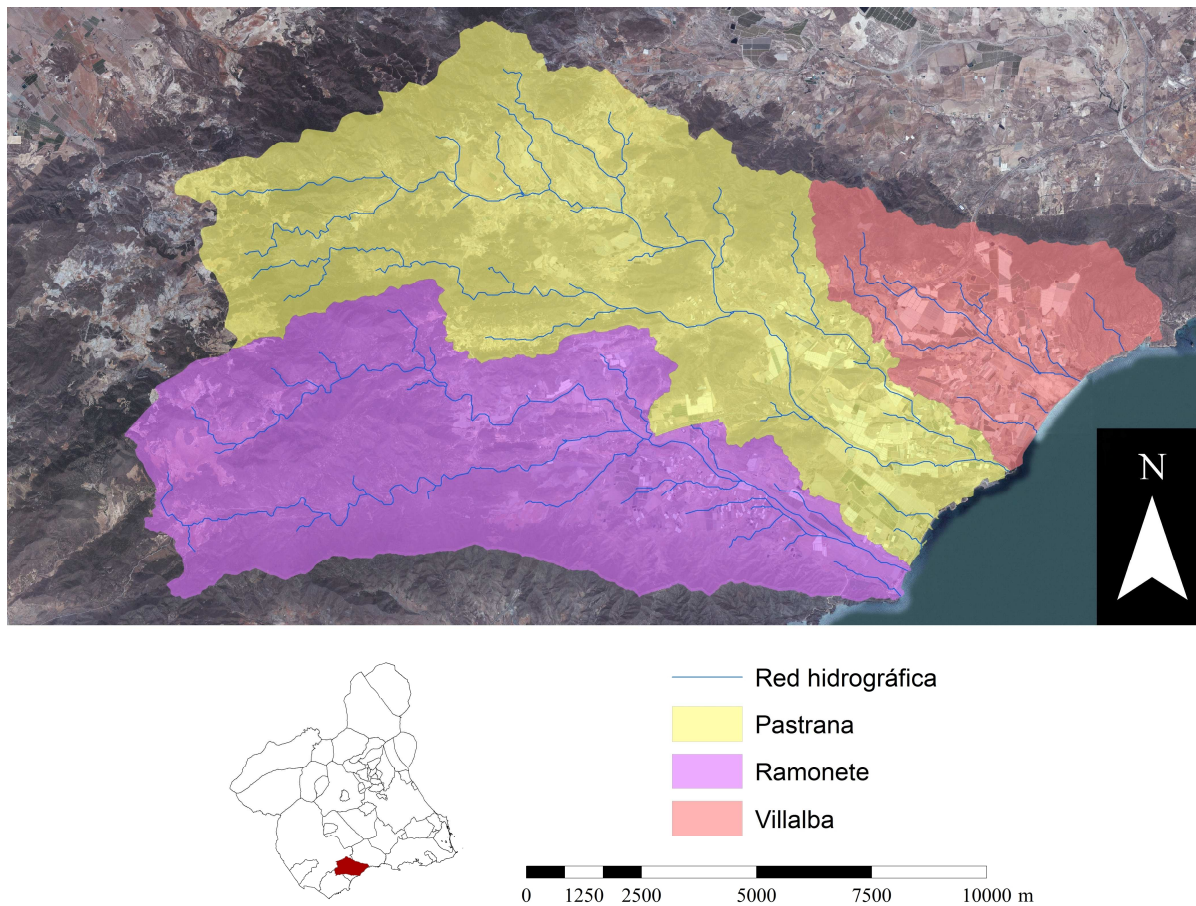


Fig. 1. Localización de las cuencas y redes de drenaje analizadas dentro del contexto regional de Murcia.

2. Metodología, materiales, datos y herramientas

Para la realización de este trabajo se han utilizado las bandas del sensor OLI de la imagen Landsat 8 LC81990342013152LGN00 (USGS, 2014), captada el 1 de junio de 2013 (Tabla 1).

