

UNIVERSIDAD POLITECNICA DE VALENCIA

ESCUELA POLITECNICA SUPERIOR DE GANDIA

Licenciado en Ciencias Ambientales



**UNIVERSIDAD
POLITECNICA
DE VALENCIA**



**ESCUELA POLITECNICA
SUPERIOR DE GANDIA**

“Aplicación de imágenes QuickBird al estudio de praderas submarinas de Posidonia oceanica en Denia”

TRABAJO FINAL DE CARRERA

Autor/es:

Iván Herrero Durá

Director/es:

D. Javier Estornell Cremades

D. Miguel Rodilla Alama

GANDIA, 2012

Contenidos

Relación de figuras	iii
Relación de tablas	iv
1. Introducción	1
2. Justificación del proyecto	3
3. Objetivos del estudio	4
4. Materiales y métodos	5
4.1 Materiales y datos	5
4.1.1. Zona de estudio	5
4.1.2. Datos utilizados	7
4.1.3. Muestreo de campo	7
4.2. Metodología	10
4.2.1. Corrección geométrica	10
4.2.2. Corrección atmosférica	11
4.2.3. Corrección de la columna de agua	12
4.2.4. Creación de la máscara	13
4.2.5. Recorte de la imagen	14
4.2.6. Operaciones de tratamiento digital de imágenes satélite	14
5. Resultados y discusión	20
5.1. Corrección geométrica	20
5.2. Corrección de la lámina de agua	22
5.3. Componentes principales sin aplicar la corrección de la columna de agua	24

5.4. Componentes principales aplicando la corrección de la columna de agua	26
5.5. Resultados gráficos	28
6. Conclusiones	30
7. Bibliografía	32

Relación de figuras

Figura 1. Composición del fondo marino	5
Figura 2. Zona de estudio	6
Figura 3. Puntos de muestreo	8
Figura 4. Esquema del proyecto	10
Figura 5. Detalle comparativo de la corrección geométrica	21
Figura 6. Máscara	21
Figura 7. Histograma	22
Figura 8. Índices de profundidad	23
Figura 9. Componentes principales	25
Figura 10. Componentes principales	27
Figura 11. Resultados	28

Relación de tablas

Tabla 1. Características del satélite QuickBird	7
Tabla 2. Características de los puntos de muestreo	8
Tabla 3. Coordenadas y Error Medio Cuadrático (RMS) de los puntos de control	20
Tabla 4. Parámetros para el cálculo del índice de profundidad	22
Tabla 5. Auto-valores	24
Tabla 6. Auto-vectores	24
Tabla 7. Auto-valores	26
Tabla 8. Auto-vectores	26
Tabla 9. Matrices de confusión y fiabilidad global	29

1. Introducción

Posidonia oceanica es una fanerógama rizomatosa endémica del mar Mediterráneo que crece principalmente sobre sustratos arenosos (aunque en ocasiones se puede encontrar en fondos rocosos o mixtos) y forma praderas a profundidades de hasta 30 o 40 metros (Laguna et al., 2003) en aguas bien iluminadas y con un hidrodinamismo moderado (Calvín, 1995). Se trata de una especie de gran valor ecológico, ya que sus formaciones son el lugar de refugio y de reproducción para una gran diversidad de peces e invertebrados y sirven de sustrato para una variada fauna epífita (Laguna et al., 2003), además de tener una gran importancia en el sector pesquero tradicional por contribuir en el ciclo vital de muchos organismos (Marhuenda et al., 2000). También es necesario destacar el importante papel que juega en muchos de los procesos que tienen lugar en las zonas litorales, contribuyendo a la deposición de sedimentos, atenuando las corrientes y la energía del oleaje y estabilizando sedimentos no consolidados (Fornes et al., 2006). Las áreas ocupadas por esta formación vegetal son excelentes indicadores de la calidad ambiental de las aguas y los sedimentos marinos, ya que sus rizomas y sus matas acumulan metales pesados, elementos radiactivos o compuestos químicos recalcitrantes (Díaz et al., 2009).

Estos lugares han tenido una cierta importancia socioeconómica en algunas zonas costeras. Algunos ejemplos de los usos que la sociedad ha dado a este tipo de formación vegetal son la utilización de las hojas caídas que eran arrastradas por los temporales hasta el litoral como abono o como aislante (Calvín, 1995), su importancia en el sector pesquero tradicional, ya que interviene en etapas del ciclo vital de muchas especies de interés pesquero (Marhuenda et al., 2000), sus numerosas aplicaciones medicinales (como aperitiva, astringente o para sanar heridas y llagas) o el uso, a principios de siglo, de sus hojas por parte de los vidrieros (esta planta recibe el nombre vernáculo de “alga de vidrieros”) para embalar los cristales y objetos frágiles.

En la actualidad, esta especie se encuentra en estado de regresión a causa de la excesiva presión antrópica y otros cambios ambientales a gran escala que afectan a la calidad del agua y del sedimento (Fornes et al., 2006) por lo que es de vital importancia disponer de información precisa sobre la distribución de las praderas submarinas para poder llevar a cabo una gestión adecuada (Pasqualini et al., 2005).

Las principales amenazas que afectan a estas formaciones son el incremento de la polución submarina y la turbidez del agua del mar por los vertidos, la construcción de puertos comerciales y de recreo, la invasión del alga verde exótica *Caulerpa taxifolia*, la disminución del aporte de sedimentos por los ríos debido a la disminución de caudal y a la construcción de presas, las prácticas de pesca como el arrastre cuando se practica a profundidades inferiores a 50m y el anclaje indiscriminado de las embarcaciones de recreo.

Los métodos que se han utilizado tradicionalmente en el análisis de la composición de los sustratos y hábitats bentónicos son directos y precisos, aunque conllevan un uso excesivo de tiempo (Matarrese et al., 2008). Por el contrario, la teledetección nos permite controlar grandes extensiones de aguas poco profundas de una forma rentable (Matarrese et al., 2008), además de permitir la obtención de información de zonas difícilmente accesibles (Arroyo et al, 2010).

La teledetección es una tecnología que presenta una fuerte tendencia al desarrollo en su aplicación (Chuvieco, 2010) que consiste en la captura de imágenes desde diversos tipos de plataformas aéreas o por satélite (McKenzie et al., 2001). Con los datos obtenidos a través de este método es posible determinar la distribución, realizar un seguimiento de la dinámica e incluso estimar la biomasa de las formaciones de plantas bentónicas (Pasqualini et al., 1998). No obstante, esta técnica presenta algunos inconvenientes, entre los que destacan las elevadas inversiones necesarias para su implantación y mantenimiento (Chuvieco, 2010).

Existe un gran número de satélites disponibles para la toma de imágenes destinadas a su tratamiento digital pero, dadas las reducidas dimensiones de la zona de estudio, es necesaria una mayor resolución espacial como, por el ejemplo, las imágenes QuickBird, cuya resolución espacial, de 2,40m en las bandas multispectrales, es superior a la de otros satélites como IKONOS (4m), SPOT 5 (10-20m) o LANDSAT 7 ETM (30m).

Uno de los problemas encontrados al trabajar con imágenes multispectrales en ecosistemas marinos es el impacto de la lámina de agua, que puede dar como resultado variaciones en la signatura espectral de la vegetación o del fondo marino (Pasqualini et al., 1998). Esta disminución en la calidad de los resultados tiene una especial importancia cuando la zona de estudio supera los 20 metros de profundidad.

2. Justificación del proyecto

Las praderas de *Posidonia oceanica* (Código Natura 2000: *1120) es un tipo de hábitat incluido en el Anexo I de la Directiva 92/43/CEE, relativa a la conservación de los hábitats naturales y de la fauna y flora silvestres. Además, la zona de estudio ha sido declarada Lugar de Interés Comunitario (LIC) por la Unión Europea, constituyendo el LIC de L'Almadrava, ya que se trata de una "zona marina que alberga un gran arrecife-barrera de *Posidonia* de un interés excepcional".

Otra de las razones por la que se debe realizar este estudio es debido al hecho que la *Posidonia oceanica* se halla catalogada en la Lista Roja de la Flora Vasculare Española del año 2008, realizada por el Ministerio de Medio Ambiente y Medio Rural y Marino, como especie casi amenazada, categoría que se otorga a un taxón "cuando ha sido evaluado según los criterios y no satisface, actualmente, los criterios para En Peligro Crítico, En Peligro o Vulnerable; pero está próximo a satisfacer los criterios, o posiblemente los satisfaga, en un futuro cercano".

