# Caracterización multiescala de objetos como herramienta para la clasificación de imágenes de alta resolución espacial

C. Gonzalo-Martín<sup>1</sup> y M. Lillo-Saavedra<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Dpto. de Arquitectura y Tecnología de Sistemas Informáticos, Facultad de Informática, Universidad Politécnica de Madrid, Campus de Montegancedo, Boadilla del Monte, 28660 Madrid <sup>2</sup> Dpto. de Mecanización y Energía, Facultad de Ingeniería Agrícola, Universidad de Concepción, Chile

### Resumen

En este trabajo se presenta una nueva metodología, sencilla y asequible, para la definición y caracterización de objetos en imágenes de alta resolución espacial a diferentes escalas. La obtención de los objetos se ha llevado a cabo mediante la integración de segmentos textural y espectralmente homogéneos. Los primeros se han obtenido a partir de la segmentación de los coeficientes Wavelet de la imagen pancromática. El carácter multi-escala de esta transformada ha permitido obtener segmentos texturalmente homogéneos de diferentes tamaños para cada una de las escalas. Los segmentos espectralmente homogéneos se han obtenido a partir de la segmentación de la correspondiente imagen multiespectral clasificada. Mediante este proceso se han definido un conjunto de objetos caracterizados por diferentes atributos que dotan a los mismos de un carácter semántico, a partir del cual es posible determinar las similitudes y diferencias respecto al resto de los objetos. Para mostrar las capacidades de la metodología propuesta, se han llevado a cabo diferentes experimentos de clasificación no supervisada de una imagen Quickbird, utilizando distintos subconjuntos de atributos y un clasificador 1-D jerárquico ascendente. Los resultados obtenidos muestran la capacidad de la metodología propuesta para separar objetos semánticos a diferentes escalas, así como sus ventajas frente a una interpretación de la imagen basada en píxeles.

Palabras clave: Atributos de objetos, OBIA, clasificación basada en objetos, coeficientes Wavelet, segmentación.

### Abstract

#### Objects Multiscale Characterization: a Tool for High Spatial Resolution Image Classification

This paper presents a new methodology, simple and affordable, for the definition and characterization of objects at different scales in high spatial resolution images. The objects have been generated by integrating texturally and spectrally homogeneous segments. The former have been obtained from the segmentation of Wavelet coefficients of the panchromatic image. The multi-scale character of this transform has yielded texturally homogeneous segments of different sizes for each of the scales. The spectrally homogeneous segments have been obtained by segmenting the classified corresponding multispectral image. In this way, it has been defined a set of objects characterized by different attributes, which give to the objects a semantic meaning, allowing to determine the similarities and differences between them. To demonstrate the capabilities of the methodology proposed, different subsets of attributes and 1-D ascendant hierarchical classifier. Obtained results have shown the capability of the proposed methodology for separating semantic objects at different scales, as well as, its advantages against pixel-based image interpretation.

Key words: Object attributes, OBIA, object-based classification, Wavelet coefficients, segmentation.

<sup>\*</sup> Autor para la correspondencia: consuelo.gonzalo@upm.es Recibido: 13-03-12; Aceptado: 12-07-12.

# Introducción

El procesado de imágenes digitales basado en objetos tiene sus orígenes en el hecho de que la interpretación de imágenes que realiza el sistema visual humano se lleva a cabo a partir del reconocimiento de objetos caracterizados por diferentes atributos (tamaño, forma, texturas, color, ...) y no mediante la percepción de puntos individuales (píxeles), caracterizados exclusivamente a partir de los valores digitales asociados a dichos puntos. Esta última estrategia de interpretación, es el origen de la mayoría de las debilidades detectadas en los métodos de procesado de imágenes digitales basados en píxeles, especialmente cuando estos se aplican a imágenes de alta y muy alta resolución espacial y baja resolución espectral (Baatz, 2000; Blaschke y Strobl, 2001; Carleer et al. 2005; Pesaresi y Benediktsson, 2001; Walter, 2004). Algunas de estas debilidades son el conocido como efecto «sal y pimienta», debido a la alta variabilidad entre píxeles vecinos de las imágenes y por otro lado, la dificultad para discriminar cubiertas con respuestas espectrales similares. Así, se ha constatado que la clasificación basada en objetos, utilizando diferentes tipos de atributos, minimiza la alta variabilidad de los diferentes tipos de cubiertas presentes en este tipo de imágenes, mejorando considerablemente la precisión de los resultados (Bruce, 2008; Mallinis et al. 2004; Mynt et al., 2011; Peña-Barragán et al. 2011).