Para determinar la evolución reciente de la superficie de las balsas se han empleado tres archivos *shapefile*, que contienen los contornos digitalizados de las balsas dentro del área de estudio, correspondientes a los años 2009, 2011 y 2012. El archivo tipo *shape* de 2011 ha sido proporcionado por el IMIDA (Instituto Murciano de Investigación y Desarrollo Agrario y Alimentario), mientras que los de 2009 y 2012 son de elaboración propia.

Tabla 1. Bandas del Landsat 8 (Sensor OLI) utilizadas en el presente estudio.

Bandas Landsat-8, OLI	Longitud de onda (μm)
Coastal Aerosol	0,43 – 0,45
Blue	0,45 – 0,51
Green	0,53 – 0,59
Red	0,64 – 0,67
Near infrared	0,85 – 0,88
Short wave infrared (SWIR 1)	1,57 – 1,65
Short wave infrared (SWIR 2)	2,11 – 2,29
Panchromatic	0,50 – 0,68

En el tratamiento y procesamiento de la información se han empleado los softwares ENVI 5, ArcGIS 10 y QGIS. Como paso previo, ha sido necesario realizar la transformación de las coordenadas geográficas WGS84 a ETRS89, ya que ésta permite una mejor optimización en el cálculo de áreas. El nivel de tratamiento de las imágenes Landsat utilizadas es el L1T, que incluye las correcciones geométricas mediante puntos de control terrestre y corrección topográfica por el desplazamiento debido al relieve. Para realizar la corrección radiométrica se han transformado los niveles digitales a valores de reflectancia mediante la ecuación (1) de reflectancia planetaria (USGS, 2013), debido a las ventajas de los valores de reflectividad (valores físicos), respecto a los niveles digitales (Li et al., 2013):

$$\rho\lambda' = MpQcal + A\rho' \quad (1)$$

Donde $\rho\lambda'$ es el valor de reflectancia planetaria, sin corrección por ángulo solar; Mp es el factor multiplicativo de escalado específico por banda, obtenido a partir de los metadatos de la imagen; $A\rho'$ es el factor aditivo de escalado específico por banda extraído del metadato; y $QCal$ es el producto estándar cuantificado y calibrado para valores de pixel (ND), este valor se refiere a cada una de las bandas de la imagen.

Una vez realizada la corrección radiométrica de la imagen, se ha realizado una mejora de la resolución multispectral. En concreto ha sido mejorada la resolución espacial de una imagen de baja resolución espacial multibanda, usando una banda pancromática de alta resolución espacial asociada. Para ello se ha adoptado el método PC Spectral Sharpening (Welch y Ehlers, 1999), cuyo algoritmo asume que las bandas espectrales de resolución espacial bajas corresponden a la banda de alta resolución espacial pancromática. Para aplicar esta mejora a la imagen se ha realizado una transformación de componentes principales. Se ha llevado a cabo la sustitución del primer componente principal por la banda de alta resolución y la ampliación de la banda de alta resolución para que coincida con la banda 1 de dicho componente, lo que permite que no haya distorsión de la información espectral. Este método espectral asume que la primera banda de componentes es una buena estimación de los datos pancromáticos. A continuación se efectúa una transformación inversa y finalmente un

remuestreo de los datos multispectrales con el tamaño de píxeles de alta resolución mediante la técnica de convolución cúbica.

En total se han generado 5 modelos a través de los siguientes pasos: en primer lugar se establecen zonas de entrenamiento y de validación para dos clases de superficies diferentes: lamina de agua y tierra. Estas áreas se han seleccionado de forma aleatoria sobre una ortofoto del año 2011 del PNOA (IGN, 2014), siguiendo como criterio la homogeneidad espacial. Para las zonas de entrenamiento se seleccionaron 241 áreas y para las zonas de validación 73 áreas. A la imagen resultado de la aplicación del método *PC Spectral Sharpening* se le aplicó una clasificación supervisada mediante el algoritmo *maximum likelihood* (Richards, 1999), que, basado en una distribución normal de los estadísticos de cada clase, en cada banda, calcula la probabilidad de que un píxel dado pertenezca a una clase específica. A menos que se seleccione un umbral de probabilidad, todos los píxeles se clasifican según dicho criterio. A cada píxel se le asigna la clase que tiene la probabilidad más alta (es decir, la probabilidad máxima). Si la mayor probabilidad es menor que un umbral especificado, el píxel permanece sin clasificar (2).