Es necesario destacar la valoración que se otorga en la ficha del LIC de L'Almadrava de la Directiva 92/43/CEE a los distintos criterios que se estudian en ella:

- Representatividad: excelente
- Superficie relativa: $100\% > S_r > 15\%$
- Conservación: excelente
- Valoración global: excelente

A falta de un análisis más específico, se puede deducir que se trata de una zona de gran interés ecológico que se encuentra en un estado óptimo y que, debido a sus características especiales, es necesaria una gestión adecuada.

Mediante este proyecto se puede analizar si las imágenes QuickBird permiten detectar la presencia de *Posidonia oceanica* a distintas profundidades, es decir, tanto en zonas cercanas a la costa como en zonas más alejadas de la misma.

La aplicabilidad de este estudio se podría optimizar tomando imágenes en distintas fechas y estudiando los posibles cambios que se hayan podido producir.

3. Objetivos del estudio

El objetivo principal del presente trabajo es estudiar la aplicación de distintos métodos de procesamiento de imágenes de satélite al estudio de praderas submarinas de *Posidonia oceanica*, así como intentar conocer el rango de profundidades a las que se obtienen resultados fiables sin que éstos se vean distorsionados por la presencia de la columna de agua situada sobre estas praderas. Para ello se aplicarán distintos análisis con la finalidad de conocer cuál de ellos proporciona mejores resultados.

Como se ha indicado anteriormente, este estudio puede ofrecer mejores resultados y utilizarse para llevar a cabo un seguimiento de este tipo de formaciones tomando imágenes en distintas fechas y realizando los mismos análisis que se llevan a cabo en el presente proyecto.

Debido a que la zona de estudio ha sido declarada LIC por la Unión Europea, este estudio sirve para comprobar a medio o largo plazo si los mecanismos de gestión y de protección adoptados en este lugar se están llevando a cabo de forma adecuada y si son realmente eficaces.

4. Materiales y métodos

4.1 Material y datos

4.1.1. Zona de estudio

La zona estudiada corresponde a una franja litoral perteneciente al término municipal de Denia, en el noreste de la provincia de Alicante, coincidiendo en gran parte con el LIC de L'Almadrava (38°54'10,85"N, 0°0'40,42"E).

Se trata de un lugar con clima mediterráneo y aguas tranquilas. La batimetría de la zona es relativamente uniforme, situándose el rango de profundidades entre 1 y 31m.

El fondo marino está formado principalmente por comunidades de arenas finas y praderas de *Posidonia oceanica*. Estas praderas pueden encontrarse con calvas o constituyendo una masa de mata densa y, en ocasiones, muerta.

Además, podemos encontrar comunidades de algas fotófilas infralitorales y, en menor medida, comunidades de algas esciáfilas infralitorales y praderas de *Cymodocea nodosa*.

La composición del fondo marino se encuentra representada en la siguiente imagen. La cartografía utilizada para elaborar esta información se ha obtenido del Ministerio de Medio Ambiente y Medio Rural y Marino.



Figura 1. Composición del fondo marino.

En la figura 2 se muestra la zona de estudio, en la que se ha superpuesto la ortofoto con la batimetría de la misma, pudiéndose observar que la batimetría es relativamente uniforme en la mitad occidental de la zona de estudio mientras que en la mitad oriental, especialmente en la zona noreste, es mucho menos homogénea.

Además, en la zona noreste se encuentra la zona más profunda del área estudiada, con una profundidad que alcanza los 30m.



Figura 2. Zona de estudio.

4.1.2. Datos utilizados

Para la realización del presente estudio se tomó una imagen de la costa de Denia con el satélite QuickBird el día 11 de Julio de 2009. Las resoluciones espaciales y espectrales de las imágenes de este satélite se encuentran en la tabla 1.

El satélite QuickBird es el primer satélite de una constelación perteneciente a la empresa privada DigitalGlobe. Este satélite permite obtener imágenes pancromáticas y multiespectrales y su resolución radiométrica es de 11 bits por píxel.

Tabla 1. Características del satélite QuickBird.

Sensor	Resolución espectral (μm)	Resolución espacial (m)
Pancromático (B/N)	0,45-0,90	0,60
Multiespectral (Azul)	0,45-0,52	2,40
Multiespectral (Verde)	0,52-0,60	2,40
Multiespectral (Rojo)	0,63-69	2,40
Multiespectral (NIR)	0,76-0,90	2,40

Fuente: Elaboración propia a partir de QuickBird Spacecraft Data Sheet. DigitalGlobe.

La cartografía utilizada para la identificación del fondo marino se ha obtenido del Ministerio de Medio Ambiente y Medio Rural y Marino (MARM).

Además, para validar los resultados se ha llevado a cabo un muestreo de campo en el que se han seleccionado 19 puntos al azar y se ha realizado un descenso para observar la composición del fondo. Estos puntos han sido marcados con un GPS del modelo GARMIN 60C, que cuenta con una precisión de 3 a 5m.

4.1.3. Muestreo de campo

Para la validación de los resultados se ha realizado un muestreo de campo y, además, se han utilizado muestras tomadas al azar tomando como base la cartografía del MARM. Las muestras tomadas se encuentran representadas en la figura 3, siendo las muestras de color verde las

muestras obtenidas de los puntos de muestreo de campo, mientras que las de color blanco son las obtenidas de la cartografía del MARM.

El total de puntos seleccionados es de 39 y, como se ha indicado anteriormente, su finalidad es permitir la validación de los resultados obtenidos al aplicar los distintos análisis.

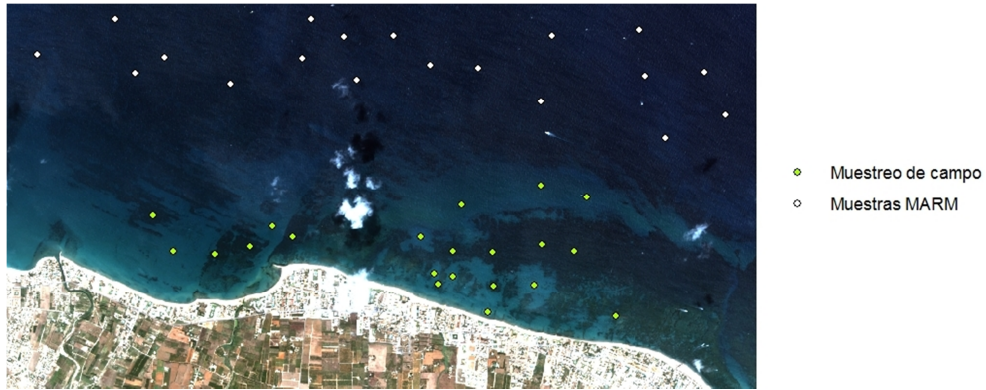


Figura 3. Puntos de muestreo.

Así, las características aproximadas de los mismos se reflejan en la siguiente tabla:

Tabla 2. Características de los puntos de muestreo.

Punto	Hora de muestreo	Profundidad (m)	Características
0	11:19	1,5	5% <i>P. oceaica</i> 60% <i>C. prolifera</i> 35% canales de arena
1	11:23	3	100% arena
2	11:27	3	100% arena
3	11:07	2	80% mata muerta 20% canales de arena
4	10:59	2	100% arena
5	10:45	3	100% arena gruesa
6	10:31	4	60% <i>P. oceanica</i> 20% <i>C. prolifera</i> 20% canales de arena
7	10:35	4	80% <i>P. oceanica</i>

			20% canales de arena
8	11:35	3	100% arena
9	11:13	4	90% <i>P. oceanica</i> 10% canales de arena
10	10:15	6	100% arena gruesa
11	10:27	7	100% arena gruesa
12	11:57	3	60% <i>P. oceanica</i> 35% <i>C. prolifera</i> 5% canales de arena
13	11:50	5	100% arena
14	11:44	4	50% <i>P. oceanica</i> 30% <i>C. prolifera</i> 20% canales de arena
15	12:01	2	20% <i>P. oceanica</i> 30% <i>C. prolifera</i> 50% cubetas de arena
16	12:08	2	40% <i>P. oceanica</i> 20% <i>C. prolifera</i> 40% canales de arena
17	12:05	5	100% arena
18	12:16	6	100% arena
19	11:32	4	40% <i>P. oceanica</i> 60% <i>C. prolifera</i>

4.2. Metodología

Para el tratamiento de la imagen se ha utilizado el programa ArcGIS 9.3, distribuido por la empresa ESRI, que permite el tratamiento digital de imágenes para su aplicación en el ámbito de los Sistemas de Información Geográfica (SIG).

