

# ESTIMACIÓN DEL SELLADO DEL SUELO MEDIANTE TÉCNICAS DE ANÁLISIS ESPECTRAL

Alberto de Tomás<sup>1</sup>, Francisco Javier Salas<sup>2</sup>, Cesar Santos<sup>3</sup>, Antonio Garzón<sup>3</sup> y Victoriano Moreno<sup>3</sup>

(1) Fundación IMDEA Agua. alberto.detomas@imdea.org  
C/. Punto Net 4 - 2ª planta, Edificio ZYE,  
Parque Científico Tecnológico de la Universidad de Alcalá  
28805 Alcalá de Henares - Madrid (España)

(2) Departamento de Geografía - Universidad de Alcalá - javier.salas@uah.es  
Facultad de Filosofía y Letras  
C/ Colegios, 2 - 28801 Alcalá de Henares - Madrid (España)

(3) Departamento de Teledetección. Indra Espacio S. A.  
csantos@indra.es, agarzon@indra.es, vmoreno@indra.es  
INDRA Espacio S.A. - Sistemas de Teledetección  
C/. Mar Egeo, 4. Pol. Ind. nº 1  
28830 San Fernando de Henares - Madrid (España)

## RESUMEN

El crecimiento de las superficies artificiales urbanas lleva asociado la impermeabilización del medio natural, conocida como *sellado del suelo*, que provoca una serie de efectos perjudiciales sobre el medio ambiente. Este artículo trata de desarrollar un método para facilitar la estimación de estas superficies y poder establecer medidas de control al respecto. Las técnicas de teledetección ofrecen interesantes posibilidades de clasificación en entornos urbanos. En este trabajo se ha evaluado la utilización de las técnicas espectrales *Análisis Lineal de Mezclas Espectrales (ALME)* y *Sequential Maximum Angle Convex Cone (SMACC)* sobre una imagen multiespectral *SPOT-5*, correspondiente al sector nororiental del municipio de Madrid. Finalmente se ha aplicado la técnica *SMACC*, en combinación con otras variables extraídas de la imagen, obteniendo una capa de sellado con una fiabilidad global del 83,75%. Los resultados obtenidos se comparan con los de la capa de sellado europea para España<sup>1</sup>, la cual obtiene una precisión global del 69,5% siguiendo el mismo método de validación utilizado en este trabajo.

**Palabras Clave:** sellado del suelo, análisis espectral, ALME, SMACC, SPOT.

## ABSTRACT

Increasing artificial surface, associated with urban growth, produces soil imperviousness, known as *soil sealing*, which causes a number of adverse effects on the environment. This paper aims to develop a methodology to facilitate the estimation of this surface type, in order to establish control measures. Remote sensing techniques provide interesting classification possibilities in urban areas. In this research, both *Linear Spectral Mixing Analysis (LSMA)* and *Sequential Maximum Angle Convex Cone (SMACC)* spectral analysis techniques have been tested on a *SPOT-5* multispectral image, corresponding to the Northeastern sector of the city of Madrid. Finally, the *SMACC* technique was applied, in combination with other variables extracted from the image, getting as a result a sealed mask with an overall accuracy of 83,75%. The results were then compared to the existing European soil sealing layer for Spain<sup>1</sup>, which obtained an overall accuracy of 69,5% with the same accuracy assessment method used in this study.

**Key Words:** soil sealing, spectral analysis, LSMA, SMACC, SPOT.

---

<sup>1</sup> GMES Fast Track Service Precursor on Land Monitoring. Build-up areas – degree of soil sealing.

## 1.- INTRODUCCIÓN

Según la Agencia Europea del Medio Ambiente (EEA - *European Environment Agency*), el término sellado del suelo hace referencia al cambio de estado natural del suelo, por el cual se vuelve un medio impermeable. En el ámbito urbano, este proceso se debe fundamentalmente al recubrimiento de la superficie con materiales impermeables como el hormigón, asfalto, plástico, cristal, etc., siendo prácticamente irreversible.

Las altas tasas de crecimiento urbano y los nuevos modelos de expansión urbana agravan los efectos perjudiciales que el sellado produce sobre el medio ambiente. Montanarella (2006) destaca entre ellos la perturbación de los flujos de gas, agua y energía, el aumento del riesgo de inundaciones, la disminución de la recarga natural de acuíferos, el incremento en los niveles de contaminación del agua, por las sustancias químicas procedentes de desagües, y la pérdida de suelo y biodiversidad (fragmentación de hábitats).

En este sentido, es importante conocer las tasas de crecimiento de dichas superficies artificiales para establecer medidas de control al respecto. Las técnicas de teledetección ofrecen un amplio abanico de posibilidades que facilitan esta labor.

Desde que Ridd (1995) desarrollase un modelo conceptual en el que el entramado urbano quedaba definido como una combinación de coberturas simples: vegetación, superficies impermeables y suelos (*V-I-S - vegetation-impervious surface-soil*), los estudios posteriores en entornos urbanos se han centrado en cuantificar la distribución de dichas coberturas mediante técnicas de teledetección. Algunas de las cuales incluyen, entre otras, regresiones múltiples, clasificadores en árbol, clasificaciones borrosas o clasificaciones supervisadas y no supervisadas (Weng, 2007).

En los últimos años cobran especial importancia las técnicas de análisis de mezclas espectrales (Lu *et al.*, 2008; Lu y Weng, 2006; Raymaekers *et al.*, 2005; Wu, 2004; Wu y Murray, 2003; Zeng *et al.*, 2007), los algoritmos de clasificación como las redes neuronales (Zhang y Foody, 2001) o las técnicas de segmentación orientada a objetos (Kam-pouraki *et al.*, 2006; Moeller, 2005; Sulzer y Kern, 2009). En la mayoría de los casos, los análisis se basan en imágenes de resolución espacial media y los resultados obtenidos presentan valores de exactitud en torno al 85-90%, alcanzando los valores superiores las técnicas de segmentación.

