# El factor temporal en teledetección: evolución fenomenológica y análisis de cambios

E. Chuvieco
*Departamento de Geografía, Universidad de Alcalá*
*E-mail: ggecs@geogra.alcala.es*

## RESUMEN

Se presenta una revisión crítica de las técnicas más conocidas para extraer información multitemporal a partir de imágenes de satélite, con especial énfasis en las aplicaciones ambientales. Se distinguen dos grupos de técnicas: aquéllas que se aplican a las imágenes originales (o variables continuas derivadas de ellas) y a las que se centran en variables cualitativas (ya clasificadas). En el primer caso, se requiere posteriormente señalar los umbrales que definan el cambio, pero resultan más precisas al no requerir una previa categorización de la imagen. Las tablas cruzadas, prevalentes con imágenes cualitativas, resultan muy interesantes al señalar todas las transiciones del cambio, pero no garantizan que las clases sean perfectamente comparables entre fechas. En cualquier caso, resulta crucial que los datos sean comparables radiométrica y geométricamente.

**PALABRAS CLAVE:** Análisis Multitemporal. Detección de cambios.

## ABSTRACT

A critical review on the use of multitemporal techniques for remote sensing interpretation is presented, with special emphasis on environmental applications. Two groups of digital techniques are analysed. First, those applicable to interval-scale data, which make them possible to generate images of continuos change that require afterwards to optimise change-detection thresholds. Second, categorical-scale image, that are based on a previous classification, and are generally analysed by cross-tabulating fue two dates involved. In both cases, it is critical to assure both a radiometric and geometric consistency in the images to be compared. Otherwise, detected changes may be overestimated, since misregistrations or miscalibrations will be included in multitemporal comparison.

**KEY WORDS:** Multitemporal analysis. Change detection.

## PERSPECTIVAS TEMPORALES EN TELEDETECCIÓN

Una de las aportaciones más destacadas de la teledetección espacial al estudio del medio ambiente es su capacidad para seguir procesos dinámicos, ya que las imágenes se captan por un sensor que observa la Tierra desde una órbita estable y repetitiva. La cadencia de observación dependerá del ciclo orbital de la plataforma y del campo de visión del sensor, si bien -en términos prácticosre los sensores ópticos también limitan su frecuencia real de adquisición en función de la cobertura nubosa.

El creciente énfasis en las aplicaciones medioambientales de la teledetección está subrayando la importancia de la dimensión temporal, puesto que para prevenir y evaluar una amplia variedad de fenómenos es pieza clave el seguimiento de su dinámica. El elenco de eventos es muy amplio. Puede tratarse de sucesos esporádicos (erupciones, incendios) o de procesos continuos (deforestación), ya sean naturales (inundaciones) o causados directamente por la actividad humana (vertidos incontrolados). Su ciclo también es muy variado, desde horas (seguimiento de un huracán, p.ej.) hasta meses o años (desertificación). En consecuencia, la selección de imágenes, las escalas de trabajo y los métodos de análisis en estudios multitemporales son también muy dispares. Simplificando las cosas, pueden señalarse dos grandes grupos de estudios multitemporales:

1. Cuando el objetivo principal es seguir la evolución fenológica de una determinada cubierta vegetal (cultivada o no), el énfasis se pone principalmente en estudiar su contraste estacional en un determinado período (una o varias temporadas). En consecuencia, las imágenes se adquieren a lo largo del ciclo vital de la planta, recorriendo desde el inicio del crecimiento hasta su máximo vigor y posterior senescencia. Suelen corresponder al mismo año vegetal, pero a distintas condiciones de iluminación, humedad y densidad vegetal (Lo et al., 1986; Schriever y Congalton, 1995).

2. Por el contrario, cuando se trata de determinar los cambios producidos entre dos fechas de referencia, de cara a evaluar la dinámica a largo plazo de un determinado fenómeno (crecimiento urbano, deforestación, expansión agrícola), las imágenes suelen adquirirse con un cierto lapso temporal (varios años), pero en la misma estación, de cara a minimizar el efecto de factores externos al cambio (Singh, 1986; Mouat et al., 1993; Eastrnan et al., 1994). La cadencia en el seguimiento de estos procesos depende principalmente de su dinamis-

mo. La evaluación de los efectos de un incendio o una erupción volcánica requieren un período corto de tiempo, con objeto de paliar sus consecuencias más negativas; los cambios agrícolas precisan una estimación anual, mientras los urbanos pueden hacerse cada cinco o diez años.

## REQUISITOS PREVIOS PARA EL ANÁLISIS MULTITEMPORAL

Sea uno u otro el enfoque aplicado al estudio multitemporal, resulta preciso abordar previamente una serie de tratamientos sobre las imágenes de cara a garantizar su comparabilidad, tanto radiométrica como geométrica.

