

CASO PRÁCTICO

Aplicación del Estimador de Parámetros de Segmentación por Media-desplazada (EPSM) a las imágenes de satélite de muy alta resolución espacial: Tetuán (Marruecos)

Benarchid, O.¹, Raissouni, N.^{*1}, Sobrino, J. A.², El Ayyan, A.¹

¹ Laboratorio RSAID, ENSA, M'Haneech II. B.P. 2222, 93000, Tetuán, Marruecos.

² Unidad de Cambio Global, Laboratorio IPL, Parque Científico, Universitat de València, C/ Catedrático José Beltrán nº 2, 46980 Paterna, Valencia, España.

Resumen: La segmentación de imágenes constituye un paso crucial en el Análisis de Imágenes Basado en Objetos (AIBO). Combinando distintos valores de los parámetros de entrada de los algoritmos de segmentación se obtienen diferentes resultados. En general, los parámetros óptimos seleccionados se determinan mediante interpretación visual; por lo tanto, la definición de las combinaciones óptimas es una tarea considerablemente difícil. En la presente investigación, se propone una herramienta analítica que denominamos Estimador de Parámetros de Segmentación por Media-desplazada (EPSM) aplicada a la selección automatizada de los valores de los parámetros de segmentación en las imágenes de satélite de muy alta resolución espacial en la región de Tetuán (norte de Marruecos). El estimador EPSM necesita como entradas la Base de Datos Vectorial existente (BDV) y los datos espectrales con el fin de definir automáticamente los valores de los parámetros de segmentación. La aplicación del método EPSM a diferentes paisajes proporciona valores mínimos del índice de sub-segmentación (*US*) $\leq 0,20$ en zonas industriales, residenciales y rurales, mientras que para la zona residencial densa muestra valores de 0,35.

Palabras clave: EPSM, satélite, muy alta resolución espacial, Tetuán (Marruecos).

Application of the Mean-shift Segmentation Parameters Estimator (MSPE) to VHSR satellite images: Tetuan-Morocco

Abstract: Image segmentation is considered as crucial step dealing with Object-Based Image Analysis (OBIA) and different segmentation results could be achieved by combining possible parameters values. Optimal parameters selection is usually carried out on the basis of visual interpretation; therefore, defining optimal combinations is a challenging task. In the present research, Mean-shift Segmentation Parameters Estimator (MSPE) proposed tool is applied to automate the selection of segmentation parameters values to Very High Spatial Resolution (VHSR) satellite images in the region of Tetuan city (Northern Morocco). MSPE estimates the parameters values for the Mean-shift Segmentation (MS) algorithm. However, this algorithm needs as inputs: i) existing vector database and, ii) spectral data to define automatically the segmentation parameter values. Finally, application of the MSPE method on different landscape' types show accurate results with Under-Segmentation (*US*) values ≤ 0.20 for industrial, residential and rural zones, while for dense residential area values of 0.35.

Key words: MSPE, satellite, very high spatial resolution, Tetuan (Morocco).

* Autor para la correspondencia: nraissouni@uae.ma

1. Introducción

La segmentación de imágenes se remonta a la década de los años 70. Las primeras aplicaciones de los métodos de segmentación se aplican en áreas de procesamiento de imágenes de carácter industrial y médico, y no se utilizan ampliamente en teledetección espacial hasta los años 1980 y 1990 (Blaschke, 2010). Alrededor del año 2000 y con el lanzamiento de los satélites de muy alta resolución espacial, los algoritmos de segmentación empezaron a utilizarse en aplicaciones de teledetección; debido a que la segmentación es un paso crucial en el proceso del Análisis de Imágenes Basado en Objetos (AIBO).