El esquema seguido durante la realización del proyecto ha sido el siguiente:

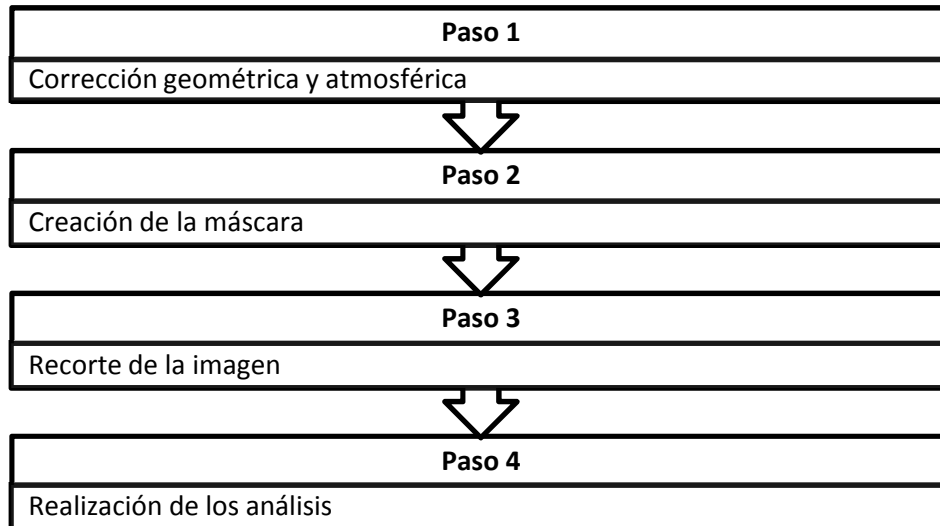


Figura 4. Esquema del proyecto.

4.2.1. Corrección geométrica

En primer lugar, para mejorar la precisión geométrica de la imagen adquirida, se realizó una corrección geométrica utilizando el método de selección de puntos de control, tomando como base las imágenes suministradas a través del servicio WMS del Plan Nacional de Ortofotografía Aérea (PNOA). Los puntos de control son elementos geográficos que pueden ser localizados precisamente en una imagen y en un mapa para ser empleados en la corrección cartográfica de dicha imagen (Chuvieco, 2010).

La transformación seleccionada es de tipo cuadrático, cuya expresión es la siguiente:

$$u = Q(x,y) = q_0 + q_1x + q_2y + q_3xy + q_4x^2 + q_5y^2 \quad (1)$$

$$v = R(x,y) = r_0 + r_1x + r_2y + r_3xy + r_4x^2 + r_5y^2 \quad (2)$$

Siendo:

u, v: coordenadas de la imagen a corregir

x, y: coordenadas de la imagen de referencia

Para tener la certeza de que la corrección geométrica realizada tiene la suficiente precisión se debe obtener un Error Medio Cuadrático (RMS) con un valor inferior a 0,5, por lo que se ha calculado utilizando la siguiente expresión:

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^r ([u_i - Q(x_i, y_i)]^2 + [v_i - R(x_i, y_i)]^2)}{r}} \quad (3)$$

Siendo:

u_i, v_i : coordenadas de los puntos de la imagen a corregir

$Q(x_i, y_i), R(x_i, y_i)$: coordenadas de los puntos tras aplicar las ecuaciones empleadas en la transformación cuadrática

r: residuo para cada punto de control

4.2.2. Corrección atmosférica

El primer paso que se ha llevado a cabo ha sido la conversión de las imágenes QuickBird a radiancia espectral.

Según la información proporcionada por DigitalGlobe, esta conversión es un proceso que consiste en dos pasos: multiplicación de los píxeles de la imagen corregida radiométricamente por el factor absoluto de calibración radiométrica adecuado (conocido como factor K) y, posteriormente, división del resultado obtenido por el ancho de banda efectivo apropiado.

La ecuación aplicada para llevar a cabo la conversión es la siguiente (DigitalGlobe, 2003):

$$L_{\text{Pixel, Band}} = \text{absCalFactor}_{\text{Band}} \cdot q_{\text{Pixel, Band}} \quad (4)$$

Siendo,

$L_{\text{Pixel,Band}}$: radiancia espectral en el techo de la atmósfera

$\text{absCalFactor}_{\text{Band}}$: factor absoluto de corrección radiométrica para una banda dada

$q_{\text{Pixel,Band}}$: píxeles de la imagen corregidos radiométricamente

Para la aplicación de la corrección atmosférica se ha utilizado el método llamado QUAC (QUick Atmospheric Correction), planteado por Bernstein et al. (2005). Para llevar a cabo esta corrección se ha empleado el mismo programa que en el paso anterior.

Este método permite la recuperación de la profundidad óptica dependiente de la longitud de onda de un aerosol o neblina y absorbentes moleculares (Bernstein et al., 2005).

La ecuación aplicada es la siguiente:

$$\rho_j(\lambda) = A(\lambda) + \frac{B(\lambda)}{1 - S(\lambda) \langle \rho(\lambda) \rangle} \rho_j^0(\lambda) + \frac{C(\lambda)}{1 - S(\lambda) \langle \rho(\lambda) \rangle} \langle \rho(\lambda) \rangle \quad (5)$$

Dónde:

ρ_j : reflectancia observada (la radiancia normalizada por el componente normal de la superficie del flujo solar) para los j píxeles en la banda espectral centrada en la longitud de onda λ

ρ_j^0 : reflectancia actual de la superficie

$\langle \rho \rangle$: reflectancia de la superficie promediada espacialmente

A, B, C y S: coeficientes que describen la transmisión y efectos dispersivos de la atmósfera

4.2.3. Corrección columna de agua

Este método consiste corregir el efecto de la columna de agua presente sobre el fondo marino antes de realizar las clasificaciones, ya que este factor impide un retorno adecuado de la señal y provoca una distorsión en los resultados obtenidos.

El algoritmo utilizado es el siguiente (Lysenga, 1981):

$$\frac{k_i}{k_j} = a + \sqrt{(a^2 + 1)} \quad (6)$$

donde k_i/k_j es el coeficiente de atenuación, y a es:

$$a = \frac{\sigma_{ij} - \sigma_{ji}}{2\sigma_{11}} \quad (7)$$

y donde:

$$\sigma_{ij} = \overline{X_i X_j} - (\overline{X_i} \cdot \overline{X_j}) \quad (8)$$

El último paso para corregir el efecto de la columna de agua es calcular los índices de profundidad para cada par de bandas utilizadas, para lo que se utiliza el siguiente algoritmo:

$$\text{Índice Profundidad}_{ij} = \ln(L_i) - \left[\left(\frac{k_i}{k_j} \right) \ln(L_j) \right] \quad (9)$$

Siendo:

L_i : valor de la radiancia para la banda i

L_j : valor de la radiancia para la banda j

k_i/k_j : coeficiente de atenuación para el par de bandas i - j

4.2.4. Creación de la máscara

Una vez realizadas las correcciones geométrica y radiométrica, se ha creado una máscara cuya finalidad es eliminar las nubes presentes en la escena, evitar la aparición de errores en los cálculos posteriores y facilitar el tratamiento de la imagen, permitiendo una mayor distinción entre las zonas terrestres y marinas.

Para ello se ha utilizado la banda 4 (correspondiente con el infrarrojo cercano) y se ha realizado una reclasificación de los píxeles. Para establecer el umbral de separación entre las dos cubiertas existentes (agua y tierra) se ha analizado el histograma de la banda 4 y se ha observado la distribución de los píxeles. A continuación se ha llevado a cabo una reclasificación de la imagen con dos clases: agua y tierra.

4.2.5. Recorte de la imagen

Además, se ha aplicado un recorte a la imagen inicial, con la finalidad de eliminar posibles zonas conflictivas (como podría ser el caso del puerto) y evitar así alteraciones en los resultados, en las siguientes coordenadas:

$$X_{\min} = 761567\text{m}$$

$$X_{\max} = 769581\text{m}$$

$$Y_{\min} = 4304705\text{m}$$

$$Y_{\max} = 4308858\text{m}$$

4.2.6. Operaciones de tratamiento digital de imágenes de satélite

Una vez realizadas estas operaciones se han aplicado diferentes operaciones de procesamiento de imágenes de satélite para la detección de la *Posidonia oceanica*.

Cálculo del NDVI

Además de las bandas espectrales de la imagen QuickBird, se ha calculado el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), que es una imagen obtenida como resultado de aplicar operaciones de álgebra de imágenes entre diferentes bandas para determinar la presencia de vegetación.

