# Análisis metodológico para la detección de cambios urbanos en la ciudad de Valencia

J. Estornell<sup>\*,\*\*</sup>, L.A. Ruiz<sup>\*</sup> y A. del Rey<sup>\*\*</sup>

\* Departamento de Ingeniería Cartográfica, Geodesia y Fotogrametría. Universidad Politécnica de Valencia \*\* Departamento de SIG y Teledetección, INICIAS, S.A.

### RESUMEN

En este trabajo se ha definido una metodología para la detección de cambios de naturaleza urbana y se ha evaluado su aplicación en la zona metropolitana de Valencia. Dentro de esta metodología se analizaron diferentes algoritmos de normalización radiométrica y de detección de cambios. Para ello, se dispuso de dos imágenes del satélite IRS adquiridas en junio de 1996 y en septiembre de 1999.

Los métodos de normalización radiométrica aplicados y comparados fueron los globales, específicos y adaptativos. En cuanto a los de detección de cambios se estudiaron el método del vector de cambios, la diferencia de clasificaciones supervisadas y el de diferencia reforzada. Para la evaluación de las clasificaciones y de los métodos de detección de cambios se utilizaron imágenes de alta resolución espacial, imagen fusionada IRS (5,8 m) con fecha de junio de 1996 e imagen IKONOS de diciembre de 2000 (1 m). Tras la comparación y evaluación de los diversos métodos, se obtuvo la cartografía con los polígonos que representaban las nuevas zonas urbanas.

PALABRAS CLAVE: detección de cambios, normalización radiométrica, fusión, clasificación supervisada, IRS, IKONOS.

# INTRODUCCIÓN

El alto ritmo de desarrollo urbanístico actual de las ciudades crea la necesidad de poner a punto técnicas y métodos para la actualización cartográfica de estos entornos tan dinámicos. Las técnicas basadas en la teledetección espacial adquieren un elevado potencial para este tipo de tareas, dada la periodicidad en la obtención de los datos y la variedad creciente en la resolución espacial de las imágenes disponibles, lo cual permite la identificación de los cambios desde diferentes escalas de trabajo. Además, la aparición de nuevos satélites con sensores de alta resolución espacial permite plantearse el análisis evolutivo de áreas urbanas con mayor detalle.

### ABSTRACT

In this work, a methodological procedure for urban change detection was defined, and its application in the metropolitan area of Valencia was evaluated. As a part of this methodology, several algorithms for radiometric normalisation and change detection were studied. The initial set of data was composed of two IRS satellite images, one acquired in June 1996 and the other in September 1999.

Three radiometric normalisation methods were compared: global, specific and adaptive; as well as three methods for change detection: change vector analysis, difference of supervised classifications, and the reinforced difference method. The evaluation of the classified images and the change detection maps was done using high resolution images, a IRS panchromatic and multispectral fusion (5.8 m) of June 1996, and a IKONOS image (1 m) of December 2000. After comparison and evaluation of the different methods, a map with polygons representing the new urban areas was produced.

KEY WORDS: change detection, radiometric normalisation, image fusion, supervised classification, IRS, IKONOS.

El estudio de metodologías para la detección de nuevas zonas urbanas fue el argumento de numerosos trabajos hasta la fecha, como es el caso de la detección de cambios a partir del cálculo de índices de vegetación y ratios entre las bandas 5 y 7 de imágenes Landsat (Howarth y Boasson 1983), o el análisis del desarrollo urbano utilizando clasificaciones supervisadas y análisis visual mediante imágenes SPOT (Martin y Howarth 1989). Por su parte, Ridd y Liu (1998) evaluaron cuatro métodos para la detección de cambios de naturaleza urbana: diferencia entre bandas, imagen regresión, transformación *tasseled cap* y transformación  $\chi^2$ . En otras aplicaciones centradas en la detección de cambios en la cubierta vegetal, la utilización de ciertos métodos como el basado en el vector de cambios, por ejemplo, produce buenos resultados en la localización de cambios urbanos (Sohl 1999). Un aspecto común en todos ellos es la necesidad de aplicar procesos de normalización radiométrica a las imágenes originales para poder valorar los cambios genuinos del paisaje que tengan lugar como consecuencia de las diferencias en la reflectancia de las superficies, y no como resultado de las diferencias en la calibración de los sensores, o de la diversidad atmosférica entre las fechas de adquisición de las imágenes (Yang. y Lo 2000).

### ZONA DE ESTUDIO, MATERIAL Y SOFTWARE

La zona de estudio se corresponde con el área metropolitana de Valencia, ciudad que ha experimentado un fuerte crecimiento urbano en los últimos años. En concreto, está delimitada por un rectángulo de 123 km<sup>2</sup> cuyas coordenadas geográficas son (-0°29'51.01", 39°29'56.15") al noroeste y (-0°29'59.14", 39°26'09.04") al sureste.