Hoy en día, los organismos encargados de producir cartografía necesitan actualizar sus bases de datos de sistemas topográficos y de información con el fin de elaborar: i) una planificación urbana (expansión urbana, red de carreteras, etc.), y ii) una planificación del medio ambiente (corredores ecológicos, cambio forestal, etc.). Hasta ahora, la actualización se realiza de forma manual mediante restitución fotogramétrica y estudios sobre el terreno. Este proceso es lento y no satisface los requerimientos, en términos de frecuencia de actualización, del usuario (Hanson y Wolff, 2010). Además, con el aumento del uso de imágenes de satélite de muy alta resolución espacial, los requisitos del procesamiento automático/semiautomático de un menor número de parámetros es una necesidad (Huth et al., 2012).

Carreteras y edificios son los principales objetos que requieren una frecuente actualización (Hanson y Wolff, 2010). Por otra parte, la segmentación de imágenes resulta un paso crucial en el proceso AIBO y los resultados de la misma pueden lograrse mediante la combinación de los posibles valores de los parámetros espectrales y espaciales (Liu et al., 2012). La selección de los parámetros óptimos se lleva a cabo generalmente mediante interpretación visual, en forma de ensayo y error. Por tanto, la definición de la combinación óptima de los valores de los parámetros correspondientes resulta un gran reto (Drăguț et al., 2010).

La evaluación de los algoritmos de segmentación puede utilizarse para elegir los parámetros óptimos. En general, existen dos grupos principales de métodos de evaluación de segmentaciones: métodos empíricos y analíticos.

Drăguț et al. (2010) proponen un método empírico para estimar el parámetro de escala de la segmentación multi-resolución mediante el cálculo de la varianza local de los objetos en las imágenes segmentadas. Liu et al. (2012) proponen un método para elegir las combinaciones óptimas de los valores de los parámetros de la segmentación multi-resolución mediante la evaluación de todos los resultados obtenidos. Estos dos métodos se basan, en primera fase, en la evaluación de todas las posibles combinaciones de los resultados de la segmentación y, en segunda fase, en la elección de la combinación óptima; resultando en un proceso que consume mucho tiempo.

Por el contrario, los métodos analíticos evalúan los algoritmos de segmentación mediante el análisis de sus ecuaciones así como los parámetros requeridos independientemente de los resultados.

En el presente trabajo, proponemos un nuevo método que denominamos Estimador de Parámetros de Segmentación por Media-desplazada (EPSM) para la selección automática de los valores de los parámetros de segmentación utilizando imágenes de satélite de muy alta resolución espacial y la Base de Datos Vectorial (BDV) existente.

2. Área de estudio, imágenes de satélite y BDV

El estudio se aplica en la región de la ciudad de Tetuán, situada en el norte de Marruecos (Figura 1). La imagen de satélite de muy alta resolución espacial utilizada en este trabajo corresponde a una escena del satélite GeoEye1 (Fundación DigitalGlobe®) correspondiente al 30 de enero de 2013 (Tabla 1).

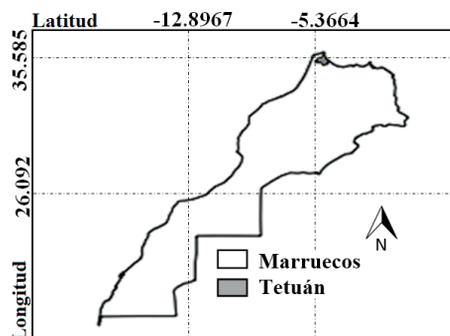


Figura 1. Localización de la ciudad de Tetuán (norte de Marruecos).

Tabla 1. Características técnicas de la imagen de satélite.

Área de estudio	Satélite	Compañía	Tipo de imagen	Resolución espacial	Banda espectral (nm)
Tetuán	GeoEye 1	DigitalGlobe	Panromática	0,5 m	P: 450-800
			Multiespectral	2 m	B: 450-510 G: 510-580 R: 655-690 NIR: 780-920

La BDV existente de la región de Tetuán (edificios y carreteras) además de cuatro zonas (tipos de paisajes) predefinidos, han sido integrados en el algoritmo EPSM:

- Zona residencial densa: zona densamente poblada, construida por diversos materiales con escasa vegetación.
- Zona industrial: área con grandes construcciones, y con escasa o nula vegetación.
- Zona residencial: zona con casas aisladas, amplios jardines y algunos árboles.
- Zona rural: zona con campos, setos y algunas casas aisladas.