La EEA elaboró en 2008, como parte de los servicios *Fast Track* de la iniciativa *GMES (Global Monitoring Environmental and Security)*, una capa de sellado del suelo a nivel europeo, con un tamaño de píxel de 100 m. En el caso de España, esta capa tiene una resolución de 20 m y el proceso de elaboración combinaba una clasificación híbrida semiautomática, utilizando técnicas de clasificación supervisada y no supervisada, con una depuración asistida de resultados por fotointerpretación, y posterior asignación de niveles de sellado en base a los valores del Índice de Vegetación Normalizado (NDVI) (Sánchez *et al.*, 2009). Esta capa está disponible en el Geoportal de GMES/Kopernicus ([www.land.eu](http://www.land.eu)).

## 2.- OBJETIVOS

El objetivo de este trabajo es desarrollar una metodología, cuya aplicación permita clasificar y discriminar, de forma automática, las cubiertas artificiales que dan lugar al sellado del suelo. Para ello, se valoran dos técnicas de análisis espectral, ALME y SMACC, y la cartografía resultante se compara con la capa de sellado europea para España, a fin de comprobar si se obtienen mejores resultados.

## 3.- ÁREA DE ESTUDIO

El área de estudio, con una extensión de 10.291 hectáreas, engloba la parte nororiental del municipio de Madrid y parte de los municipios de Alcobendas y San Sebastián de los Reyes (fig.1). La selección de este sector responde a la heterogeneidad de las cubiertas artificiales presentes (vías de comunicación y diversas morfologías de entramado urbano residencial, industrial y terciario), junto a la presencia, aunque en menor medida, de zonas forestales, cultivos, pastizales y matorrales.

## 4.- MATERIAL

Atendiendo al objetivo del trabajo se decide utilizar una imagen de alta resolución, que permita obtener mayor precisión. Se selecciona una imagen multiespectral SPOT-5 (path 33/row 268), adquirida el 18 de junio de 2008 bajo buenas condiciones meteorológicas. La imagen pertenece a la cobertura nacional del Plan Nacional de Teledetección 2008 y ha sido cedida por la Comunidad de Madrid. Consta de tres bandas con 10 m de resolución espacial, correspondientes al verde, rojo e

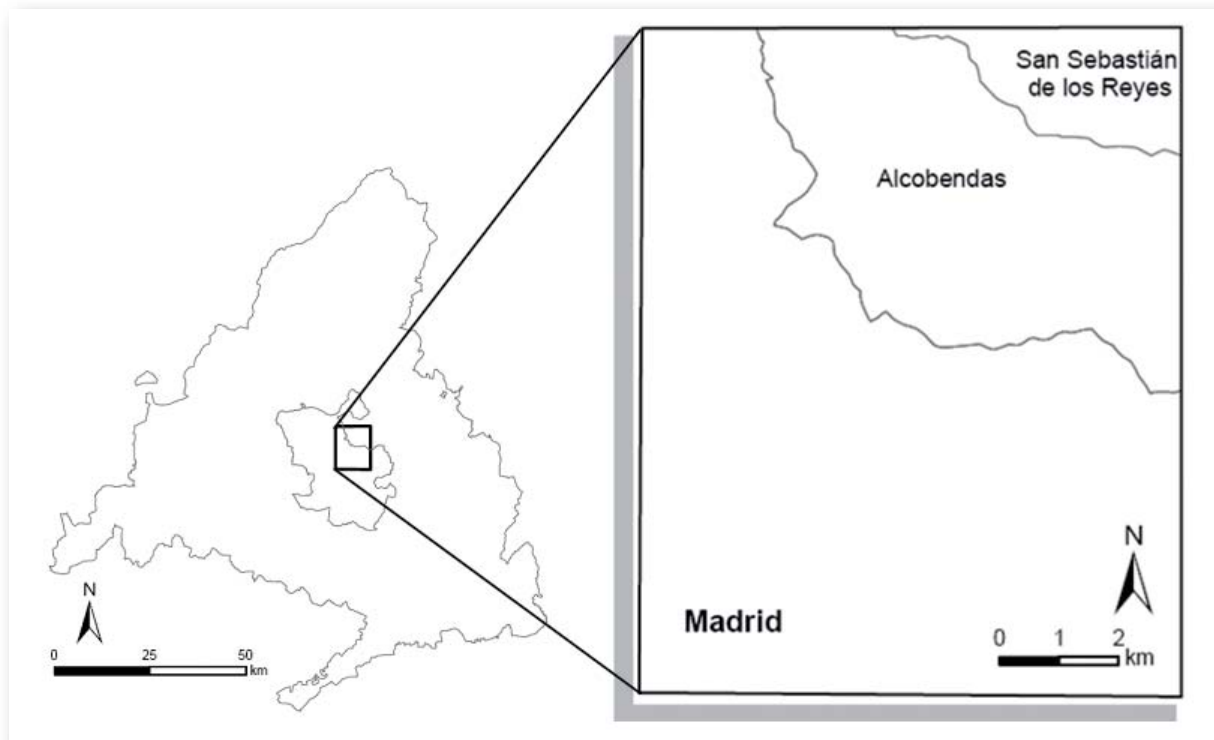


Figura 1.- Situación general de la zona de estudio.

infrarrojo cercano (IRC), así como una cuarta banda con 20 m de resolución, correspondiente al infrarrojo de onda corta (SWIR). La imagen se adquiere con un nivel de procesado 1A, que incluye una corrección radiométrica de las distorsiones debidas a las desviaciones de sensibilidad entre los detectores elementales del instrumento de toma de imágenes, y un remuestreo de la banda del infrarrojo de onda corta a píxeles de 10 m. De la imagen original se recortó un sector de 914 x 1126 píxeles correspondiente al área de estudio.

La imagen se corrige geoméricamente aplicando un proceso de ortorrectificación según el modelo del sensor, utilizando 10 puntos de control y un modelo digital del terreno, obteniéndose un error medio cuadrático (RMSE) inferior a 0,6 píxeles. Se selecciona el sistema geodésico de referencia ETRS89, con proyección UTM 30N. Finalmente, se convierten los niveles digitales de la imagen en valores de reflectividad aparente, de acuerdo a la metodología empleada por El Hajj *et al.* (2008) para imágenes SPOT.

Los resultados obtenidos en este trabajo se comparan con la capa de sellado europea para España, proporcionada por Indra Espacio S.A. Se trata de una capa con una resolución espacial de 20 m y valores de sellado clasificados en porcentajes (0-29%; 30-49%; 50-79%; 80-100%), refe-

renciada en el sistema ETRS89. Esta capa obtuvo una precisión del 85% con el método de validación utilizado por la EEA, frente al 69,5% que obtiene con el método de validación utilizado en este trabajo.