El ajuste geométrico entre imágenes resulta crucial en estudios multitemporales, ya que la comparación entre ellas se realiza píxel a píxel, y es imprescindible que nos estamos refiriendo exactamente a la misma parcela del terreno en todos los casos. De otro modo, estaríamos detectando como transformaciones lo que sería sólo fruto de una falta de ajuste entre imágenes (Gordon, 1980). Este efecto puede resultar bastante severo. En un sencillo ejercicio, hemos estimado el efecto de un desplazamiento sobre el cambio observado. Para ello, hemos desplazado artificialmente una clasificación realizada sobre una zona forestal de la provincia de Valencia a partir de una imagen LandsatTM. La clasificación se ha desplazado un pixel hacia el oeste y el sur, comparando el resultado con el archivo de partida. En ese caso, el cambio sería debido, exclusivamente, al desplazamiento geométrico (Figura 1). Como podemos observar en la Tabla 1, el porcentaje de cambio "aparente" es bastante severo, alcanzando el 34 %. Si bien lo habitual será obtener desplazamientos menores y no tan sistemáticos, puede resultar conveniente abordar las comparaciones multitemporales a partir de una suavización previa de las imágenes, lo que haría menos trascendente los efectos de frontera. En un segundo ejercicio, hemos cruzado la clasificación original y la desplazada tras aplicarle un filtro modal de 5 x 54 píxeles (Figura 2). Como puede observarse en la Tabla 2, el cambio ficticio disminuye hasta el 19 %, aunque sigue siendo importante.

| | | Imagen desplazada | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 | Total |
| Imagen original | 1 | 94 | 247 | 42 | 6 | 389 |
| | 2 | 251 | 20653 | 9315 | 897 | 31116 |
| | 3 | 43 | 9512 | 51449 | 15337 | 76341 |
| | 4 | 3 | 755 | 15560 | 27897 | 44215 |
| | Total | 391 | 31167 | 76366 | 44137 | 152061 |

**Tabla 1.** Efecto del desplazamiento de 1 + 1 píxel sobre una imagen clasificada.

| | | Imagen desplazada | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 | Total |
| Imagen original | 1 | 98 | 100 | 30 | 41 | 269 |
| | 2 | 132 | 23556 | 4954 | 387 | 29029 |
| | 3 | 39 | 5196 | 66982 | 8681 | 80898 |
| | 4 | 0 | 259 | 8962 | 32361 | 41582 |
| | Total | 269 | 29111 | 80928 | 41470 | 151778 |

**Tabla** 2. Igual que en la tabla anterior, pero tras aplicarle un filtro modal de 5 x 5 píxeles (*).

(*) La no coincidencia en los totales con la tabla anterior se debe a que no se consideran en ambos casos los píxeles con clase 0, fruto del desplazamiento.

La homogeneización radiométrica también resulta crítica para comparar imágenes entre sí, puesto que los niveles digitales que definen una determinada imagen se refieren a unas condiciones específicas de adquisición (sensor, fecha, iluminación, etc.), pero no son extrapolables a otras. En consecuencia, es preciso equiparar estos valores para estar seguros de trabajar en la misma escala en

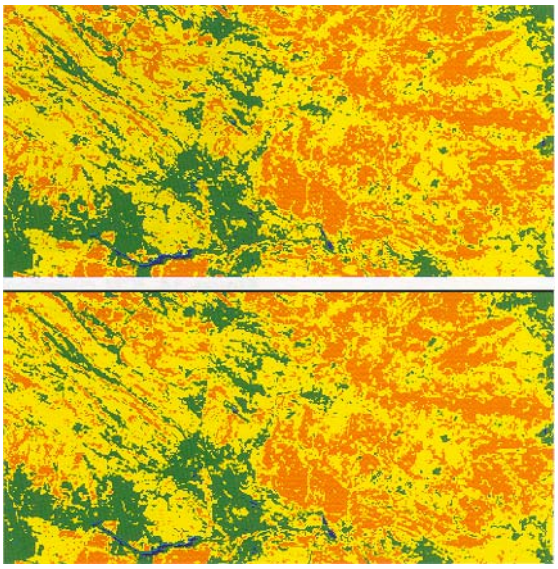

**Figura 1.** En la parte superior, clasificación original de una zona hipotética de estudio. En la inferior, la misma clasificación desplazada una fila y una columna.

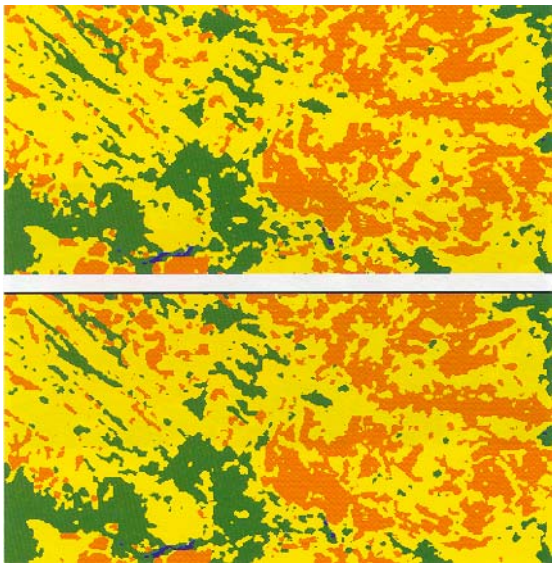

**Figura 2.** La misma zona que en la figura 1, tras aplicarle un filtro modal de 5 x 5 píxeles.

todas las imágenes. Se han propuesto varias alternativas, que pueden resumirse en dos grupos: (i) convertir los valores digitales originales a variables físicas (reflectividad, temperatura del suelo, coeficiente de retro-dispersión), o (ii) equipararlos entre imágenes. En el primer caso, es preciso acudir a modelos más o menos complejos, según cómo solventen los efectos atmosféricos y las variaciones de iluminación (Conese et al., 1993; Pons y SoléSugrañes, 1994). En el segundo enfoque basta una corrección relativa entre fechas, que puede obtenerse a partir de regresiones entre áreas invariantes de baja y alta retlectividad (sombras, aguas claras y profundas, suelos descubiertos, estacionamientos, pistas de aterrizaje), o partir de modelos atmosféricos simplificados (Caselles y López, 1989; Hall et al., 1991)

## TECNICAS PARA EL ANALISIS ESTACIONAL

Cuando el fin último del análisis temporal es determinar perfiles estaciones en las cubiertas vegetales de interés, habitualmente la interpretación se realiza sobre las distintas fechas de modo simultáneo. Por ejemplo, si se pretende mejorar la clasificación de un determinado cultivo, se acude a imágenes de momentos clave dentro de su ciclo fenológico, que permitan separarlo con nitidez de otros cultivos espectralmente similares. La clasificación, en este sentido, se realiza con todas las fechas simultáneamente, ya que se simultáneamente, ya que se pretende caracterizar una categoría a partir de curvas espectrotemporales.

