

Normalización radiométrica iterativa en Detección de Cambios

Seguimiento del tipo de cambios asociados al ecosistema
mediterráneo



Autor: Raúl Martínez Garrido

Tutora: María del Pilar García Rodríguez

Trabajo Fin de Máster en Tecnologías de Información Geográfica

Facultad de Geografía e Historia, Universidad Complutense de Madrid

Septiembre, 2013

A mi familia, por su apoyo y ánimo para hacer el Máster...

A mi tutora Pilar, por saber escuchar mis ideas y ayudarme a resolverlas...

A mis compañeras/os de Universidad, por hacer rutina del día a día...

A mis amigas/os, por hacerme ver lo grande que es el mundo...

A todas las personas que me han sabido aconsejar...

...Gracias

Índice

ÍNDICE.....	3
LISTA DE FIGURAS.....	4
LISTA DE TABLAS.....	5
ABSTRACT/RESUMEN	6
1. INTRODUCCIÓN	7
2. OBJETIVOS.....	8
3. DESCRIPCIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO.....	9
4. ANTECEDENTES	15
4.1. PRE-PROCESOS.....	16
4.2. PROCESO DE DETECCIÓN DE CAMBIOS	19
4.2.1. <i>Comparación multitemporal.</i>	19
4.2.2. <i>Criterios de decisión. Umbralización y Clasificación.</i>	20
4.3. POST-PROCESOS.....	22
5. METODOLOGÍA APLICADA	24
5.1. DATOS DISPONIBLES	25
5.2. AJUSTES GEOMÉTRICOS. CO-REGISTRO ESPACIAL.....	25
5.3. NORMALIZACIÓN RADIOMÉTRICA – DETECCIÓN DE CAMBIOS.	26
5.3.1. <i>Proceso Iterativo</i>	31
5.4. CLASIFICACIÓN TIPOS DE CAMBIOS.	33
5.5. POST-PROCESOS.....	38
6. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	39
6.1. NORMALIZACIÓN ITERATIVA. MASCARA DE CAMBIOS.....	39
6.2. CLASIFICACIÓN TIPOS DE CAMBIOS.	44
6.3. POST- PROCESO. CONTROL DE CALIDAD.	62
7. CONCLUSIONES	69
8. ANEXOS	71
ANEXO I. AUTOMATIZACIÓN DE PROCESOS, ARCGIS 10.0. CÓDIGO PYTHON.	71
<i>Script 1 - Proceso de Normalización Iterativa.</i>	71
<i>Script 2 - Proceso de Clasificación de los tipos de cambio.</i>	75
ANEXO II. TRANSFORMACIÓN POLINÓMICA (2^{OR}). PUNTOS DE CONTROL.....	79
ANEXO III. PROCESO DE NORMALIZACIÓN ITERATIVO. PARÁMETROS DE TRANSFORMACIÓN RADIOMÉTRICA.	79
ANEXO IV. FIRMA ESPECTRAL ASOCIADA A LA CLASIFICACIÓN	81
9. BIBLIOGRAFÍA.....	82
PÁGINAS WEB (REFERENCIA).....	87

Lista de figuras.

<i>Figura 1. Entorno de trabajo. Zonas de estudio</i>	10
<i>Figura 2. Zona de estudio 1. Incendio Sierra de Enguera (ZE – 1).</i>	11
<i>Figura 3. Zona de estudio 2. Embalse de Bellus (ZE – 2).</i>	12
<i>Figura 4. Zona de estudio 3. Cultivos Caudete, Tierra de labor-secano / regadío (ZE – 3).</i>	14
<i>Figura 5. Etapas generales de un proceso de detección de cambios.</i>	16
<i>Figura 6. Esquema grafico del espacio CVA. Dirección y magnitud de cambio.</i>	22
<i>Figura 7. Diagrama de flujo para el proceso de detección de cambios. Etapas de la metodología propuesta.</i>	24
<i>Figura 8. Ajustes Geométricos imágenes SPOT 5.</i>	26
<i>Figura 9. Evolución del Histograma (B1) en el proceso de normalización (ZE-2).</i>	27
<i>Figura 10. Diferencia Normalizada / Diferencia No Normalizada.</i>	28
<i>Figura 11. Proceso de extracción del vector de cambios CVA.</i>	29
<i>Figura 12. CVA Normalizado / CVA No Normalizado.</i>	30
<i>Figura 13. Proceso de umbralización estadística (Reclasiffy).</i>	31
<i>Figura 14. Diagrama de flujo Proceso Iterativo.</i>	32
<i>Figura 15. Mascara de Cambios, optimización de la normalización radiométrica.</i>	33
<i>Figura 16. Diagrama de flujo para la clasificación de tipos de cambios.</i>	33
<i>Figura 17. Esquema de tipos de cambios según magnitud del CVA.</i>	34
<i>Figura 18. Proceso de extracción de la dirección de cambios.</i>	35
<i>Figura 19. Esquema de tipos de cambios según magnitud y dirección del CVA.</i>	36
<i>Figura 20. Proceso de Clasificación no supervisado.</i>	37
<i>Figura 21. Proceso de Filtrado de ruido. Filtro de moda.</i>	38
<i>Figura 22. Clasificación Final (ZE-1). Contexto ‘Local’.</i>	45
<i>Figura 23. Clasificación Inicial (ZE-2). Contexto ‘Local’.</i>	47
<i>Figura 24. Esquema grafico del espacio CVA. Clasificación de ZE-2,</i>	48
<i>Figura 25. Proceso de Reclasificación (ZE-2). Discriminación entre Urbano/Humedad/L.Agua.</i>	50
<i>Figura 26. Clasificación final (ZE-2). Contexto ‘Local’.</i>	51
<i>Figura 27. Clasificación inicial (ZE-3). Contexto ‘Local’.</i>	52
<i>Figura 28. Esquema grafico del espacio CVA. Clasificación de ZE-3,</i>	53
<i>Figura 29. Proceso de Reclasificación (ZE-3). Discriminación entre Vegetación/Suelo.</i>	55
<i>Figura 30. Clasificación final (ZE-3).Contexto ‘Local’.</i>	56
<i>Figura 31. Clasificación final (ZE-1).Contexto ‘Global’.</i>	59
<i>Figura 32. Clasificación final (ZE-2).Contexto ‘Global’.</i>	60

Figura 33. Clasificación final (ZE-3).Contexto 'Global'. 61

Figura 34. 'Interface' gráfica Script ArcGIS. Detección de Cambios Iterativa. 71

Figura 35. 'Interface' gráfica Script ArcGIS. Clasificación tipos de cambios. 75

Lista de tablas.

Tabla 1. Matriz de confusión..... 22

Tabla 2. Umbralización del CVA en el proceso iterativo (ZE-1). 40

Tabla 3. Umbralización del CVA en el proceso iterativo (ZE-2). 41

Tabla 4. Umbralización del CVA en el proceso iterativo (ZE-3). 42

Tabla 5. Umbralización del CVA en el proceso iterativo (ZE-1 U ZE-2 U ZE-3). 42

Tabla 6. Parámetros de Normalización radiométrica 43

Tabla 7.Reclasificación Tipos de Cambios (ZE-1). Contexto 'Local'. 44

Tabla 8. Reclasificación Tipos de Cambios (ZE-2). Contexto 'Local'. 49

Tabla 9. Reclasificación Tipos de Cambios (ZE-3). Contexto 'Local'. 57

Tabla 10. Reclasificación Tipos de Cambios (ZE-1 U ZE-2 U ZE-3). Contexto 'Global'. 58

Tabla 11. Matriz de error y medidas de calidad. Proceso Iterativo ZE-1..... 63

Tabla 12. Matriz de error y medidas de calidad. Proceso Iterativo ZE-2..... 64

Tabla 13. Matriz de error y medidas de calidad. Proceso Iterativo ZE-3..... 65

Tabla 14. Matriz de error y medidas de calidad. Post-proceso, filtrado de ruido en ZE-1. 66

Tabla 15. Matriz de error y medidas de calidad. Post-proceso, filtrado de ruido en ZE-2. 67

Tabla 16. Matriz de error y medidas de calidad. Post-proceso, filtrado de ruido en ZE-3. 68

Tabla 17. Posición de los puntos de control para definir la transformación. 79

Tabla 18. Parámetros de normalización radiométrica para la ZE-1. 80

Tabla 19. Parámetros de normalización radiométrica para la ZE-2. 80

Tabla 20. Parámetros de normalización radiométrica para la ZE-3. 80

Tabla 21. Dirección de cambios asociada a clasificación Iso-Cluster (ZE-1). Contexto 'Local'. 81

Tabla 22. Dirección de cambios asociada a clasificación Iso-Cluster (ZE-2). Contexto 'Local'. 81

Tabla 23. Dirección de cambios asociada a clasificación Iso-Cluster (ZE-3). Contexto 'Local'. 82

Tabla 24. Dirección de cambios asociada a clasificación Iso-Cluster (ZE-1UZE-2UZE-3). Contexto 'Global'. 82

Abstract/Resumen

Abstract

A new methodology in change detection (CD) is proposed based in remote sensing techniques. In this work, an iterative radiometric normalization process is tested to improve similarity between images in temporal sequence, based on global statistical parameters for each multi-temporal image dataset. In a radiometric perspective, register changes is associated to image noise in the statistical parameters extraction and correction/standardization process. This is an impact factor in the multi-temporal comparison algorithm. Apply an iterative process; enable to exclude change areas in the extraction of statistical parameters for the subsequent iterations, to optimize the change detection result. Process automation has been applied in the detection and classification of changes, using unsupervised methodologies of image algebra. It's required to analysis and interpretation of the automatic results in order to generate a change detection map.

Keywords: *Remote sensing, Change Detection, Iterative Process, Unsupervised, Radiometric Normalization/Standardization, CVA, Statistic Thresholding.*

Resumen

Se propone un método de detección de cambios (DC) basado en técnicas de teledetección. El estudio se centra en mejorar la semejanza entre imágenes, aplicando correcciones radiométricas relativas a partir de los parámetros estadísticos de la imagen. Desde una perspectiva radiométrica, al considerar como semejantes las zonas de cambio, se introduce ruido en el proceso de corrección/normalización, con la consecuente influencia en la comparación multitemporal. Un proceso iterativo permite suprimir los cambios detectados inicialmente, en la extracción de los parámetros estadísticos para las sucesivas iteraciones. Se pretende eliminar la influencia de los cambios en el proceso de normalización, optimizando el resultado. Así mismo, se propone la automatización del proceso aplicando métodos no supervisados basados en álgebra de imagen para la detección y la clasificación de los tipos de cambios.