La precisión temática de los resultados obtenidos, tanto de la capa elaborada en este trabajo como de la europea, se valida a partir de una ortofotografía del territorio de alta resolución de 2008, proporcionada por la Comunidad de Madrid, con un tamaño de píxel inferior a 1 m, en el sistema geodésico de referencia ETRS89, con proyección UTM 30N, al igual que la imagen de satélite.

## 5.- METODOLOGÍA

Este trabajo se centra en el uso de técnicas de análisis de mezclas espectrales para la cartografía del sellado. Estas técnicas consideran que el valor digital medido para un punto es una combinación de los distintos tipos de cubierta que se encuentran en la superficie correspondiente a dicho punto (Sobrino, 2000). Por tanto, tratan de encontrar en qué proporción cada cubierta forma parte de los distintos píxeles de la imagen, posibilitando extraer información sobre el grado de mezcla presente en los mismos. El uso de estas técnicas ha permitido simplificar la labor de métodos común-

mente utilizados en la clasificación de imágenes como la fotointerpretación.

Primeramente, es necesario atender a los elementos que conforman dicha mezcla. Conocidos como componentes puros o *endmembers*, se corresponden, generalmente, con los patrones espectrales asociados a cada cubierta, aunque dependen de la resolución espacial y del tipo de aplicación en que se empleen. En este sentido pueden representar patrones espectrales de materiales puros, o de una combinación de éstos a una escala menos precisa (Adams y Gillespie, 2006). En principio, cualquier signatura espectral se puede considerar como *endmember* potencial, pero en el contexto de una imagen, si no forma parte de ninguna mezcla, no es útil definirlo como tal ya que puede confundir los resultados. Las signaturas espectrales de los *endmembers* se pueden extraer de la propia imagen, a partir del conocimiento del área de estudio o mediante técnicas estadísticas de extracción como el PPI (*Pixel Purity Index*); o bien utilizar las procedentes de mediciones con radiómetros, bibliotecas espectrales o modelos de simulación (Chuvieco, 2008).

En este trabajo se evalúan dos técnicas de análisis de mezclas espectrales, el Análisis Lineal de Mezclas Espectrales (ALME) y el *Sequential Maximum Angle Convex Cone* (SMACC), de características distintas.

El ALME es la técnica más empleada en el análisis espectral. Se fundamenta en asumir la linealidad de la mezcla y, para determinar la misma, se han de introducir las signaturas espectrales de todos los componentes o *endmembers* presentes en la imagen. Además, asume que la radiación reflejada no se ve influenciada por la señal procedente de una cubierta vecina, y que la radiancia global es proporcional a la superficie ocupada por cada cubierta (Chuvieco, 2008). Sin embargo, esta técnica presenta el inconveniente de limitar el número de *endmembers* que pueden intervenir en el proceso, al número de bandas linealmente independientes de la imagen. Si se añade el requisito de exhaustividad, se puede incluir hasta un máximo de  $k+1$  componentes, siendo  $k$  el número de bandas y suponiendo nulo el error (Chuvieco, 2008).

Para obtener el número de bandas linealmente independientes, se realiza una reducción de la dimensionalidad de la imagen, utilizando la técnica conocida como Fracción de Mínimo Ruido (MNF, *Minimum Noise Fraction*) (Chuvieco, 2008). Ésta

consiste en aplicar dos Análisis de Componentes Principales (ACP) consecutivos: el primero, basado sobre una estimación de la matriz de covarianza residual, permite eliminar redundancias y re-escalar el ruido de los datos; el segundo, es un ACP convencional de los datos ya depurados. El ruido se estima a partir de los componentes más marginales de los autovalores, centrando el análisis en aquellos que retienen la mayor parte de la información original.

El SMACC, desarrollado por Gruninger *et al.* (2004), es una técnica de análisis de mezclas similar al ALME, pero con menos restricciones, y generalmente, de menor precisión en los resultados. A diferencia del ALME, esta técnica no requiere de todos los *endmembers* que conforman la imagen para realizar el análisis, así como tampoco definir previamente las signaturas espectrales de los mismos. Simplemente es necesario indicar el número de *endmembers* que se desea estudiar

Aunque los *endmembers* derivados de SMACC son únicos, no existe una correspondencia uno a uno entre el número de materiales presentes en la imagen y el de *endmembers* encontrados. Cada píxel puede contener sólo un material, o un porcentaje elevado de éste más una única combinación con otros materiales. Cada material identificado en la imagen es descrito por un rango que engloba su variabilidad espectral. El resultado del análisis son fracciones de imagen que contienen la abundancia en cada píxel de cada uno de los *endmembers* identificados en la imagen.

SMACC utiliza un modelo de Cono Convexo (*Convex Cone*), también conocido como Minimización Residual (*Residual Minimization*), para identificar los *endmembers* de la imagen. Los puntos extremos se utilizan para determinar el cono convexo, que define el primer *endmember*. Entonces se aplica una proyección oblicua sobre el cono existente para derivar el siguiente *endmember* y el cono aumenta incluyendo el nuevo *endmember*. El proceso se repite hasta que la proyección deriva un *endmember* que ya existe dentro del cono (en un rango de tolerancia definido), o hasta que se alcanza el número de *endmembers* establecido.