$$g_i(x) = \ln p(\omega_i) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| - \frac{1}{2} (x - m_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - m_i) \quad (2)$$

Donde i es la clase, x el valor dimensional de los datos; $p(\omega_i)$ la probabilidad de que la clase ω_i existe en la imagen, asumiendo el mismo criterio para todas las clases; $|\Sigma_i|$ es el determinante de la matriz de covarianza de los datos en la clase ω_i ; Σ_i^{-1} la matriz inversa y m_i la media del vector.

Para la elaboración de los otros 4 modelos se ha optado por aplicar 4 índices a la imagen, resultado de la aplicación del método *PC Spectral Sharpening*: *Land Surface Water Index (LSWI)* (3), *Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI)* (4), *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)* (5), *Normalized Difference Water Index (NDWI)* (6). Dado que estos índices pueden mejorar la capacidad de interpretación de los datos, suelen ser aplicados para optimizar la discriminación entre dos cubiertas con comportamiento reflectivo muy distinto entre dos bandas (Chuvieco, 2002). A partir de ellos y mediante el algoritmo *maximum likelihood* (2), se han realizado 4 clasificaciones supervisadas:

$$LSWI = (\rho_{NIR} - \rho_{SWIR1}) / (\rho_{NIR} + \rho_{SWIR1}) \quad (3)$$

$$MNDWI = (\rho_{Green} - \rho_{SWIR1}) / (\rho_{Green} + \rho_{SWIR1}) \quad (4)$$

$$NDVI = (\rho_{Red} - \rho_{NIR}) / (\rho_{Red} + \rho_{NIR}) \quad (5)$$

$$NDWI = (\rho_{Green} - \rho_{NIR}) / (\rho_{Green} + \rho_{NIR}) \quad (6)$$

Donde ρ_{Green} , ρ_{Red} , ρ_{NIR} y ρ_{SWIR1} representan la reflectancia de la superficie en las bandas 3, 4, 5 y 6 de Landsat-8 (tabla 1) (Li et al., 2013). Se ha recurrido a estos índices por el uso extendido en ciencias hídricas, dado que la reflectancia del agua se discrimina entre esas longitudes de onda. A partir del modelo que mejor se ajusta, se ha calculado el área de las balsas superponiendo el resultado a un *shapefile* de balsas de la Región de Murcia.

Una vez obtenido el área total de las balsas se ha calculado la evaporación mediante la aplicación del método del tanque evaporímetro Clase A (7):

$$E_v = S * K_p * E_p \quad (7)$$

Donde E_v es la evaporación anual, S la superficie total de las balsas de riego, K_p el coeficiente de tanque y E_p la evapotranspiración anual del área de estudio. La aplicación de este método, ya validado para la Región de Murcia (Martínez et al., 2008), ha permitido obtener una estimación de las pérdidas de agua por evaporación en las balsas de riego del área de estudio.

3. Resultados y discusión

Tras comparar las clasificaciones supervisadas, la Tabla 2 muestra que la mayor bondad y concordancia corresponde a la clasificación del modelo de la imagen *PC Spectral Sharpening*, a la que no se ha aplicado ningún índice (Landsat Img).

Tabla 2. Índices kappa de los modelos empleados.

