



## Utilización de datos multiespectrales y de elevación (LiDAR) para la caracterización de hábitats usando clasificaciones basadas en píxeles y en objetos: Marismas del Odiel (Huelva)

M. Fernández-Núñez<sup>(1-2)</sup> y J. Ojeda-Zújar<sup>(2)</sup>

<sup>(1)</sup> Department of Geography, University College London, Pearson Building, Gower Street, WC1E 6BT London, UK..  
Email: miriam.nunez.10@ucl.ac.uk

<sup>(2)</sup> Departamento de Geografía, Universidad de Sevilla, C/María de Padilla s/n, 41004-Sevilla, España.  
Email: zujar@us.es

**Resumen:** Los ecosistemas de marismas ocupan una estrecha franja del litoral, que es controlada principalmente por la posición del nivel del mar y el rango mareal. Sin embargo, la naturaleza de otros factores que actúan a otras escalas espacio-temporales (meso-escala), como la dinámica de la línea de costa (la cual afecta a procesos de erosión y sedimentación) y las modificaciones antrópicas de la franja litoral, potencian que la naturaleza y la extensión de los impactos sobre estos ecosistemas y su consecuente respuesta sea globalmente variable y localmente compleja. De ese modo, para la gestión de estos sistemas es esencial el entendimiento de factores de control a nivel local, así como el seguimiento y cartografía de los diferentes hábitats de marismas para analizar la respuesta del sistema y los cambios en el mismo. Sin embargo, la poca diferencia espectral entre diferentes especies vegetales de marismas mareales junto con la pequeña escala espacial a la que se observan patrones espaciales de vegetación hace la identificación de diferentes clases de vegetación una tarea bastante complicada. El uso de datos espectrales y altimétricos de alta resolución (*Light Detection and Ranging* - LiDAR) procedentes de un vuelo fotogramétrico combinado (2013) han mejorado el reconocimiento de especies predominantes para su clasificación. Sin embargo, la selección de la técnica de clasificación también influye considerablemente en los resultados. Este trabajo se basa en el estudio comparativo de dos técnicas semiautomáticas de clasificación de imágenes (basada en píxeles y en objetos) para reconocer patrones espaciales de cambio dentro de la marisma mediante la generación de un mapa de hábitat. El presente estudio se ha aplicado al Paraje Natural de Marismas del Odiel (Suroeste de España), donde se han recopilado datos en campo para la validación de los resultados obtenidos.

**Palabras clave:** marismas mareales, humedal costero, clasificación de imágenes, LiDAR

### *Multispectral and elevation data (LiDAR) for habitat mapping using pixel and object-based classifications: Odiel saltmarshes (Huelva)*

**Abstract:** Coastal ecosystems are considered to be sensitive to changes in environmental forcing, particularly sea level rise. Saltmarsh ecosystems occupy a discrete lateral and vertical position that is fundamentally controlled by the position of sea level, but the nature of other mesoscale factors such as shoreline dynamic (which affects erosion and sedimentation processes) and anthropogenic modifications to the coastal zone ensure that the nature and extent of impacts and response are globally variable, and locally complex. Thus, the understanding of these control factors at local scales as well as the monitoring and mapping of the system changes is essential for management purposes. However, accurately mapping detailed features within the marsh land from remotely sensed is a challenge due to the low spectral contrast between plant species and the small scale of vegetation patterns. The use of elevation and spectral data (here gathered in a combined LiDAR and photogrammetric flight in 2013) has improved saltmarsh vegetation recognition through remote sense techniques. However, the classification technique selection is also an important factor that influences the final results. This work is based on the comparative study of two semiautomatic classification techniques (object-based and pixel based) for saltmarsh habitat mapping. To test the methods over saltmarsh environments, the two classification techniques have been applied to the Odiel saltmarshes (protected area in SW Spain), where field data were collected for the accuracy assessment.

**Keywords:** saltmarshes, coastal wetland, image classification, LiDAR

## 1. INTRODUCCIÓN

Las marismas mareales son ecosistemas costeros de alto valor ecológico que aportan una gran diversidad de bienes y servicios (*Millennium Ecosystem Assessment*, 2005). Debido a la importancia ecológica de estos sistemas y a las presiones antrópicas a las que históricamente se han visto sometidos (vertidos,

introducción de especies exóticas, desecación, etc.), la espacialización de la vegetación y cuerpos de agua es un objetivo común tanto para la comunidad científica como para la de gestores (Moffett & Gorelick, 2013). Por ejemplo, los mapas de vegetación halófitas son esenciales para la planificación y evaluación del estado de conservación de estos sistemas, así como para la caracterización de hábitats (Belluco *et al.*, 2006), lo cual

es de especial interés para la Directiva Hábitat (*Habitat Directive*, 1992: 92/43/EEC of 21<sup>st</sup> May).