En otras palabras, SMACC primero encuentra el píxel más brillante de la imagen, después el píxel que más difiere de éste y seguidamente el píxel que más difiere de los dos primeros. El proceso se repite hasta que se encuentra un píxel perteneciente al grupo de los píxeles analizados pre-

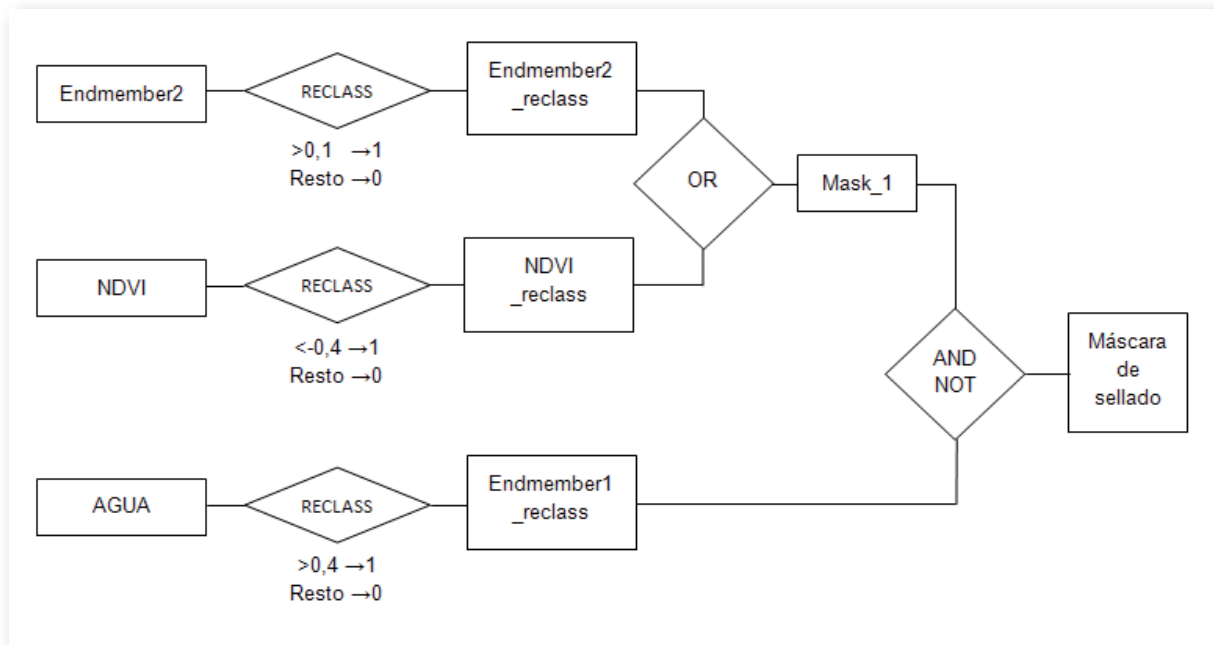


Figura 2.- Modelo cartográfico.

viamente, o hasta que se alcanza el número especificado de *endmembers*. El espectro de los píxeles encontrados se convierte en los *endmembers* de la librería espectral resultante. Es importante destacar que SMACC aplica cierto tipo de restricciones (*constraints*) sobre los datos, que fuerzan los resultados a mantenerse sobre determinados rangos. En este caso, y debido a las características de la imagen, se aplica uno que fuerza los resultados a ser únicamente positivos.

Una vez seleccionada la técnica, de las dos propuestas, que ofrece mejores resultados, en este caso SMACC, se genera la capa de sellado combinando, mediante funciones lógicas, los *endmembers* resultantes junto con otra información espectral de la imagen según el modelo cartográfico de la figura 2.

Primeramente se selecciona el *endmember 2* como base de trabajo, ya que es el que mejor representa las superficies artificiales, y se reclasifica para obtener una capa binaria de 1 (sellado, valores mayores de 0,1) y 0 (no sellado, resto de valores). Para incorporar las zonas artificiales no incluidas en este *endmember*, se genera un Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) que se reclasifica en una capa binaria de 1 (sellado, valores inferiores a -0,4) y 0 (no sellado, resto de valores). Seguidamente se combinan ambas capas binarias mediante el operador lógico OR, obteniendo una sola capa (Mask\_1).

Por último se eliminan las láminas de agua que aparecen como sellado en la capa anterior. Para ello, atendiendo a la bibliografía especializada, se genera un índice normalizado con las bandas del verde y el SWIR, conforme a la siguiente fórmula:

$$Agua = \frac{\rho_{verde} - \rho_{SWIR}}{\rho_{verde} + \rho_{SWIR}}$$

Este índice se reclasifica para obtener una capa binaria de 1 (agua, valores superiores a 0,4) y 0 (no agua, resto de valores), que se combina con la capa anterior (Mask\_1) mediante el operador lógico AND NOT, obteniendo la capa final de sellado.

Los procesos de reclasificación se llevan a cabo mediante un procedimiento de segmentación de imágenes, que facilita la obtención de imágenes binarias, y permite establecer el mínimo número de píxeles que debe poseer cada segmento, además del número de píxeles contiguos tenidos en cuenta (en nuestro caso 10 y 8, respectivamente).

Para la validación de la capa de sellado se utiliza como verdad terreno la información extraída de la ortofotografía de alta resolución. En función de la densidad de superficies artificiales presentes en la zona, se opta por un muestreo aleatorio estratificado. Se distinguen un estrato de mayor densidad artificial, claramente urbano, y otro, con mayor predominio de cubiertas naturales (cultivos, matorrales, suelos desnudos, masas foresta-

les, etc.), de menor densidad. Se seleccionan 200 puntos aleatoriamente distribuidos en cada estrato, resultando un total de 400 puntos de verificación y superando así los mínimos establecidos por diversos autores (Chuvieco, 2008).

Una vez seleccionados los puntos de muestreo, se extrae en éstos la información de la capa de sellado. A su vez, cada uno es verificado visualmente en base a la ortofoto de 2008. Con dicha información se genera una matriz de confusión simple, cuya diagonal expresa el número de puntos en donde se produce acuerdo entre las dos fuentes (imagen clasificada y ortofoto), mientras que los marginales suponen errores de asignación. A partir de estos datos se calculan la fiabilidad global y real, errores de omisión y comisión e índice kappa (Chuvieco, 2008).

Por último, se procede a comparar los resultados obtenidos con los de la capa de sellado europea para España. No obstante, para que ésta sea comparable a la capa obtenida mediante SMACC en este trabajo, se remuestrea a píxeles de 10 m y se reclasifica a valores binarios, considerando como sellado los porcentajes superiores al 80% y no sellado al resto. Una vez hecho esto, se aplica el mismo proceso de validación que a la capa de sellado obtenida mediante el SMACC.

## 6.- RESULTADOS

En el ALME, la aplicación del MNF sobre la imagen muestra que los tres primeros componentes explican el 95% de la varianza, por lo que sólo tres bandas son linealmente independientes. Esto significa que el número máximo de *endmembers* que se puede utilizar en el análisis, suponiendo nulo el error, es cuatro (número de bandas independientes +1).