Modelo	Índice kappa
LSWI	0,055
MNDWI	0,560
NDVI	0,245
NDWI	0,940
Landsat Img	0,972

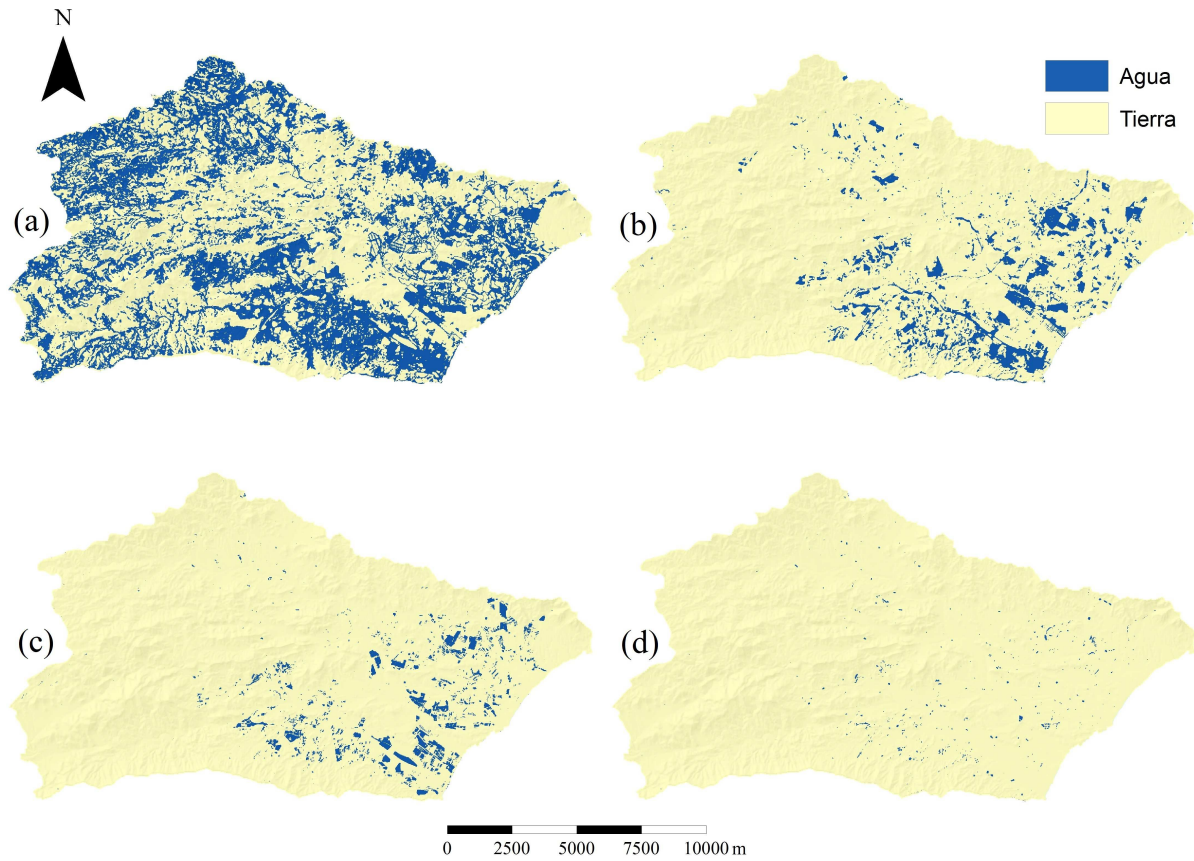


Fig. 3. Balsas obtenidas mediante la clasificación supervisada de los modelos LSWI (a), NDVI (b), MNDWI (c) y NDWI (d).

A pesar de no aparecer discriminadas las balsas más pequeñas, el estudio muestra la utilidad de las imágenes de satélite para la monitorización de las pérdidas por evaporación de las balsas de riego. La validez de la técnica es mayor si se tiene en cuenta la disminución de las balsas en la zona (Tabla 3) en los últimos años y la capacidad de discriminar las balsas de riego vacías, algo que puede presentar problemas en la fotointerpretación.