Este tipo de procesado, o análisis, de imágenes basado en objetos es conocido en la literatura como OBIA (Object Based Image Analysis) (Blaschke et al. 2008). Un paso crítico en estas metodologías es la identificación y caracterización de los objetos. La identificación de los mismos se lleva a cabo mediante un proceso de segmentación, que básicamente consiste en la agrupación de píxeles vecinos con atributos comunes, en áreas homogéneas y significativas desde el punto de vista del usuario final (Castilla y Hay, 2008; Blaschke 2006). En el caso de las cubiertas terrestres, dada su complejidad, este proceso de segmentación debe ser multiescala para así poder adaptarse al tamaño de los diferentes objetos presentes en ellas (Baatz 2000; Dungan,

2002; Hay y Marceau, 2004). En este contexto, el concepto multiescala se refiere a las diferentes dimensiones espaciales a las que las entidades, patrones y procesos se pueden observar y medir (Hay *et al.* 2005). Aunque existen diferentes formas de modelar este carácter multiescala una de las soluciones mas comúnmente utilizadas son las transformadas multirresolución y entre ellas la transformada Wavelet (Mallat 1998). Esta transformada permite separar el detalle de las imágenes de su información de fondo, para diferentes escalas.

Para que los segmentos obtenidos tengan un carácter semántico es preciso caracterizarlos con una serie de atributos que permitan determinar su similitud o diferencia respecto a otros. Este proceso de caracterización es el que transforma los segmentos en objetos. En la literatura se presentan diferentes formas de llevar a cabo está caracterización. Así por ejemplo, algunos autores utilizan el valor medio de cada una de las bandas espectrales (Mynt et al. 2011); en aplicaciones de agricultura se suelen incluir diferentes índices espectrales (Peña-Barragan et al. 2011). En (Mallinis et al. 2008) se propusieron un conjunto particular de características texturales derivadas de indicadores locales de determinadas asociaciones espaciales para la clasificación de cubiertas forestales.

El objetivo de este trabajo es proponer una metodología, sencilla y asequible, para la definición y caracterización de objetos multi-escala en imágenes de alta resolución espacial que permita la discriminación entre objetos semánticos a diferentes escalas.

### Métodos y datos

La zona de estudio corresponde a un área rural con plantaciones de naranjo y aguacate. La escena que se ha utilizado en este trabajo fue registrada por el sensor de alta resolución (BGIS2000) a bordo del satélite Quickbird, el día 18 de febrero de 2005, en la región de O'Higgins, Valle de Peumo, Chile (34º18'6"S; 71º19'11"O). El área registrada es de 9.43 hectáreas, correspondiente a 512 × 512 píxeles en la imagen pancromática. En la Figura 1a), se muestra una composición color de la



Figura 1. a) Composición NGB de la imagen multiespectral. b) Imagen pancromática.

Resolución	Imagen pancromática	Imagen multiespectral
Espacial (m)	0.61	2.4
Espectral (nm)	450-900	B1: 450-520
		B2: 520-600
		B3:630-690
		B4:760-900
Radiométrica (bits)	11	11
Temporal (días)	16	16

Tabla 1. Características de las imágenes Quickbird

escena multiespectral y en la 1b), la correspondiente imagen pancromática. Las características de este tipo de imágenes se resumen en la Tabla 1.

Con objeto de asegurar un correcto ajuste espacial entre la imagen pancromática y la imagen multiespectral, se ha llevado a cabo el coregistro entre las dos imágenes, utilizando para ello el módulo de georeferenciación de ENVI (Exelis, 2012). Dado que los productos QuickBird proporcionados a los usuarios ya están radiométricamente y geométricamente corregidos, no se han llevado a cabo otro tipo de correcciones (http://www.digitalglobe.com/ products#mapping&standard-satellite-imagery).

La Figura 2 incluye un esquema completo de la metodología de definición de segmentos y su caracterización para generar los objetos a clasificar. A continuación se detallan las diferentes etapas del proceso completo.

# Generación de los segmentos multi-escala

La definición de los segmentos desde el punto de vista morfológico y textural se ha llevado a cabo a partir de la imagen de mayor resolución espacial, la imagen pancromática. Sin embargo, y con objeto de eliminar su información espectral, se propone realizar este proceso, no sobre la imagen directamente, sino sobre los coeficientes obtenidos mediante la transformada multiresolución Wavelet à trous (Dutilleux, 1987). La Figura 3 ilustra la obtención de dichos coeficientes para la imagen pancromática (PAN) (Gonzalo& Lillo, 2004). En esta figura h<sub>i</sub> representa la función de escalamiento b3-spline y h<sub>i+1</sub>, la función que se obtiene al intercalar ceros entre las filas y las columnas de h<sub>i.</sub> repitiendo este proceso, se obtienen los diferente filtros para cada uno de los niveles de la transformada. Los coeficientes de



Figura 2. Esquema de la metodología propuesta para la obtención de los objetos.