En zonas de marismas mareales, la producción cartográfica a escala de detalle usando técnicas de teledetección presenta dificultades debido al poco contraste espectral entre la vegetación marismeña y a la pequeña escala a la que se observan patrones espaciales de vegetación. Estas características han sido identificadas como las principales limitaciones para la clasificación de vegetación en estas zonas (Silva *et al.*, 2008; Kelly *et al.*, 2011). Para solventar estas limitaciones, algunos autores (Chust *et al.*, 2008; Gilmore *et al.*, 2008) han incluido datos de elevación de alta precisión (LiDAR) en el proceso de clasificación para mejorar la identificación de diferentes clases de vegetación. Esto es posible debido a la estrecha relación entre especies y elevación del terreno (Silvestri *et al.*, 2005).

La clasificación de imágenes basada en objetos (*Object-Based Image Analysis*: OBIA) en marismas mareales es un área de investigación reciente, por lo que no se encuentra una amplia bibliografía específica. Aunque algunos autores han evaluado el proceso de segmentación y métodos para la aplicación en estos sistemas (Kim *et al.*, 2011; Moffett & Gorelick, 2013), no hay un consenso general sobre los parámetros adecuados para estas zonas. A diferencia de las clasificaciones basada en píxeles (*Pixel-Based Image Analysis*: PBIA), OBIA considera más variables que actúan simultáneamente para distinguir las clases de interés. Estas variables son el espectro del píxel, su localización espacial relativa, y la homogeneidad local espectral y de forma de grupos adyacentes de píxeles similares (Moffett & Gorelick, 2013). Todas estas variables pueden ayudar a mejorar el reconocimiento de patrones espaciales en vegetación de marismas, y disminuir de ese modo el efecto ‘sal y pimienta’ típico de aproximaciones basadas en píxeles. Varios autores (Chen *et al.*, 2006; Blumberg & Zhu, 2007) han argumentado que OBIA ofrece mejores resultados que PBIA.

Este trabajo se centra en aplicar técnicas OBIA y PIBIA, usando datos espectrales y altimétricos de alta resolución (LiDAR) procedentes de un vuelo fotogramétrico combinado (2013), para la generación de un mapa de hábitat a escala de detalle en zonas de marismas que permita reconocer patrones espaciales de cambio dentro de la marisma para la evaluación y gestión de estos espacios. El presente estudio se ha desarrollado en el Paraje Natural de Marismas del Odiel (Suroeste de España), donde se han recopilado datos en campo para la validación de los resultados obtenidos.

## 2. MATERIAL Y MÉTODOS

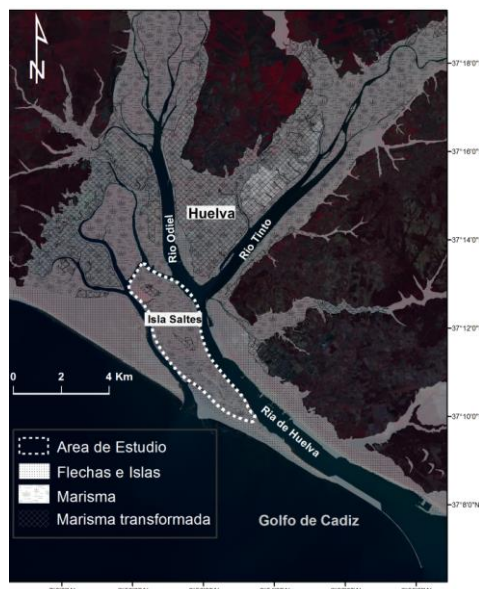
Los análisis de las dos técnicas de clasificación se han hecho con imágenes y datos altimétricos de alta resolución adquiridos simultáneamente en un vuelo fotogramétrico combinado llevado a cabo en Enero de 2013 para los proyectos de investigación CSO2010-15807 y RNM-6207 (Departamento de Geografía Física y AGR, Universidad de Sevilla). El vuelo se realizó sobre la totalidad del Paraje Natural Marismas del Odiel

durante la marea baja (-1,1m respecto al cero de Alicante, y un coeficiente mareal de 89) para minimizar el nivel de inundación mareal sobre la marisma.