Palabras Clave: *Teledetección, Detección de Cambios, Proceso iterativos, Métodos no supervisados, Normalización radiométrica, CVA, Umbral estadístico.*

1. Introducción

El objetivo de un algoritmo de detección de cambios es detectar ‘cambios significativos’ rechazando simultáneamente los menos importantes (Singh, 1989). El proceso de detección de cambios consiste en identificar diferencias en el estado de un objeto o fenómeno por su observación en diferentes intervalos temporales. Todo método de detección de cambios (DC) realiza un análisis multitemporal de conjuntos de datos para obtener resultados cualitativos y/o cuantitativos, sobre la evolución del terreno.

Tradicionalmente, se ha realizado mediante técnicas de teledetección a partir de imágenes ópticas, pancromáticas o multiespectrales adquiridas en distintas fechas, que se caracterizan tanto por su carácter geométrico bidimensional como por el espectral (Rivera, 2005; Kayitakire et al 2006; Kolehmainen et al. 2008; Son et al. 2009). Son muchas las técnicas de detección de cambios específicas existentes; una metodología de detección de cambios se define en función del tipo de cambio analizado, conjuntos de datos disponibles, etc.

Es importante considerar las características del sensor, como son las resoluciones temporal, espacial, espectral y radiométrica. La resolución espacial es el tamaño mínimo que puede detectar un sensor y que puede distinguirse en la correspondiente imagen generada; determina el tamaño de sus celdas. La resolución espectral indica el número de bandas y el correspondiente intervalo del espectro electromagnético. La resolución radiométrica indica la sensibilidad del sensor, su capacidad para convertir la energía electromagnética en un valor digital (VD) asociado a cada celda de la imagen.

Estos sensores rastrean la superficie terrestre registrando la información de manera secuencial, a intervalos regulares de tiempo (la resolución temporal del sensor define esos intervalos); y muestran como ventajas: la adquisición de información repetitiva de sobre la misma zona geográfica, su visión sinóptica y su formato digital, que es óptimo para su tratamiento mediante ordenador.

La aplicación de estas tecnologías para la detección de cambios permite trabajar con diferentes campos disciplinares, como en cambios en cubiertas terrestres y usos de suelo (Son et al. 2009), degradación en bosques o vegetación en general (Chuvieco, 1998; Roberts et al., 1998; Alves, 2002; Huete et al., 2003; Morton et al., 2005), cambio climático y desertización (Singh et al., 1990; Geerken & Ilaiwi, 2004; Bayarjargal et al., 2006), evaluación y detección de zonas quemadas (Chuvieco, 1998; García-Haro et al., 2001; Rogan y Yool, 2001), cambios en áreas urbanas (Li y Yeh, 1998; Sunar, 1998; Yang y Lo, 2002; Matikainen et al., 2004, 2007; Champion et al., 2009), etc.

La premisa básica en la utilización de datos registrados mediante técnicas de teledetección, es que los cambios en el terreno tienen que identificarse como cambios en los valores de radiancia registrados en la secuencia de imágenes. Debido a ello, se considera importante el estudio en profundidad de los métodos aplicados como pre-procesos que permitan la posterior comparación multitemporal.

Los factores climáticos influyen de forma continua y siguen una serie de ciclos temporales, repitiendo las características climatológicas para cada intervalo estacional, marcado por una tendencia de cambio interanual. A nivel global, los ecosistemas mediterráneos presentan una tendencia a la desertización de los entornos naturales que los componen; este factor tiene gran influencia en la actividad humana y en su relación con el entorno.

2. Objetivos

Este estudio tiene como *objetivo principal* proponer una metodología de trabajo para detección de cambios, centrándose en el desarrollo y optimización de los ajustes radiométricos. Para su aplicación en una zona de estudio, se han planteado los siguientes *objetivos específicos*.

- **Documentación bibliográfica.** Se propone un estudio de los trabajos y metodologías previamente desarrollados en este campo, para localizar las herramientas/algoritmos utilizados y su evaluación en el caso que se considere.
- **Procesos no supervisados.** Se han orientado la metodología para poder implementarse en entornos no supervisados, procesos de carácter automático. Se pretende minimizar el proceso de supervisión y su influencia en el resultado.
- **Desarrollo del proceso de normalización radiométrica.** Se propone analizar el funcionamiento de los procesos de normalización y tratar de optimizarlo. Mejorar la semejanza entre imágenes permite realizar una detección de cambios más fiable.
- **Clasificación tipos de cambios.** Se pretende que el método propuesto permita discriminar entre los cambios detectados, según su tipología. Generalmente estos métodos requieren una supervisión parcial o total, del proceso.
- **Comparar los resultados** obtenidos, para evaluar el correcto funcionamiento de los procedimientos aplicados. El uso de las medias de calidad permiten determinar el grado de fiabilidad asociado a un resultado; y por tanto a la metodología aplicada para generarlo.

En el apartado 3, se muestra una breve descripción / análisis del área de estudio, indicando su ubicación geográfica, contexto espacio-temporal e incidentes de relevancia para el planteamiento del estudio. En los apartados 4 y 5, se desarrolla la parte teórica del TFM. En antecedentes, se explican los algoritmos y herramientas utilizados en detección de cambios; se indica la referencia a estudios previos que se consideran de relevancia/interés para plantear la metodología. En el apartado 5, se propone una metodología trabajo; se muestran las distintas pruebas y procesos realizados para definir la metodología. Finalmente, en el apartado 6, se muestran los resultados obtenidos para cada fase del proceso, siendo su correcto análisis e interpretación necesaria para establecer las conclusiones expuestas en el apartado 7.

3.Descripción del área de estudio.

Para plantear el presente estudio se ha seleccionado el área situada entre Albacete y Alicante como zona de muestra para su aplicación práctica. Se dispone de dos imágenes SPOT-5 que cubren dicha zona; se considera este entorno como una muestra representativa de los ecosistemas mediterráneos (figura 1). Ambas imágenes se han registrado en el mes de agosto, para los años 2005 y 2008. Para realizar un seguimiento interanual y que la situación del terreno sea comparable, se recomienda utilizar imágenes registradas en el mismo periodo del año, suponiéndose condiciones climáticas estacionales similares.

Según la Agencia Estatal de Meteorología (AEMet), en el resumen anual del año 2005 se alcanza el nivel mínimo de precipitaciones, registrándose valores de 333,1 l/m² para el sureste/ levante, y de 454,5 l/m² para el total de la vertiente mediterránea; frente a los 530 l/m² y 613,3 l/m² registrados en 2004. Para el intervalo temporal estudiado, se produce un aumento gradual de las precipitaciones hasta el año 2008. En el año 2006, se han registrado valores de 421 l/m² y 506,7 l/m²; para el año 2007, los valores registrados son de 550,6 l/m² y 575,1 l/m². En el resumen anual para el año 2008, no se especifican los valores numéricos asociados a las precipitaciones registradas; en dicho informe, se indica que 2008 ha sido un año húmedo hasta el mes de agosto, tomando valores más altos en el mes de mayo.

Se consideran los cambios en el terreno, enmarcados en este contexto global. En primer lugar, se ha procedido a localizar dichos cambios en las imágenes; se han delimitado tres zonas de estudio donde se ubican distintos tipos de cambios. Se propone trabajar en el sistema ETRS-89 puesto que los organismos oficiales suministran los datos en dicho sistema. El marco general del estudio se delimita por la posición de sus extremos: superior izquierdo (UL) (38°59'37,40"N; 1°1'28,20"W), e inferior derecho (DR) (38°39'45,66"N;

0°24'38,34''W). Se han realizado varios mapas de situación para representar los distintos aspectos del terreno relevantes para encuadrar el estudio (figura 1).

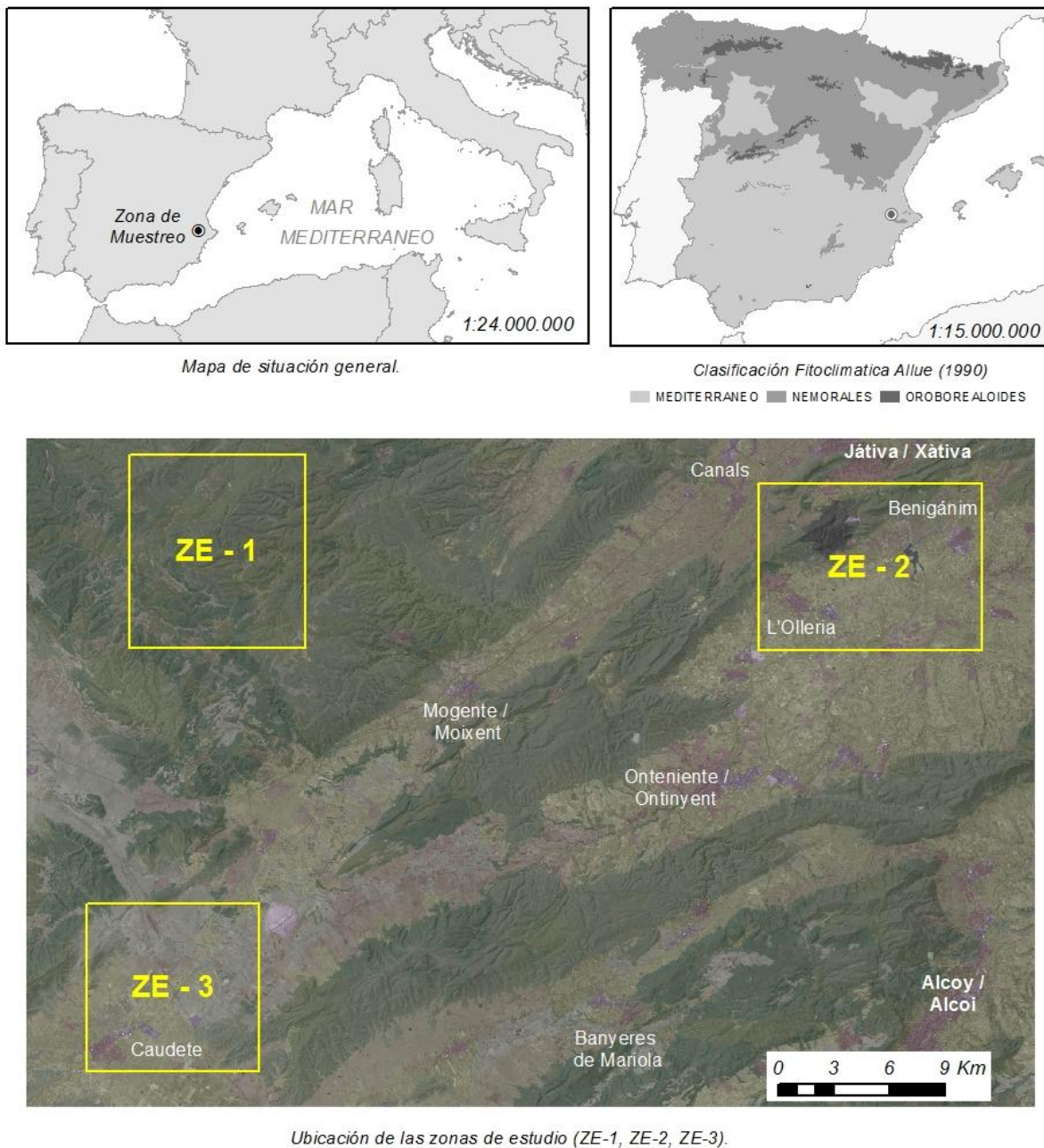


Figura 1. Entorno de trabajo. Zonas de estudio

En la figura 1, se muestra un mapa político donde se indica la situación de la zona de muestreo en el entorno del mar mediterráneo. Un segundo mapa muestra la clasificación fitoclimática general elaborada por Allue (1990) para el ministerio de medio ambiente; se observa con la zona de muestreo se caracteriza por un clima mediterráneo. En la figura de situación para ubicar las zonas de estudio (imagen inferior), se muestra el mapa CORINE

Land Cover (CLC 2006), utilizando la gama de colores definidos en la leyenda del CLC 2006. Para una mejor identificación/interpretación, se ha superpuesto sobre un sombreado del terreno y la banda 1 (G) de la imagen SPOT5 en escala de grises. Para las figuras de situación de cada una de las zonas de estudio, se va a utilizar la misma superposición de capas.