Se utilizaron dos imágenes LISS-III de los satélites IRS 1C y 1D, adquiridas en junio de 1996 y en septiembre de 1999 (Figuras 1 y 2). Además, con objeto de evaluar y contrastar diversos métodos empleados en este estudio se usaron otras dos imágenes, una pancromática del satélite IRS-1C, adquirida en septiembre de 1996, y una imagen IKONOS de mayor resolución espacial tomada el 23 de diciembre del 2000.

Los procesos de corrección geométrica se realizaron con la base cartográfica de escala 1:10.000 del Instituto Cartográfico Valenciano. Se emplearon los programas ENVI versión 3.2 y ERDAS versión 8.5 de tratamiento digital de imágenes y el programa ArcView 3.2 para la generación de cartografía, además de la personalización de los algoritmos de detección de cambios.



Figura 1. Imagen IRS de junio de 1996.



Figura 2. Imagen IRS de septiembre de 1999.

# METODOLOGÍA Y RESULTADOS

En la Figura 3 se muestra el esquema metodológico global del presente estudio. En él se distinguen 3 fases fundamentales: una fase de corrección geométrica de las imágenes, otra de normalización radiométrica, en la que se analizaron varios métodos, y otra de desarrollo y aplicación de los métodos de detección de cambios (Vector de cambios, Diferencia entre clasificaciones supervisadas y Diferencia reforzada), los cuales se evaluaron y se eligió finalmente el más eficiente, que fue utilizado para obtener la cartografía final de nuevas áreas urbanas. A continuación se describe cada una de estas fases.

#### **Correcciones geométricas**

Observando el esquema metodológico (Figura 3), en primer lugar se rectificó la imagen IRS de junio de 1996 tomando como referencia la cartografía base a escala 1:10.000 (en proyección UTM con elipsoide de referencia 1909 y dátum europeo de 1950). La transformación geométrica se obtuvo mediante ajuste polinomial de segundo grado, con 24 puntos de control distribuidos de forma regular, obteniendo un error medio cuadrático de 0,40 píxeles y un error posicional máximo de 0,74 píxeles. No fue necesario aplicar la corrección topográfica por tratarse de una zona llana. Como método de remuestreo se empleó el del vecino más próximo, por preservar mejor los valores radiométricos de las imágenes originales. Posteriormente, se registró la imagen de 1999 con respecto a la anterior, empleando los mismos parámetros que en el caso anterior, obteniendo esta vez un error cuadrático medio de 0,35 píxeles y un error posicional máximo de 0,61 píxeles que asegura una buena correspondencia geométrica entre ambas imágenes, factor importante para las aplicaciones de análisis de cambios.



Figura 3. Esquema metodológico global.

#### Normalización radiométrica

La normalización radiométrica relativa compara los niveles de intensidad de las imágenes objeto y de referencia, estableciendo relaciones entre ellas y aplicando una transformación radiométrica sobre la primera con el fin de reducir las diferencias debidas al momento de adquisición y a la calibración del sensor en las dos fechas. En el presente estudio se tomó como imagen objeto de normalización la de septiembre de 1999 y como referencia la de junio de 1996. Los métodos de normalización radiométrica relativa tienen la ventaja de no necesitar datos atmosféricos. Siguiendo el trabajo de Mateu y Ruiz (1999), se aplicaron los métodos siguientes:

- Métodos globales.
- · Métodos adaptativos.
- Métodos específicos.

Los métodos globales utilizan toda la imagen para realizar la normalización radiométrica, con la desventaja de que se puede eliminar parte de ese cambio que se quiere estudiar. Entre los métodos de normalización globales se pueden citar los siguientes: Mínimomáximo, media-desviación estándar y regresión simple. Los dos últimos se describen más adelante por su analogía con los métodos específicos. En cuanto al método de máximo-mínimo, consiste en la realización de una transformación lineal sobre el histograma original, y=ax+b, donde los coeficientes "*a*" y "*b*" se obtienen de la siguiente manera:

a =	nd max <sub>IMA</sub>	<i>IGEN REFERENCIA</i> – <i>nd</i> mi	n <sub>IMAGEN REFERENCIA</sub>
u –	nd max	IMAGEN OBJETO – nd mir	IMAGEN OBJETO

