

Una metodología para detección de cambios en imágenes SPOT-Pan

Estíbaliz Martínez-Izquierdo⁽¹⁾, Íñigo Molina-Sánchez⁽²⁾, Águeda Arquero-Hidalgo⁽¹⁾ y Jesús Velasco Gómez⁽²⁾

⁽¹⁾ Departamento de Arquitectura y Tecnología de Sistemas Informáticos, ETSIInf., Universidad Politécnica de Madrid, Campus de Montegancedo s/n, 28660 Madrid, España. Emails: emartinez@fi.upm.es, arquero@fi.upm.es

⁽²⁾ Departamento de Ingeniería Topográfica y Cartografía, ETSITGC, Universidad Politécnica de Madrid, Campus SUR, Ctra. de Valencia, km.7, 28031 Madrid, España. Emails: inigo.molina@upm.es, jesus.velasco@upm.es

Resumen: La capacidad de un algoritmo para detectar cambios varía según el tipo de cambio, y depende de la metodología seleccionada. Existe una serie de técnicas digitales de detección de cambios que, en general, se pueden agrupar en dos categorías: aquellas en las que se detecta información binaria cambio o no cambio, y aquellas en las que se detecta al detalle "origen-destino" en la trayectoria del cambio. Sin embargo no existe una metodología de detección de cambios universalmente óptima: la elección depende de la aplicación. Los métodos no supervisados no necesitan datos de referencia de campo para la producción del mapa (binario) de detección de cambios y por lo tanto son más atractivos desde el punto de vista operativo. En este sentido, se propone una detección de cambios automática no supervisada en imágenes multitemporales SPOT-Pan. Se aplican dos indicadores de detección de cambios y se sugiere un tipo de fusión de la información de los dos mapas binarios para realizar el mapa de cambios final.

Palabras clave: detección de cambios no supervisada, imágenes SPOT-Pan, fusión de información de mapas de cambios

A methodology for change detection on SPOT-Pan images

Abstract: The ability of an algorithm to detect changes varies by type of change, and depends on the methodology selected. There are a number of digital change detection techniques and in general, they can be grouped into two categories: those detecting binary change or non change information and those detecting detailed "from-to" change trajectory. Nevertheless there is no universally optimal change detection methodology: the choice is dependent upon the application. Unsupervised methods do not need any ground reference data for producing the change detection (binary) map and thus are more attractive from the operational viewpoint. In this sense, unsupervised automatic change detection in multitemporal SPOT-Pan images is proposed. Two change detection indicators are implemented and we suggest a fusion type of extracted information from two binary maps to make the final change map.

Keywords: *unsupervised change detection, SPOT-Pan images, information fusion of change maps*

1. INTRODUCCIÓN

La Detección de Cambios (DC) utilizando información procedente de imágenes registradas mediante sensores transportados en plataformas aeroespaciales, constituye un importante dominio de aplicación en el ámbito científico de la Teledetección. El análisis de una trayectoria temporal de cambios en un área geográfica dada, puede basarse en el análisis de dos escenas de ese área tomadas en dos fechas diferentes (bitemporal) o en el de una serie multitemporal. En cualquier caso, es un tema de gran interés en el procesado e interpretación de imágenes (Lillesand *et al.*, 2015) y su verdadera utilidad radica en la capacidad de discriminar cambios significativos, tipificados como tales, dependiendo de la aplicación prevista para los resultados obtenidos. Es por ello, que aunque en la literatura se encuentra una amplia variedad de algoritmos de detección de cambios (Radke *et al.*, 2005) (Lu *et al.*, 2004) que se aplican a diferentes tipos de imágenes, no existe uno óptimo que pueda satisfacer todas las casuísticas posibles. Básicamente, estos algoritmos se agrupan según dos enfoques: supervisado y no supervisado. En el primer grupo, se incluyen métodos que requieren información de referencia del terreno para obtener mapas temáticos de transiciones entre clases de coberturas terrestres que cambian; se basan en el uso de clasificadores supervisados (Volpi *et al.*, 2013). En estos métodos, se pueden indicar como

inconvenientes: el coste humano y temporal que supone la obtención de la información de referencia y el posible error cometido en el proceso de clasificación temática.