La ortofoto generada tiene una resolución espacial de 0,15 m y espectral de 4 bandas (tres del rango visible y el infrarrojo cercano), y los datos altimétricos recogidos por el sensor LiDAR (ALS50 II) poseen una densidad espacial de 2 puntos por metro cuadrado. De los datos LiDAR se derivaron un modelo digital de elevaciones (MDE) y un modelo digital de superficies (MDS) (MDE + altura de la vegetación). Las clases de referencia usadas para la clasificación fueron basadas en datos de campo del proyecto anteriormente mencionado, mediante análisis de la vegetación muestreada. Las clases definidas fueron basadas en un muestreo aleatorio de la vegetación llevado a cabo en trabajos previos (Fernández-Núñez *et al.* (en prep.)): Agua, Fango, Marisma baja (dominada por *Salicornia perenne* y *Atriplex portulacoides*), Praderas de ramosissima (*Salicornia ramosissima*), Marisma alta (dominada por especies arbustivas de *Salicornia sp.*) y Marisma de *Spartina* (*Spartina densiflora*).

### 2.1. Zona de estudio

El análisis de las dos técnicas de clasificación mencionadas se realizó sobre la Isla Saltes (Figura 1) situada entre la ría de Huelva y la ría de Punta Umbría (Huelva, SO España). Esta isla incluye diferentes tipos de hábitats tanto de marismas como de monte mediterráneo presente en las islas arenosas. Este estudio se ha centrado solo en las zonas de marismas incluyendo hábitats de marisma baja, media y alta, por lo que el resto de hábitats no marismeños y los principales canales mareales se han añadido a una máscara realizada para este estudio.



**Figura 1.** Localización de la zona de estudio en el Paraje Natural de Marismas del Odiel (SO España).

### 2.2. Métodos de clasificación

El proceso de clasificación basada en objetos se llevó a cabo en el programa ‘eCognition Developer’ (v. 8.7) y se dividió en dos partes:

- Segmentación de la imagen usando el algoritmo 'Multi-Resolution Segmentation' (MRS) (para más información ver: Moffett and Gorelick, 2013). El factor de escala utilizado fue 10, el factor de forma 0,2, y se le dio un peso de 2 a la banda infrarroja y al DEM.
- Clasificación supervisada de los objetos previamente creados usando el clasificador 'K-nearest neighbour' (KNN). (Kim *et al.*, 2011) con 5 vecinos e incluyendo variables espectrales y espaciales. El clasificador fue entrenado con áreas de entrenamiento que fueron fotointerpretadas y digitalizadas manualmente sobre la ortofoto en ArcGIS 10.2., usando fotos referenciadas tomadas en campo (500 fotos) y datos de elevación.

Para la clasificación basada en píxeles se usó el clasificador 'maximum likelihood' (ML) en ENVI 4.6. En este proceso de clasificación se usaron las 4 bandas espectrales y el MDE. Para ello se utilizó la herramienta 'layer stacking' disponible en ENVI. Para el entrenamiento del clasificador se usaron las mismas áreas de entrenamiento que para la clasificación basada en objetos.

### 2.3. Validación

Para la validación se usaron zonas de referencia localizadas aleatoriamente en la zona de estudio que fueron digitalizadas sobre la ortofoto en ArcGIS 10.2. Estas zonas fueron revisadas en campo durante campañas realizadas para el proyecto anteriormente mencionado (CSO2010-15807). La precisión de las clasificaciones para su comparación se evaluó mediante el cálculo de matrices de confusión y el índice Kappa.

## 3. RESULTADOS

### 3.1. Clasificación basada en objetos

Los resultados de clasificación usando el clasificador KNN se pueden observar en la matriz de confusión (Tabla 1). La precisión total de la clasificación basada en objetos es de 80% y el índice de kappa de 73%. Tal y como se observa en la Tabla 1, la clases que fueron clasificadas con alta precisión (>80%) fueron *agua*, *fango*, *marisma baja* y *marisma alta*. En cambio las clases *praderas de ramosissima* y *Spartina densiflora* se clasificaron con una más precisión baja (<70%). La clase *Spartina densiflora* se clasificó con muy poca precisión (47,7%) porque se confunde con la clase *marisma alta* en un 25% aproximadamente. Esto puede ser debido a que, en ocasiones, la clase *Spartina densiflora* se encuentra mezclada con especies de *marisma alta* tales como *Arthrocnemum macrostachyum* y *Salicornia fruticosa*.