El NDVI se ha calculado a través de la siguiente expresión:

$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{R}}{\text{NIR} + \text{R}} \cdot 10$$

Siendo:

NIR: reflectividad correspondiente a la banda del infrarrojo cercano (banda 4 de la imagen corregida)

R: reflectividad correspondiente a la banda del rojo (banda 3 de la imagen corregida)

Clasificación no supervisada

Una clasificación no supervisada consiste en obtener una nueva imagen en la que los valores de los píxeles representan una clase espectral. En este proceso no se utiliza ningún dato adicional para la generación de los patrones espectrales. El usuario final asociará cada clase espectral en una clase real (Chuvienco, 2010).

Por lo tanto, para la aplicación de este método se ha realizado directamente una clasificación no supervisada de la imagen previamente recortada utilizando el comando "Iso Cluster" y se ha realizado una clasificación empleando 5 y 10 clases.

Posteriormente, todas las imágenes obtenidas se han reclasificado con la finalidad de conseguir imágenes con dos clases únicamente y poder así diferenciar de forma más sencilla entre zonas con vegetación y fondos arenosos.

Por último, se han comparado los resultados obtenidos en la clasificación con datos de campo, calculando la matriz de confusión para conocer la fiabilidad global del método. La fiabilidad global se define como el porcentaje de píxeles correctamente clasificados del muestreo respecto al número de píxeles totales del muestreo.

Clasificación supervisada

Una clasificación supervisada consiste en obtener una nueva imagen con clases temáticas a partir de la selección de muestras de aprendizaje en la zona de estudio, de las que se conoce

su clase real, para posteriormente calcular las firmas espectrales de cada una de ellas. Una vez tomadas las muestras, se asigna un valor (Id) asociado a cada clase y se calculan las firmas espectrales. A partir de esta información, finalmente, se realiza la clasificación propiamente dicha.

Este tipo de clasificación requiere un conocimiento previo de la zona de estudio, lo cual permite la selección de determinadas zonas, denominadas regiones de interés, a partir de las cuales se asigna el resto de píxeles de la imagen en función de su similitud de sus Niveles Digitales (ND) con los puntos tomados como referencia (Chuvieco, 2010).

El esquema seguido para la realización de este proceso es el siguiente:

1. Selección de la leyenda
2. Bandas a considerar
3. Selección de las muestras de aprendizaje
4. Definición de las firmas espectrales
5. Estudio separación de clases
6. Clasificación supervisada (método de máxima probabilidad)

La leyenda ha sido seleccionada dividiendo los píxeles de la imagen en dos clases temáticas: arena (se le ha asignado la "Id" 1) y *Posidonia oceanica* (se le ha asignado la "Id" 2).

Para este estudio se han analizado diferentes combinaciones de bandas utilizando las cinco bandas disponibles (IR, Rojo, Verde, Azul y NDVI) y se han visualizado de diversas formas en los distintos canales. Para cada una de las composiciones se ha realizado una clasificación de máxima probabilidad empleando el comando Maximum Likelihood de ArcGIS. La finalidad de este paso es determinar qué composición permite una mejor identificación de las zonas ocupadas por *Posidonia oceanica*.

Las muestras del fondo marino han sido seleccionadas tomando como referencia la cartografía del Ministerio de Medio Ambiente y Medio Rural y Marino y los puntos de muestreo de campo, obteniendo posteriormente las firmas espectrales de cada una de ellas.

Las clasificaciones supervisadas que se han llevado a cabo en este estudio se han llevado a cabo mediante el algoritmo de máxima probabilidad, que consiste en calcular la probabilidad de que un píxel pertenezca a una categoría determinada (Chuvieco, 2010). Este método se ha convertido en un algoritmo estándar y robusto en teledetección (Fornes, 2006).

Componentes principales

Otra técnica distinta que se puede aplicar para la detección de *Posidonia oceánica* es el Análisis de Componentes Principales (ACP) de las distintas bandas que componen una imagen QuickBird y del NDVI calculado anteriormente.

El objetivo del Análisis de Componentes Principales es resumir la información contenida en un grupo amplio de variables en un nuevo conjunto, más pequeño, sin perder una parte significativa de esa información (Chuvieco, 2010).

Las componentes principales son nuevas variables derivadas a partir de las variables originales, estudiando sus relaciones a través de una matriz de varianza-covarianza (Chuvieco, 2010).

Al realizar un ACP, los datos originales se pueden expresar matricialmente de la siguiente manera:

$$X_{n \times p} = \begin{pmatrix} x_{1,1} & \dots & x_{1,n} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{6,1} & \dots & x_{6,n} \end{pmatrix}$$

Siendo n el número de píxeles de las imágenes y p el número de bandas.

Por el contrario, las nuevas componentes se expresarán de forma matricial de la forma siguiente:

$$Y_7 = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ y_6 \\ y_7 \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} w_{1,1} & \dots & w_{6,6} \\ \dots & \dots & \dots \\ w_{6,1} & \dots & w_{6,6} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \\ x_7 \end{bmatrix}$$

Siendo Y el vector de los componentes principales, W la matriz de transformación y X el vector de los datos originales.

Las componentes principales han sido calculadas utilizando la herramienta "Principal Components" del programa ArcGIS 9.3.

Así mismo, se han analizado los autovalores, que expresan la varianza de los datos originales que representa cada componente principal, y los autovectores, que aportan información sobre las relaciones de las bandas con cada componente principal.

Una vez seleccionadas las componentes a partir de los valores de los autovalores se aplicaron clasificaciones no supervisadas a cada componente considerando 5 y 10 clases. Posteriormente, se obtuvo una imagen binaria en la que se representan únicamente las clases relativas a *Posidonia oceanica* y arena.

Análisis realizados

En el presente estudio se han llevado a cabo distintos análisis con el objetivo de conocer, entre otros aspectos, cuál de ellos proporciona mejores resultados y permite un mejor estudio de la distribución de las praderas de *Posidonia oceanica*.

Los análisis realizados se citan a continuación:

- Análisis 1: clasificación no supervisada sin aplicar la corrección de la columna de agua.
- Análisis 2: clasificación supervisada sin aplicar la corrección de la columna de agua.
- Análisis 3: clasificación no supervisada sobre componentes principales sin aplicar la corrección de la columna de agua.
- Análisis 4: clasificación no supervisada aplicando la corrección de la columna de agua.
- Análisis 5: clasificación supervisada aplicando la corrección de la columna de agua.
- Análisis 6: clasificación no supervisada sobre componentes principales aplicando previamente la corrección de la columna de agua.

Al finalizar cada uno de los análisis se ha llevado a cabo una evaluación de los resultados obtenidos con la finalidad de validar su fiabilidad y estudiar cuál de ellos proporciona información de mayor calidad.

Las matrices de confusión son tablas en las que se realiza una comparación entre los valores de los píxeles o las muestras obtenidos al clasificar una imagen y sus valores reales. En estas tablas se indican las clases de referencia (valor real), mientras que las filas hacen referencia al valor obtenido en la clasificación.

Según Chuvieco (2010), una matriz de confusión consiste en la obtención de un listado de puntos de verificación a través de la recogida de clases de referencia y su comparación con los valores que muestra la imagen.

Además, las matrices de confusión se han complementado con el cálculo de la fiabilidad global, que consiste en calcular el porcentaje de píxeles cuyo valor coincide con el valor real tras

realizar la clasificación, y con un análisis visual de la zona de estudio basado en la información de partida.

5. Resultados y discusión

En este apartado se comentarán los resultados obtenidos en los distintos análisis que se han llevado a cabo.

5.1. Corrección geométrica

Para la realización de la clasificación geométrica, debido a que el número de puntos de control debe ser entre 3 y 4 veces el número de coeficientes de la transformación (Estornell, 2010), se han seleccionado 18 puntos de control, cuyas coordenadas y Error Medio Cuadrático se muestran en la siguiente tabla:

Tabla 3. Coordenadas y Error Medio Cuadrático (RMS) de los puntos de control.