Por el contrario, los métodos no supervisados, en principio, se muestran más atractivos porque no necesitan datos de referencia. Sin embargo, en estos se hace patente un problema fundamental, como es el hecho de que cambios significativos, objetivo del análisis y de la aplicación final, están inevitablemente influidos por otros que no lo son (Jianya *et al.*, 2008) y pueden influir en gran medida en la precisión del método utilizado. Entre estos se encuentran: el ruido sensor/imagen, los cambios en condiciones atmosféricas e iluminación y los errores de registro entre las imágenes multitemporales. La idea de este trabajo es plantear una propuesta metodológica basada en algoritmos no supervisados. En el establecimiento de esta metodología, se propone utilizar las bandas SPOT-Pan del área objeto de análisis, ya que presentan una aceptable calidad espacial en una sola imagen por cada una de las fechas estudiadas.

Desde la perspectiva de la detección de cambios, utilizar imágenes con una buena calidad espacial, donde se puedan definir adecuadamente las áreas cambiantes, presenta una gran ventaja. Sin embargo, en ocasiones, cuando se pretende estudiar áreas geográficas relativamente extensas sin utilizar estrategias de paralelización de procesos o de división de escenas; una mayor resolución espacial en las imágenes, conlleva

procesar gran cantidad de información en las denominadas imágenes pesadas computacionalmente. Así, deberá de llegarse a un compromiso entre la efectividad del método utilizado y su coste computacional.

Un algoritmo básico no supervisado, para detectar cambios bitemporales, toma una secuencia de dos imágenes (I_1 y I_2) como entrada y genera una imagen binaria $B(x): R^1 \rightarrow [0,1]$ denominada mapa de cambios que identifica las regiones cambiantes de acuerdo con la siguiente regla expresada en la ecuación 1.

$$B(x) = \begin{cases} 1, & \text{si hay un cambio significativo} \\ & \text{en } x \text{ de } I_1 \\ 0, & \text{en los demas casos} \end{cases} \quad (1)$$

donde x representa al píxel del mapa de la imagen, localizado por sus dos coordenadas espaciales.

En una primera etapa se genera la imagen Índice de Cambios, $IC(x)$, y mediante un proceso de umbralización, en una segunda etapa, se obtiene el mapa de cambios, $B(x)$, según la ecuación 2.

$$B(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } |IC(x)| \geq \tau \\ 0, & \text{en los demas casos.} \end{cases} \quad (2)$$

El valor del umbral (τ) es seleccionado, en la mayoría de los casos, de manera empírica (Rosin *et al.*, 2003) (Sezgin *et al.*, 2004). Algunos autores (Le Hegarat *et al.*, 2006) (Bruzzone *et al.*, 2002), para optimizar la detección de cambios, proponen realizar una fusión de las diferentes fuentes de información, sobre la presencia o ausencia de cambios en las escenas, basada en la teoría de la decisión bayesiana.

En este trabajo, para evitar la fase de umbralización, se sugiere unir las imágenes resultantes de aplicar diferentes IC y realizar posteriormente una clasificación supervisada para obtener un mapa de cambios final. Este procedimiento también persigue la fusión de información procedente de distintas fuentes, pero en este caso, el número de etapas y el coste de cálculo se reducen, lo que puede permitir su aplicación a escenas de mayores dimensiones.

2. MATERIAL Y MÉTODOS

Las imágenes utilizadas en este estudio son dos escenas multitemporales registradas por el satélite SPOT5 (Imagen SPOT5. Plan Nacional de Teledetección de España (PNT). Instituto Geográfico Nacional @CNES. Año 2005, 2008, Spot Image S.A.) el 24 Julio de 2005 y el 19 Julio de 2008 de dimensiones de 5846x5760 píxeles, situadas en la Comunidad de Madrid con coordenadas geográficas UTM, 445584.730E y 4474899.400N (zona 30). Para este estudio, se selecciona la banda pancromática (Pan) en ambas fechas (Figura 1). La figura 2 muestra un esquema del flujo metodológico propuesto en la detección de cambios de las imágenes seleccionadas.

2.1. Preprocesamiento de las imágenes

Las imágenes de la misma zona geográfica que han sido adquiridas en diferentes fechas deben ser normalizadas para poder compararlas. Se han desarrollado una gran

variedad de técnicas de normalización radiométrica relativa (Marchesi *et al.*, 2010), y aunque los datos SPOT se suministran con corrección radiométrica, se requiere preprocesarlas para trabajar con valores de radiancia o reflectancia (El Hajj *et al.*, 2008).