Zona de estudio 1. Incendio en Sierra Enguera (ZE-1).

La sierra de Enguera, municipio de Valencia, se sitúa en la parte oriental de la Cordillera Bética. En la zona de estudio 1 abarca parte de la superficie afectada; se ha localizado un incendio en el intervalo temporal analizado. Según informa ADENE, el día 8 de abril de 2008 se inicia el incendio en condiciones climatológicas muy favorables a la propagación del fuego en la superficie de la ladera. Se desconoce el origen del incendio, calcinando un total de 89 Ha de pinar y matorral, vegetación característica de ecosistemas mediterráneos. Este tipo de cambios presentan una especial importancia ambiental, puesto que acelera el proceso de desertización a nivel local; en caso de no regenerarse la vegetación, se tiende a un empobrecimiento y erosión del suelo. Esta zona de estudio (figura 2) se sitúa delimitada por el marco: UL(677669, 4317903) y DR (685946, 4308886), cubriendo una superficie total de 7540 Ha.

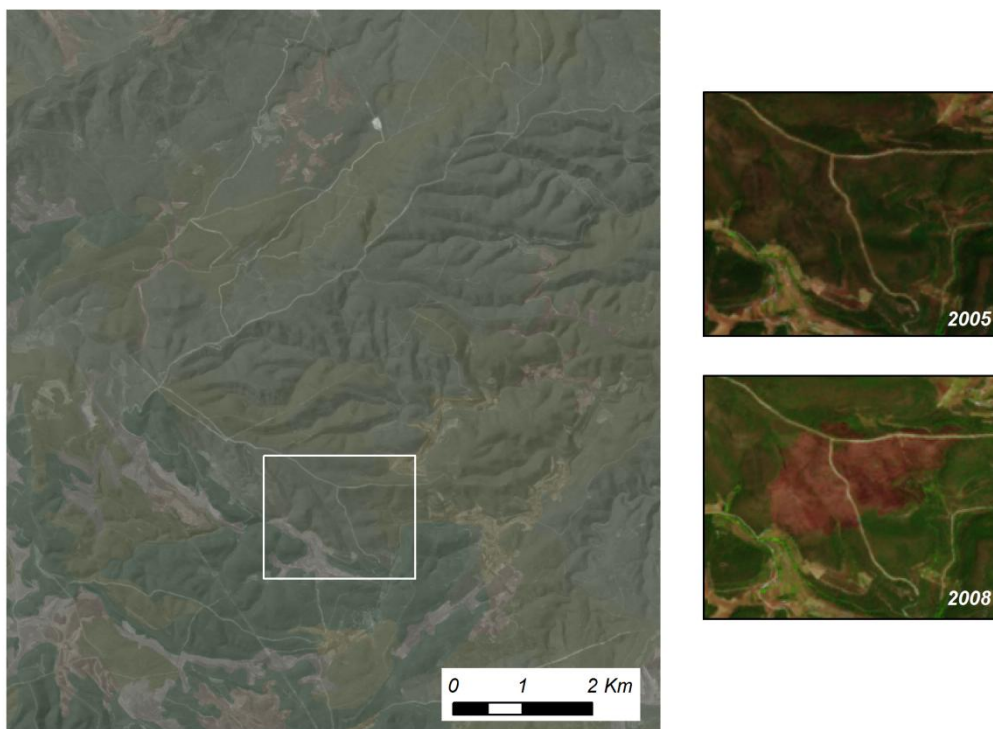


Figura 2. Zona de estudio 1. Incendio Sierra de Enguera (ZE – 1).

Zona de estudio 2. Embalse de Bellus (ZE-2).

Para analizar y caracterizar el entorno delimitado en la zona de estudio 2, se ha recurrido a consultar los datos de cambios del CLC, asociados a los intervalos temporales de 1990-2000 y 2000-2006. Esta zona de estudio (figura 3) se sitúa delimitada por el marco: UL(710541, 4316358) y DR (723321, 4307760); cubriendo una superficie total de 11043 Ha.

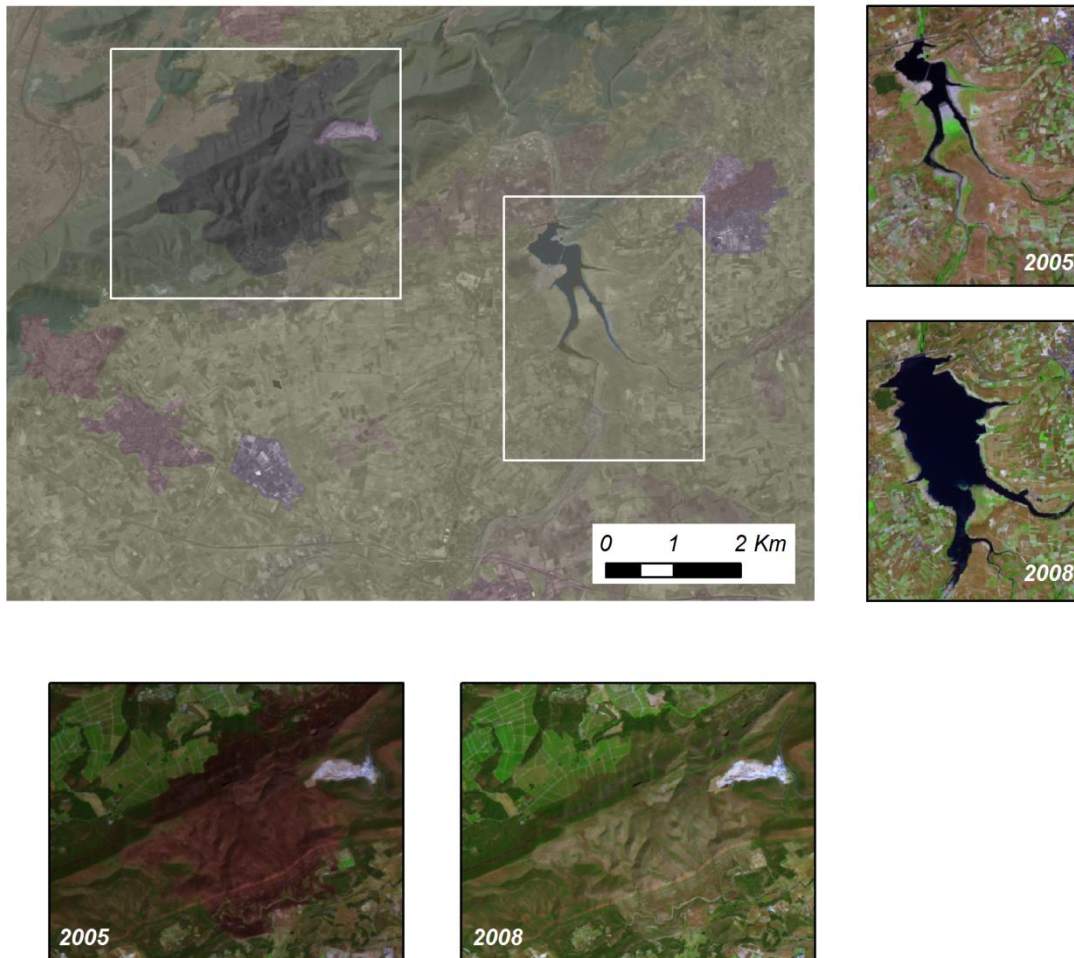


Figura 3. Zona de estudio 2. Embalse de Bellus (ZE – 2).

El primer intervalo temporal (1990-2000) está asociado a un periodo de desarrollo urbanístico; este fenómeno se observa en la población de L'Olleria, donde se recalifican los terrenos de cultivos para uso residencial/industrial (representado en tonos de rojo en la figura 3.). En 1995, se procede a construir el embalse de Bellus, estimado en una superficie máxima de 703 Ha; este se sitúa en el río Abadía, con un caudal de 4,78 m³/s.

Según indica el ministerio de medioambiente, el agua del embalse se utiliza para múltiples usos: regadío, abastecimiento, pesca, lucrativo, etc. Se justifican las variaciones en los tipos de cultivos, registrándose un notable aumento de la superficie de

Frutales/Cultivos de regadío, un total de 290 Ha, según el CLC; en detrimento de los viñedos 303 Ha, asociado a un clima más seco.

Para el intervalo de 2000-2006, se registra un incendio de gran superficie (representado en negro en la figura 3); Se ha documentado (*ADENE*) que el incendio se inició el 21 de junio de 2005, propagándose por la parte de la 'Serra Grossa' situada al sur de Xátiva (Alicante). Parte del incendio se extiende por la ladera situada en la vertiente NW del embalse de Bellus, por lo que puede afectar en el entorno. Según se ha registrado en el CLC, la vegetación calcinada se componía de matorral (esclerófilo y boscoso) y bosques de coníferas, ocupando una superficie total de 557 Ha.

También se observa una intensificación de la actividad humana y una mejora de las vías de comunicación en las poblaciones del entorno. La construcción de la carretera CV-60 hasta su conexión con las vías A-7, CV-40 y N-340, implica la aparición de nuevas zonas industriales / en construcción. Este efecto se registra en el entorno de la carretera y en las poblaciones situadas en las proximidades, como es el caso de Benigamin.

Tras un análisis visual de las imágenes disponibles, se ha detectado para el intervalo temporal que ocupa nuestro estudio (2005 -2008), dos cambios de gran superficie: en primer lugar la variación considerable del embalse de Bellus (alcanzando una superficie de 265 Ha en el año 2008); este crecimiento se debe al aumento de precipitaciones de dicho año, en comparación con las registradas en 2005, año extremadamente seco.