**Figura 3.** Esquema de la obtención de los coeficientes de la imagen pancromática mediante la transformada Wavelet *à trous* 

esta transformada para la imagen a transformar, se obtienen como diferencia entre las imágenes escaladas mediante las funciones  $h_{j+i}$ , en dos niveles consecutivos. Ello permite definir segmentos a diferentes escalas. La escala a utilizar, dependerá de la imagen particular con la que se esté trabajando, así como el objetivo de la aplicación final.

Los segmentos texturalmente homogéneos se han obtenido aplicando a los coeficientes Wavelet de la imagen pancromática, el método de segmentación mediante umbralización de Otsu (1979). Este método permite elegir un umbral óptimo, maximizando la varianza entre clases mediante una búsqueda exhaustiva en toda la imagen.

Por otro lado y con objeto de disminuir la alta variabilidad espacial de imágenes de alta y muy alta resolución, se propone determinar los segmentos espectralmente homogéneos a partir de las clases encontradas en la imagen multiespectral clasificada mediante el clasificador no supervisado basado en píxeles, k-means.

La integración de estos dos tipos de segmentos y su posterior caracterización permite obtener objetos con un patrón de comportamiento espectral y textural diferenciador. Como resultado de este proceso, se obtienen  $n_k$ (k = número de niveles de coeficientes Wavelet utilizados) segmentos para cada escala o nivel.

### Caracterización de los segmentos

La caracterización de los segmentos se lleva a cabo asociándole los atributos texturales y espectrales que se consideren mas adecuados para la escena objeto de estudio. De esta forma, cada segmento identificado, en cada una de las escalas, pasa a estar caracterizado por un vector de atributos cuyo tamaño viene determinado por el número de atributos asociados, proporcionando una representación conjunta y simplificada de la información contenida en las dos imágenes fuente, así como de toda la información adicional (textural, contextual, morfológica, ...) que se utilicen para una aplicación en particular. Además es preciso asociar a cada objeto las coordenadas de los píxeles que lo definen, con objeto de poder realizar la espacialización de dichos objetos una vez sean procesados. De esta forma se genera una lista de objetos con sus correspondientes atributos que constituirán la entrada a un clasificador 1-D. El procesado de esta estructura de datos implica un coste computacional muy inferior al procesado de las imágenes basado en píxeles.

## Resultados

La metodología descrita en la sección anterior e ilustrada en la Figura 2, se ha aplicado a las imágenes mostradas en la Figura 1. Se han generado los coeficientes de la imagen pancromática para los tres primeros niveles de la transformada Wavelet ( $\hat{a}$ -trous) (Figura 4). En esta figura se puede apreciar como dichos coeficientes contienen la información de detalle de la imagen pancromática a diferentes escalas.

La imagen multispectral se ha clasificado mediante el método k-means, conteniendo 5 clases espectrales diferentes. En este trabajo, la integración entre los segmentos espectrales y los texturales se ha llevado a cabo mediante su intersección. Dado que el método de segmentación utilizado permite seleccionar el tamaño mínimo de los objetos presentes en la



**Figura 4.** Coeficientes Wavelet (*à trous*) de la imagen pancromática Quickbird para los tres primeros niveles de la transformada.

Tamaño mínimo de los objetos en píxeles	Escala 1	Escala 2	Escala 3
5	3334	531	316
25	2782	350	260
50	2696	265	221

 
 Tabla 2. Número de objetos obtenidos en los experimentos de segmentación

escena, se han realizado diferentes experimentos para valores de este parámetro: 5, 25 y 50 píxeles, respectivamente. La Tabla 2 incluye el número de objetos obtenidos para cada uno de estos valores y para cada escala.