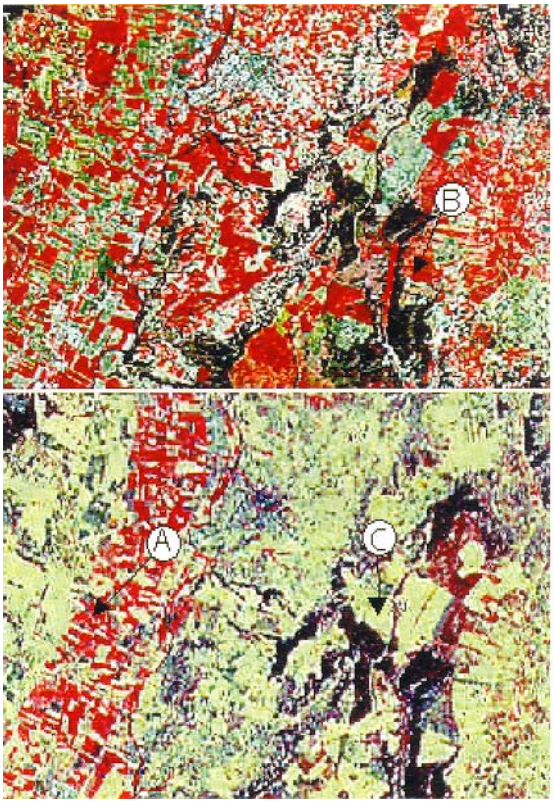


**Figura 3.** Imágenes de Mayo (parte superior) y Agosto (inferior), sobre un sector del valle del Henares, próximo a la ciudad de Guadalajara.

Una muestra sencilla es la discriminación entre cultivos de secano, de regadío y suelos en barbecho (Figura 3). En una imagen de verano, será sencillo separar los cultivos regados (A), pero no tanto las parcelas con cultivos secano (B) y las que descansan (C), lo que sí es factible en la primavera, aunque en esa fecha no resulte tan clara la separación entre secano y regadío. En consecuencia, será conveniente utilizar las dos fechas de modo integrado.

Como el incremento en el número de fechas implica aumentar el volumen de cálculo, ha sido bastante frecuente aplicar previamente alguna técnica de compactación, como el análisis de componentes principales o los índices de vegetación. De esa forma, pueden procesarse sólo las bandas con mayor contenido informativo, evitando redundancias innecesarias (Joly et al., 1983; Maselli et al., 1996).

Un aspecto específico del análisis estacional es el seguimiento de las condiciones ambientales en un ciclo corto de tiempo. En este ámbito entraría el análisis de fenómenos atmosféricos o de las condiciones vitales de la vegetación, por ejemplo de cara a estimar demandas de riego, predicciones de rendimientos o situaciones de peligro de incendios (Figura 4). En estos casos, resulta frecuente el recurso a los satélites meteorológicos, que proporcionan la mejor resolución temporal, aunque estén limitados a escalas regionales o globales. Fruto del interés por estos trabajos es la gran expansión que han tenido las aplicaciones basadas en las imágenes NOAA-AVHRR, que, al facilitar imágenes diarias, permiten un seguimiento muy detallado del estado de la vegetación (Millington et al., 1994). La integración de estas imágenes con infonnación meteorológica puede enriquecer notablemente nuestro conocimiento sobre la actividad fisiológica de las plantas y mejorar los modelos existentes de productividad vegetal (Chladil y Nunez, 1995; Nemani et al., 1993).

Frecuentemente, en el análisis de estas series suelen emplearse índices relativos, que permiten medir las condiciones de un momento frente a una tendencia tipo, ya sea el máximo anual o un promedio de una serie larga. Uno de los más sencillos es el verdor *(greenness),* definido como (Kogan, 1990):

$$\mathrm{VERDOR}_i = \frac{\mathrm{NDVI}_i - \mathrm{NDVI}_{min}}{\mathrm{NDVI}_{max}\ \mathrm{NDVI}_{min}} * 100$$