Punto	X (Origen)	Y (Origen)	X (Mapa)	Y (Mapa)	Error
1	762703,581242	4305747,753396	762708,608336	4305740,741923	0,47899
2	763067,223041	4305584,419301	763072,117842	4305577,804704	0,25986
3	763453,758336	4305487,841107	763457,859386	4305481,887970	0,59482
4	763959,403521	4305527,298471	763964,391471	4305521,136885	0,25498
5	764493,583661	4305781,273166	764499,158429	4305775,404989	0,28198
6	764958,190607	4305920,198830	764964,143744	4305915,833196	0,16363
7	765877,104869	4305589,224279	765882,925714	4305583,403434	0,20286
8	768277,456403	4304867,125732	768282,086621	4304860,511135	0,33256
9	769026,533987	4304636,513800	769030,767329	4304630,560663	0,13624
10	766474,955629	4305407,010934	766480,908766	4305401,322381	0,53529
11	766852,942851	4305348,084350	766858,077506	4305342,656286	0,78206
12	767122,966567	4305269,020952	767128,125952	4305262,935523	0,33249
13	767495,057484	4305253,312458	767501,010621	4305247,227029	0,31894
14	765509,981235	4305745,095855	765515,849412	4305739,521087	0,41618
15	766108,931377	4305441,681771	766114,036691	4305435,520185	0,35682
16	767834,456251	4305164,971084	767840,012512	4305158,356488	0,28390
17	762362,600504	4305945,168205	762368,232648	4305938,457566	0,66268
18	762073,326904	4306057,620510	762077,824830	4306052,064249	0,88060
Total RMS Error					0,45329

Para confirmar que la corrección geométrica se ha llevado a cabo correctamente se ha realizado una superposición de la cartografía facilitada a través del servicio WMS del catastro a la imagen corregida, obteniéndose el siguiente resultado:



Figura 5. Detalle comparativo de la corrección geométrica.

Esta corrección ha ofrecido buenos resultados, ya que las parcelas del catastro coinciden con las obtenidas tras la corrección y, además, se ha obtenido un Error Medio Cuadrático inferior a 0,5m, lo cual indica que se ha realizado una clasificación con la calidad suficiente.

Por otra parte, la máscara generada aparece en la siguiente imagen:

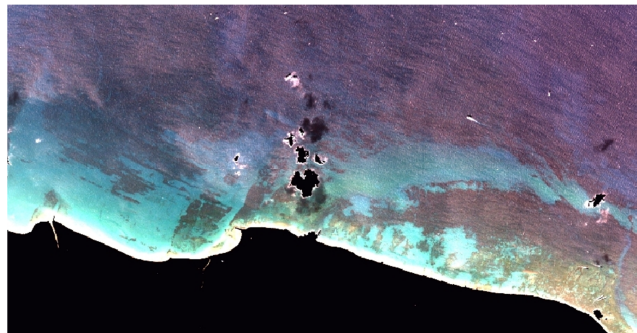


Figura 6. Máscara.

El histograma utilizado para generar la máscara indicada anteriormente ha sido un histograma bimodal como el que se muestra en la siguiente imagen, en el que se señalan los dos picos del mismo:

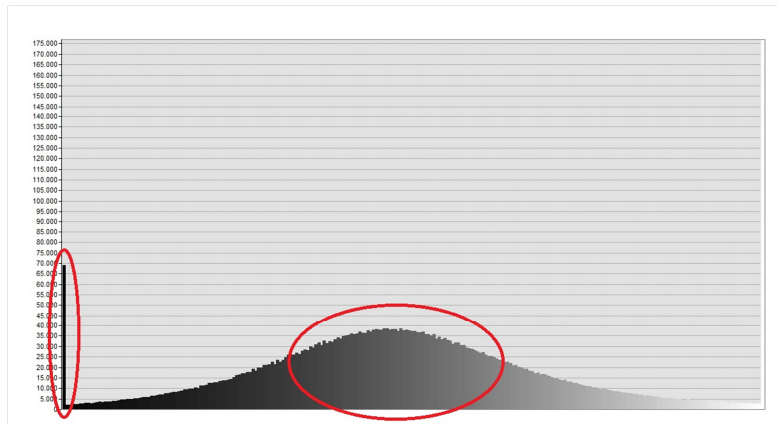


Figura 7. Histograma.

Como se puede apreciar en la figura 7, existe una concentración de valores bajos que representan las zonas de agua. Se ha elegido la banda 4 para obtener la máscara, asignando el valor 1 a aquellos píxeles cuyo valor se encuentra entre 0-150 y el valor 0 a los demás.

5.2. Corrección de la lámina de agua

Los parámetros empleados para aplicar la corrección de la lámina de agua se exponen en la siguiente tabla:

Tabla 4. Parámetros para el cálculo del índice de profundidad.

Combinación de bandas	σ_{ij}	A	k_i/k_j
12	3089,25376	-0,78275096	0,48716993
13	1418,67612	-0,33522662	0,71946617
14	1335,58508	-0,71784522	0,51313072
23	2776,74904	0,69957289	1,91998357
24	2177,89199	0,67008511	1,87383510
34	2643,77995	-0,18275552	0,83380711

Los índices de profundidad generados tras la aplicación del algoritmo a cada par de bandas son los siguientes:

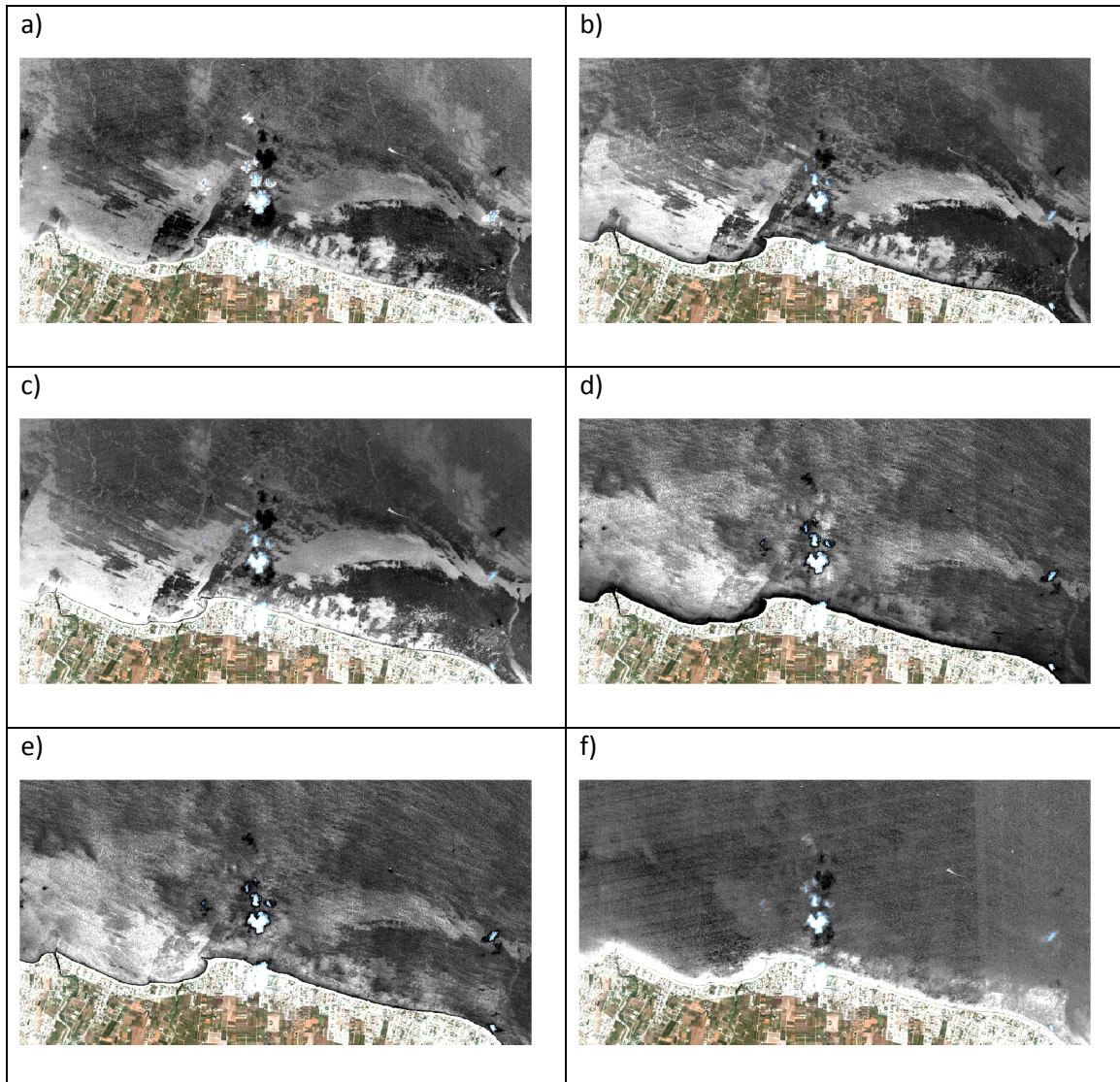


Figura 8. Índices de profundidad. a) Índice de profundidad generado a partir de las bandas 1 y 2, b) Índice de profundidad generado a partir de las bandas 1 y 3, c) Índice de profundidad generado a partir de las bandas 1 y 4, d) Índice de profundidad generado a partir de las bandas 2 y 3, e) Índice de profundidad generado a partir de las bandas 2 y 4, f) Índice de profundidad generado a partir de las bandas 3 y 4.