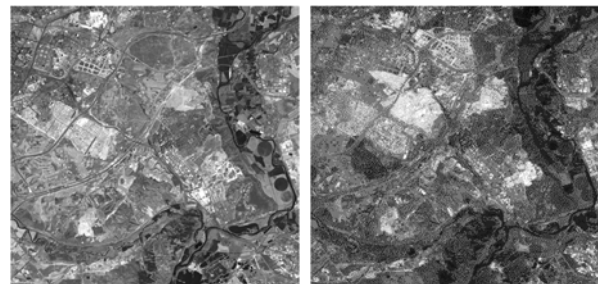


Figura 1. Bandas SPOT-Pan correspondientes al área de estudio

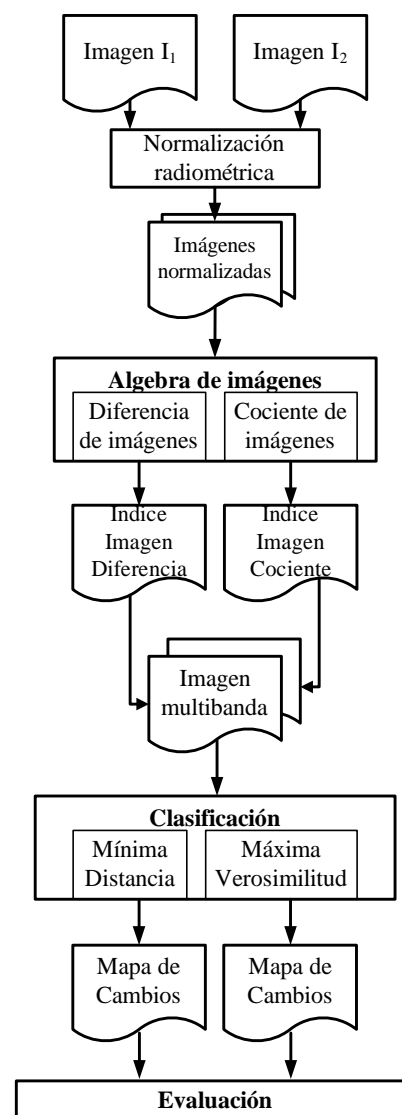


Figura 2. Flujo metodológico propuesto

2.2. Imágenes Índices de Cambios

Para la obtención de las imágenes Índice de Cambios (IC), se programan y aplican sobre las bandas SPOT-Pan de las dos fechas, los procedimientos algebraicos basados

en el cálculo de la Imagen Diferencia y Imagen Cociente (Lu *et al.*, 2004) La Imagen Diferencia, ID(x), se obtiene por sustracción de los valores píxel a píxel de las dos imágenes. La Imagen Cociente, IR(x), se obtiene por división de los valores píxel a píxel de las imágenes bitemporales. Las ecuaciones 3 y 4 respectivamente, muestran sus expresiones de cálculo.

$$ID(x) = I_2(x) - I_1(x) \quad (3)$$

$$IR(x) = I_2(x) / I_1(x) \quad (4)$$

2.3. Clasificación supervisada

El mapa de cambios se obtiene sometiendo a un proceso de clasificación supervisada a una imagen multibanda formada por las imágenes Diferencia y Cociente, obtenidas en el cálculo de los Índices de Cambios. Para el presente trabajo se han considerado adecuados dos clasificadores, Mínima Distancia y Máxima Verosimilitud, implementados en ENVI 4.5. La idea es comparar sus resultados y ver cuál de los dos resulta óptimo.

Un conjunto de áreas de entrenamiento con un total de 103.178 píxeles (3% del total) de Cambio/No_Cambio, son seleccionadas mediante supervisión experta en las imágenes bitemporales.

2.4. Evaluación de la clasificación

Para evaluar los mapas de cambios, se seleccionan áreas de test (11084 píxeles) para cambio y no_cambio, supervisadas visualmente sobre las imágenes de las dos fechas. Para realizar un análisis preciso se construyen las matrices de error con dimensiones de 2x2 (Cambio/No_Cambio) y se calcula la precisión global, las de usuario y productor (relacionadas con el error por comisión y emisión), y el índice Kappa (Congalton *et al.*, 2009).

El error por omisión aparece cuando un píxel que pertenece a determinada categoría o clase, no resulta clasificado en dicha clase (falso negativo). Se plantea como riesgo del productor. Sin embargo, el error por comisión ocurre cuando un píxel resulta clasificado en una categoría y en realidad pertenece a otra (falso positivo). En este caso se plantea como riesgo del usuario.