La Serra Grossa forma parte de un macizo calcáreo de pendientes escarpadas, pudiendo llegar a desprenderse el terreno. Como se ha indicado previamente, los años posteriores al incendio (2005, 2006 y 2007) se caracterizan por las bajas precipitaciones. En este periodo seco, se atenúa la regeneración de la vegetación, acentuándose el efecto de desertización del terreno en un entorno semiárido. Debido a las tormentas intensas ocurridas el día 3 de octubre de 2007 y la falta de protección de las vertientes, se registran cambios en la cobertura del terreno de la zona calcinada. Se puede considerar este tipo de cambio como una consecución lógica del cambio detectado en la ZE-1.

Zona de estudio 3. Cultivos de Caudete (ZE-3).

Se ha seleccionado la ZE-3 para analizar el funcionamiento de la metodología de detección de cambios sobre distintos tipos de cultivos: de regadío, tierras de labor/cultivos de secano, mosaico de cultivos, viñedos, olivos, etc. Esta zona de estudio, cubre el entorno de la población de Caudete; destaca la importancia del seguimiento/monitorización de cultivos en un contexto socio-económico.

Para este tipo de cambios, hay que tener en cuenta la incidencia del ciclo estacional; las imágenes utilizadas para este estudio se han registrado en el mes de agosto, la misma metodología aplicada sobre imágenes de otra época, en el mismo intervalo interanual, podría producir distintos resultados. La ZE-3 (figura 4) se sitúa delimitada por el marco: UL (674290, 4293206) y DR (683086, 4285004), cubriendo una superficie total de 7341 Ha.

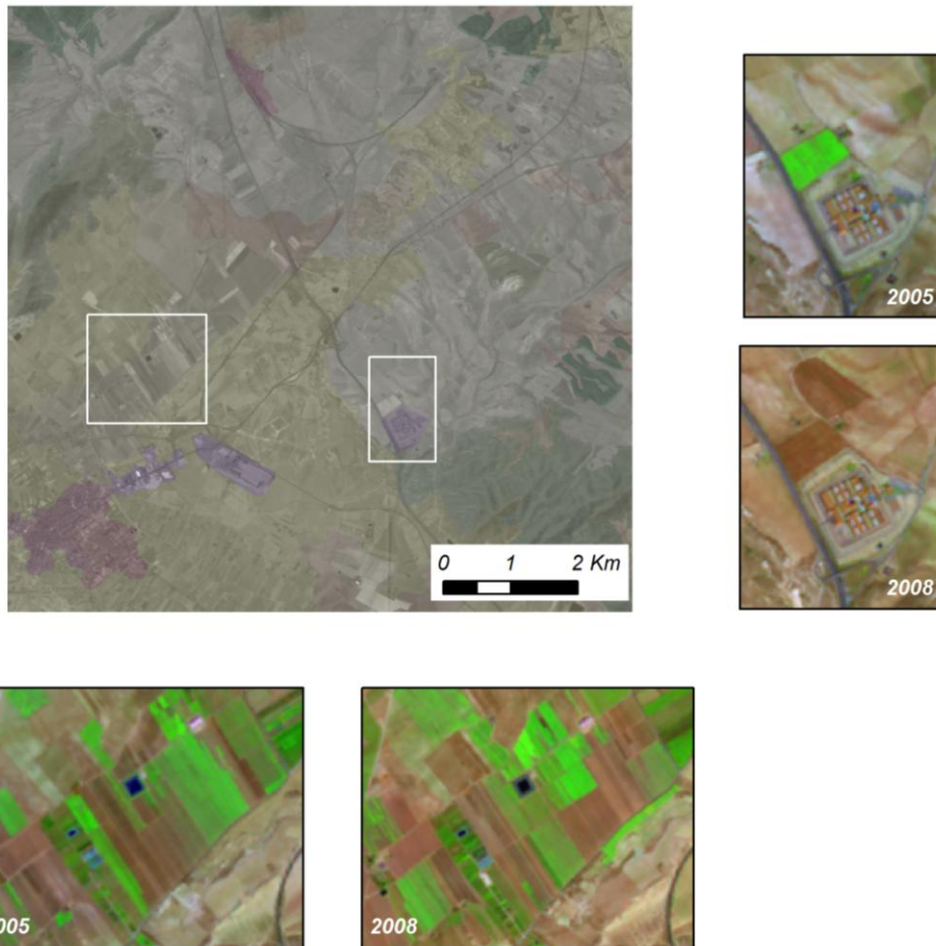


Figura 4. Zona de estudio 3. Cultivos Caudete, Tierra de labor-secano / regadío (ZE – 3).

4. Antecedentes

De una manera general, hay algunas consideraciones previas que hay que tener en cuenta cuando se va a desarrollar un proyecto sobre detección de cambios a partir de información registrada por este tipo de sensores o sistemas formadores de imágenes. Se requiere un análisis bibliográfico de las publicaciones previas que sirvan de referencia. Considerando el orden en el que se aplican los procesos, se pueden enmarcar en dos grupos generales:

- (1) **Métodos comparación post-clasificación.** Basados en una clasificación de las imágenes previa a la comparación multitemporal (Foody, 2002; Estornell et al. 2004; Rodríguez-Galiano et al., 2010). En primer lugar, se categorizan las celdas de las imágenes de entrada, en función de la respuesta espectral (clasificación mediante interpretación visual, clasificación no supervisada, segmentación, restitución digital, etc.), a continuación, se comparan las imágenes clasificadas, pudiéndose generar una matriz detallada del tipo de cambio que se produce en el terreno (Chuvieco, 1998; Estornell et al. 2004; Rodríguez-Galiano et al., 2010). Según Song et al. (2001) y Foody et al. (1992, 2002), no es necesario aplicar correcciones radiométricas cuando la detección de cambios se realiza a partir de imágenes clasificadas, siendo un proceso supervisado.
- (2) **Métodos de comparación pre-clasificación.** Se comparan las imágenes de la secuencia temporal previamente a la clasificación de la imagen (Chuvieco et al., 1998; Coppin et al., 2001; Du et al., 2002; Fernández et al., 2007; Rodríguez-Galiano et al., 2010). En estos métodos, se aplican operaciones de álgebra de imagen para realizar la comparación multitemporal a partir de las imágenes espectrales o capas/índices derivados de ellas.

Se ha optado por trabajar con métodos de comparación basados en operaciones o algoritmos de álgebra de imagen. Estos métodos, se basan en operaciones sencillas por lo que se pueden implementar en un proceso no supervisado, se engloban en el grupo (2) y se estructuran en tres etapas generales: pre-proceso, proceso de asignación (criterios de decisión) y post-proceso. En la figura 5 se muestran las operaciones y algoritmos a aplicar en cada una de las etapas.

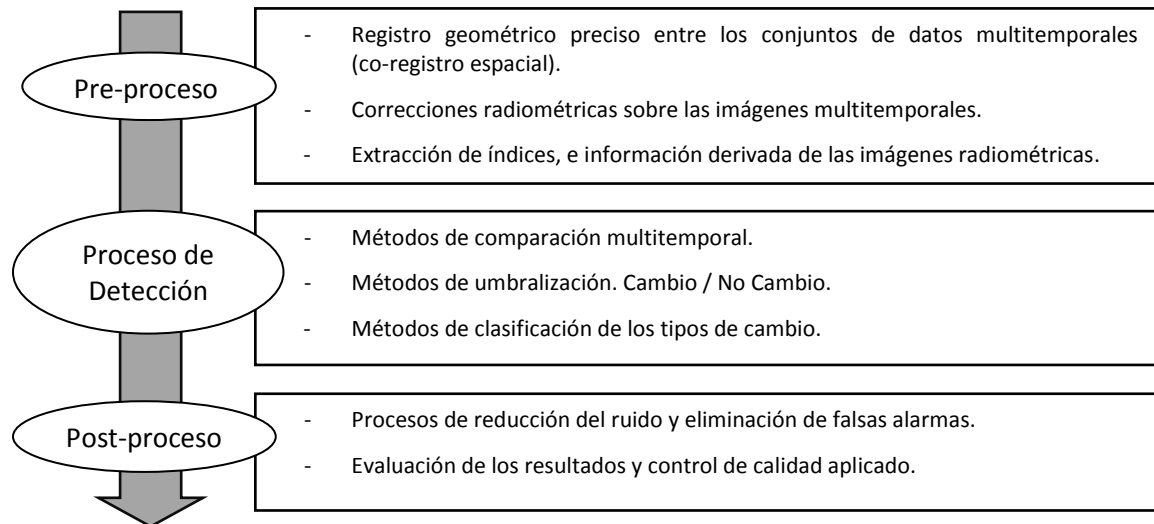


Figura 5. Etapas generales de un proceso de detección de cambios.

A continuación, se procede a explicar los métodos y procedimientos documentados en la bibliografía que se consideran relevantes para cada una de las etapas en las que se divide un proceso de detección de cambios. En el apartado 4.1., se analizan los pre-procesos utilizados en métodos de detección de cambios para corregir las irregularidades entre las imágenes para una correcta comparación de la secuencia temporal. En el apartado 4.2., correspondiente a procesos de detección de cambios, se estudian distintos métodos de comparación multitemporal y criterios de decisión para clasificar los cambios. El apartado 4.3., se centra en los distintos tipos de métodos aplicados en la etapa de post-procesos y las medidas de calidad utilizadas en teledetección.

4.1. Pre-procesos

Los ajustes geométricos engloban toda serie de operaciones aplicadas sobre las imágenes iniciales que permitan el co-registro espacial de estas; de manera que las celdas situadas en la misma posición en cada imagen, se asocia a la misma área del terreno. La falta de coincidencia espacial entre dos imágenes sería la primera responsable de ruido en el proceso de detección de cambios.

Se recomienda comprobar el correcto posicionamiento de las imágenes previamente a la comparación y análisis multitemporal. Cuando no se cumpla, han de aplicarse las correspondientes **correcciones geométricas**. Estas, transforman las coordenadas de al menos una de las imágenes. Para ello se utilizarán distintas transformaciones, según las características de los conjuntos de datos: transformación de semejanza, transformación afín, transformación polinómica, etc.

En Chuvieco (1998) se realiza un estudio de los errores producidos por este motivo y su influencia en el resultado; este autor recomienda aplicar una transformación polinómica de segundo grado para transformar la posición de las celdas de una de las imágenes para que sean coincidentes en el espacio. En cualquier caso, aplicar la teoría de mínimos cuadrados permite obtener un estimador de la precisión alcanzada con la transformación.