 $b = nd \min_{IMAGEN REFERENCIA} - nd \min_{IMAGEN OBJETO}$ 

Los métodos adaptativos consisten en dividir la imagen en varias regiones o ventanas con un vecindario determinado. Para cada una de estas regiones se calculan los valores de normalización que se aplicarán a la imagen objeto. Dentro de los métodos adaptativos se encuentra el adaptativo bilineal. Este método consiste en dividir ambas imágenes, de referencia y objeto, en ventanas o regiones con un número dado de filas y columnas. La intersección de estas ventanas da lugar a puntos de malla. Por cada punto de malla y en un vecindario del mismo tamaño que el de las ventanas, se calculan los valores de la media y la desviación típica en la imagen de referencia y en la imagen objeto. A partir de estos parámetros se obtienen los valores de los coeficientes "a" y "b" del ajuste lineal y=ax+b. Así, por cada punto de malla se calcularán unos coeficientes específicos. La normalización final de la imagen se establece mediante la interpolación bilineal de los coeficientes más cercanos (Figura 4). La normalización de un píxel se calcula a partir de la interpolación de los coeficientes de los puntos de malla que rodeen al píxel.



Figura 4. Esquema del método adaptativo bilineal.

Los métodos específicos son aquellos que utilizan únicamente muestras que no presentan cambios en las imágenes que se van a comparar. Se pueden distinguir entre métodos pseudo-invariantes y regresión de invariantes. Los pseudoinvariantes utilizan valores radiómetricos de objetos cuya respuesta espectral no varía según el punto de vista del operador. Los métodos de regresión de invariantes se basan en la representación del diagrama de dispersión entre una banda espectral en la imagen objeto y la equivalente en la de referencia. Sobre el diagrama se traza una franja que envuelve a la recta que pase por los centros de mayor concentración de valores iguales, la cual contendrá los píxeles que deben su variación a las condiciones de toma y no a la variación temporal de la zona. Todos los valores aquí incluidos pertenecen a la región de invariantes.

El cálculo de la normalización, en los dos casos anteriores, se realiza mediante una transformación lineal del tipo, donde "y" representa el valor de los píxeles de la imagen modificada, "x" los valores radiométricos de la imagen original, mientras que "a", y "b" son los coeficientes que se precisa calcular. Para su cálculo, dos de los métodos que pueden usarse son el basado en la media y desviación típica y el de regresión simple. El primero consiste en el cálculo de los dos parámetros estadísticos en la imagen objeto y de referencia, modificándolos para que el conjunto de valores invariantes de la imagen objeto tenga la misma media y desviación que los correspondientes en la imagen de referencia. Con estos parámetros se obtienen los coeficientes de la transformación:

$$a = \frac{Sy}{Sx} \qquad b = Ym - aXm$$

donde Sx, Sy representan las desviaciones típicas de los valores de la imagen objeto y referencia respectivamente, Ym y Xm son las medias de los valores digitales en las mismas imágenes.

El método de regresión simple consiste en el ajuste de una recta mediante el método de regresión por mínimos cuadrados. La condición de mínimo es la siguiente:

$$Q = \Sigma (y_k - a_k x_k - b_k)^2 = minimo$$

donde  $y_k$  es el valor del píxel en la imagen referencia,  $x_k$  el de la imagen objeto y "k" la banda correspondiente.

$$a_k = \frac{S_{xk,yk}}{S_{xk,xk}} \qquad b_k = \overline{y}_k - a_k \overline{x}_k$$

donde,

$$S_{xk,xk} = \frac{1}{|Muestra|} \Sigma \left( x_k - \overline{x}_k \right)^2$$
$$S_{xk,yk} = \frac{1}{|Muestra|} \Sigma \left( x_k - \overline{x}_k \right) \left( y_k - \overline{y}_k \right)$$

*Muestra* representa el número de píxeles tomados en la selección con pseudoinvariantes y "k" la banda correspondiente,  $a ext{ y } b$  son los coeficientes de la recta y=ax+b.

#### Comparación de métodos de normalización

Para el cálculo de la normalización se utilizaron los métodos de regresión simple, media-desviación, máximo-mínimo y adaptativo bilineal. Teniendo en cuenta que para los métodos específicos existe la posibilidad de seleccionar muestras invariantes o pseudoinvariantes, se obtuvo un total de ocho combinaciones para comparar: máximo-mínimo, mediadesviación estándar, y regresión lineal considerando la imagen completa, media-desviación estándar y regresión lineal con muestras invariantes, mediadesviación estándar y regresión lineal con muestras pseudoinvariantes y adaptativo bilineal.

Una primera comparación consistió en realizar un análisis visual entre la imagen normalizada y la de referencia. El mejor método será aquel que presente menos diferencias en las zonas sin cambios entre ambas imágenes. Esta comparación se basa en criterios subjetivos, pero además se necesitan parámetros cuantitativos que permitan evaluar de forma objetiva los métodos de normalización.