Para determinar el número de *endmembers* que conforman la imagen, se combinan gráficamente los componentes principales resultado del MNF (fig. 3). Los extremos de la nube de puntos de los dispersogramas muestran la existencia de cinco *endmembers*:

- *Low albedo*: cubiertas simples con bajos valores de reflectividad -sombras, láminas de agua y asfalto-.
- Superficies metálicas: representa materiales de alta reflectividad, como las superficies metálicas.

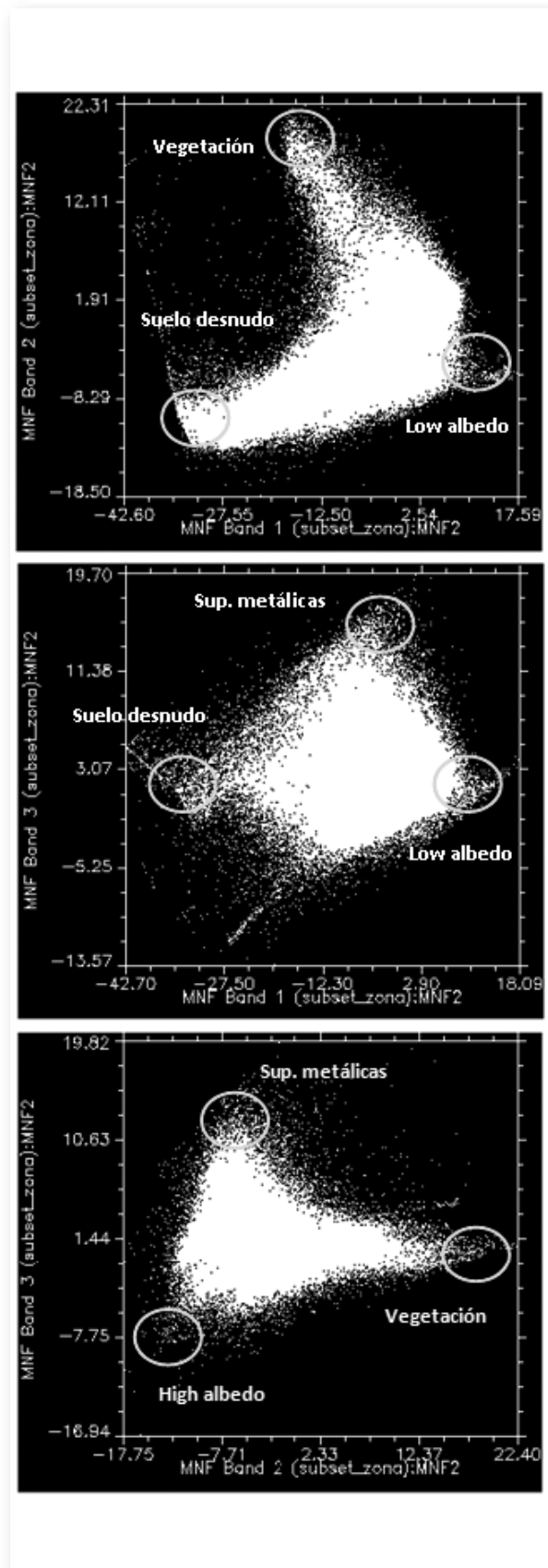


Figura 3.- Dispersogramas de la combinación de componentes principales.

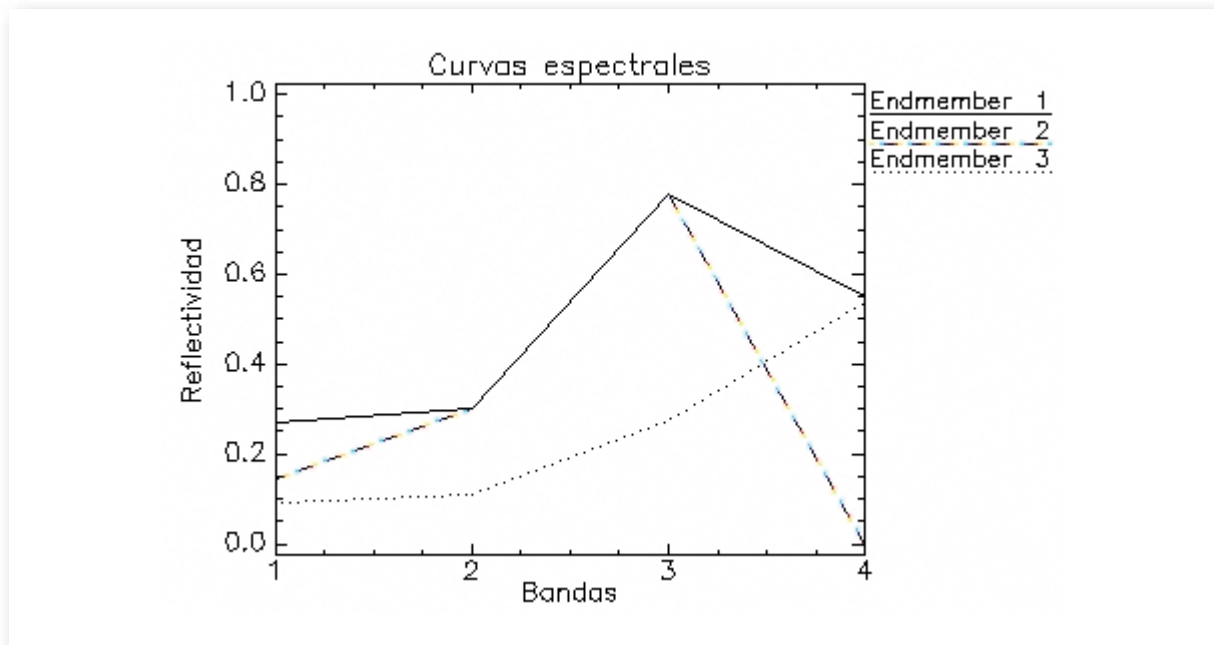


Figura 4.- Curvas espectrales de los endmembers.

- *High* albedo: conjunto de materiales con respuesta espectral similar, que incluye tejados, cultivos de secano y matorral.
- Vegetación: fundamentalmente cultivos de regadío.
- Suelos desnudos: zonas en construcción o suelos desnudos con altos valores de reflectividad.