En el estudio multitemporal del terreno por teledetección se pretende combinar o integrar en el proceso varias imágenes correspondientes a distintas fechas, pero es muy importante tener en cuenta que existen factores que influyen en la radiometría de la imagen y alteran el valor digital de cada celda; como los distintos estados fenológicos, ángulo de toma de la imagen, nubosidad, etc. Se ha comprobado (Chuvieco, 1998; Mateu y Ruiz, 1999; Mena y Malpica, 2002; Du et al., 2002; Estornell et al., 2004) que la compensación de estos desequilibrios mejora la semejanza entre imágenes y por tanto ayuda a eliminar efectos no deseados en el proceso de detección de cambios.

Previamente a la aplicación de los métodos de comparación para la discriminación de los cambios, es imperativo aplicar procesos de **corrección radiométrica** que minimicen los desajustes producidos en el registro del VD en las celdas de la imagen, ya que si no podrían ser considerados por sí mismos como cambios. En el artículo de Rodríguez-Galiano et al. (2010), se revisan los tipos de correcciones radiométricas aplicados en detección de cambios, distinguiendo entre: correcciones absolutas (CA) y correcciones relativas (CR).

- **Correcciones absolutas (CA)**, donde se transforma el VD de cada celda aplicando modelos complejos a partir de datos atmosféricos y medias de campo; calibración radiométrica del sensor (Chavez, 1989; Duggin y Robinove 1990), medidas simultáneas de parámetros atmosféricos (Ahern et al., 1988; Chavez, 1989; Hill & Sturm, 1991; Hadjimitsis et al., 2004), medidas de reflectancia de superficie (Shing, 1989), etc. Se han desechado la utilización de estos métodos debido a su complejidad y los datos requeridos para su aplicación práctica.
- **Correcciones relativas (CR)**, que transforman el VD de cada celda considerando como referencia la imagen a comparar. Para ajustar digitalmente la señal detectada por cada uno de los sensores se asume que todos ellos, en el caso de estar bien calibrados, tenderían a presentar similares histogramas (Chuvieco 2002; Du et al. 2002; Yang y Lo, 2000). Algunos autores proponen métodos de corrección basados en los parámetros estadísticos de la imagen (Mateu y Ruiz, 1999; Estornell et al., 2004; Mena & Malpica, 2008). Otros autores, proponen corregir la radiometría de las imágenes aplicando técnicas de regresión lineal (Hall et al., 1991; Jensen, 1983; Singh, 1989). Normalizar la intensidad registrada a partir de una referencia, permite establecer comparaciones multitemporales entre las imágenes; pueden ser tratadas como si se hubiesen adquirido bajo condiciones atmosféricas y de iluminación

similares (Yang y Lo, 2000). El presente estudio, se ha centrado en el análisis y la aplicación de métodos estadísticos.

Algunos autores proponen la utilización de **índices, transformaciones y texturas** para extraer información de las imágenes espectrales, como proceso previo a la comparación multitemporal y proceso de asignación. Considerando la secuencia del proceso, hay que tener en cuenta las diferencias entre el rango de los valores asociados a estos indicadores y el rango de las imágenes radiométricas; al combinar las capas de información, tendrá más peso las capas de mayor rango.

La transformación a componentes principales (CCPP) es una de las transformaciones más usadas en la detección de cambios como pre-procesos de la imagen (Duggin et al., 1986; Collins & Woodcock, 1996; Chuvieco, 1998). Las texturas, permiten analizar aspectos de la imagen que no se registran directamente en la imagen radiométrica: rugosidad, detección de bordes, entropía, etc. El uso de estas herramientas está asociado a imágenes de alta resolución; su aplicación en detección de cambios (Park et al., 2001; Asner et al., 2003; Matikainen et al. 2004, 2007; Kayitakire et al., 2006) se realiza a partir de conjuntos de datos de estas características, en algunos casos, aplicadas sobre información altimétrica (LIDAR, MDT, MDS).

Los índices espectrales muestran un aspecto o característica del terreno a partir de la información radiométrica contenida en las imágenes multiespectrales. Estas imágenes permiten evaluar la variación del terreno en una secuencia temporal. Según se indica en Chuvieco (2002) el índice diferencial de vegetación normalizado (NDVI) ha sido ampliamente reconocido como uno de los más útiles para el estudio de características de la biosfera terrestre y su dinámica, a nivel global, regional y local. El NDVI es un índice espectral normalizado que toma valores en el intervalo [-1, 1] y se extrae de las bandas correspondientes al rojo (V_R) e infrarrojo próximo (V_{IRC}) según la siguiente expresión.

$$NDVI = \frac{V_{IRC} - V_R}{V_{IRC} + V_R}$$

Su aplicación sobre las imágenes de cada una de las fechas permite comparar la evolución de la vegetación y analizar los cambios producidos (Chuvieco, 1998; Louakfaoui et al., 2001; Guerra et al., 2006; Kolehmainen et al., 2008; Champion et al., 2009; Rodríguez-Galiano et al., 2010).

Para plantear la metodología, inicialmente se han optado por trabajar únicamente con las imágenes radiométricas, centrándose la etapa de pre-procesos en el estudio de las correcciones radiométricas a aplicar. Se valorará la utilización de este tipo de indicadores en función de las características de la zona de estudio.

4.2. Proceso de detección de cambios

En los métodos clásicos de detección de cambios se asigna un valor correspondiente al grado de cambio sobre cada celda, independientemente del resto de la imagen. En estos métodos se considera la celda como unidad básica (álgebra de imagen) para aplicar las correspondientes operaciones matemáticas asociadas a cada algoritmo.

Los métodos de comparación estudiados (apartado 4.2.1), generan una imagen (**índice de cambios**) que representa el grado de cambio entre dos situaciones temporales; las celdas de la imagen resultante, contienen una variable continua de tipo cuantitativo. Se requiere de técnicas de segmentación y clasificación (apartado 4.2.2) para cuantificar el grado de cambio asociado a cada celda; convertir una variable cuantitativa, en una variable cualitativa.

4.2.1. Comparación multitemporal.

Estos métodos parten de dos conjuntos de imágenes semejantes que abarcan la misma zona de estudio, según una secuencia multitemporal; cuando los conjuntos de imágenes son de carácter radiométrico, se recomienda haber aplicado un proceso previo de corrección radiométrica. Una revisión bibliográfica (Singh, 1989; Chuvieco, 1998, Estornell et al., 2004), muestra como operaciones más utilizadas:

La imagen **diferencia** (Sohl, 1999; Rodríguez-Galiano et al., 2010) por ser el método más simple, fácil de interpretar y directo; se suele aplicar combinada con la extracción de índices espectrales (1). El **ratio** (Singh, 1989; Rodríguez-Galiano et al., 2010) se obtiene aplicando la operación de cociente, se pueden generar mejores resultados pero no se ajusta a una distribución normal (2). Estas dos operaciones generan un índice de cambios a partir de cada conjunto de datos multitemporal, dando lugar a tantos mapas de cambios como bandas/capas se consideren; son de gran utilidad cuando se trabaje con imágenes pancromáticas o índices espectrales/texturales.

$$(1) I_{Dif} = VD_{final} - VD_{inicial}$$

$$(2) I_{Ratio} = \frac{VD_{final}}{VD_{inicial}}$$

La magnitud del **vector de cambios** (*Change Vector Analysis, CVA*), asigna un grado de cambio a partir de los valores digitales (VD) de las imágenes/capas que componen la secuencia temporal (3); toma como valor la componente cuadrática de la diferencia del VD de las bandas/capas utilizadas (Chuvieco, 1998; Louakfaoui et al., 2001; Bruzzone et al. 2002; Estornell et al., 2004; Rivera, 2005; Kolehmainen et al. 2008; Rodríguez-Galiano et al., 2010). La principal ventaja de utilizar el CVA como método de comparación multitemporal, es que se pueden procesar cualquier número de bandas espectrales (n); se engloba en el conjunto de operaciones multicriterio.

$$(3) I_{CVA} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (VD_{final}^n - VD_{inicial}^n)^2}$$

En Collins & Woodcock (1996) se muestra una revisión y comparación de métodos en detección de cambios basados en transformaciones de imágenes. La transformación a CCPP como método de comparación multitemporal (Collins & Woodcock, 1996; Chuvieco 1998), se aplica a partir de conjuntos de bandas multitemporales. En Kwarteng et al. (1998), se indica que los datos multitemporales están altamente correlados y la información de cambios puede ser resaltada en los nuevos componentes obtenidos.

4.2.2. Criterios de decisión. Umbralización y Clasificación.

Los métodos de asignación establecen un valor asociado a su condición de cambio/no cambio para cada celda. Establecer un criterio de decisión es el punto crítico en todo proceso de detección de cambios (Bruzzone et al., 2002). En función del tipo de resultado a obtener y la información disponible, se pueden generar distintos mapas de cambios. Los métodos de segmentación a partir de umbrales (apartado 4.2.2.1) discriminan entre Cambio/No Cambio; otros métodos de clasificación (apartado 4.2.2.2) permiten distinguir entre los distintos tipos de cambios

4.2.2.1. Métodos de discriminación de las zonas de cambio

Estos métodos generan una máscara binaria de cambios (0, No Cambio; 1, Cambio) aplicando un umbral específico sobre la imagen resultante del proceso de comparación multitemporal (Singh, 1989; Chuvieco et al., 1998; Fernández et al., 2007). Son fácilmente implementables en procesos de carácter automático/ semiautomático. Según se afirma en Estornell et al. (2004), partiendo de la hipótesis de que el porcentaje de cambios es muy reducido, los valores correspondientes se encuentran situados en los extremos del histograma de frecuencias. Para generar una máscara de cambios es preciso señalar un umbral que delimite ambas categorías (cambio/no cambio) a partir del índice de cambios (Radke et al., 2005).

$$B(x) = \begin{cases} 1 & , \text{si se cumple que } |I_C(x)| \geq U \\ 0 & , \text{en cualquier otro caso} \end{cases}$$

La cuestión que se pretende resolver es como determinar de forma empírica un umbral U en el intervalo de valores representados en la imagen (Chuvieco, 2002). Algunos autores, establecen el valor de umbral aplicando métodos basados en el teorema de Bayes (Fukunaga, 1990; Bruzzone & Prieto, 2000) o métodos basados en lógica borrosa (Metternicht, 1999). Otros autores, establecen criterios estadísticos a partir de los valores del histograma para discriminar los valores de cambio/no cambio (Chuvieco et al., 1998;

Rodríguez-Galiano et al., 2010; Fernández et al., 2007; Estornell et al., 2004; Lu et al., 2004). En Rodríguez-Galiano et al. (2010) se propone, como criterios de decisión, aplicar método de discriminación basado en los parámetros estadísticos del índice de cambio entre la secuencia temporal de imágenes:

$$U = \mu \pm n \cdot \sigma$$

Donde, el valor de umbral entre cambio/no cambio (U) se estima en función de los parámetros estadísticos (μ , σ) y un coeficiente de tolerancia n asignado en función del tipo de datos disponibles (la fiabilidad del método de captura realizado). En Estornell et al. (2004) se clasifican los resultados en función de "n"; alta probabilidad de cambio ($n \geq 2$) y zonas de media probabilidad de cambio ($1 < n < 2$). En Fernández et al. (2007) se propone considerar únicamente los cambios con alta probabilidad ($n=2$) a partir de una comparación multitemporal realizada con CVA.