Tabla 3. Pérdidas de superficie de lámina de agua

Año	Área (Ha)	Pérdida anual (%)
2009	86,59	-
2011	84,37	2,56
2012	72,99	13,49

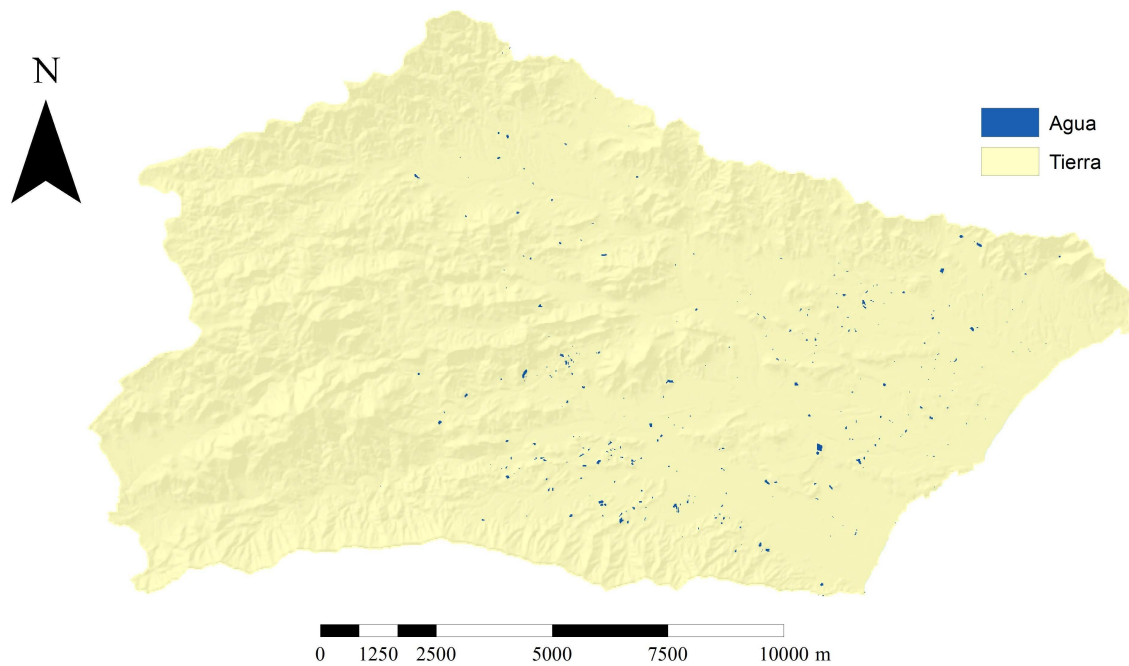


Fig. 4. Balsas obtenidas mediante la clasificación supervisada de la imagen Landsat Img.

La superficie de balsas en la zona de estudio, a partir de la Imagen Landsat Img, es de 502.933,97 m², representando el 71,33 % de la superficie total obtenida por medio de la fotointerpretación para el año 2012.

Los resultados se pueden expresar como próximos a las pérdidas mayores de agua anuales, dado que la fecha de la imagen corresponde a junio y en los meses próximos al verano las reservas de las balsas son mayores a la media de capacidad, puesto que las reservas en esta época del año deben ser máximas para afrontar las grandes pérdidas por evaporación que se dan a lo largo del verano.

La aplicación del método del tanque evaporímetro Clase A (7) para el cálculo de la evaporación proporciona como resultado una evaporación anual de 0,7987 hm³.

4. Conclusiones

La teledetección puede ser una herramienta útil, rápida y barata para la realización de estudios hidrológicos en áreas agrícolas y, por tanto para la determinación de un parámetro tan influyente en los resultados económicos de la agricultura, como son las pérdidas de agua de riego por evaporación. La reflectividad del agua permite la cartografía de superficies de agua y el control de las pérdidas por evaporación. La resolución espacial de las imágenes es fundamental a la hora de conseguir unos resultados óptimos; a pesar de esto, consideramos que las imágenes de Landsat 8 ofrecen buenos resultados en áreas donde el tamaño de las balsas puede ser discriminado.

Agradecimientos

Queremos agradecer al Instituto Murciano de Investigación y Desarrollo Agrario y Alimentario (IMIDA) y a Vitoriano Martínez Álvarez (Universidad Politécnica de Cartagena) la ayuda prestada para la realización de este trabajo.