A partir de estos segmentos, se han llevado a cabo diferentes experimentos de caracterización, utilizando distintos subconjuntos de atributos. Los resultados mostrados en este trabajo corresponden a los experimentos en los que se han eliminado los objetos con un tamaño inferior a 25 píxeles, para evitar efectos de sobresegmentación. Los segmentos resultantes han sido caracterizados por vectores de atributos definidos por el valor medio del nivel de gris de cada objeto en cada una de las bandas espectrales; y el valor medio y la desviación estándar de los valores de los coeficientes Wavelet, correspondientes a cada objeto en cada escala. La clasificación no supervisada de estos objetos se ha realizado utilizando un clasificador 1-D jerárquico ascendente mediante el método de Ward (librería disponible en el statistic toolbox de Matlab (R)), considerando la norma euclidiana como criterio de distancia para la agrupación de los elementos. Una vez obtenidos los resultados de clasificación de los

objetos, se ha procedido a la espacialización de los mismos, de ahí la necesidad de almacenar, junto con el resto de atributos de cada objeto, las posiciones de los píxeles que lo definen. En la Figura 5 a) se muestra la imagen multiespectral clasificada usando el algoritmo clásico basado en píxeles k-means, considerando 5 clases espectrales diferentes. Las Figuras 5 b), c) y d) corresponden al resultado de la clasificación no supervisada basada en objetos, para 5 clusters y las tres escalas consideradas. En esta figura se puede observar como el efecto «sal y pimienta» presente en la imagen clasificada basada en píxeles no aparece en ninguna de las imágenes clasificadas con la metodología propuesta. Sin embargo, cabe mencionar que las zonas más homogéneas en la imagen espectral son clasificadas como zonas de texturas rugosas cuando se aplica esta metodología. Ello es debido a la rugosidad presente en estas zonas en la imagen pancromática y como consecuencia en sus coeficientes Wavelet. También se puede observar en las Figuras 5 b), c) y d), que en las zonas de cultivo caracterizadas por una textura regular, se obtiene una buena separación entre los diferentes cultivos y el suelo. Con objeto de mostrar con más detalle la capacidad



**Figura 5.** Resultados de clasificación de la imagen Quickbird. a) Basada en píxeles. b), c) y d) Basada en objetos para tres escalas diferentes

del método propuesto, se han incluido en la Figura 6 ampliaciones de las tres áreas de cultivo presentes en la escena, para la imagen pancromática, la imagen clasificada basada en píxeles y las imágenes clasificadas basadas en objetos para tres escalas diferentes. En esta figura, se puede apreciar con detalle, que la metodología propuesta permite en, la escala mas fina, la identificación de los objetos individuales (árboles), los cuales se van agrupando en el segundo nivel, hasta que el tercer nivel, proporciona una discriminación en clases espectrales mas generales, en este caso básicamente entre vegetación y suelo, mostrando un comportamiento jerárquico.

# Conclusiones

La metodología propuesta en este trabajo permite la definición y caracterización de objetos asociados a una escena, de la que se disponga tanto de una imagen multiespectral, como de la correspondiente imagen pancromática, de una forma sencilla y asequible.

El conjunto de los objetos definidos suponen una representación conjunta y simplificada de la información contenida en las dos imágenes fuente utilizadas. Esta representación facilita, tanto desde un punto de vista conceptual como computacional, el procesado de dicha información.



**Figura 6:** Ampliaciones de la escena para tres localizaciones diferentes. Columa 1<sup>a</sup>: imagen pancromática. Columna 2<sup>a</sup>: imagen clasificada basada en píxeles. Columnas 3<sup>a</sup>-5<sup>a</sup>: imágenes clasificadas basadas en objetos para tres escalas diferentes.

Los resultados obtenidos hasta el momento muestran un mejor comportamiento de la metodología propuesta para zonas de cultivo con texturas regulares que para otras zonas más homogéneas y con patrones de texturas aleatorios.

Los atributos utilizados parecen ser adecuados para las zonas objeto de interés (cultivos y vegetación), pero no para el resto de las cubiertas presentes en la imagen. Ello se puede deber a la forma de caracterizar la textura de las imágenes a partir de valores asociados a los coeficientes Wavelet, por lo que si fuera preciso una adecuada caracterización de estas cubiertas, se debería llevar a cabo la determinación de otros atributos. De hecho, es preciso remarcar que la caracterización de los objetos en estos resultados preliminares se ha llevado a cabo mediante medidas sencillas de los valores espectrales de la imagen multiespectral y valores texturales de la imagen pancromática, por lo que cabe preveer que la utilización de un mayor número de atributos y sobre todo un análisis exhaustivo de los atributos (espectrales, texturales y/o morfológicos) que mejor caractericen la cubierta objeto de estudio en cada caso, mejorarán notablemente los resultados.

Finalmente, cabe señalar que la metodología propuesta define un marco de trabajo en el que es preciso investigar diferentes métodos de segmentación, en estudios futuros.