4.2.2.2. Métodos de clasificación de los tipos de cambios.

En Levien et al. (1999) se aplica un proceso de detección de cambios automático para extraer las zonas de cambios, y con la ayuda de capas adicionales de información (mapas de incendios, fotografías aéreas, mapas de distribución de la vegetación, etc.), se procede a clasificar los cambios mediante una interpretación visual de los resultados obtenidos.

En Chuvieco (1998) se plantea el problema de la selección del umbral apropiado; este estudio, se centra en la localización de un tipo de cambio en concreto, cambios producidos por incendios. Se pone como ejemplo que *las consecuencias de un incendio varían según el tipo de terreno, pudiendo en algún caso no ser detectados*. En Louakfaoui et al (2001) se plantea una comparación del un índice TIV con el índice NDVI como fuente para la aplicación del CVA. Este estudio está enfocado a cambios forestales, se han controlado las variaciones en vegetación debidos a ciclos estacionales, adicionalmente se dispone de cartografía de los incendios producidos en el intervalo de tiempo para comparar los resultados y establecer un control de calidad. Otra aplicación de cambios temática se muestra en Hill y Sturm (1991), donde se estudian los cambios en cultivos.

La **dirección del vector de cambio** (Chuvieco, 1998; Loukafaqui et al., 2001; Estornell et al. 2004) expresa información cualitativa de utilidad para clasificar los tipos de cambios. Esta variable se complementa con la magnitud del vector de cambios definiendo el espacio CVA (de carácter multitemporal) como un sistema local de carácter geométrico. Considerando dos capas de información (X, Y) para una secuencia temporal (Imagen Inicial, Imagen Final), se puede representar el espacio CVA a partir de las diferencias radiométricas ($\Delta X, \Delta Y$) según se indica en la figura 6.

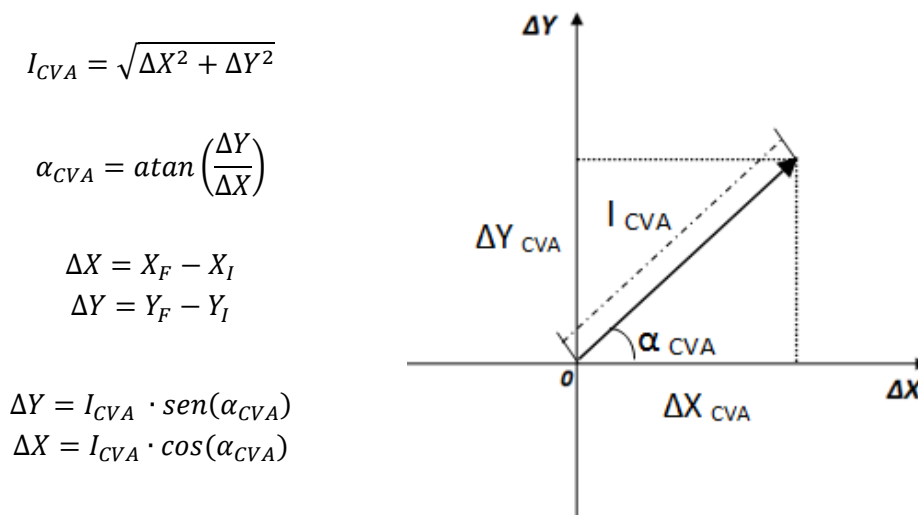


Figura 6. Esquema gráfico del espacio CVA. Dirección y magnitud de cambio.

4.3. Post-procesos

Las operaciones realizadas en esta etapa, varían para cada metodología. Algunos métodos, permiten extraer de los resultados obtenidos, una matriz detallada del tipo de cambio que se produce en el terreno (Chuvieco, 1998; Estornell et al. 2004; Rodríguez-Galiano et al., 2010). El mapa o imagen final de cambios, independiente del método que se utilice, probablemente tendrá errores que son inherentes a los procesos utilizados para su creación (Lovell et al., 2001). Por ello, en Chuvieco (2002) y Berlanga-Robles et al. (2007), se recomienda aplicar un filtro de moda (3x3) para eliminar el efecto de ruido disperso “sal y pimienta”.

Para realizar el control de calidad, algunos autores (Faucett, 2006; Radkel et al. 2005) se basan en el concepto de **matriz de confusión** (Tabla 1), que establece una relación entre los resultados obtenidos en el proceso de asignación y la información verdad terreno (VT) disponible para la zona de estudio. La diagonal principal representa el número de celdas correctamente catalogadas (T), y la diagonal transpuesta, las incorrectamente catalogadas (F). El uso de esta matriz presenta como mayor desventaja que está condicionada a la veracidad y exactitud de la referencia utilizada como VT.

	Cambio (VT)	No Cambio (VT)	Total (VT)
Cambio (Algoritmo)	TP	FP	P
No Cambio (Algoritmo)	FN	TN	N
Total (Algoritmo)	P'	N'	Total

Tabla 1. Matriz de confusión.

Esta matriz de confusión, permite extraer distintos parámetros que evalúen la calidad del resultado obtenido en un proceso de detección de cambios utilizando técnicas de teledetección. A continuación se explican los dos parámetros más utilizados para este propósito: el porcentaje de precisión global y el coeficiente Kappa. Estas medidas de la precisión se han utilizado para evaluar diferentes métodos de detección de cambios (Foody, 2002; Berlanga et al., 2007). Algunos estudios (Fung and LeDrew, 1988; Foody, 1992) utilizan estas medidas de calidad para determinación del umbral óptimo y para la evaluación de las metodologías aplicadas.

El porcentaje de precisión global (*Global Accuracy, GA*) se define como la suma del número de celdas clasificadas correctamente y dividiendo por el número total de celdas que componen el área de referencia que representa la verdad terreno (Fung and LeDrew, 1988; ; Lu, 2004; Radkel et al. 2005; Rivera, 2005; Berlanga et al., 2007). Foody (2002) considera óptimo cualquier resultado a partir de un 85% de precisión global. Seguidamente se muestra la expresión matemática de la precisión global (*GA*).

$$GA = \frac{TP + TN}{T + F} \cdot 100$$

El coeficiente Kappa es otro indicador utilizado frecuentemente en un proceso de teledetección, en la fase correspondiente al control de calidad de los resultados (Chuvienco, 1998). Este índice es una medida de la correspondencia entre los resultados de la detección de cambios y los datos verdad-terreno tomados como referencia, en relación a la exactitud de una variable aleatoria (Congalton, 1991; Jensen, 1996; Fernández et al., 2007). Según se indica en Jensen (1983), en detección de cambios en zonas urbanas es más apropiado utilizar el coeficiente Kappa, puesto que hace uso de toda la matriz de error.

$$KAPPA = \frac{Total \cdot (TP + TN) - (P \cdot P' + N \cdot N')}{Total^2 \cdot (P \cdot P' + N \cdot N')} \cdot 100$$

5. Metodología aplicada

Para este proyecto, aprovechando la filosofía de los métodos analizados y los objetivos fijados, se pretende establecer una metodología de DC que pueda aplicarse a conjuntos de datos de distintas resoluciones y características aplicando procesos de teledetección. Se han seleccionado los algoritmos que se puedan implementar en procesos ligeros; que no requieran de un cálculo complejo ni de una excesiva supervisión. Como esquema general se propone seguir el diagrama de flujo indicado en la figura 7.

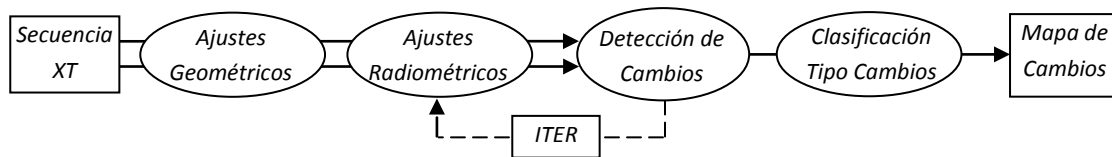


Figura 7. Diagrama de flujo para el proceso de detección de cambios. Etapas de la metodología propuesta.

En el apartado 5.1., se muestra la información disponible para realizar las pruebas y la aplicación del método seleccionado en las zonas de estudio. En los siguientes apartados se procede a desarrollar cada uno de los procesos aplicados en la metodología propuesta.

En el apartado 5.2., se explican los ajustes geométricos aplicados a las imágenes disponibles; se centra en el correcto posicionamiento y delimitación de las zonas de estudio en la secuencia de imágenes multitemporal (2005-2008). Se considera que en la imagen no existen errores groseros (no tolerables para nuestro estudio) debido al relieve y a la esfericidad terrestre.

El apartado 5.3. se centra en el estudio del proceso de normalización y la generación de una máscara de cambios. En este apartado se plantea y desarrolla el proceso iterativo entre la normalización radiométrica y la detección de cambios. En el apartado 5.4. se explica el método de clasificación aplicado en las zonas de estudio para detectar los tipos de cambios. La verificación de las pruebas realizadas, ha permitido automatizar el proceso de normalización iterativa, y la parte del proceso de clasificación no clasificado; en el anexo IV se muestran las líneas de código PYTHON que estructuran los dos script para trabajar sobre ArcGIS10.0.

Finalmente, en el apartado 5.5., se centra en el filtrado del ruido en la imagen de cambios y la evaluación de la fiabilidad obtenida para cada caso. Estos procesos son muy importantes para contrastar la calidad de los resultados y realizar un análisis cuantitativo entre varias metodologías.

5.1. Datos disponibles

Se dispone de dos imágenes SPOT-5 registradas los días 14 de agosto de 2005, y 10 de agosto de 2008; ambas imágenes cubren la misma superficie, correspondiente al cuadrante ROW-PATH (272/41). Este tipo de imágenes permiten trabajar con una resolución espacial de 10x10m. Este sensor registra la respuesta espectral del terreno separando en cuatro bandas del espectro electromagnético: la banda 1 correspondiente al Verde (G; 0,52 – 0,60 μm); la banda 2 para el Rojo (R; 0,63 – 0,69 μm); la banda 3 para el Infra-Rojo cercano (IRc; 0,76 – 0,90 μm); y la banda 4 para el Infra-Rojo medio (IRm; 1,55 – 1,75 μm). Ambas imágenes están proyectadas en coordenadas UTM, respecto al sistema de referencia ETRS-89.