Un primer parámetro de evaluación de los métodos fue el error medio cuadrático (EMC), que se utiliza como medida estadística de la calidad de la normalización (Yuan y Elvidge, 1996), y se define mediante la expresión:

$$EMC = \frac{1}{|Escena|} \Sigma (x_K - y_k)^2$$

donde  $x_k$  representa los valores radiométricos de la imagen normalizada (modificada) y  $y_k$  los de la imagen de referencia. *Escena* representa el número de total de píxeles de la imagen. Cuanto menor

sea este parámetro mayor es la semejanza entre las imágenes.

En los métodos específicos, se seleccionan muestras de las imágenes que presentan una misma respuesta radiométrica para establecer la normalización. Cuanto menor sea el EMC de las muestras seleccionadas, mejor será el método de normalización. En este caso, la expresión del EMC se define de la siguiente manera:

$$EMC_i = \frac{1}{|Muestra_i|} \Sigma (x_k - y_k)^2$$

donde se consideran los píxeles de la muestra genérica *i*.

La normalización radiométrica modifica los valores radiométricos de las imágenes, alterando el contraste y las covarianzas entre bandas espectrales, lo que puede afectar al resultado de la clasificación de la imagen e incluso a la detección de los tipos de cambios (Yang y Lo, 2000). Se debe cuantificar la manera en que los diferentes métodos de normalización alteran las medidas estadísticas de los datos de la imagen. Para ello, se establecen dos índices, el rango dinámico y el coeficiente de variación, que permitan comparar la dispersión de cada banda de la imagen debido a los métodos de normalización radiométrica relativa (Yang y Lo, 2000). Se elegirán los métodos de normalización que produzcan imágenes con rangos dinámicos y coeficientes de variación mayores.

La Tabla 1 recoge los valores medios, para cada banda, de los índices usados en la comparación analítica para cada método empleado. Los índices o parámetros de evaluación utilizados son:

• Rango: media del rango dinámico de las diferentes bandas de la imagen normalizada.

• Coeficiente variación: cociente entre la media y la desviación típica de cada banda.

• EMC com: error medio cuadrático entre la imagen objeto completa y la de referencia, considerando los parámetros del método de normalización correspondiente a la fila.

• EMC inv: error medio cuadrático considerando las muestras invariantes según el método de normalización correspondiente a la fila.

• EMC pseu: error medio cuadrático considerando las muestras pseudoinvariantes según el método de normalización correspondiente a la fila.

MÉTODOS MEDIA BANDAS 1,2,3	Rango	coeficiente variación	EMC com	EMC inv	EMC pseu
máximo - mínimo	217	0,35	795,16	92,40	90,30
media-desviación	190	0,29	347,46	61,74	76,97
regresion lineal	162	0,24	316,02	63,83	76,87
regresion lineal inv	150	0,21	344,28	62,21	78,94
media-desviación inv	202	0,32	382,62	62,96	79,75
Regresion lineal pseu	122	0,17	401,65	66,48	76,99
Media-desviación pseu	204	0,32	514,74	81,72	86,95
adaptativo bilineal	198	0,30	351,83	64,29	76,32

**Tabla 1.** Índices medios para la comparación de los métodos de normalización.

Los parámetros considerados para evaluar el método de normalización más adecuado para la detección de cambios fueron: el EMC con muestras invariantes, el coeficiente de variación y el rango dinámico. Cuanto menor sea el EMC en las muestras invariantes, el método de normalización aplicado ajusta más los valores digitales de aquellas zonas de las imágenes que entre las fechas de junio de 1996 y de septiembre de 1999 presentaban una respuesta espectral similar. En el caso en el que el método de normalización dé valores de EMC inv similares, se eligirán los métodos cuyo rango dinámico y coeficiente de variación sean mayores.

Considerando estos parámetros estadísticos, el método que mejores garantías ofrece para realizar un estudio de serie temporal fue el específico de media y desviación estándar con selección de muestras invariantes (Figura 5). Hay que destacar los buenos resultados estadísticos del método de normalización global de media y desviación estándar.

El estudio visual realizado confirma las conclusiones del método analítico. Tan sólo destacar el resultado visual del método de normalización adaptativo bilineal (Figura 5). Este método fue el que más aproximó la imagen objeto a la imagen de referencia. Se debe descartar si se va a realizar un estudio de detección de cambios, ya que este método elimina los cambios reales que se quieren detectar. Se puede observar que la zona remarcada correspondiente a la Ciudad de las Artes y de las Ciencias de Valencia, en el año 1999 aparece en la imagen normalizada con un aspecto similar al de 1996. Sin embargo, en el año1999 hubo un mayor desarrollo de las obras que en 1996. Otro ejemplo de lo que se acaba de citar se encuentra en la zona portuaria.