3. Estimador de parámetros de segmentación por media-desplazada, EPSM

En el presente trabajo proponemos un nuevo método analítico denominado Estimador de Parámetros de Segmentación por Media-desplazada (EPSM) para la selección automática de los valores de los parámetros de segmentación. El método EPSM necesita como datos de entrada: i) una BDV existente, y ii) datos espectrales para definir automáticamente los valores de segmentación.

En primer lugar aplicamos el algoritmo Media-Desplazada (MD) en su forma generalizada (Fukunaga y Hostetler, 1975), adaptado por Cheng (1995) para el análisis de imágenes. MD se utiliza en aplicaciones del procesamiento de imágenes como son el suavizado, el filtrado y la segmentación (Comaniciu y Meer, 2002). El algoritmo MD constituye un procedimiento iterativo simple que busca la moda estadística dentro de un conjunto de datos y funciona mediante la adopción de los puntos en el espacio característico como función de densidad de probabilidad empírica donde las regiones densas corresponden a máximos locales

o modas estadísticas de la distribución subyacente (Comaniciu y Meer, 2002).

En primer lugar, MD define una ventana con un radio espacial, h_r , luego, agrupa a todos los píxeles dentro de la ventana definida con valores inferiores al umbral espectral, h_s , y finalmente calcula la media correspondiente.

Por lo general, la distancia euclidiana es la función utilizada para medir distancias entre píxeles. La segunda fase del algoritmo MD consiste en desplazar el centro de la ventana hacia la media con repetición del algoritmo hasta que converge. Por último, se eliminan las regiones con valores más bajos que el tamaño mínimo de la región, M .

En primer lugar, se eligen manualmente 10 polígonos de referencia por cada área de la BDV existente. Con el fin de calcular h_s , los píxeles que corresponden a cada polígono de referencia (del 1 al N_{ref}) dentro de la BDV se procesan para calcular la desviación estándar (SD) utilizando un filtrado de 3×3 píxeles (Carleer *et al.*, 2005), por consiguiente la media de la $SD_i \{i = 1, 2, \dots, N_{ref}\}$ de los polígonos de referencia es h_s .

$$h_s = \frac{\sum_{i=1}^{N_{ref}} SD_i}{N_{ref}} \quad (1)$$

Por otro lado, h_r , se define mediante el cálculo del radio, $R_i \{i = 1, 2, \dots, N_{ref}\}$, correspondiente a cada zona circunscrita en el polígono de referencia dentro de la BDV. El tamaño del segmento debe corresponder por lo menos a la mitad del tamaño del objeto (realidad terreno) más pequeño identificado en la imagen.

$$h_r = \frac{\sum_{i=1}^{N_{ref}} R_i}{2 \times N_{ref}} \quad (2)$$

Por último, con el fin de calcular el tamaño mínimo de región, M , el área de cada polígono de referencia dentro de la BDV se calcula respetando

los criterios de los segmentos arriba citados. Sea $A=\{A_i: i=1, 2, \dots, N_{ref}\}$ el conjunto de datos del área de referencia de los polígonos, donde $A_i=area(R_i)$ y $R=\{R_i: i=1, 2, \dots, N_{ref}\}$ es el conjunto de datos de polígonos de referencia. El tamaño mínimo de región M viene dado por:

$$M = \min(A) / 2 \tag{3}$$

4. Evaluación de la precisión

Los resultados de la segmentación pueden ser evaluados visualmente o cuantitativamente. La evaluación visual se basa en el conocimiento de expertos. Sin embargo, la evaluación cuantitativa compara los resultados de la segmentación con la imagen de referencia entera utilizando un conjunto de métricas. Algunos autores evalúan la calidad de la segmentación exclusivamente mediante la comparación de los polígonos de referencia con los segmentos en correspondencia. Sin embargo, estos segmentos en correspondencia son aquellos que coinciden al menos en un 50% con los polígonos de referencia (Clinton et al., 2010).