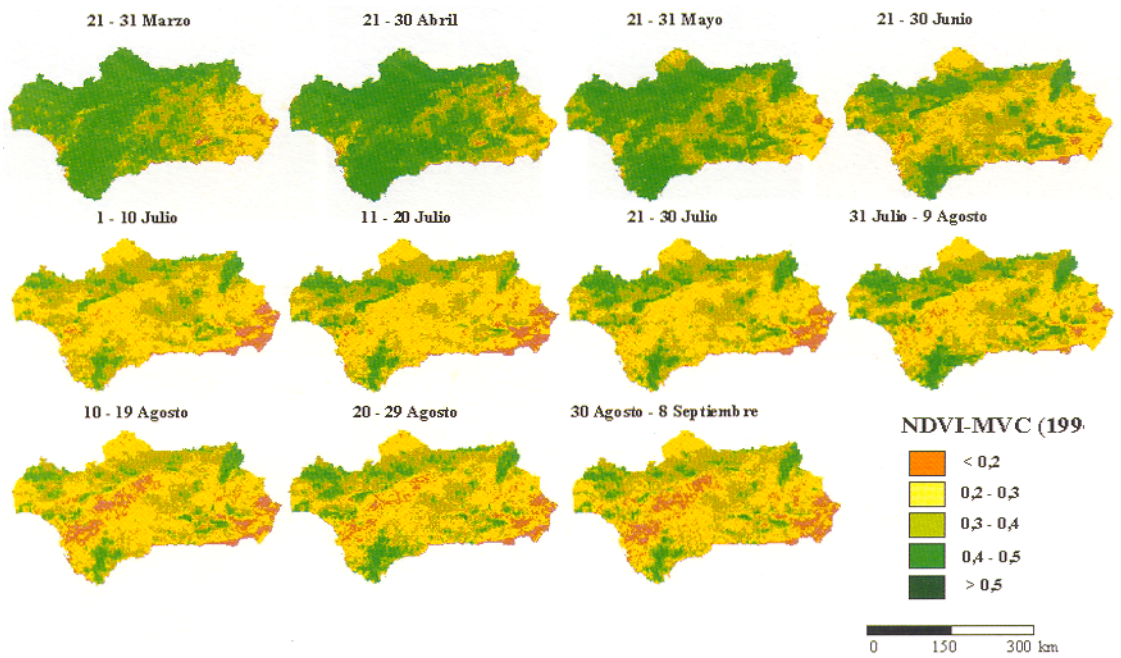


**Figura 4.** Serie de imágenes de índices de vegetación correspondientes a la primavera y el verano de 1994 sobre la comunidad autónoma de Andalucía.

donde $NDVI_i$ indica el valor del índice de vegetación para el período i, y $NDVI_{min}$ y $NDVI_{max}$ los valores máximos y mínimos de los índices en cada píxel para la serie de imágenes analizada. El verdor, en principio, está más relacionado que el NDVI absoluto con los cambios debidos a las condiciones atmosféricas, ya que se enfatiza el cambio temporal en el vigor y densidad vegetal frente a unos umbrales de variación propios de cada píxel. Este índice se ha comprobado de gran interés en la estimación del peligro de incendios (Burgan y Hartford, 1993) o condiciones de sequía (Peters et al., 1991).

También se ha propuesto calcular el decremento temporal de los índices de vegetación, de cara a medir el efecto acumulado de las variaciones estacionales en el vigor vegetal. Una manera sencilla de obtener este índice es calcular la pendiente de la línea que define la evolución temporal del índice (Illera et al., 1996):

$$PT_i = \frac{\sum_{i=1,n}(NDVI(t_i) - NDVI(t_{i-1}))}{t_i - t_{i-1}}$$

donde $PT_i$ indica la pendiente del período i, y $t_i$ el período de tiempo considerado. Este índice parece bastante relacionado con las variaciones del vigor vegetal desde la primavera hasta el verano, identificando situaciones de estrés hídrico (López et al., 1991).

Otra técnica utilizada para series temporales de imágenes es el análisis de componentes principales. Los primeros componentes de una serie normalmente indican una situación promedio, mientras los componentes secundarios informan sobre aspectos del cambio que se observe en el período. A partir de componentes principales estandarizados, se ha abordado un interesante análisis de las tendencias de la vegetación en África, sobre una serie temporal de 36 imágenes que cubrían todo el continente. Se observó que los primeros componentes recogían la tendencia promedio, mientras los restantes marcaban algunos rasgos de interés en la fenología de la vegetación, detectando eventos anómalos de sequía, e incluso algunos errores en la adquisición de las imágenes, difícilmente detectables sobre los valores originales (Eastman y Fulk, 1993).

## TECNICAS PARA DETECCION DE CAMBIOS

Como antes se indicó, existe una amplia variedad de aplicaciones en donde resulta clave la determinación de cambios, desde procesos relativamente lentos en el tiempo (desertificación, transformaciones agrarias), hasta otros que podríamos calificar de "convulsivos": inundaciones, incendios, erupciones volcánicas, etc. Estas transformaciones pueden analizarse en dos escalas de medida: continua, a partir de imágenes originales o derivadas de ellas, y categórica. En el primer caso, se aplican técnicas aptas para variables de intervalo: diferencias, regresión, componentes principales, etc., mientras en el segundo se comparan imágenes previamente clasificadas, mediante tablas cruzadas. A continuación se repasan algunas de ellas, insertando ejemplos de interés ambiental con su ámbito de aplicación. Una revisión más detallada puede analizarse en otros lugares (Mouat et al., 1993; Chuvieco, 1996, cap. 7.3).

## Composiciones multitemporales

Esta técnica de detección se basa en generar una composición en color formada por imágenes correspondientes a distintas fechas, tras aplicarle algún realce del color. Una muy común es asignar el cañón rojo a la primera fecha y el verde a la segunda, dejando el azul vacío. En consecuencia, aparecerán en tono amarillo las áreas estables, en rojos las zonas que hayan reducido su nivel digital entre fechas, y en verde las que lo hayan ganado. Puede realizarse sobre bandas originales o sobre bandas derivadas de ellas, como serían los componentes principales o índices de vegetación (Figura 5). El método resulta bastante sencillo y tiene la ventaja de incorporar el conocimiento y los criterios de análisis visual, lo que resulta muy ventajoso en categorías urbanas (Martin y Howarth, 1989).