Se observa, pues, una incongruencia entre el número de *endmembers* presentes en la imagen y el de bandas linealmente independientes. Es decir, al superarse el número máximo de *endmembers* permitidos, no puede aplicarse la técnica ALME. Esta afirmación es contrastada mediante el análisis de la imagen de los errores del modelo ALME. En ella se comprueba como la distribución del error sigue un determinado patrón, en especial en zonas urbanas, indicando la ausencia de componentes puros de importancia identificados correctamente, por lo que los resultados del análisis carecen de valor.

En la segunda técnica utilizada, SMACC, el error máximo relativo correspondiente al número de *endmembers* extraídos de la imagen, empieza a converger a partir del segundo *endmember*. Por tanto, tres *endmembers* serían suficientes para definir y analizar el espectro de la imagen. Además, pruebas con mayor número de *endmembers* demuestran aportar información redundante, es

decir, combinaciones de *endmembers* ya existentes.

Los tres *endmembers* obtenidos del SMACC, cuyas curvas espectrales aparecen en la figura 4, muestran las siguientes características:

- *Endmember 1* (fig. 5.a): recoge valores altos de **suelos desnudos** en zonas en construcción junto con ciertas superficies metálicas. Se correspondería, pues, con el *high* albedo visto anteriormente. La curva espectral de este *endmember* presenta un máximo en el IRC.
- *Endmember 2* (fig. 5.b): incluye la gran mayoría de los tipos de **cubiertas artificiales** presentes en la zona, menos cierto tipo de edificaciones con tejados de tejas. Así mismo recoge las láminas de agua y las sombras, por lo que se correspondería con el *low* albedo. El resto de cubiertas presentan valores más bajos, próximos a cero. La curva espectral es similar a la del *endmember* anterior, pero con valores más bajos en la banda del verde y del SWIR.
- *Endmember 3* (fig. 5.c): engloba principalmente los **cultivos de secano**, más parte de las edificaciones ausentes en el *endmember 1*. Su curva espectral es creciente hacia el SWIR.

A la vista de estos resultados se establece el *endmember 2* (*low* albedo) como base de trabajo para

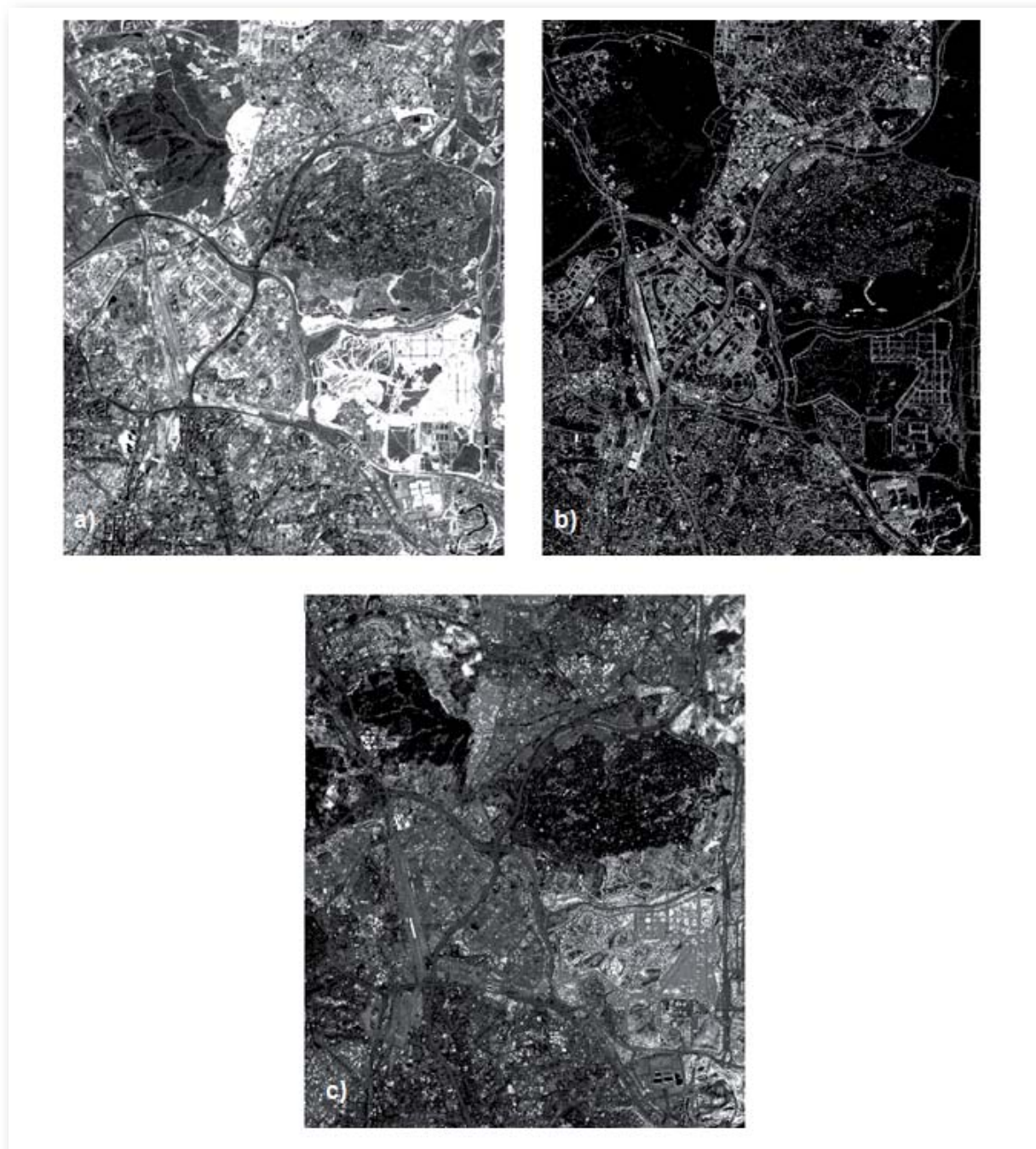


Figura 5.- Imágenes de abundancia: a) *Endmember 1*; b) *Endmember 2*; c) *Endmember 3*

obtener la máscara de sellado. Tras la reclasificación en sellado/no sellado de este *endmember*, incluyéndose en la primera categoría los píxeles con valores mayores a 0,1, aparecen algunas deficiencias en la capa obtenida, como la ausencia de tejados o la inclusión de láminas de agua. Para resolver estos problemas se utilizan un NDVI y una máscara de agua, según el modelo cartográfico de la figura 2 detallado en el apartado anterior, obteniendo el mapa final de sellado.