En el presente estudio, hemos optado por el método cuantitativo de evaluación. Una segmentación de imágenes de alta calidad debe dar lugar a un mínimo de excesiva-segmentación y sub-segmentación. La primera medida es la excesiva-segmentación (*Over-Segmentation*; *OS*). *OS* es el cociente entre el área total de excesiva segmentación (calculado utilizando la intersección de los segmentos de correspondencia y los polígonos de referencia) y el área total de los polígonos de referencia (Clinton et al., 2010):

$$OS = \frac{\sum_{i=1}^{N_{ref}} area(r_i) - \sum_{i=1}^{N_{ref}} \sum_{j=1}^{N_{cor}} area(r_i \cap c_j)}{\sum_{i=1}^{N_{ref}} area(r_i)} \tag{4}$$

La segunda medida es la sub-segmentación (*Under-Segmentation*; *US*). Es el cociente entre el área total de sub-segmentación (calculado utilizando la intersección de los segmentos de correspondencia y los polígonos de referencia) y el área total de los segmentos correspondientes (Clinton et al., 2010):

$$US = \frac{\sum_{j=1}^{N_{cor}} area(c_j) - \sum_{i=1}^{N_{ref}} \sum_{j=1}^{N_{cor}} area(r_i \cap c_j)}{\sum_{j=1}^{N_{cor}} area(c_j)} \tag{5}$$

donde $C=\{c_j: j=1, 2, \dots, N_{cor}\}$ es el conjunto de datos de los segmentos de correspondencia, y $R=\{r_i: i=1, 2, \dots, N_{ref}\}$ es el conjunto de datos de los polígonos de referencia.

Los valores de estos dos últimos índices están normalizados, por lo que los valores oscilan entre cero y uno. Los valores de cero para los *US* y *OS* indican respectivamente la no existencia de la sub-segmentación ni de la excesiva segmentación. Estos dos parámetros calculan sólo las discrepancias geométricas. Para ello, vamos a utilizar otra métrica que toma en cuenta también la relación aritmética.

La tercera medida es el cociente entre el número de segmentos correspondientes (N_{cor}) y el número de polígonos de referencia (N_{ref}). Este cociente se denomina Generalización (*Gen*), y viene dado por la siguiente expresión (Carleer et al., 2005):

$$Gen = N_{cor} / N_{ref} \tag{6}$$

5. Resultados

La Tabla 2 muestra los valores de los parámetros de segmentación seleccionados aplicando el método del EPSM así como sus correspondientes métricas de precisión. Los extractos de los resultados de segmentación se muestran en la Figura 2.

Tabla 2. Resultados de la aplicación del estimador EPSM en zonas: Residencial Densa, Industrial, Residencial, Rural. h_s : umbral espectral (Ecuación 1); h_r : radio espacial (Ecuación 2); M : tamaño mínimo de región (Ecuación 3); *Gen*: Cociente de Generalización (Ecuación 6), *OS*: excesiva segmentación (Ecuación 4); *US*: sub-segmentación (Ecuación 5).

	Residencial			
	Densa	Industrial	Residencial	Rural
h_s	64,80	19,15	40,52	30,50
h_r	14	17	10	5
M	536	1700	503	124
<i>Gen</i>	1,80	1,20	1,50	0,90
<i>OS</i>	0,64	0,19	0,10	0,09
<i>US</i>	0,35	0,20	0,16	0,10

Los mejores resultados de precisión fueron logrados para la zona rural, la zona industrial y la zona residencial de Tetuán. Como se muestra en la Tabla 2, las métricas (*Gen*, *OS* y *US*) son mínimas y convergen a cero; indicando una adecuada