## Diferencia o cociente entre imágenes

Se trata de comparar aritméticamente bandas procedentes de dos fechas, que sean equiparables radiométricamente. Las zonas estables presentarán un valor cercano a cero, si se trata de una resta, y a 1 si se trata de un cociente, mientras las que hayan experimentado cambios ofrecerán valores significativamente distintos a esas cifras, marcándose además la dirección del cambio (positivos o negativos, mayores o menores a 1). La aplicación de esta técnica es muy sencilla, lo que ha permitido emplearla en la delimitación de áreas quemadas (Martín y Chuvieco, 1995), el seguimiento de procesos de desertificación y de deforestación (Grover et al., 1995) o la cartografía de especies forestales (Coppin y Bauer, 1994).

## Componentes Principales

Habitualmente el análisis de componentes principales (ACP) se emplea para sintetizar información, eliminando la redundante en un conjunto de variables. En lo que atañe a su empleo en teledetección, el ACP suele emplearse para generar bandas no correlacionadas, de cara a mejorar la interpretación visual o la clasificación. En esos casos, interesa resaltar los primeros componentes, que serán los que cuenten con mayor información. Por el contrario, cuando el ACP se emplea como técnica de detección de cambios, los primeros componentes no son los más interesantes, ya que recogen la información común a las fechas que se estén analizando; esto es, la estable. Por su parte, los componentes inferiores ofrecen la información no común: el cambio, que es precisamente lo que más interesa en este contexto.

El ACP se ha utilizado frecuentemente en detección de cambios, de cara a delimitar tendencias de crecimiento urbano (Fung y LeDrew, 1987), cambios en la cobertura del suelo (Byrne et al., 1980), tasas de deforestación tropical (Vargas y Chuvieco, 1991), y cartografía de áreas quemadas (Richards, 1984; Siljestrom y Moreno, 1995).

## Vectores multitemporales

Es una técnica que intenta incorporar no sólo la importancia, sino también la dirección del cambio entre imágenes, Si representamos en un eje bivariado dos bandas originales (por ejemplo, la rojo e infrarrojo cercano), cada píxel viene definido por un punto (localización de sus ND en las dos bandas). Si ese píxel cambia su cobertura entre dos fechas, también modificará su emplazamiento espectral. La magnitud del cambio vendrá dado por la longitud del vector que separa ambos puntos, que puede obtenerse a partir de la distancia euclidiana entre las dos fechas consideradas:

$$d_{i,j,c} = \sqrt{(ND_{i,t1} - ND_{i,t2})^2 + (ND_{j,t1} - ND_{j,t2})^2}$$

donde di,j,c indica la intensidad del cambio espectral en las bandas i, j entre los dos períodos considerados ($t_1$ , $t_2$), Por su parte, la dirección del cambio puede calcularse a partir del ángulo que forma el vector de cambio con la vertical ($\alpha$):

$$\alpha = \text{arctg}\left(\frac{ND_{j,t1} - ND_{j,t2}}{ND_{i,t1} - ND_{i,t2}}\right)$$

## El problema de delimitar los umbrales

Todos los métodos hasta aquí analizados facilitan imágenes "continuas" del cambio. En otras palabras, el resultado de los cálculos es una imagen en donde el valor de salida indica el grado de cambio, desde la mayor pérdida a la mayor ganancia, en una escala gradual. Si se pretende generar una imagen binaria (cambio/estable), es preciso señalar un umbral que delimite ambas categorías en las imágenes resultantes de las técnicas anteriores. Ahí se plantea un problema de difícil solución, ya que no existen criterios de aplicación general. Si el cambio abarca un sector importante de la imagen, el histograma de la imagen de cambios debiese mostrar un perfil bimodal, lo que permitiría establecer umbrales "naturales" de cambio.

Esta situación no es muy habitual, ya que los cambios en la naturaleza no suelen producirse de modo abrupto. Por ejemplo, en un área quemada encontraremos sectores en donde la transformación de cubiertas es muy nítida, junto a otras áreas donde, ya por quemarse con menor intensidad, ya por contar con una vegetación previa menos densa, ofrecen un contraste más pobre con los espacios circúndantes. En definitiva, las categorías quemado-no quemado no se presentan rígidamente separadas.

Ahora bien, si pese a lo dicho es necesario establecer un umbral para separar las áreas estables y dinámicas, puede optarse por señalar algún criterio estadístico, como la media y la desviación típica de una serie de píxeles elegidos aleatoriamente. En ocasiones se ha propuesto utilizar unas áreas de entrenamiento para calcular qué rango de desviación se podía considerar límite para píxeles estables, aplicando luego ese valor al conjunto de la imagen (Fung y LeDrew, 1988).

## Análisis multitemporal de imágenes categorizadas

La detección de cambios puede también abordarse empleando las técnicas de clasificación convencionales. En este caso, no se presenta el problema de delimitar umbrales, ya que clasificar implica discretizar la escala continua de las imágenes originales.

Cuando se delimitan cambios a partir de la clasificación puede optarse por discriminar las clases