IMAGEN JUNIO 1996



IMAGEN NORMALIZADA MÉTODO ADAPTATIVO BILINEAL



IMAGEN SEPTIEMBRE 1996



IMAGEN NORMALIZADA MÉTODO μ, σ CON SELECCIÓN DE MUESTRAS INVARIANTES

**Figura 5.** Detalles de la imagen de referencia (junio 1996), de la imagen objeto a normalizar (septiembre 1999) y resultados de los métodos de normalización adaptativo bilineal y media-desviación típica con selección de muestras invariantes. Se puede apreciar en la zona señalada, correspondiente a la Ciudad de las Artes y de las Ciencias de Valencia, que en la imagen normalizada por el método adaptativo bilineal desaparece una zona de cambio real. No ocurre así en el método elegido de  $\mu$ , $\sigma$  con selección de muestras invariantes.

#### Métodos de detección de cambios

A la hora de abordar un estudio de detección de cambios se pueden destacar tres aspectos importantes relacionados con el cambio, los cuales darían respuesta a las preguntas dónde, cuánto y cómo. Los métodos de detección de cambios se caracterizan en función de las respuestas que den a las preguntas anteriores. La respuesta al "dónde" viene determinada por el aspecto local del cambio. Es necesario tener unas coordenadas de ese cambio detectado. La respuesta al "cuánto" se da a partir de valorar la superficie de cambio detectado. La respuesta al "cómo" se referirá a las clases o tipo de cambio.

El objetivo de este estudio fue identificar dónde existen nuevas zonas construidas, es decir de todos los tipos de cambios que se podían detectar, sólo nos interesaban aquellos que definían las nuevas zonas urbanizadas o las nuevas infraestructuras.

Existen diversos métodos de detección de cambio, por ejemplo: diferencia de imágenes, diferencia NDVI, análisis de componentes principales, diferencia de clasificaciones, vector de cambios, etc. Para este estudio se eligieron los métodos del vector de cambios, diferencia de clasificaciones y diferencia de imágenes reforzado.

#### Método del vector de cambios

El método del vector de cambios consiste en el cálculo del módulo y la dirección del vector que une los valores de los píxeles, en el espacio definido por dos bandas espectrales, en dos fechas diferentes. En nuestro caso se utilizaron dos bandas del sensor LISS-III, la banda del rojo (b2) e infrarrojo cercano (b3), de las dos imágenes ajustadas tanto geométrica como radiométricamente (Figura 6).

El módulo hace referencia a la magnitud o importancia del cambio. Un módulo alto supone un cambio significativo. La dirección se refiere al tipo de cambio. A partir de este método se obtendrá información local, cuantitativa y cualitativa.

El módulo y la dirección se obtienen según las expresiones:

$$\Delta x = im99_{b2} - im96_{b2}$$
$$\Delta y = im99_{b3} - im96_{b3}$$
$$m odulo = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}$$
$$direccion = \arctan \frac{\Delta x}{\Delta y}$$



Figura 6. Esquema seguido en la aplicación del método del vector de cambios.

A partir de las componentes del vector calculadas se puede formar una imagen en el espacio de color HSI, en la que el valor de intensidad se corresponde con el módulo reescalado a valores comprendidos entre 0 y 1, el tono equivale a la componente dirección, transformando el valor del arco tangente a valores de grados sexagesimales comprendidos entre 0° y 360°. A la saturación se le asigna un valor constante de 1. El módulo reescalado se obtiene a partir de una transformación lineal en la que el valor máximo final es 1 y el valor mínimo es 0.

Para poder interpretar los resultados de manera visual se realiza una transformación del espacio del color HSI a RGB (Conrac 1980).

Se obtuvo de esta manera una imagen de cambios (Figura 8), donde cada color representaba un tipo de cambio. Los colores magenta y blancos indican cambios de suelo no urbanizado a urbanizado, los azules representan una transición desde zonas con mayor presencia de vegetación a zonas con menos vegetación, los amarillos indican un cambio de áreas con menor presencia de vegetación a zonas con mayor presencia y las superficies con tonalidades verdosas representan un descenso de la reflectancia en el periodo analizado.

Hasta este momento se utilizó todo el intervalo de valores del módulo para formar la imagen de evolución. Partiendo de la hipótesis de que el porcentaje de cambios existentes entre las dos imágenes era muy reducido, se puedo establecer que los valores correspondientes a los cambios se encontraban situados en los extremos del histograma de frecuencias de la banda formada por el módulo. De esta manera, se eligieron como zonas de cambio las regiones del histograma

de la imagen del módulo cuya desviación estándar era mayor que  $1\sigma$  (Figura 7).