**Tabla 1.** Matriz de confusión y precisión total de la clasificación basada en objetos.

Clase Ref.	Clasificación basada en píxeles					
	A	F	Mb	PR	Ma	Sp
A	<b>97.7</b>	0	0.3	0	0.5	0
F	0	<b>83.7</b>	2.3	2.2	0	0

Mb	4.7	15.2	<b>96</b>	18.1	3.1	15.3
PR	0	1.1	1.0	<b>68.7</b>	5.5	11.7
Ma	0	0	0	8.2	<b>86.1</b>	25.2
Sp	0	0	0.3	2.7	4.8	<b>47.7</b>
Precision total(%)= 80			Indice Kappa (%)= 73			

\*"A"=agua; "F"=Fango; "Mb"=marisma baja; "PR"=praderas de *S. ramosissima*; "Ma"=marisma alta; "Sp"=*Spartina densiflora*

### 3.2. Clasificación basada en píxeles

Los resultados de la clasificación usando el clasificador ML se muestran en la matriz de confusión presentada en la tabla 2. La precisión total de la clasificación es de 67% y el índice Kappa de 61%. Las clases *agua*, *fango*, *marisma baja* y *praderas de ramosissima* se clasificaron con una precisión superior al 70%. Sin embargo, las clases de *marisma alta* y de *Espartina* se clasificaron pobremente con una precisión inferior al 50%. Estas clases se confundieron significativamente entre ellas, y entre la clase *praderas de ramosissima*.

**Tabla 2.** Matriz de confusión y precisión total de la clasificación basada en píxeles.

Clase Ref.	Clasificación basada en píxeles					
	A	F	Mb	PR	Ma	Sp
A	<b>100</b>	4.6	0	0	0	0
F	0	<b>77.3</b>	8.6	0	0	0
Mb	0	13.6	<b>82.6</b>	0	4.9	5.2
PR	0	0	8.8	<b>71</b>	35	31.5
Ma	0	0	0	3.2	<b>30.2</b>	21.1
Sp	0	4.5	0	25.8	29.9	<b>42.2</b>
Precision total(%)= 67			Indice Kappa (%)= 61			

\*"A"=agua; "F"=Fango; "Mb"=marisma baja; "PR"=praderas de *S. ramosissima*; "Ma"=marisma alta; "Sp"=*Spartina densiflora*

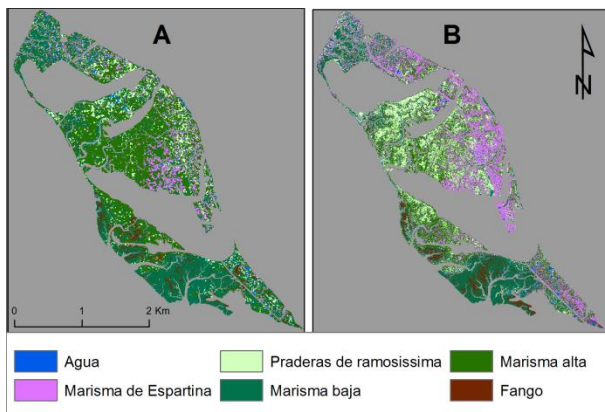
## 4. DISCUSIÓN

Comparando los resultados de los dos métodos utilizados, la clasificación basada en objetos (80%) presenta una precisión mayor que la clasificación basada en píxeles usando el clasificador ML (67%). La confusión de las clases de *marisma alta*, *Espartina* y *praderas de ramosissima* usando PBIA (ML) explican la diferencia entre los mapas obtenidos en la figura 2. La espacialización del resto de clases presenta más similitudes entre las dos técnicas aplicadas. A pesar de la utilización de dos técnicas diferentes, estas diferencias también deben considerarse por el uso de dos clasificadores diferentes, lo cual también influye en la precisión de la clasificación. Para trabajos futuros habría que comparar las dos técnicas usando el mismo clasificador, para tener una visión más objetiva de la técnica en sí misma.

Adicionalmente, la clasificación basada en píxeles (Figura 2 B) muestra el típico efecto 'sal y pimienta' característicos de este tipo de clasificación, donde píxeles individuales son clasificados de forma diferente a otros que lo rodean. Por esta razón, áreas homogéneas correspondiente a un misma clase en la en la imagen, no siempre es fácil de generar. La única forma de suavizar este efecto 'sal y pimienta' es mediante el uso de filtros, los cuales suelen ser aplicados sin usar la información original sino la información clasificada (Cao *et al.*, 2007).