Cabe destacar que la utilización del NDVI para conseguir la capa del sellado no podría ser sustitutiva del *endmember 2*, aún representando también cubiertas artificiales, ya que la precisión de los resultados es visualmente inferior, y es difícil establecer un límite para diferenciar estrictamente las cubiertas vegetales de las que no lo son, sin la consiguiente pérdida de información.

Una vez completado el proceso, la máscara final de sellado ofrece una superficie sellada o artificial





Figura 6.- Detalle de la zona de estudio: ortofoto / capa de sellado

de 3.729 hectáreas, mientras que la no sellada o natural es de 6.562 hectáreas. La figura 6 muestra un detalle de la zona de estudio donde puede compararse la capa de sellado con la realidad (ortofoto). El detalle corresponde al límite entre los municipios de Madrid y Alcobendas y en él se observa como la distribución de la máscara coincide con las principales superficies artificiales: barrios residenciales, polígonos industriales y vías de comunicación.

65 erróneamente, lo que supone una fiabilidad global del 83,75% (Tabla 1), que con un intervalo de confianza de  $\pm 3,6$  y un 95 % de probabilidad, supone una fiabilidad real entre 80,15 % y 87,35 %. En el caso de la capa de sellado europea para España, los acuerdos son 278 y los errores de asignación 122, es decir una fiabilidad global del 69,5% (Tabla 2) y una fiabilidad real entre 65% y 74%. Los índices Kappa para estas capas son del 66% y 38%, respectivamente.

### 7.- VALIDACIÓN DE RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En la capa de sellado generada, de los 400 puntos de muestreo, 335 son correctamente asignados y

En general, se obtienen valores bajos de error (entre 8,0% y 27,0 %) en la capa de sellado generada, pero son ligeramente más altos los de comisión frente a los de omisión en la categoría no sellado (18,4% y 8,0 %, respectivamente) y al con-

|                    |               | Ortofotografía |         |       |                |
|--------------------|---------------|----------------|---------|-------|----------------|
|                    |               | No sellado     | Sellado | TOTAL | Error comisión |
| Imagen clasificada | No sellado    | 208            | 47      | 255   | 18,4           |
|                    | Sellado       | 18             | 127     | 145   | 12,4           |
|                    | TOTAL         | 226            | 174     | 400   |                |
|                    | Error omisión | 8              | 27      |       |                |

Tabla 1.- Matriz de confusión de la capa de sellado generada.

|                    |               | Ortofotografía |         |       |                |
|--------------------|---------------|----------------|---------|-------|----------------|
|                    |               | No sellado     | Sellado | TOTAL | Error comisión |
| Imagen clasificada | No sellado    | 164            | 68      | 232   | 29,3           |
|                    | Sellado       | 54             | 114     | 168   | 32,1           |
|                    | TOTAL         | 218            | 182     | 400   |                |
|                    | Error omisión | 24,8           | 37,4    |       |                |

Tabla 2.- Matriz de confusión de la capa de sellado europea para España.

trario en la de sellado (12,4% y 27,0 %, respectivamente). La capa de sellado europea para España presenta errores superiores a los anteriores, oscilando entre el 24,8% y el 37,4 %. Los mayores errores aparecen en la categoría sellado. Como en el caso anterior, en la categoría de no sellado son ligeramente mayores los errores de comisión que los de omisión (23,9% y 24,8% respectivamente) y al contrario en la categoría de sellado (32,1% y 37,4% respectivamente). La clasificación, por tanto, sobreestima las superficies no selladas en detrimento de las selladas.

Los resultados son similares a los obtenidos por otros autores con el uso de las técnicas de análisis espectral en base al modelo V-I-S (Ridd, 1995), que ofrecen errores cuadráticos –RMSE– del 10 % (Lu *et al.*, 2008; Wu, 2004; Wu y Murray, 2003).

La metodología empleada ha obtenido una fiabilidad del 83,75% en la capa de sellado gracias a la combinación del análisis espectral con otras variables obtenidas de la imagen, como el índice de vegetación y la máscara de agua. Este hecho es común a otras investigaciones de características similares. Lu y Weng (2006) combinan la extracción de *endmembers* con variables externas, como densidades de población o temperatura superficial (de imágenes de satélite), para facilitar la discriminación de superficies artificiales, obteniendo una exactitud del 83,78% para las clases urbanas.

Un análisis visual más detallado de la clasificación generada resalta como zonas de menor ajuste entre ésta y la realidad, las zonas de baja densidad, donde las construcciones (habitualmente viviendas unifamiliares) se encuentran rodeadas por zonas verdes; y las zonas en construcción, donde el suelo desnudo se compacta debido al tránsito de maquinaria y adquiere un comportamiento similar a las superficies artificiales. Este último caso no es excesivamente grave, puesto

que esa superficie pasará a formar parte de las superficies selladas a corto plazo.

Algunos de estos errores se deben a la distinta resolución espacial de los dos datos comparados (imagen de satélite y ortofoto). Estos errores se consideran más bien defectos debidos a la generalización que implica el diferente tamaño de píxel (Chuvieco, 2008). En este sentido, se incluyen los relacionados con la estructura del territorio, como las confusiones derivadas de la disposición espacial de las cubiertas. En especial el efecto frontera, donde los píxeles de borde registran una señal radiométrica intermedia entre dos o más tipos de cubiertas (Chuvieco, 2008). Estos errores son más frecuentes a medida que el tamaño de píxel utilizado en la clasificación aumenta, y pueden ser la causa, junto con las diferencias metodológicas, de la menor fiabilidad de la capa de sellado europea para España.

Las superficies artificiales, y las zonas urbanas en particular, son un mosaico heterogéneo de diversos tipos de cubiertas con diferentes respuestas espectrales y tamaños muy variables, que favorecen la generalización del valor recogido por cada píxel. Los valores de sellado de cierto tipo de construcciones pueden verse enmascarados por los de las superficies no selladas circundantes si su tamaño es mucho menor en comparación. A su vez, los tejados de viviendas presentan el problema añadido de poseer una respuesta espectral similar a la de cultivos en secano, dificultando aún más su discriminación.