A partir de estos umbrales, se generaron dos máscaras que se aplicaron a la imagen inicial de cambios. Los resultados de estas operaciones fueron dos imágenes de cambios (Figuras 9 y 10). De los dos umbrales, se eligió el de valor  $2\sigma$  porque resultó ser más preciso en la determinación de las regiones de cambios. Su elección quedaría validada en la posterior evaluación estadística de los cambios detectados. En la Figura 10, los grises corresponden a zonas en las que no se han producido variaciones, los colores rojos representan áreas en las que se ha pasado de un suelo no urbanizado a urbanizado, los amarillos indican una variación desde superficies con menor a mayor presencia de vegetación, y los colores verdes representan áreas en las que se ha producido un descenso de la reflectancia. En algunas zonas, este descenso se corresponde con un desarrollo más avanzado del estado de construcción de una determinada infraestructura.



Naevas zonas urbanas 🛄 Descenso de reflectividad 🛄 Aumento de vegetación 🛄 Descenso de vegetación



Figura 7. Representación de las zonas de cambios en el histograma.

Figura 8. Imagen resultado de aplicar el método del vector de cambios.



**Figura 9.** Resultado de aplicar el método del vector de cambios, enmascarando los valores comprendidos entre  $\pm 1\sigma$  a partir de la media del módulo.



**Figura 10.** Resultado del método del vector de cambios, enmascarando los valores comprendidos entre  $\pm 2\sigma$  a partir de la media del módulo.

#### Método de comparación de clasificaciones

Este método consiste en comparar dos clasificaciones supervisadas obtenidas a partir de imágenes de distintas fechas. El primer paso a la hora de abordar una clasificación es la realización de una leyenda que incluya las diferentes clases informativas que se quieren discriminar. Para el presente estudio se consideraron las siguientes clases: *suelo no urbanizado, suelo uso industrial, infraestructurascarreteras, suelo residencial–ciudad* y *agua*.

Las bandas empleadas fueron:

• Bandas espectrales del sensor LISS-III correspondientes al verde, rojo e infrarrojo cercano.

• Bandas correspondientes a los dos descriptores de texturas de primer orden: *Varianza* y *coeficiente de asimetría*.

• Banda formada por el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada NDVI.

La selección final de las bandas se realizó mediante el análisis de separabilidad de Jeffries-Matusita, y se llevó a cabo una clasificación supervisada mediante el método de máxima probabilidad. Las muestras de aprendizaje se definieron a partir de imágenes de alta resolución cuya clase informativa era conocida, aprovechando así esta alta resolución espacial para distinguir los diferentes elementos que conforman la leyenda fijada anteriormente. Para la selección de las muestras de aprendizaje en la imagen de referencia correspondiente a junio de 1996, se realizó una fusión de la imagen multiespectral del sensor LISS-III, con resolución espacial de 24 metros, y de la imagen del sensor pancromático, con resolución espacial de 5.8 metros, consiguiendo una imagen con la resolución espacial de la imagen pancromática y la resolución espectral de la imagen multiespectral (Figura 11).

La selección de las muestras de aprendizaje para la clasificación de la imagen normalizada corres-



**Figura 11.** Detalle de la imagen IRS de 1996 resultado de la fusión por el método de sustitución basado en el cálculo de los componentes principales.

pondiente a septiembre de 1999 se llevó a cabo con el apoyo de la imagen IKONOS de 1 metro de resolución espacial, adquirida el 23 diciembre de 2000, la cual fue empleada como material base en el proceso de interpretación. Analizando las distancias de Jeffries-Matusita (J-M), la mejor combinación de mente. Por lo tanto se obtuvo un error por exceso de superficie clasificada como suelo residencial, que es una de las clases que se quería detectar con mayor precisión.

Para la generación de la imagen de cambios se realizaron operaciones de álgebra de imágenes. A

	Fiabilidades imagen 1996 clasificada		Fiabilidades imagen 1999 clasificada	
Clase	Fiabilidad del Productor	Fiabilidad del Usuario	Fiabilidad del Productor	Fiabilidad del Usuario
AGUA	94,9%	92,5%	95,2%	100,0%
SI	81,6%	77,5%	100,0%	77,5%
SR	70,3%	65,0%	78,4%	72,5%
Carreteras	77,8%	70,0%	80,5%	82,5%
SNU	78,0%	97,5%	79,6%	97,5%

**Tabla 2.** Fiabilidades de la imagen clasificada de junio 1996 y la normalizada de septiembre 1999.(SI suelo industrial, SR suelo residencial, SNU suelo no urbanizado).

variables se obtiene con las bandas espectrales y el NDVI, con valores próximos a 1.4.

Para la evaluación de la fiabilidad de las clasificaciones se obtuvieron muestras de test, realizando un muestreo aleatorio estratificado y utilizando imágenes de mayor resolución espacial. La clasificación de la imagen de 1996 se evaluó utilizando la imagen fusionada con una resolución de 6 metros, mientras que en la evaluación de la clasificación de la imagen de 1999 se utilizó la imagen IKONOS.