Por otro lado, la clasificación basada en objetos no muestra el efecto ‘sal y pimienta’ (Figura 2 A). Al segmentarse primero la imagen en objetos basados en información de la imagen, las áreas homogéneas son generadas previamente a la clasificación. De este modo, la clasificación es aplicada sobre los objetos y no sobre píxeles individuales. Este tipo de clasificación también permite usar segmentación de objetos a diferentes escalas. Por ejemplo, si caños pequeños y lagunas necesitan una segmentación más pequeña de la imagen para ser reconocidos, primero se segmenta la imagen con un factor de escala más pequeño y posteriormente se pueden unir objetos correspondientes a clases que muestran patrones espaciales de mayor escala como por ejemplo parches de vegetación. Esta unión puede basarse en la información espectral de los objetos creados (ej. NDVI o banda roja).

En general, la clasificación basada en objetos ha mostrado mejores resultados que la basada en píxeles para las clases de vegetación de marismas. Estos resultados se asemejan a los presentados por Cao *et al.* (2007), Ouyang *et al.* (2011) y Moffett y Gorelick (2013). Este método basado en objetos puede ser una manera eficiente de generar mapas de hábitat en zonas de marismas y para su monitoreo y seguimiento, lo cual es de especial interés para la gestión de humedales costeros como es el caso del Paraje Marismas del Odiel.



**Figura 2.** Mapa de hábitats de la Isla Saltes usando clasificación basada en objetos (A) y en píxeles (B).

## 5. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo se deriva en parte de los datos obtenidos para el proyecto del Plan Nacional (CSO2010-15807) y del proyecto de excelencia de la Junta de Andalucía (RNM-6207): “Espacialización y difusión web datos de urbanización y fitodiversidad para la evaluación de la vulnerabilidad ante los procesos de inundación asociados a la subida del nivel del mar en Andalucía”.

## 6. BIBLIOGRAFÍA

Belluco, *et al.* 2006. *Mapping salt-marsh vegetation by multispectral and hyperspectral remote sensing.* Remote Sensing of Environment, 105, 54–67.  
Blumberg *et al.* 2007. *Using a hierarchical multi-resolution mechanism for the classification and*

*semantic extraction of land use maps for Beer-Sheva, Israel.* International Journal of Remote Sensing, 28, 3273–3289.  
Cao, M., *et al.* 2007. *An object-oriented approach to map wetland vegetation: a case study of yellow river delta.* IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Barcelona, Spain, 4585–4587.  
Chen, Z., Zhao, Z., Gong, P. and Zeng, B. 2006. *A new process for the segmentation of high resolution remote sensing imagery.* International Journal of Remote Sensing, 27, 4991–5001.  
Chust, G., *et al.* 2008. *Coastal and estuarine habitat mapping, using LIDAR height and intensity and multi-spectral imagery.* Estuarine, Coastal and Shelf Science, 78, 633–643.  
Fernández-Núñez *et al.* (en prep.). *Improving accuracy of LiDAR-derived Digital Elevation Models for saltmarshes using habitat-specific correction factors.* Journal of Coastal Research.  
Gilmore, M., *et al.* 2008. *Integrating multi-temporal spectral and structural information to map wetland vegetation in a lower Connecticut River tidal marsh.* Remote Sensing of Environment, 112, 4048–4060.  
Kelly, M., *et al.* 2011. *Mapping changes to vegetation pattern in a restoring wetland: Finding pattern metrics that are consistent across spatial scale and time.* Ecological Indicators, 11, 263–273.  
Kim, D., *et al.* 2011. *Multi-scale GEOBIA with very high spatial resolution digital aerial imagery: scale, texture and image objects.* International Journal of Remote Sensing, 31, 58–78.  
Millennium Ecosystem Assessment. 2005. *Ecosystems and Human Well-Being: Wetlands and Water.* Synthesis, Washington, D.C.  
Moffett, K.B. & Gorelick, S.M. 2013. *Distinguishing wetland vegetation and channel features with object-based image segmentation.* International Journal of Remote Sensing, 34, 1332–1354.  
Ouyang, Z., *et al.* 2011. *A comparison of pixel-based and object-oriented approaches to VHR imagery for mapping saltmarsh plants.* Ecological Informatics, 6, 136–146.  
Schmid, K.A., *et al.* 2011. *Vertical Accuracy and Use of Topographic LIDAR Data in Coastal Marshes.* Journal of Coastal Research, 275, 116–132.  
Silva, T.S.F., *et al.* 2008. *Remote sensing of aquatic vegetation: theory and applications.* Environmental monitoring and assessment, 140, 131–45.  
Silvestri, S., *et al.* 2005. *Tidal regime, salinity and salt marsh plant zonation.* Estuarine, Coastal and Shelf Science, 62, 119–130.