La precisión global se calcula como el número total de píxeles de test correctamente clasificados, que coinciden con la diagonal principal en una matriz de error, dividido por el número total de píxeles test.

2.5. Evaluación de la detección de cambios

Para evaluar finalmente el método de detección de cambios es necesario evaluar si la detección ha sido o no correcta en términos de los siguientes valores con respecto al total de los píxeles test, N:

- Verdaderos positivos, VP: es el número de píxeles cambiados que se detectan correctamente y su proporción será $P_{VP} = VP / N$.
- Falsos positivos, FP o falsas alarmas: es el número de píxeles sin cambio que se detectan incorrectamente, como cambiados, y su proporción será $P_{FP} = FP / N$.

- Verdaderos negativos, VN: es el número de píxeles sin cambio que se detectan correctamente y su proporción será $P_{VN} = VN / N$.
- Falsos negativos, FN: es el número de píxeles cambiados que se detectan incorrectamente como no_cambio y su proporción será $P_{FN} = FN / N$.

Así se puede calcular la proporción de detección correcta (P_{DC}) y la de falsa (P_{DF}) de acuerdo a las siguientes expresiones de las ecuaciones 5 y 6.

$$P_{DC} = P_{VP} + P_{VN} \quad (5)$$

$$P_{DF} = P_{FP} + P_{FN} \quad (6)$$

3. RESULTADOS

3.1. Evaluación de los mapas de cambios

Los resultados de la evaluación de las imágenes binarias obtenidas a partir de los dos clasificadores se recogen en la tabla 1. Dichos resultados se muestran en forma de matrices de error para las clases Cambio (C) y No_Cambio (NC).

Tabla 1. Matrices de error para las clases Cambio (C) y No_Cambio (NC) en las clasificaciones con Mínima Distancia y Máxima Verosimilitud. C_{test} y NC_{test} son los píxeles de las áreas test. C_{cl} y NC_{cl} son los píxeles resultantes de la clasificación de las áreas test.

Clasificador	MATRICES		ERRORES	
	C_{test}	NC_{test}	Comisión (%)	Omisión (%)
Mínima Distancia	C_{cl} 7.008	45	0,64	0,40
Máxima Verosimilitud	NC_{cl} 28	4003	0,69	1,11
	C_{cl} 7.024	342	4,64	0,17
	NC_{cl} 12	3706	0,32	8,45

Derivados de los resultados obtenidos y reflejados en la tabla 2, se obtienen los valores de precisiones e índice Kappa. En la figura 3 se representa el mapa de cambios resultante de la clasificación por Mínima Distancia (MD), que es el que muestra los mejores resultados de evaluación.

3.2. Evaluación de la detección de cambios

En cuanto al rendimiento de la metodología propuesta de detección de cambios, en términos de la tasa de éxito, se puede indicar según muestra la tabla 3, que en los dos casos, los valores de P_{DC} están muy próximos a 1 y los valores de P_{DF} se encuentran muy próximos a 0, lo que indica un alto rendimiento con elevada corrección de la DC en los dos casos. También hay que hacer notar, que de acuerdo con los valores que recoge la tabla 3, la proporción de la detección correcta (P_{DC}) es mayor para el caso del mapa de cambios obtenido a partir del empleo del clasificador de Mínima Distancia, cuyo valor es 0,99. Mientras que en el caso del clasificador de Máxima Verosimilitud, la tasa de éxito obtenida en la evaluación presenta un valor de 0,96.

Tabla 2. Precisiones e índice Kappa para las clases Cambio (C) y No_Cambio (NC) en las clasificaciones con el clasificador de Mínima Distancia y el de Máxima Verosimilitud.