Cada clase es un estrato y la selección de puntos de evaluación para cada clase se realizó de forma aleatoria. Se tomaron 200 puntos, cuarenta por cada clase. A partir de los valores obtenidos del muestreo se generó la matriz de errores. En la Tabla 2 se recogen las fiabilidades alcanzadas en las dos clasificaciones. La fiabilidad global obtenida en la clasificación de la imagen de 1996 es del 80.5% y en la de 1999 del 86%.

Las clases correspondientes al suelo residencial tuvieron una fiabilidad de usuario baja (65%) en el caso de la imagen de 1996, y del 72.50% en la de 1999. Esto quiere decir que de cada 100 píxeles clasificados como suelo residencial, tan sólo 65 y 72 pertenecían realmente a esa clase, respectivapartir de un análisis visual se rechazó este método, pues recogió los errores de las dos clasificaciones.

### Método diferencia reforzado

Este método consiste, en una primera fase, en la realización de una diferencia entre la segunda banda de la imagen de 1996 y segunda banda de la imagen normalizada de 1999. La diferencia proporcionará sólo información local de los cambios. De igual manera que en el caso del método del vector de cambios, no todos los valores de la banda diferencia suponen un cambio real. Suponiendo que los extremos del histograma de la imagen diferencia recogen la información relativa a los cambios, se estudiaron los umbrales de cambio que mejor se adaptaban al problema, eligiendo como tales  $\mu\pm1\sigma$  y  $\mu\pm2\sigma$ . A partir de estos umbrales se generaron las máscaras de evaluación.

La diferencia entre bandas no aporta información sobre el tipo de cambio, tan sólo registra dónde se produce. Para conocer el tipo de cambio se superpuso la imagen diferencia con la clasificación de 1999, obteniendo una imagen de cambios con información local, cuantitativa y cualitativa de los mismos. Este proceso se llevó a cabo mediante progra-



Figura 12. Máscara de cambios obtenida mediante el método de diferencia reforzado.

mación con el módulo Modeler de Erdas v. 8.5.

Se obtuvieron dos máscaras de cambios (mediante umbrales de  $1\sigma$  y  $2\sigma$ ). Tras un análisis visual, de estas dos posibilidades se rechazó la imagen de cambios obtenida a partir del umbral con  $1\sigma$ . El resultado obtenido es similar al método del vector de cambios (Figura 12).

### COMPARACIÓN Y JUSTIFICACIÓN DEL MÉTODO ELEGIDO

De los tres métodos analizados, vector de cambios, diferencia de clasificaciones y diferencia reforzada, el de diferencia de clasificaciones se descartó a partir de un análisis visual. El criterio para elegir entre el método de vector de cambios y el de diferencia reforzada se llevó a cabo analizando la matriz de confusión generada a partir de la aplicación de un muestreo aleatorio sobre las dos imágenes clasificadas. Dichas imágenes sólo presentaban dos clases, zonas de cambios urbanos y zonas sin cambio. Se seleccionaron 50 puntos de muestreo, 25 por clase. El valor de la clase de referencia para cada uno de estos puntos se determinó a partir de la imagen de alta resolución espacial IKONOS (Figura 13). A partir de los valores obtenidos se calculó la matriz de errores.

La Tabla 3 recoge las fiabilidades en la evaluación de las imágenes clasificadas correspondientes al método del vector de cambios y al de diferencia reforzado. Destaca la alta fiabilidad global alcanzada en ambos, del 92%. Las dos clases presentan altas fiabilidades. La clase de cambios urbanos para el primer método presenta una fiabilidad del productor del 86.21%, mientras que su fiabilidad del usuario es del 100%. Esto es, los 25 píxeles de la muestra, clasificados como clase cambios, pertenecen realmente a

	Método del vector de cambios		Método diferencia reforzado	
Clase	Fiabilidad del Productor	Fiabilidad del Usuario	Fiabilidad del Productor	Fiabilidad del Usuario
Cambios urbanos	86.2 %	100.0%	100.0%	84.0%
Zonas sin cambio	100.0%	84.0%	86.2%	100.0%

Tabla 3. Fiabilidades de la imagen clasificada. Métodos del vector de cambios y diferencia reforzado.



Figura 13. Puntos del muestreo para la evaluación de los métodos de detección de cambios sobre la imagen IKONOS (1 m de resolución espacial).

esta clase. En cuanto a la clase de zonas sin cambio presenta una fiabilidad del productor del 100% es decir, todos los píxeles que pertenecen realmente a esta clase fueron clasificados como tales. La fiabilidad del usuario para esta clase fue del 84%.