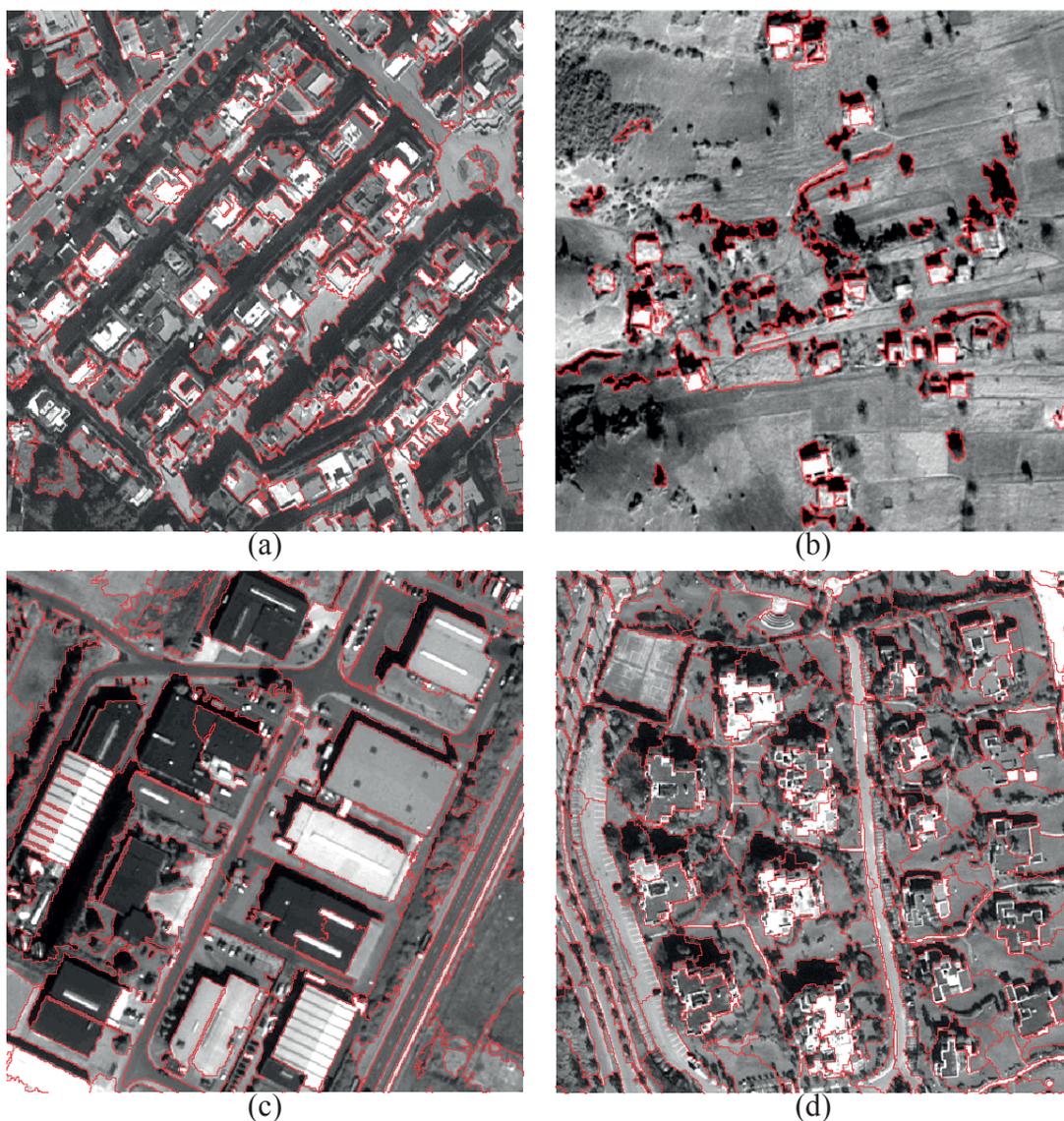


Figura 2. Extractos de resultados utilizando el método de segmentación EPSM en Tetuán (Marruecos): (a) Residencial Densa, (b) Rural, (c) Industrial, y (d) Zonas Residenciales.

combinación geométrica-aritmética. Los valores menos precisos se obtuvieron para la zona residencial densa de Tetuán. Estos resultados pueden ser explicados en base a que los edificios de la zona rural y la zona residencial de Tetuán son espectralmente más homogéneos en comparación con las regiones cercanas. Sin embargo, la peor precisión (con cifras relativamente altas) de la zona residencial densa se debe a que los edificios están muy juntos, los valores de los píxeles de las carreteras y algunos edificios son similares, así como a la presencia de sombras.