Referencias

- Chuvieco, E. (2002). *Teledetección ambiental. La observación de la Tierra desde el espacio*. Barcelona: Ariel Ciencia.
- Conesa García, C. y Alonso Sarría, F. (1997). Stochastic matrices applied to the probabilistic analysis of runoff events in a semi-arid stream. *Hydrological Processes*, 11, 297-310.
- Conesa García, C. (2005). Les 'ramblas' du Sud-est Espagnol: Systèmes hydromorphologiques en milieu méditerranéen sec. *Zeitschrift für Geomorphologie*, 49(2), 205-224.
- Conesa García, C. y Alonso Sarría, F. (2006): El Clima de la Región de Murcia. En Conesa García, C. (Ed.), *El Medio Físico de la Región de Murcia*. Cap. 3. Servicio de Publicaciones, Universidad de Murcia. Murcia, pp. 95-127.
- Geiger, F. (1973). El sureste español y los problemas de la aridez. *Revista de Geografía*, 7(1-2), 167-209.
- Hudson, N.W. (1987). *Soil and Water Conservation in Semi-arid Regions* (256 pp.). Rome: FAO Land and Water Conservation Service.
- Instituto Geográfico Nacional (2014). Centro de descargas. Recuperado de <http://centrodedescargas.cnig.es/CentroDescargas/index.jsp>.
- Kite, G. y Pietroniro, A., (2000). Remote sensing of surface water. In: G.A. Schultz, E.T. Engman (Eds.), *Remote Sensing in Hydrology and Water Management* (pp. 217–238). Heidelberg: Springer.
- Li, P., Jiang, L. y Feng, Z. (2013). Cross-Comparison of Vegetation Indices Derived from Landsat-7 Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) and Landsat-8 Operational Land Imager (OLI) Sensors. *Remote Sens.*, 2014, 6, 310-329
- Li, W., Du, Z., Ling, F., Zhou D., Wang H., Gui Y., Sun, B. y Zhang, X. (2013). A Comparison of Land Surface Water Mapping Using the Normalized Difference Water Index from TM, ETM+ and ALI. *Remote Sens.*, 5, 5530-5549.
- Lillo Carpio, M. (1984). Características geomorfológicas y actividad humana tradicional en la Ensenada de Mazarrón (Murcia). *Cuadernos de Geografía*, 35, 129-152.
- Martínez-Álvarez, V., González-Real, M. M., Baille, A., Maestre-Valero, J. F. y Gallego-Elvira, B., (2008). Regional assessment of evaporation from agricultural irrigation reservoirs in a semiarid climate. *Agricultural Water Management*, 29, 1056–1066.
- Martínez-Fernández, J. y Esteve Selma, M. A. (2004). The dynamics of water scarcity on irrigated landscapes: Mazarrón and Aguilas in south-eastern Spain. *System Dynamics Review*, 20(2), 117-137.
- Richards, J.A., (1999) *Remote Sensing Digital Image Analysis*, Springer-Verlag, Berlin, p. 240.
- Romero Díaz, M.A. y Belmonte Serrato, F. (2002). Los paisajes geomorfológicos de la Región de Murcia como recurso turístico. *Cuadernos de Turismo*, 9, 103-122.
- Romero Díaz, A., Ibarra, D., Belmonte Serrato, F. y Ruiz Sinoga, J.D. (2012). Erosión en las playas de “Las Covaticas” y “Parazuelos” en el litoral de la Región de Murcia. In A. González Díaz (Ed.) *Avances de la geomorfología en España 2012-2012*. (pp. 379-383). Santander: Universidad de Cantabria.
- Sánchez-Toribio M. I., García-Marín R., Conesa-García C. y López-Bermúdez F. (2010). Evaporative demand and water requirements of the principal crops of the Guadalentín valley (SE Spain) in drought periods. *Spanish Journal of Agricultural Research*, 8(S2), S66-S75.
- United States Geological Survey (2013) Using the Landsat 8 product. Recuperado de https://landsat.usgs.gov/Landsat8_Using_Product.php
- United States Geological Survey (2014) USGS Global Visualization Viewer. Recuperado de <http://glovis.usgs.gov/>
- Welch, R. y Ehlers, W. (1987) Merging Multiresolution SPOT HRV and Landsat TM Data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 53 (3), 301-303.