La clase de cambios urbanos de la imagen clasificada por el método de diferencia reforzado presenta una fiabilidad del productor del 100%, mientras que la fiabilidad del usuario para esta clase es del 84%. En cuanto a la clase de zonas sin cambio, presenta una fiabilidad del productor del 86.21%, y su fiabilidad del usuario es del 100%. La imagen del método diferencia reforzado clasificada tiene un error por exceso equivalente al número de píxeles clasificados como cambios urbanos. El área total clasificada como zonas de cambio resulta sobrestimada.

Los resultados estadísticos obtenidos en ambos métodos fueron similares y en ambos se detectaban muy bien los cambios urbanos. En el método de diferencia reforzado se calcularon umbrales y se realizó una clasificación, asumiendo el error de establecer los umbrales y el incurrido en la clasificación. Por otro lado, según el análisis de la matriz de errores, este método sobredimensionaba la superficie de cambios urbanos.

La superficie de cambios de suelo no urbanizado a urbanizado por el método del vector de cambios fue de 3.426.624 m<sup>2</sup>, frente a los 3.810.240 m<sup>2</sup> que se obtuvieron mediante el método de diferencia reforzado.

Se eligió el método del vector de cambios como más adecuado porque requería menos cálculos y porque no sobredimensionaba tanto la superficie de cambios urbanos. En este método la mayor fuente de error estribaba en el establecimiento de los umbrales.

Una vez obtenidas las nuevas zonas de cambios se realizó su vectorización y edición para superponerla a la cartografía base (Figura 14).

# CONCLUSIONES

El objetivo de este estudio fue evaluar una metodología para la detección de cambios urbanos en una zona piloto. Se analizaron y valoraron, por un lado, los métodos de normalización radiométrica más apropiados para la detección de cambios en zonas urbanas y, por otro, tres métodos de detección de cambios para la detección del crecimiento urbano.

En cuanto a la normalización radiométrica, se estimó que el método más adecuado para aplicar en un proyecto de análisis de cambios era el específico de media y desviación típica con selección de muestras invariantes para establecer los parámetros



\*Figura 14. Superposición de las nuevas zonas construidas en el entorno urbano sobre la cartografía escala 1:10.000.

de normalización. Hay que destacar que se obtuvieron buenos resultados estadísticos aplicando el método global de media y desviación típica, lo que validaba su utilización en este trabajo.

En cuanto a los métodos de detección de cambios, el vector de cambios precisaba de menos necesidades de cálculo y, por otro lado, no sobredimensionaba la superficie de cambio urbanizada. La limitación práctica de este estudio se debía a la resolución espacial de las imágenes utilizadas. Es por ello que se podría obtener un resultado mejor aplicando metodologías análogas para imágenes de mayor resolución espacial.

## **BIBLIOGRAFÍA**

BRACERAS LÓPEZ, A., DE SANTIAGO LÓPEZ DE URALDE, M., ESCUDERO ACHIAGA, J. C., OZCÁRIZ SALAZAR, J. 1998. Detección de Cortas Forestales mediante Teledetección Espacial. *Mapping*. 48: 76-86.

- CHEUNG-WAI CHAN, J., KWOK-PING, CH., GAR-ON YEH, A. 2001. Detecting the Nature of Change in a Urban Environment: A Comparison of Machine Learning Algorithms. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 67(2): 213-225.
- ERDAS IMAGINE, 1999. Manual de Referencia. Atlanta, Georgia (USA).
- ERDAS IMAGINE, 1999. Graphical models reference guide. Atlanta, Georgia (USA).
- HOWARTH, P.J. and BOASSON, E. 1983. Landsat Digital Enhancements for Change Detection in Urban Environments. *Remote Sensing of Envi*ronment. 13(4): 291-300.
- MATEU SÁNCHEZ, A y RUIZ FERNÁNDEZ, L.A. 1999. Comparación y evaluación de métodos de normalización radiométrica relativa. *Revista de Teledetección*. 12: 99-103.
- MARTIN L.R.G and HOWARTH, P.J. 1989. Change-detection accuracy assessment using SPOT multispectral imagery of the rural-urban fringe. *Remote Sensing of Environment*. 30(1): 55-66.
- RIDD, M.K. and LIU, J. 1998. A Comparison of Four Algorithms for Change Detection in an Urban Environment. *Remote Sensing of Environment*. 63(2): 95-100.
- SOHL, T. L. 1999. Change Analysis in the United Arab Emirates. An Investigation of Techniques. *Photogrammetric Engineering & Remote Sen*sing. 65(4): 475-484.
- XIAOJUN, Y., LO, C.P. 2000.Relative Radiometric Normalization Performance for Change Detection from Multi–Date Satellite Images. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 66(8): 967-980.
- YUAN, D., ELDVIDGE, C.D., 1996. Comparison of relative radiometric normalization techniques. ISPRS J. *Photogramm. Remote Sensing*. 51: 117-126.

Todas las figuras precedidas de asterisco se incluyen en el cuadernillo anexo de color