En general, EPSM proporciona resultados más precisos en áreas homogéneas. Las razones son: i) se basa en el algoritmo de segmentación de la media-desplazada que se centra más en la característica espectral, y ii) el uso de los datos espectrales para determinar automáticamente los parámetros de segmentación.

6. Conclusión

En la presente investigación se propone un nuevo método analítico denominado Estimador

de Parámetros de Segmentación por Mediasdesplazada (EPSM). El nuevo método EPSM ha sido aplicado con el fin de llevar a cabo una selección automatizada de los valores de los parámetros de segmentación en imágenes de satélite de muy alta resolución espacial con la integración de una Base de Datos Vectorial (BDV) existente. En nuestro caso, hemos utilizado respectivamente una imagen del satélite GeoEye1 (DigitalGlobe®) y una BDV. Los resultados del método del EPSM aplicado a la zona de estudio de Tetuán en diferentes tipos de paisajes muestran resultados precisos y prometedores, con valores mínimos de la subsegmentación iguales o inferiores a 0,20 en los casos de las zonas industrial, residencial y rural a diferencia de la zona residencial densa que presenta un valor de 0,35.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado en parte por el Ministerio de Educación Superior e Investigación Científica (Marruecos), subvenciones CSPT, proyecto: “Redes de sensores inalámbricas *ad-hoc* para la validación de algoritmos de teledetección”. Agradecemos igualmente a “Google Earth®” por facilitarnos gratuitamente las imágenes de muy alta resolución y a la Asociación RS&SIG de Marruecos por el soporte técnico. Esta investigación ha sido posible gracias a una subvención de la Comisión Europea en el marco del Programa Erasmus Mundus.

Referencias

- Blaschke, T. 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(1), 2-16. <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>
- Carleer, A., Deiber, O., Wolff, E. 2005. Assessment of very high spatial resolution satellite image segmentations. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 71, 1285-1294.
- Cheng, Y. 1995. Mean shift, mode seeking, and clustering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(8), 790-799. <http://dx.doi.org/10.1109/34.400568>
- Clinton, N., Holt, A., Scarborough, J., Yan, L., Gong, P. 2010. Accuracy assessment measures for object-based image segmentation goodness. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 76, 289-300.
- Comaniciu, D., Meer, P. 2002. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(5), 603-619. <http://dx.doi.org/10.1109/34.1000236>
- Drăguț, L., Tiede, D., Levick, S. R. 2010. ESP: a tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data. *International Journal of Geographical Information Science*, 24(6), 859-871. <http://dx.doi.org/10.1080/13658810903174803>
- Fukunaga, K., Hostetler, L. 1975. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition. *IEEE Transactions on Information Theory*, 21(1), 32-40. <http://dx.doi.org/10.1109/TIT.1975.1055330>
- Hanson, E., Wolff, E., 2010. Change detection for update of topographic databases through multi-level region-based classification of VHR optical and SAR data. In *GEOBIA 2010: Geographic Object-Based Image Analysis*, Ghent, Belgium, June 29-July 02.
- Huth, J., Kuenzer, C., Wehrmann, T., Gebhardt, S., Tuan, V. Q., Dech, S. 2012. Land cover and land use classification with TWOPAC: towards automated processing for pixel- and object-based image classification. *Remote Sensing*, 4(9), 2530-2553. <http://dx.doi.org/10.3390/rs4092530>
- Liu, Y., Bian, L., Meng, Y., Wang, H., Zhang, S., Yang, Y., Shao, X., Wang, B. 2012. Discrepancy measures for selecting optimal combination of parameter values in object-based image analysis. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 68, 144-156. <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.01.007>