Clasificador	Precisión del Productor (%)		Precisión del Usuario (%)		Precisión global (%) / Índice Kappa
	C	NC	C	NC	
Mínima Distancia	99,60	98,89	99,36	99,31	99,34/0,99
Máxima Verosimilitud	99,83	91,55	95,36	99,68	96,80/0,93

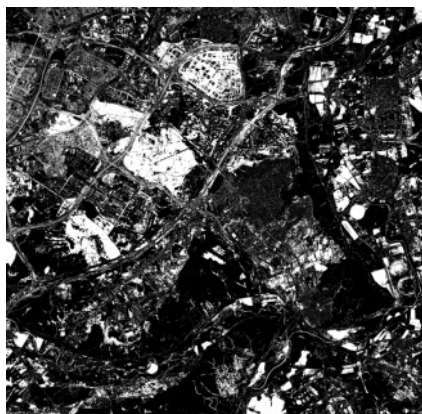


Figura 3. Imagen binaria del mapa de cambios obtenidos mediante el clasificador de Mínima Distancia. Zonas de Cambio (blanco) y Zonas de No_Cambio (negro)

Tabla 3. Rendimiento de la metodología de detección de cambios. Clases de Cambio(C), y de No_Cambio (NC)

Clasificador	P _{VP}	P _{VN}	P _{DC}	P _{FP}	P _{FN}	P _{FD}
Mínima Distancia	0,63	0,36	0,99	0,001	0,001	0,002
Máxima Verosimilitud	0,63	0,33	0,96	0,013	0,021	0,034

4. DISCUSIÓN

La metodología mixta de detección de cambios establecida, presenta un alto rendimiento en términos de detección correcta.

La propuesta de utilizar imágenes pancromáticas como las SPOT-Pan y clasificadores estándar como el de Mínima Distancia y el de Máxima Verosimilitud, con un 3% de patrones de entrenamiento, ha dado buenos resultados en la obtención de los mapas binarios de cambios. Así se ha evitado un proceso de umbralización (Molina *et al.*, 2012) que pudiera llevar a un mayor coste temporal en la investigación.

La utilización de imágenes pancromáticas permite estudiar extensas áreas de terreno con menos coste computacional que el que requeriría la utilización de imágenes multibanda de las mismas dimensiones geográficas.

Aun cuando la utilización de clasificadores paramétricos (Máxima Verosimilitud) presupone un comportamiento normal de la población de elementos a clasificar; en

investigaciones previas, los autores de este trabajo han comprobado que la utilización de clasificadores no paramétricos basados en Máquinas de Soporte Vectorial, da similares resultados y suponen un mayor coste computacional del proceso.

5. BIBLIOGRAFÍA

- Bruzzone, L. & Prieto, D.F. 2002. *An adaptive semiparametric and context-based approach to unsupervised change detection in multitemporal remote-sensing images*. IEEE Transactions on Image Processing, 11:4; 452-466.
- Congalton, R. G. & Green, K. 2008. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data-Principles and Practices*. CRC Press, Taylor & Francis Group.
- El Hajj, M., *et al.* 2008. *Relative radiometric normalization and atmospheric correction of a SPOT 5 time series*. Sensors, 8:4; 2774-2791.
- Jianya, G., *et al.* 2008. *A review of multi-temporal remote sensing data change detection algorithms*. The Int. Arch. of the Photog., Remote Sensing and Spatial Inf. Sciences, XXXVII: Part B7; 757-762.
- Le Hegarat-Masclé, S., *et al.* 2006. *Performance of change detection using remotely sensed data and evidential fusion: Comparison of three cases of application*. Int. J. Remote Sens., 27:16, 3515-3532.
- Lillesand, T., *et al.* 2015 *Remote Sensing and Image Interpretation*. Wiley, NJ.
- Lu, D., *et al.* 2004. *Change detection techniques*. Int. J. Remote Sens., 25:12, 2365-2407.
- Marchesi, S., *et al.* 2010. *A context-sensitive technique robust to registration noise for change detection in VHR multispectral images*. IEEE Trans. Image Process., 19:7; 1877-1889.
- Molina, I., *et al.* 2012. *Evaluation of a Change Detection Methodology by Means of Binary Thresholding Algorithms and Informational Fusion Processes*. Sensors, 12, 3528-3561.
- Radke, R., *et al.* 2005. *Image change detection algorithms: A systematic survey*. IEEE Trans. Image Process., 14:3; 294-307.
- Rosin, P. & Ioannidis, E. 2003. *Evaluation of global image thresholding for change detection*. Pattern Recognit. Lett., 24:14; 2345-2356.
- Sezgin, M. & Sankur, B. 2004. *Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation*. Journal of Electronic Imaging, 13:1, 146-165.
- Volpi, M., *et al.* 2013. *Supervised change detection in VHR images using contextual information and support vector machines*. Int. J. of Applied Earth Observation and Geoinformation, 20, 77-85.