Observando las imágenes anteriores, se puede apreciar que los índices de profundidad que permiten una mejor detección de *Posidonia oceanica* son los índices a, b y c (correspondiendo las áreas ocupadas por estas formaciones con las zonas oscuras de las imágenes).

5.3 Componentes principales sin aplicar la corrección de columna de agua

En este método se han calculado los componentes principales sin aplicar la corrección por lámina de agua, obteniendo los resultados que se indican en la tabla 8.

Es necesario destacar que las componentes principales 1, 2 y 3 representan un 99,37% de la varianza, por lo que han sido las componentes consideradas para los análisis.

Tabla 5. Auto-valores.

Componente	Auto-valor	Porcentaje de la varianza
1	31591,64612	88,37
2	3120,53668	8,73
3	811,71232	2,27
4	224,32717	0,63
5	0,04153	0,00
Total	35748,26382	100,00

Tabla 6. Auto-vectores.

		Componente				
		1	2	3	4	5
Banda	1	0,32649	0,32189	0,38678	0,80012	0,00150
	2	0,53706	0,65446	0,08785	-0,52490	-0,00141
	3	0,51565	-0,12610	-0,81450	0,23406	-0,00327
	4	0,58230	-0,67243	0,42338	-0,17176	0,00283
	5	-0,00031	-0,00193	0,00432	0,00068	-0,99999

Las componentes principales obtenidas se encuentran reflejados en la siguiente tabla:

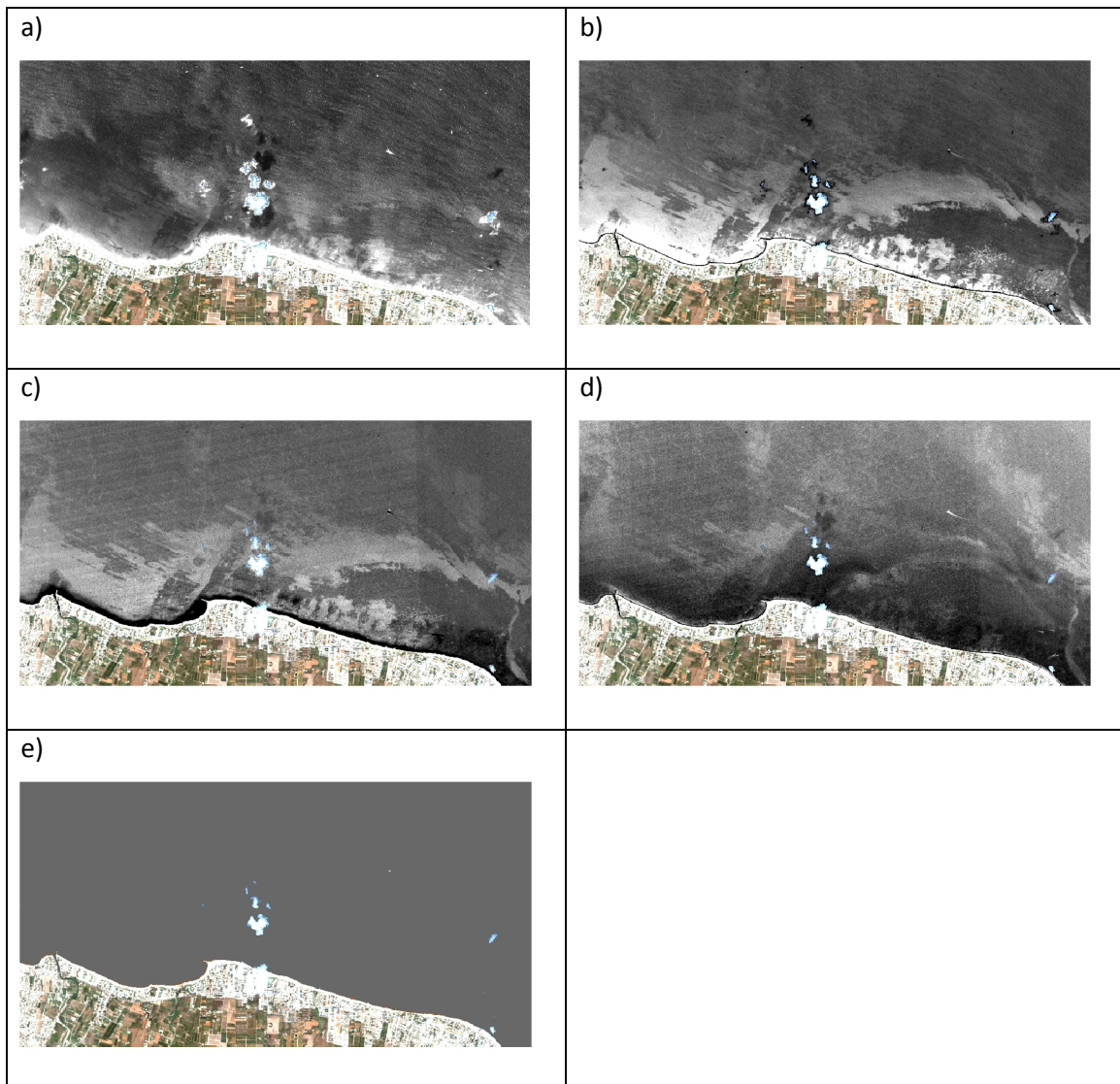


Figura 9. Componentes principales. a) Componente principal 1, b) Componente principal 2, c) Componente principal 3, d) Componente principal 4, e) Componente principal 5.

Si se lleva a cabo un análisis visual de las componente principales, se puede observar que los que presentan una mejor calidad para la identificación de fondos marinos son los componentes 2 y 3, siendo esta última la que ofrece mejores resultados para zonas profundas.

El resto de componentes no ofrecen información fiable acerca de la composición del fondo, por lo que no se han tenido en cuenta a la hora de realizar los distintos análisis.

5.4. Componentes principales aplicando la corrección de columna de agua

Sobre índices de profundidad se han calculado las componentes principales, obteniéndose los siguientes auto-valores y auto-vectores.

Tabla 7. Auto-valores.

Componente	Auto-valor	Porcentaje de la varianza
1	0,47220	68,26
2	0,14861	21,48
3	0,06840	9,89
4	0,00253	0,37
5	0,00000	0,00
6	0,00000	0,00
Total	0,69174	100,00

Tabla 8 Auto-vectores.

		Componente					
		1	2	3	4	5	6
Banda	1	0,01479	0,18055	0,45486	-0,76712	0,41230	0,04266
	2	-0,24294	0,08037	0,56892	0,02831	-0,54340	-0,56104
	3	-0,15008	0,46627	0,48193	0,49190	0,13111	0,51832
	4	-0,70459	-0,49505	0,08888	0,16336	0,45959	-0,11259
	5	-0,64396	0,47520	-0,43884	-0,29016	-0,25458	0,13386
	6	0,08433	0,52215	-0,19157	0,24058	0,49142	-0,61981

Las componentes principales obtenidas se presentan a continuación:

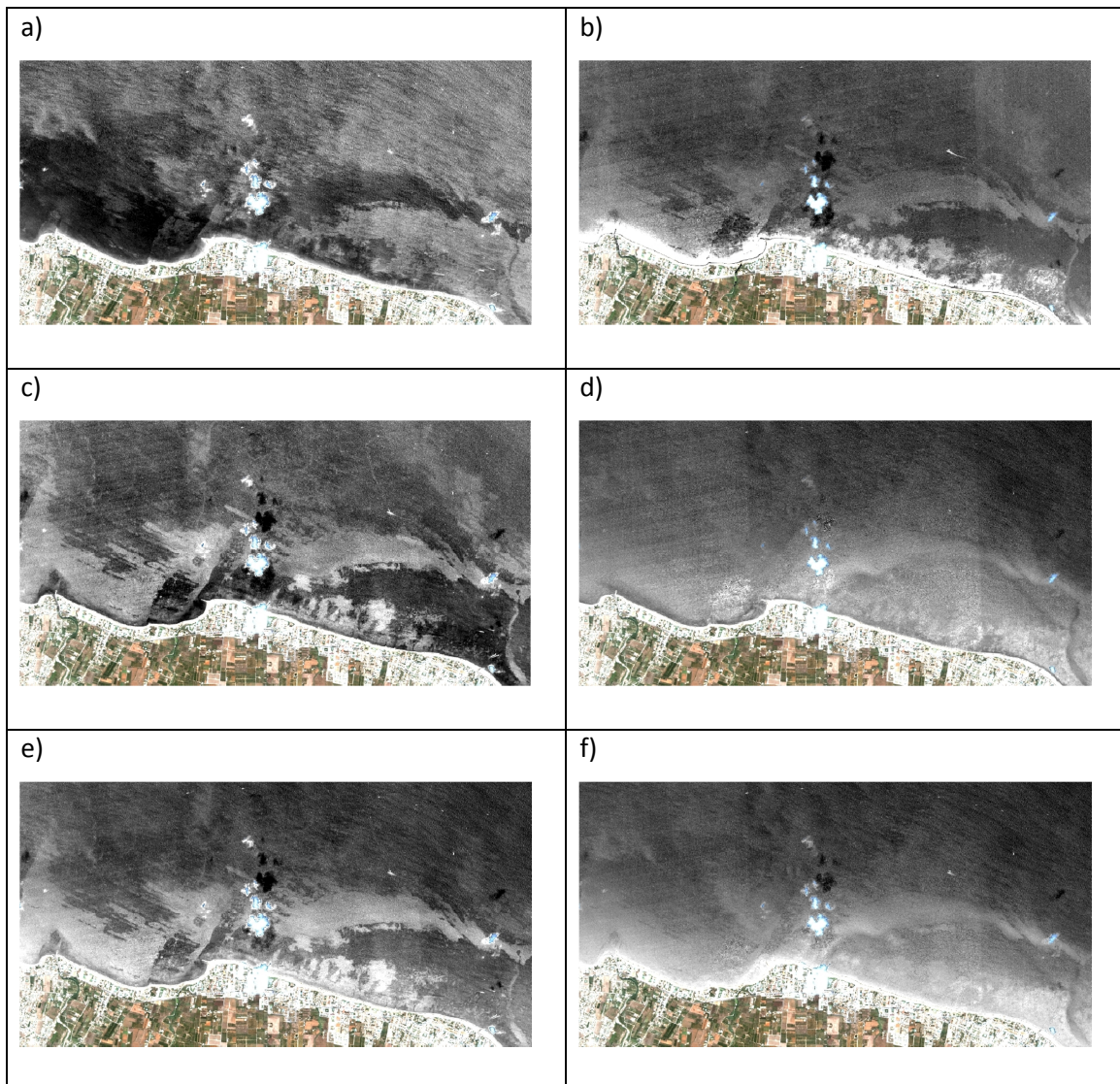


Figura 10. Componentes principales. a) Componente principal 1, b) Componente principal 2, c) Componente principal 3, d) Componente principal 4, e) Componente principal 5, f) Componente principal 6.

5.5. Resultados gráficos

En la siguiente tabla se exponen los resultados obtenidos en cada uno de los análisis aplicados:

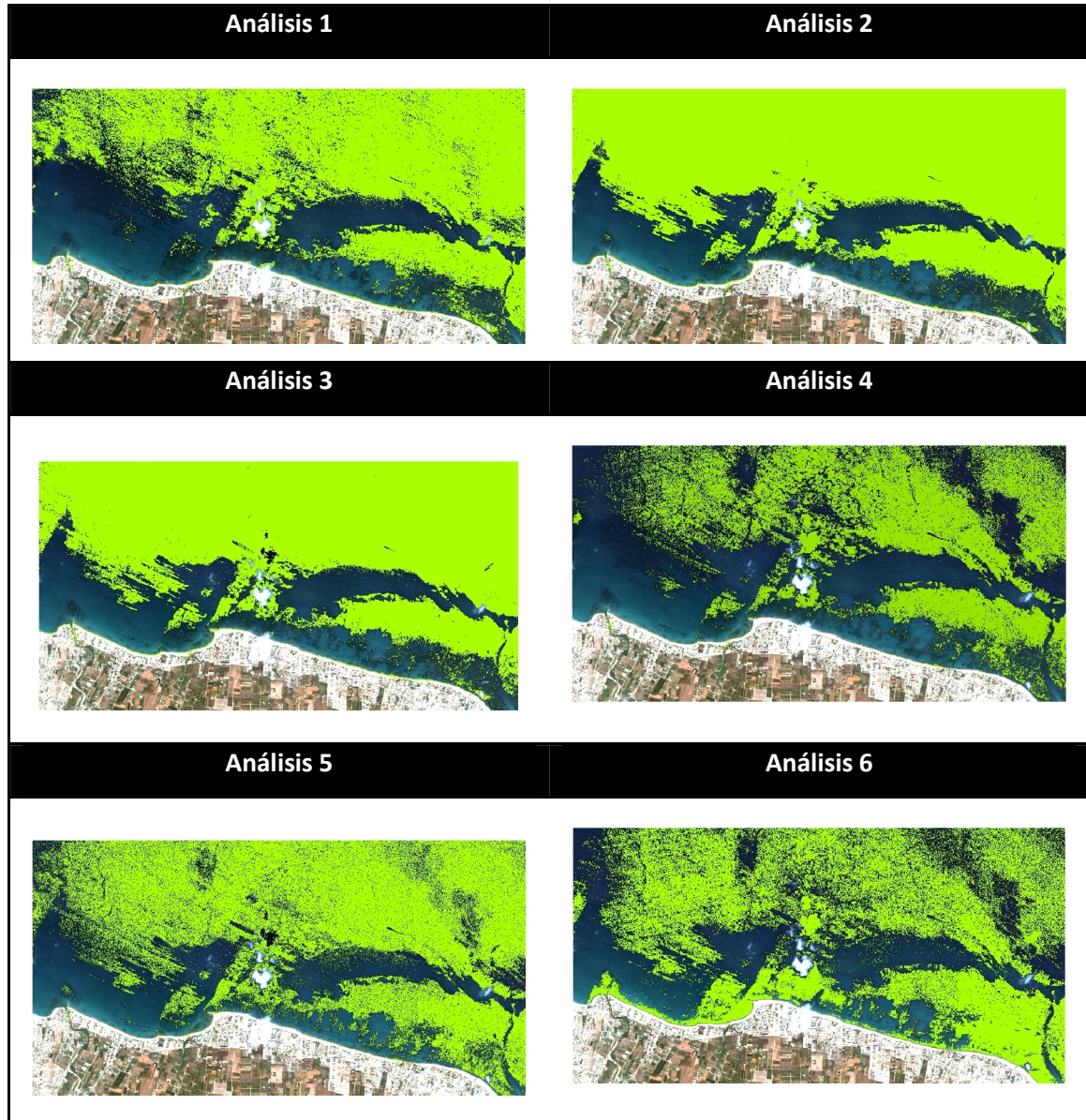


Figura 11. Resultados.

En base a los resultados expuestos anteriormente, es necesario destacar que los análisis 1, 2 y 3 permiten detectar zonas de posidonia en zonas con escasa profundidad, mientras que los análisis 4, 5 y 6 presentan una mayor variabilidad, detectando zonas de posidonia en zonas profundas, coincidiendo, además, con la información obtenida del MARM.

Para validar estos resultados se han calculado las matrices de confusión y la fiabilidad global de cada método. Tanto las matrices de confusión como la fiabilidad global se pueden observar en la tabla 9.

En base a la fiabilidad global de cada método, es posible indicar que el método número 6 es el que ofrece mejores resultados en la detección de comunidades vegetales submarinas, si bien es necesario destacar que otros métodos, como los análisis 1, 2 y 3 permiten una buena identificación de estas formaciones. Por el contrario, es poco recomendable la aplicación de los análisis 5 y 6.

Tabla 9. Matrices de confusión y fiabilidad global.

		Referencia			Fiabilidad global (%)
		Clase 1	Clase 2	Total	
Análisis 1	Clase 1	9	2	11	76,92
	Clase 2	7	21	28	
	Total	16	23	39	
Análisis 2	Clase 1	10	1	11	79,49
	Clase 2	7	21	28	
	Total	17	22	39	
Análisis 3	Clase 1	10	1	11	79,49
	Clase 2	7	21	28	
	Total	17	22	39	
Análisis 4	Clase 1	10	1	11	79,49
	Clase 2	7	21	28	
	Total	17	22	39	
Análisis 5	Clase 1	11	2	13	82,05
	Clase 2	5	21	26	
	Total	16	23	39	
Análisis 6	Clase 1	13	3	16	84,62
	Clase 2	3	20	23	
	Total	16	23	39	

Además de estos métodos de validación, se ha utilizado también el análisis visual, ya que se ha detectado que en algunos casos no se dispone de puntos de validación para algunas zonas en las que podría haberse producido algún error.