5.2. Ajustes geométricos. Co-registro espacial.

Los ajustes geométricos engloban toda serie de operaciones aplicadas sobre las imágenes iniciales que permitan el co-registro espacial de estas; de manera que las celdas situadas en la misma posición en cada imagen, se asocia a la misma área del terreno. La falta de coincidencia espacial entre dos imágenes sería la primera responsable de ruido en el proceso de detección de cambios. Por ello, es muy importante comprobar el registro espacial de los conjuntos de datos que componen la secuencia multitemporal, y en caso de que sea necesario, aplicar los correspondientes ajustes geométricos.

Se comprobó que las imágenes no coincidían espacialmente; se procedió a corregir los desajustes geométricos entre la secuencia multitemporal de imágenes. Se ha aplicado una transformación polinómica de orden dos para posicionar la imagen de 2005, respecto a la imagen de 2008.

$$\begin{cases} x'_1 = a \cdot x_1^2 + b \cdot x_1 + c \cdot y_1^2 + d \cdot y_1 + e \\ y'_1 = f \cdot x_1^2 + g \cdot x_1 + h \cdot y_1^2 + i \cdot y_1 + j \end{cases}$$

Para estimar los parámetros de la transformación, se ha aplicado un ajuste de mínimos cuadrados (MMCC) a partir de 15 puntos de control registrados, abarcando toda la superficie coincidente. Cada punto genera dos observaciones, una por cada coordenada, dando un total de 30 observaciones para estimar los 10 parámetros que definen la transformación; se dispone de una redundancia de 20 grados de libertad para mejorar la precisión de la transformación. En la figura 8 se muestra la posición de los puntos de control.

Una vez se dispone de los parámetros, se procede a transformar la posición de las celdas de la imagen. A partir de los residuos obtenidos comparando las coordenadas de la imagen referencia respecto a las coordenadas transformadas se ha estimado la precisión

de la transformación con un $EMC_{Total} = 4,089$ m; siendo el tamaño de celda de 10m, se puede considerar que se han obtenidos precisiones sub-pixel. En el anexo I se muestra el listado de puntos de control utilizados para definir la transformación.

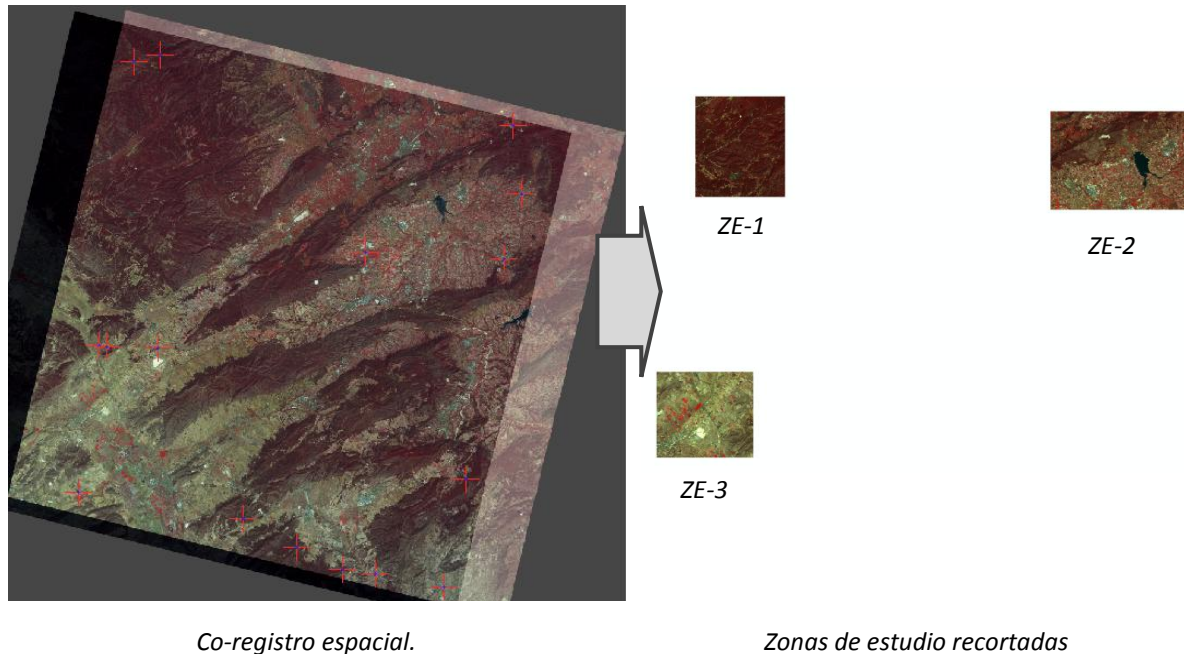


Figura 8. Ajustes Geométricos imágenes SPOT 5.

A partir de la secuencia de imágenes co-registradas espacialmente, se han extraído los cortes correspondientes a cada una de las zonas de estudio utilizando la herramienta 'Clip (Raster)'. Es muy importante que la secuencia de imágenes abarque la misma superficie del terreno, puesto que la normalización radiométrica se realiza a partir de los parámetros estadísticos globales de las imágenes.

5.3. Normalización radiométrica – Detección de Cambios.

Como ya se ha indicado en el apartado de objetivos, se pretende estudiar los métodos de corrección radiométrica empleados en detección de cambios y tratar de optimizar el proceso para mejorar la semejanza entre imágenes. Tomando como referencia el trabajo realizado por otros autores (Singh, 1989; Mateu y Ruiz, 1999; Estornell et al., 2004; Mena & Malpica, 2008), se han aplicado métodos de normalización a partir de los parámetros estadísticos de la imagen, según se indica en la figura 9.

Una variable tipificada (Z) se define para una distribución estándar del tipo $N(0,1)$ según la expresión **(1)**. Aplicando este concepto sobre cada una de las dos imágenes, se pueden comparar siendo ambas distribuciones estandarizadas **(2)**. Para su aplicación

práctica, se puede transformar el valor digital (VD) de las celdas de la imagen 1, para que se asemeje al VD de las de la imagen 2, expresión **(3)**. Así se puede definir una relación lineal entre las dos distribuciones; aplicando una normalización radiométrica estadística, los parámetros de la transformación m_{12} y n_{12} se definen según se indica en la expresión **(4)**.

$$(1) \quad Z = \frac{VD - \mu}{\sigma} \rightarrow (2) \quad \frac{VD_1 - \mu_1}{\sigma_1} = \frac{VD_2 - \mu_2}{\sigma_2} \rightarrow (3) \quad VD_{NORM} = \mu_2 + \left(\frac{\sigma_2}{\sigma_1}\right) \cdot (VD_1 - \mu_1)$$

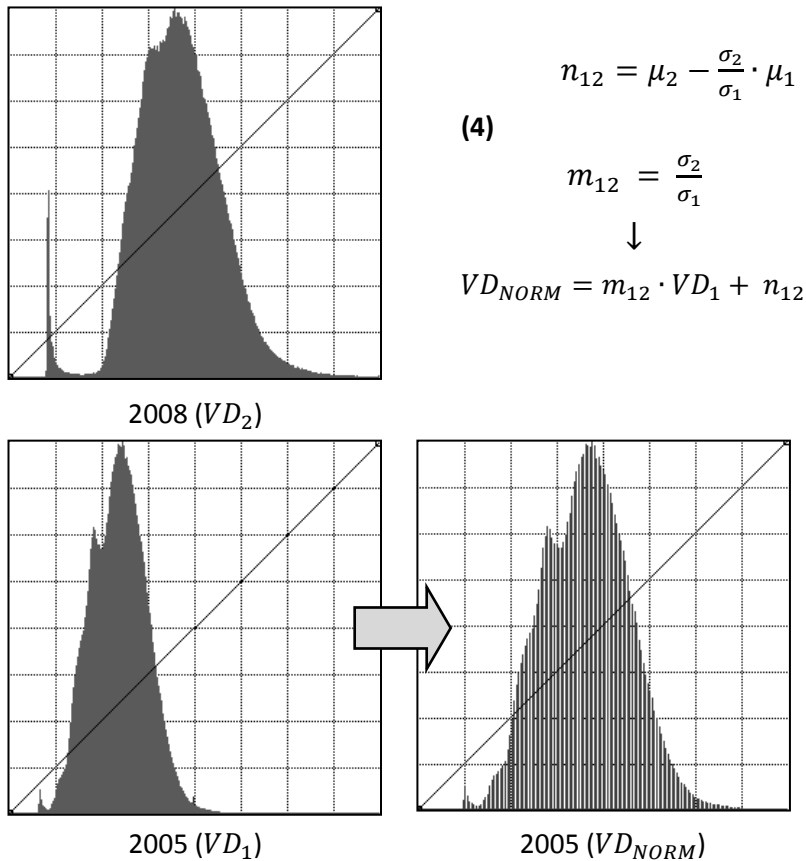


Figura 9. Evolución del Histograma (B1) en el proceso de normalización (ZE-2).

Como métodos de comparación multitemporal se han probado las operaciones de simple diferencia de B1 (Verde) y la magnitud del vector de cambios (CVA) a partir de la imagen multispectral. Su aplicación práctica se ha realizado con la herramienta de calculadora raster (ArcGIS 10.0.). Analizando las estadísticas (μ , σ) del índice de cambio generado, se puede evaluar la semejanza en la secuencia de imágenes, y por tanto, la calidad de la normalización previamente aplicada. En ambos casos, se ha comprobado que los indicadores del grado de cambio obtenidos mejoran al aplicarse un proceso previo de normalización.

En la figura 10, se muestra un corte seleccionado de ZE-2 donde se han producido cambios; se observa como en caso de no aplicar un proceso de normalización previo, puede dar lugar a falsas alarmas en la imagen diferencia generada. Considerando los no cambios como norma, la media de la diferencia debería estar próxima a 0; cuando esto no ocurra, se estarán introduciendo errores groseros en la similitud de las imágenes multitemporales, que influyen en todas las celdas de la imagen diferencia. Aplicando un proceso de normalización previo se obtiene una diferencia media de 0,272; en caso de no aplicar un proceso de normalización, la diferencia media se estima en 41,216.