Apéndice A. Resultados

Tabla 4. Matriz de confusión: entrenamiento Landsat Img.

Clase	Agua	Tierra	Total	Precisión de productor
Agua	637425	28125	701550	95,99%
Tierra	20700	52096050	52116750	99,96%
Verdad total	694125	52124175	52818300	
Precisión de Usuario	97,018%	99,95%		
Precisión total	99,91%			

Tabla 5. Matriz de confusión: validación Landsat Img.

Clase	Agua	Tierra	Total	Precisión de productor
Agua	578475	8100	586575	98,62%
Tierra	24075	29406825	29430900	99,92%
Verdad total	602550	29414925	30017475	
Precisión de Usuario	96,004%	99,97%		
Precisión total	99,89%			

Tabla 6. Matriz de confusión: entrenamiento LSWI.

Clase	Agua	Tierra	Total	Precisión de productor
Agua	649800	20731275	2138075	3,04%
Tierra	44325	31392900	31437225	99,86%
Verdad total	694125	52124175	52818300	
Precisión de Usuario	93,61%	60,23%		
Precisión total	60,67%			

Tabla 7. Matriz de confusión: validación LSWI.

Clase	Agua	Tierra	Total	Precisión de productor
Agua	536175	10943550	1147925	4,67%
Tierra	25875	18472950	18498825	99,86%
Verdad total	562050	29416500	29978550	
Precisión de Usuario	95,40%	62,80%		
Precisión total	63,41%			

Tabla 8. Matriz de confusión: entrenamiento MNDWI.

Clase	Agua	Tierra	Total	Precisión de productor
Agua	684675	987750	1672425	40,94%
Tierra	9450	51136425	51145875	99,98%
Verdad total	694125	52124175	52818300	
Precisión de Usuario	98,64%	98,11%		
Precisión total	98,11%			

Tabla 9. Matriz de confusión: validación MNDWI.

Clase	Agua	Tierra	Total	Precisión de productor
Agua	552150	816300	1368450	40,35%
Tierra	9900	28600200	28610100	99,97%
Verdad total	562050	29416500	29978550	
Precisión de Usuario	98,24%	97,23%		
Precisión total	97,24%			

Tabla 10. Matriz de confusión: entrenamiento NDVI.

Clase	Agua	Tierra	Total	Precisión de productor
Agua	678375	4034250	4712625	14,40%
Tierra	15750	48089925	48105675	99,97%
Verdad total	694125	52124175	52818300	
Precisión de Usuario	97,73%	92,26%		
Precisión total	92,33%			

Tabla 11. Matriz de confusión: validación NDVI.

Clase	Agua	Tierra	Total	Precisión de productor
Agua	544950	2945250	3490200	15,61%
Tierra	17100	26471250	26488350	99,94%
Verdad total	562050	29416500	29978550	
Precisión de Usuario	96,96%	89,99%		
Precisión total	90,12%			

Tabla 12. Matriz de confusión: entrenamiento NDWI.

Clase	Agua	Tierra	Total	Precisión de productor
Agua	680850	55575	736425	92,45%
Tierra	13275	52068600	52081875	99,98%
Verdad total	694125	52124175	52818300	
Precisión de Usuario	98,09%	99,89%		
Precisión total	98,87%			

Tabla 13. Matriz de confusión: validación NDWI.

Clase	Agua	Tierra	Total	Precisión de productor
Agua	553500	60750	614250	90,11%
Tierra	8550	29355750	29364300	99,97%
Verdad total	562050	29416500	29978550	
Precisión de Usuario	98,48%	99,79%		
Precisión total	99,77%			