6. Conclusiones

Tras el análisis de los resultados obtenidos y la aplicación de los métodos de validación correspondientes se ha llegado a las siguientes conclusiones:

A través de imágenes obtenidas mediante el satélite QuickBird es posible separar entre distintos tipos de cubierta en zonas de escasa profundidad. Además, se ha podido constatar que la aplicación de la corrección por lámina de agua permite detectar la presencia de posidonia en zonas más profundas. Los resultados obtenidos coincidirían con los obtenidos por Pasqualini et al. (2005) que demostraron que la presencia de agua sobre el fondo marino influye sobre la fiabilidad de los resultados obtenidos utilizando imágenes SPOT 5, presentando problemas a profundidades superiores a 20m.

De los análisis aplicados, y en base a la matriz de confusión obtenida, se puede concluir que el análisis que proporciona mejores resultados es el número 6, es decir, la selección de la componente 3 aplicando previamente la corrección de la columna de agua.

Debido a la aplicación de la columna de agua, este análisis permite identificar las comunidades vegetales, incluso a profundidades superiores, siendo éste el único método que proporciona resultados fiables, incluso en zonas profundas.

Del mismo modo, tampoco ha sido posible diferenciar entre algas y *Posidonia oceanica* empleando únicamente las componentes principales.

Es necesario destacar que la mayor parte de la zona de estudio está formada por *Posidonia oceanica* y arena, lo cual da lugar a una reducida variabilidad de las características de dicha zona. Por tanto, sería necesario aplicar los análisis correspondientes en zonas con una mayor variedad de comunidades vegetales para comprobar la capacidad del método para detectar cambios en el fondo marino.

Además, debido a las limitaciones de este método debidas a la profundidad, se podría tratar de combinar esta técnica con otras que lo complementen como el uso del sonar, ecosondas, la realización de estudios acústicos o la utilización de satélites hiperespectrales u otros satélites como GeoEye o WorldView-2 (que, al utilizar 8 bandas, podrían proporcionar mejores

resultados). Esto permitiría estudiar zonas más profundas y obtener resultados con una mayor fiabilidad.

Este estudio supone un primer paso de una línea de investigación, en la que se podrían utilizar imágenes obtenidas a través de los satélites indicados anteriormente con el objeto de diferenciar entre praderas de posidonia muertas o sanas, además de evaluar el estado de la misma a través de manchas (calvas o presencia de otras especies).

7. Bibliografía

Referencias bibliográficas

Arroyo, L.A., Johansen, K., Armston, J., Phinn, S. 2010. Integration of LiDAR and QuickBird imagery for mapping riparian biophysical parameters and land cover types in Australian tropical savannas. *Forest Ecology and Management*, 259: 598-606.

Bernstein, L.S., Adler-Golden, S.M., Sundberg, R.L., Levine, R.Y., Perkins, T.C., Berk, A., Ratkowski, A.J., Felde, G., Hoke, M.L. 2005. A New Method for Atmospheric Correction and Aerosol Optical Property Retrieval for VIS-SWIR Multi- and Hyperspectral Imaging Sensors: QUAC (QUic Atmospheric Correction). *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1: 3549-3552.

Bordehore, C. 2000. *Denia. Medi Ambient Costaner: Assaig sobre el medi natural i la gestió del litoral*. Ajuntament de Denia. Valencia.

Calvín, J. C. 1995. *El ecosistema mediterráneo: la guía de su flora y fauna*. Murcia.

Chuvieco, E. 2002. *Teledetección ambiental: la observación de la Tierra desde el Espacio*. Editorial Ariel Ciencia. Barcelona.

DigitalGlobe. 2003. *Radiometric Radiance Conversion of QuickBird Data (Technical Note)*. Colorado.

Díaz, E., Marbà, N. 2009. *1120 Posidonion oceanicae. Praderas de Posidonia oceanica (*)*. En: VVAA., *Bases ecológicas preliminares para la conservación de los tipos de hábitat de interés comunitario en España*. Ministerio de Medio Ambiente y Medio Rural y Marino. Madrid.

Estornell, J. 2010. *Teledetección Aplicada Ciencias Ambientales: Prácticas con ArcGIS y gvSIG*. Universidad Politécnica de Valencia. Valencia.

Fornes, A., Basterretxea, G., Orfila, A., Jordi, A., Alvarez, A., Tintore, J. 2006. Mapping *Posidonia oceanica* from IKONOS. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 60: 315-322.

Laguna, E. Deltoro, V., Fos, S., Pérez, P., Ballester, G., Olivares, A., Serra, L., Pérez, J. 2003. *Hábitats prioritarios de la Comunidad Valenciana*. Conselleria de Territori i Habitatge. Generalitat Valenciana. Valencia.

Lozano, C. 2003. *Aplicación de la corrección de columna de agua en una imagen LANDSAT ETM para identificación de fondos marinos en un segmento de la costa entre los estados de Río Grande do Norte y Ceará, Brasil*. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Ministério da Ciência e Tecnologia. São José dos Campos.

Lysenta, D.R. 1981. *Remote sensing of bottom reflectance and water attenuation parameters in shallow water using aircraft and Landsat data*. International Journal of Remote Sensing, 2: 71-82.

Marhuenda, M., Sánchez, M., Martín, J., Pérez, E., Devesa, D., Román, F., Serrano, P., Alemañ, J.F., Gallego, C., García, L.M., Bernadó, M.M. Aracil, M. 2000. *Cartografía y caracterización de las praderas de Posidonia oceanica protegidas mediante arrecifes artificiales en la Región de Murcia: parámetros estructurales y cartografía del estado de conservación mediante la técnica del sonar de barrido lateral*. Dirección General de Ganadería y Pesca. Murcia.

Matarrese, R., Acquaro, M., Morea, A., Tijani, K., Chiaradia, M.T. 2008. Applications of remote sensing techniques for mapping *Posidonia oceanica* meadows. *IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium*, 4: 906-909.

McKenzie, L.J., Finkbeiner, M.A., Kirkman, H. 2001. *Methods for mapping seagrass distribution*. pp. 101-121. En: Short, F.T., Coles, R.G. (eds.) 2001. *Global Seagrass Research Methods*. Elsevier Science B. V. Amsterdam.

Moreno, J.C. 2008. *Lista Roja 2008 de la flora vascular española*. Dirección General de Medio Natural y Política Forestal (Ministerio de Medio Ambiente y Medio Rural y Marino, y Sociedad Española de Biología de la Conservación de Plantas). Madrid.

Pasqualini, V., Pergent-Martini, C., Pergent, G. 1998. Use of remote sensing for the characterization of the Mediterranean coastal environment – the case of *Posidonia oceanica*. *Journal of Coastal Conservation*, 4: 59-66.

Pasqualini, V., Pergent-Martini, C., Pergent, G., Agreil, M., Skoufas, G., Sourbes, L., Tsirika, A. 2005. Use of SPOT 5 for mapping seagrasses: An application to *Posidonia oceanica*. *Remote Sensing of Environment*, 94: 39-45.

Yang, D. 2009. Detection of Seagrass in optical shallow water with Quickbird in Xincun Bay of Hainan province, China. *Imaging Systems and Techniques*, (): 157-163.

Yang, D., Yang, C. 2009. Detection of Seagrass Distribution Changes from 1991 to 2006 in Xincun Bay, Hainan, with Satellite Remote Sensing. *Sensors*, 9 (2): 830-844.

Normativa

DIRECTIVA 92/43/CEE del Consejo, de 21 de mayo de 1992, relativa a la conservación de los hábitats naturales y de la fauna y flora silvestres. DOCE núm. L 206, de 22 de julio de 1992.

DIRECTIVA 2000/60/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 23 de octubre de 2000, por la que se establece un marco comunitario de actuación en el ámbito de la política de aguas. DOCE núm. L 327/1, de 22 de diciembre de 2000.

DECISIÓN de la Comisión, de 12 de diciembre de 2008, por la que se adopta, de conformidad con la Directiva 92/43/CEE del Consejo, una segunda lista actualizada de lugares de importancia comunitaria de la región biogeográfica mediterránea. DOUE núm. L 43/393, de 13 de febrero de 2009.

Páginas web

DigitalGlobe. QuickBird Spacecraft Data Sheet.
<http://www.digitalglobe.com/index.php/85/QuickBird>. Consulta el 19/06/2010.