## 8.- CONCLUSIONES

Las técnicas de análisis de mezclas espectrales suponen una interesante opción a la hora de realizar clasificaciones automáticas de imágenes de satélite para la obtención de mapas de sellado. Estas técnicas ofrecen un amplio abanico de posi-

bilidades a la hora de realizar clasificaciones y suponen una interesante opción frente a los métodos tradicionales, como la fotointerpretación, obteniendo buenos resultados y automatizando el proceso. En este estudio se ha obtenido una fiabilidad global de 83,75% con el uso de la técnica SMACC sobre una imagen multiespectral SPOT 5.

La exactitud de los resultados obtenidos dependerá notablemente del tamaño de píxel utilizado. Sin embargo, la utilización de imágenes de alta resolución para obtener resultados más precisos puede suponer un inconveniente en este tipo de análisis, ya que, generalmente, el aumento en la resolución espacial va en detrimento de la resolución espectral (número de bandas).

Las técnicas de análisis espectral pueden variar en función de la zona de estudio, dependiendo de la respuesta espectral de las cubiertas presentes. Las zonas urbanas constituyen un mosaico de mezclas espectrales y tamaños tal, que dificulta la elección de una metodología adecuada que extraiga la mayor parte de la información presente. Si bien otras técnicas pueden emplearse para lograr este objetivo, la fase de experimentación de este trabajo ha mostrado que metodologías más complejas obtienen resultados similares. Así mismo, y dependiendo de la precisión que se desee alcanzar, se podrán utilizar técnicas más simples, basadas, por ejemplo, en la utilización de índices de vegetación.

Por último, los resultados obtenidos en este trabajo se deben a la combinación del análisis espectral con las otras variables extraídas de la imagen. Tal como se observa en la bibliografía consultada, éstas pueden variar en función de las características de la zona de estudio, y por tanto la metodología aquí desarrollada no sería generalizable a otros lugares sin realizar previamente un estudio de la misma. Sin embargo, cabe mencionar que la obtención de *endmembers* representativos del *high* y *low* albedo es algo común en los estudios que emplean estas técnicas. A la vista de los resultados obtenidos cabe concluir que su utilización para discriminar superficies artificiales supone una gran ventaja en las clasificaciones en entornos urbanos.

## BIBLIOGRAFÍA

Adams, J.B. y Gillespie, A.R. (2006), *Remote Sensing of Landscapes with Spectral Images. A Physical Modelling Approach*. Cambridge: Cambridge University Press.

Chuvieco, E. (2008). *Teledetección Ambiental. La observación de la Tierra desde el Espacio*. (3a Ed.) Barcelona: Ariel, S.A.

El Hajj, M., Bégué, A., Lafrance, B., Hagolle, O., Dedieu, G. y Rumeau, M. (2008). Relative Radiometric Normalization and Atmospheric Correction of a SPOT 5 Time Series. *Sensors*, 8: 2774-2791.

Gruninger, J., A. J. Ratkowski y M. L. Hoke (2004). The Sequential Maximum Angle Convex Cone (SMACC) Endmember Model. *Proceedings SPIE, Algorithms for Multispectral and Hyper-spectral and Ultraspectral Imagery*, Vol. 5425-1, Orlando FL.

Kampouraki, M., Wood, G., y Brewer, T. (2006). The application of remote sensing to identify and measure sealed areas in urban environments. *Proceeding from ISPRS 1st International Conference on Object-based Image Analysis*. Saltzberg, Austria.

Lu, D., Song, K., Zeng, L., Liu, D., Khan, S., Zhang, B., Wang, Z. y Jin, C. (2008). Estimating impervious surface for the urban area expansion: examples from Changchun, Northeast China. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. XXXVII. Part B8.

Lu, D., y Weng, Q. (2006). Use of impervious surface in urban land-use classification. *Remote Sensing of Environment*, 84: 493-505.

Moeller, M. (2005). Remote Sensing for the monitoring of urban growth patterns. *Proc. of the ISPRS Joint Conference URBAN/URS*. Tempe, AZ, USA.

Montanarella, L. (2006). *Trends in Land Degradation in Europe*. European Commission Joint Research Centre. Institute for Environment and Sustainability.

Raymaekers, D., Bauwens, I., Van Orshoven, J., Gulinck, H., Engel, B. y Dosselaere, N. (2005). Spectral unmixing of low resolution images for monitoring soil sealing. *The International Archi-*

*ves of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol.XXXIV, Part 30.

Ridd, M. K. (1995). Exploring a V-I-S (vegetation-impervious surface-soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: comparative anatomy for cities. *International Journal of Remote Sensing*, 16: 2165- 2185.

Sánchez, B., Moral, F., González, A. y Escudero, R. (2009). Proyecto FTS Soil Sealing (Sellado del suelo) en España y Portugal. *XIII Congreso Nacional de Teledetección*. Calatayud, España: 245-248.

Sobrino, J. A. (Ed.). (2000). *Teledetección*. Valencia: Universitat de Valencia.

Sulzer, W. y Kern, K. (2009). Derivation of multi-temporal soil sealing maps using high resolution Airborne Thematic Mapper (ATM) imagery and an examination of their usefulness in town planning. *EARSel eProceedings*, 8(1): 1-10.

Weng, Q. (Ed.) (2007). *Remote Sensing of Impervious Surfaces*. Florida: CRC Press/Taylor and Francis.

Wu, C. (2004). Normalized spectral mixture analysis for monitoring urban composition using ETM+ imagery. *Remote Sensing of Environment*, 93: 480-492.

Wu, C., y Murray, A. T. (2003). Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis. *Remote Sensing of Environment*, 84: 493-505.

Zhang, J., y Foody, G. M. (2001). Fully-fuzzy supervised classification of suburban land cover from remotely sensed imagery: Statistical neural network approaches. *International Journal of Remote Sensing*, 22: 615-628.

Zeng, Y., Schaepman, M.E., Wu, B., Clevers, J.G.P.W., y Bregt, A. (2007). Spectral Linear Mixing Model for Endmember Extraction Using High Spatial Resolution and Hyperspectral Data. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. XXXVI, Part 7/C50, pp. 6.