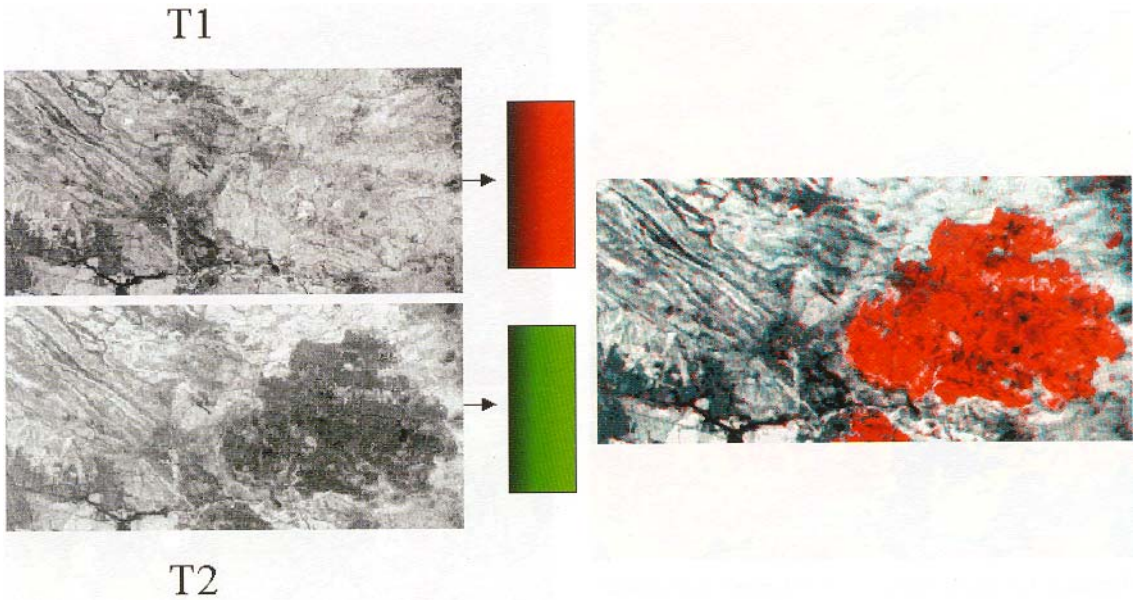


**Figura 5.** Empleo de la composición en color multitemporal para determinar visual mente cambios. Se aplica el cañón de color rojo al índice de vegetación de la primera fecha (anterior al incendio), y el verde al correspondiente a la segunda fecha (posterior al fuego).

en cada fecha, y luego compararlas, o bien por clasificar las dos fechas conjuntamente. En el primer caso, es preciso emplear la misma leyenda temática en las dos fechas, con objeto de que puedan compararse posteriormente. En el segundo, se definen clases multitemporales, que necesariamente deben incluir algún término relativo a su dinámica o estabilidad (p.ej., cultivos de regadío estables, o tránsito de pastizal a matorral). La definición de estas clases puede hacer de modo supervisado o no supervisado, aunque resulta más habitual el primero ya que es complicado definir a priori todas las transiciones posibles entre fechas.

En caso de optar por una clasificación separada para cada imagen, la determinación de cambios resulta sumamente sencilla. Basta construir una tabla cruzada con las clases presentes en cada fecha. La diagonal nos indica las áreas estables y el resto de las celdas las áreas dinámicas. El gran interés de esta tabla es ofrecemos las transiciones que se han producido. En otras palabras, no sólo observamos las zonas estables y dinámicas, sino también cuál era la cobertura original y cuál la actual, lo que nos indica las tendencias del cambio en la zona de estudio. En un estudio de deforestación, esto nos permitiría conocer qué tipo de zonas forestales están siendo más afectadas (Vargas y Chuvieco, 1991); en una evaluación de incendios, qué especies se han quemado (Chuvieco y Congalton, 1988), y en un estudio urbano, qué tipo de cubiertas están siendo edificadas (Martin y Howarth, 1989).

En este sentido, puede aplicarse algún estadístico para medir el grado de cambio entre las dos fechas, a partir de calcular su grado de asociación. Por ejemplo, el índice kappa, bastante utilizado en verificación de imágenes (Congalton, 1991) permite calcular el grado de acuerdo entre filas y columnas de una matriz cuadrada; en este caso, ese índice mediría el grado de cambio: cuanto más alto fuera, indicaría una mayor estabilidad en las categorías presentes en la imagen.

En un análisis posterior podría analizarse el origen de estos cambios, acudiendo a información auxiliar almacenada en un Sistema de Infoffilación Geográfica (S.I.G.). Por ejemplo, abandonos de tierras podrían explicarse por factores relacionados con la productividad del suelo, con la topografía o con la accesibilidad (Bosque et al., 1991).

El principal problema de esta tabla es su gran dependencia de la fiabilidad de las clasificaciones individuales. En otras palabras, si las clases no se han discriminado correctamente en cualquiera de las dos fechas, los cruces entre categorías resultarán erróneos, ofreciendo una información imprecisa del cambio. Por ejemplo, en la Tabla 3 se recogen transiciones en el área urbana de Maracay (Venezuela), entre los años 1986 y 1991 (Molina, 1998). Algunos de estos cambios pueden calificarse de muy improbables, fruto de los errores en la clasificación de cada una de las dos fechas. Pese a contar con una fiabilidad aceptable para este tipo de estudios (en tomo al 82 % en los dos años), no hemos de olvidar que la fiabilidad de una tabla multitemporal siempre es inferior a las fiabilidades de cada clasificación (concretamente su producto).

| | | 1986 | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | **Urb. ajardin.** | **Urb. no ajardin.** | **Urb. no consolidado** | **Parques** | **Pastizal** | **Bosques** | **Agrícola** | **Descubierto** | **Agua** |
| **1991** | **U. ajardin.** | 78 | 3 | 9 | 3 | 1 | 0 | 2 | 3 | 0 |
| | **U. no ajardin.** | 10 | 81 | 5 | 3 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| | **U. no consol.** | 8 | 14 | 62 | 9 | 4 | 0 | 2 | 1 | 0 |
| | **Parques** | 1 | 2 | 11 | 62 | 15 | 0 | 3 | 6 | 0 |
| | **Pastizal** | 0 | 0 | 0 | 7 | 67 | 0 | 16 | 10 | 0 |
| | **Bosques** | 0 | 0 | 0 | 0 | 67 | 31 | 2 | 0 | 0 |
| | **Agrícola** | 0 | 0 | 1 | 7 | 51 | 0 | 23 | 17 | 0 |
| | **Descubierto** | 0 | 2 | 7 | 2 | 31 | 0 | 11 | 47 | |
| | **Agua** | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

**Tabla 3.** Cambios temporales (en %) en la ciudad de Maracay, Venezuela (Molina, 1998)

Un aspecto particular en este tipo de estudios multitemporales sería la estimación de cambios en el mosaico paisajístico, por ejemplo en el tamaño o en la forma de las parcelas. Si consideramos la imagen como una representación digital de las manchas que forman un determinado paisaje, la comparación entre fechas nos podría indicar si el paisaje tiende a una mayor o menor homogeneidad, a fragmentarse o cohesionarse espacialmente, o generar parcelas más o menos alargadas (Figura 6).