### Agradecimientos

Los autores del presente trabajo agradecen el soporte financiero de la Universidad Politécnica de Madrid (AL11-PI+D-27) y del Fondo de Fomento al Desarrollo Científico y Tecnológico (FONDEF-D09I1069).

# Referencias

- BAATZ, M. 2000, Multiresolution Segmentation : an optimization approach for high quality multiscale image segmentation, *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* (2000), 58, 3-4, 12-23 (Publisher: Herbert Wichmann Verlag).
- BLASCHKE, T., & STROBL, J. 2001. What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. GIS, 6, 12-17.
- BLASCHKE, T. 2010, Object based image analysis for remote sensing, *ISPRS Journal of Photo*grammetry and Remote Sensing, 65, 2-16.

- BLASCHKE, T., STEFAN, L., & GEOFFREY, H. (Eds.). 2008. Object-Based Image Analysis: Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications, Series: Lecture Notes in Geoinformation and Cartography, Springer.
- BRUCE, B. A. 2008. Object oriented classification: case studies using different image types with different spatial resolutions. *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing* (http://arrow.unisa.edu.au:8081/1959.8/64668)
- CARLEER, A. P, DEBEIR, O., & WOLFF, E. 2005. Assessment of very high spatial resolution satellite image segmentations, *Photogrammetry Engineering and Remote Sensing*, 71, 11, 1285-1294.
- CASTILLA, G., & HAY, G. J. 2008, Images objects and geographic objects, *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Lectures Notes in Geoinformation and Cartography, Springer.
- DUNGAN, J. L., PERRY, J. N., DALE, M. R. T., LE-GENDRE, P. CITRON\_POUSTY, S., FORTIN, M. J., JAKOMULSKA, A., MIRITI, M., & RO-SENBERG, M. S., 2002. A balanced view of scale in spatial statistical analysis. *Ecography* 25 (5), 626-640.
- DUTILLEUX, P. 1987. An implementation of the algorithm à' trous to compute the wavelet transform. En Compt-rendus du congre's ondelettes et méthodes temps-fréquence et espace des phases, J. Combes, A. Grossman and Ph. Tehanitchian (Eds), 298–304 (Marseille: Springer-Verlag).
- ENVI. http://www.exelisvis.com/portals/0/tutorials/envi/Georeferencing\_Registration.pdf
- GONZALO-MARTÍN, C., & LILLO-SAAVEDRA, M. 2004, Control de la calidad espacial y espectral de imágenes de satélite fusionadas mediante el algoritmo wavelet à'trous, Revista de Teledetección, 22, 47 -53.
- HAY, G. J., & MARCEAU, D. J. 2004, Multiscale object-specific analysis (MOSA): An integrative approach for multiscale landscape analysis. En S. M. Jong y F. D. van der Meer (Eds). *Remote*

*Sensing and Digital Image Processing*, 4, Ch. 3 (Kluwer Academics).

- HAY, G. J., CASTILLA, G., WULDER, M. A., & RUIZ, J. R. 2005, An automated object-based approach for the multiscale image segmentation of forest scenes. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 7, 339-359.
- LANG, S., & BLASCHKE, T. 2006. Bridging remote sensing and GIS – what are the main supportive pillars? En S. Lang, T. Blaschke y E. Schöpfer (Eds.), OBIA. 4-5 julio, Salzburg, Austria.
- MALLAT, S. 1998, A Wavelet Tour of Signal Processing, Academic Press.
- MALLINIS, G., KOUTSIAS, N., TSAKIRI-STRA-TI, M., & KARTERIS, M. 2008. Object-basedclassification using Quickbird imagery for delineating forest vegetation polygons in a Mediterranean test site, *ISPRS Journal of Photo*grammetry and Remote Sensing, 63, 2, 237–250.
- MYNT, S. W., GOBERA, P., BRAZELA, A., GROSSMAN-CLARKE, S., & WENG, Q. 2011, Per-pixels vs object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery, *Remote Sensing of Environment*, 115, 5, 1145–1161.
- PESARESI, M., & BENEDIKTSSON, J. A. 2001. A New Approach for the Morphological Segmentation of High-Resolution Satellite Imagery, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 39, 2, 309-320.
- OTSU, N. 1979. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions* on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 9, No. 1, 62-66.
- PEÑA-BARRAGÁN, J. M., NGUGI, M. K. PLANT, R. E, & SIX, J. 2011. Object-based crop identification using multiple vegetation indices, textural features and crop phenology, *Remote Sen*sing of Environment, 115, 6, 1301–1316.
- WALTER, W. 2004. Object-based classification of remote sensing data for change detection, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58, 3–4, 225–238.