## CONCLUSIONES

La principal conclusión que puede extraerse de estos párrafos es subrayar el interés que el enfoque temporal brinda al análisis de imágenes en teledetección, al permitimos, por un lado, enriquecer el componente espectral en la discriminación de categorías, y, por otro, seguir la dinámica de distintos procesos de gran interés ambiental. Como principales inconvenientes de este enfoque, cabe citar la necesidad de asegurar previamente un buen ajuste geométrico y radiométrico en las imágenes a comparar, así como el notable incremento en el volumen de datos a procesar, especialmente cuando se analizan series temporales. El creciente interés por las consecuencias globales de la actividad industrial y agrícola, parece que va a enfatizar, todavía más, la importancia de este análisis temporal en los próximos años.

## BIBLIOGRAFIA


BOSQUE, J., E. CHUVIECO, P. NAVALPOTRO y J. SANCHO. 1991. Factores en la dinámica de la ocupación del suelo (Comarca de los Montes, Castil1a la Mancha, España). 111 Conferencia Latinoamericana sobre Sistemas de lnfonnación Geográfica. Viña del Mar: 355-362.

BURGAN, R. E. y R. A. HARTFORD. 1993. Monitoring Vegetation Greeness with Satellite Data. Ogden, Utah, USDA Forest Service.

BYRNE, G. F., P. F. CRAPPER y K. K. MAYO. 1980. Monitoring 1and-cover change by Principal Component analysis of multitemporal Landsat Data. Remote Sensing of Environment 10: 175-184.

CASELLES, V. y M. J. LÓPEZ. 1989. An altemative simple approach to estimate atmospheric correction in mu1titemporal studies. Intemdtional Joumal of Remote Sensing 10: 1127-1134.

CHLADIL, M. A. y M. NUNEZ. 1995. Assessing grass1and moisture and biomass in Tasmania. The application of remote sensing and empirical models for a cloudy envÍfonment. Intemational Joumal of Wildland Fire 5: 165-171.

CHUVIECO, E. 1996. Fundamentos de Teledetección Espacial. Madrid, Rialp.

CHUVIECO, E. y R. G. CONGALTON. 1988. Mapping and inventory of forest rifes from digital processing of TM data. Geocarto Intemational4: 41-53.

CONESE, C., M. A. GILABERT, F. MASELLI y L. BOTTAI. 1993. Topographic norrnalization of TM scenes through fue use of an atmospheric correction method and digital terrain models. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 59: 1745-1753.

CONGALTON, R. G. 1991. A review of assessing fue accuracy of c1assifications of remotely sensed data. Remote Sensing of Environment 37: 35-46.

COPPIN, P. R. y M. E. BAUER. 1994. Processing of multitemporal Landsat TM imagery to optimize extraction of forest cover change features. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 32: 918-927.

EASTMAN, J. R., J. McKENDRY y M. FULK. 1994. UNITAR Explorations in GIS Technology, vol. 1: Change and Time Series Analysis. Geneve, Switzerland.

EASTMAN, R. y M. FULK. 1993. Long sequence time series evaluation using standarized principal components. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 59: 1307-1312.

FUNG, T. y E. LEDREW. 1987. Application of principal components analysis to change detection. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 53: 1649-1658.

FUNG, T. y E. LEDREW. 1988. The deterrnination of optimal threshold levels for change detection using various accuracy índices. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 54: 1449-1454.

GORDON, S. I 1980. Utilizing Landsat imagery to monitor land use change: a case study in Ohio. Remote Sensing of Environment 9: 189-196.

GROVER, K. D., S. QUEGAN, C. C. F. YANASSE y L. V. DUTRA. 1995. Potencial Use of ERS-1 in Tropical Forest Monitoring. A study of fue Tepajos National Forest, Brazil. Earth Observation Quarterly 48: 12-15.

HALL, F. G., D. E. STREBEL, E. NICKESON y S. J.GOETZ. 1991. Radiometric rectification: toward a common radiometric response among mu1tidate multisensor images. Remote Sensing of Environment 35:


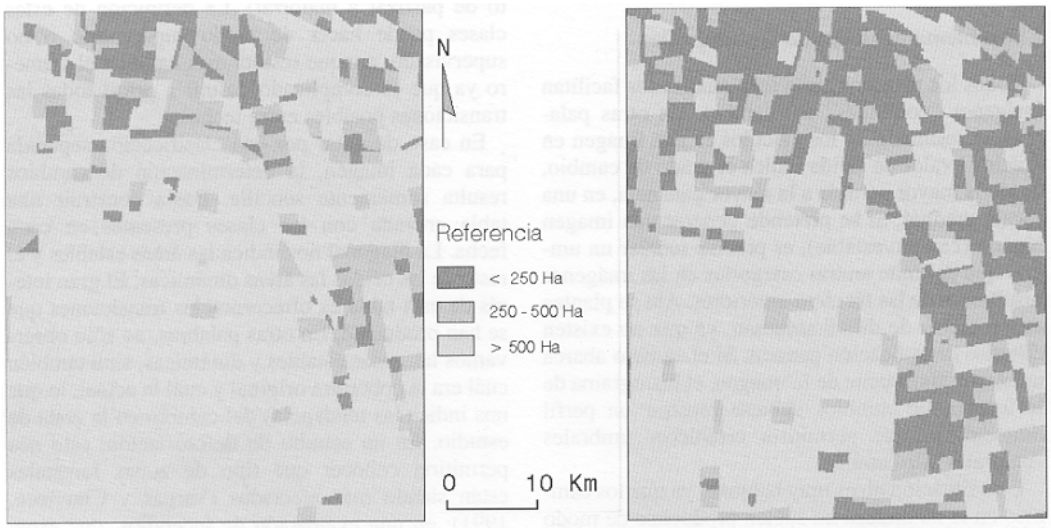


**Figura 6.** Cambios en el tamaño de las parcelas en un área afectada por procesos de desertificación en Argentina.
En la parte izquierda. situación en 1962, en la derecha la corres.pondiente a 1992. La creciente parcelación implica un aumento de la intensidad de uso y, en consecuencia, un mayor riesgo de degradación del suelo.

11-27.

ILLERA, P., A. FERNÁNDEZ y J. A. DELGADO. 1996. Temporal evolution of fue NDVI as an indicator of forest [¡re danger. lntemational Joumal of Remote Sensing 17: 1093-1105.

JOLY, G., F. VERGER y J. P. CRETrEZ. 1983. Classification des donées Landsat unitemporelles et multitemporelles par la transformation de Karhunen-Loeve. Application a l' Anse de l' Aiguillon. L' Espace Géographique 2: 125-141.

KOGAN, F. N. (1990). Remote sensing of weather impacts on vegetation in non-homogeneous areas. Intemational Joumal of Remote Sensing 11: 14051419.

LO, T. H. C., F. L. SCARPACE y T. M. LILLESAND. 1986. Use of multitemporal spectral profiles in agricultural land-cover classification. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 52: 535-544.

LÓPEZ, S., F. GONZÁLEZ, R. LLOP y J. M. CUEVAS. 1991. An evaluation of fue utility of NOAA AVHRR images for monitoring forest [¡re risk in Spain. lnternational Joumal of Remote Sensing 12: 1841-1851.

MARTIN, L. R. G. y P. J. HOWARTH. 1989. Change-detection accuracy assessment using SPOT multispectral imagery of fue rural-urban fringe. Remote Sensing of Environment 30: 55-66.

MARTÍN, M. P. y E. CHUVIECO. 1995. Mapping and evaluation of burned land from multitemporal analysis of AVHRR NDVI images. EARSeL Advances in Remote Sensing 4 (3): 7-13.

MASELLI, F., L. PETKOV, G. MARACCHI y C. CONESE. 1996. Eco-climatic classification of Tuscany through NOAA-AVHRR data. lntemational Joumal of Remote Sensing 17: 2369-2384.

MILLINGTO8N, A. C., J. WELLENS, J. J. SEITLE y R. J. SAULL: 1994. Explaining and monitoring land-cover dynamics in drylands using multi-temporal analysis of NOAA-AVHRR imagery. Environmental Remote Sensing from Regional to Global Scales. (G. M. Foody y P. J. Curran, Eds.). Chichester, John Wiley & Sons: 16-43.

MOLINA, Z. 1998. Análisis de calidad ambiental de vida para la ciudad de Maracay (Venezuela) usando la teledetección y los S.I.G. Departamento de Geografía. Alcalá de Henares, Universidad de Alcalá: 380.

MOUAT, D. A., G. G. MATTIN y J. LANCASTER. 1993. Remote sensing techniques in the analysis of change detection. Geocarto lnternational 8: 39-50.

NEMANI, R. R., L. PIERCE, S. W. RUNNING y S. EDWARD. 1993. Developing satellite-derived estimates of surface moisture status. Joumal oi Applied Meteorology 32: 548-557.

PETERS, A., D. C. RUNDQUIST y P. A. WILHITE. 1991. Satellite detection of the geographic core of the 1988 Nebraska drought. Agricultural and Forest Meteorology 57: 35-47.

FaNS, X. y L. SOLÉ-SUGRAÑES. 1994. A Simple Radiometric Correction Model to Improve Automatic Mapping of Vegetation from Multispectral Satellite Data. Remote Sensing of Environment 48: 191-204.

RICHARDS, J. A. 1984. Thematic mapping from multitemporal image data using the Principal Components Transformation. Remote Sensing oi Environment 16: 35-46.

SCHRIEVER, J. R. y R. G. CONGALTON. 1995. Evaluating seasonal variability as an aid to cover-type mapping from Landsat Thematic Mapper data in the Northeast. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 61: 321-327.

SILJESTROM, P. y A. MORENO. 1995. Monitoring burnt afeas by principal components analysis of multitemporal TM data. Intemational Journal of Remote Sensing 16: 1577-1587.

SINGH, A. 1986. Change detection in the tropical forest environment of Northeastern India using Landsat. Remote Sensing and Tropical Land Management. (M. J. Eden y J. T. Parry, Eds.). Chichester, John Wiley: 237-254.

VARGAS, F. F. y E. CHUVIECO. 1991. Dinámica de la deforestación en regiones tropicales a partir del análisis multitemporal de imágenes SPOT. Teledetección y Medio Ambiente. Sevilla, Junta de Andalucía: 70-76.