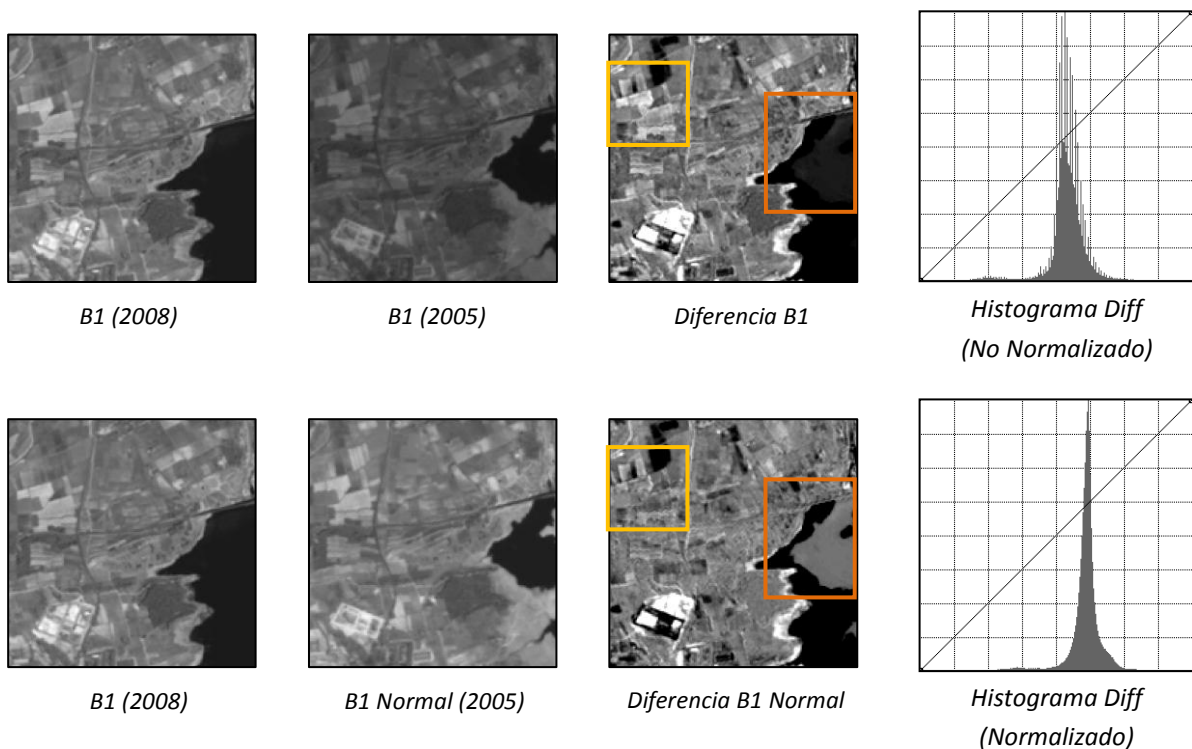


Figura 10. Diferencia Normalizada / Diferencia No Normalizada.

La magnitud del vector de cambios (CVA) se define como la componente cuadrática de las diferencias. Este método permite combinar cualquier número de imágenes, siempre que tengan la misma magnitud. Para las zonas de estudio se ha aplicado este método de comparación multitemporal a partir de las diferencias entre todas las bandas del espectro electromagnético registradas con el satélite SPOT-5. Como se ha indicado, las operaciones de álgebra de imagen aplicadas se han realizado utilizando la herramienta de calculadora raster; en la figura 11, se muestra un esquema correspondiente al proceso de extracción del CVA. En este indicador de cambios, no se distinguen entre cambios negativos y cambios positivos, cuantificándose únicamente la magnitud del cambio en valor absoluto.

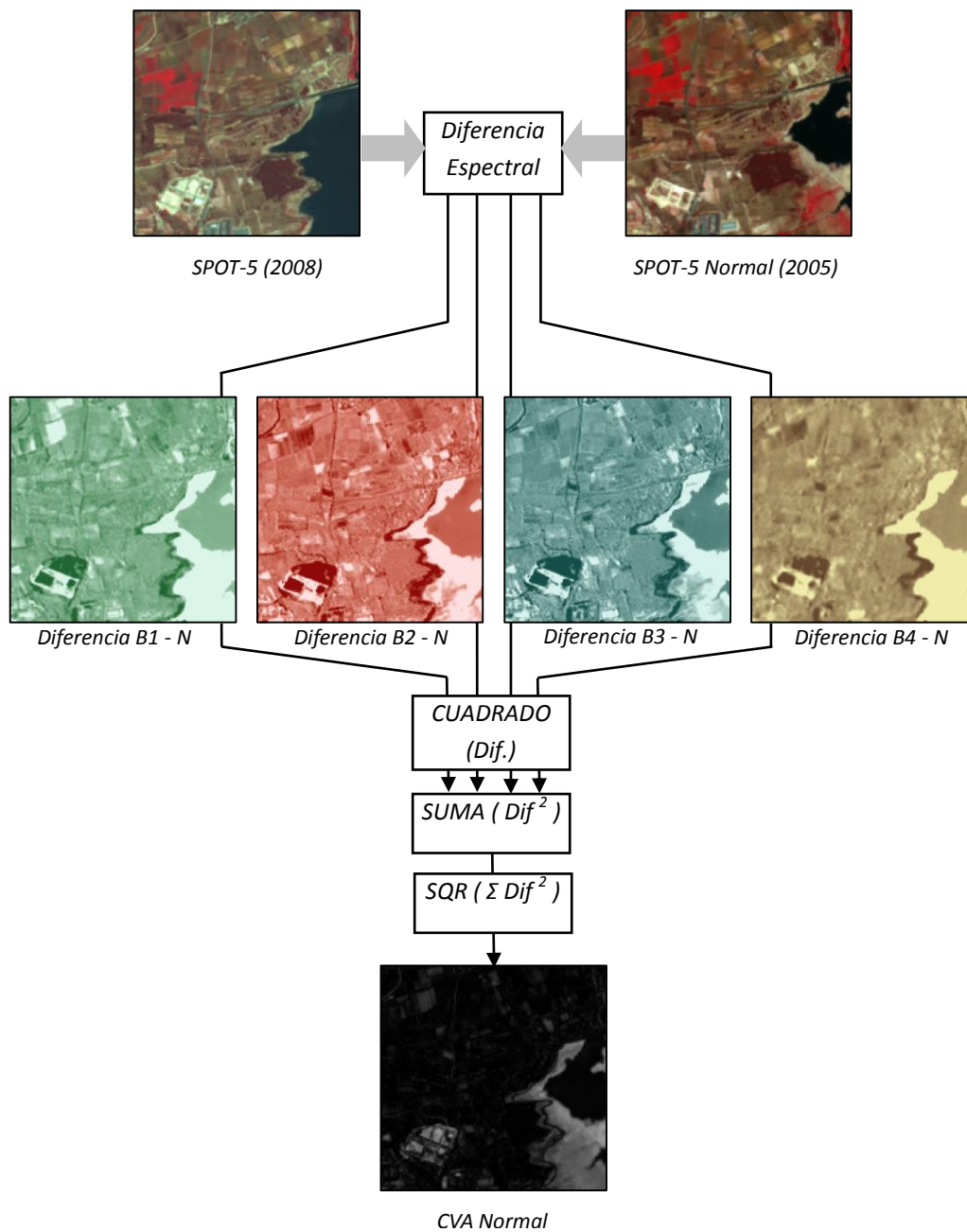


Figura 11. Proceso de extracción del vector de cambios CVA.

Análogamente como ocurría con el índice de simples diferencias, el CVA extraído a partir de imágenes normalizadas ofrece un mejor resultado que el extraído a partir de imágenes no normalizadas. En la figura 12 se muestra el resultado de la normalización y el CVA asociado; se observa como el índice normalizado muestra una imagen más contrastada que en el caso no normalizado. Para las imágenes radiométricas se muestran en una composición RGB (3, 2, 1) sin ajustar los colores para su visualización y poder observar las variaciones en el proceso de normalización.

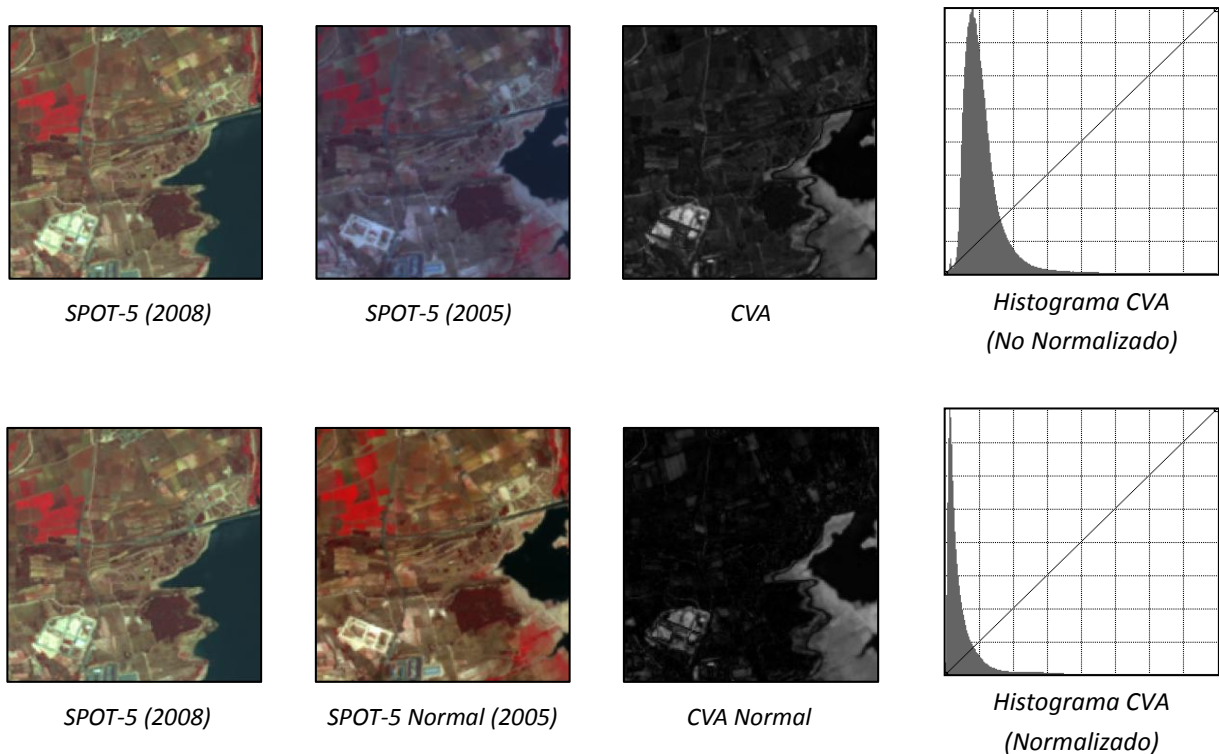


Figura 12. CVA Normalizado / CVA No Normalizado.

Tras este análisis previo del funcionamiento de los métodos de comparación multitemporal, se ha optado por aplicar la magnitud del vector de cambios (CVA) únicamente a partir de imágenes normalizadas para las zonas de estudio seleccionadas. Se concluye que el proceso de normalización radiométrica mejora la imagen generada en los métodos de comparación pre-clasificación; se justifica centrar el estudio en mejorar los ajustes radiométricos aplicando algoritmos sencillos de detección de cambios.

Según se ha indicado en el capítulo de antecedentes, partiendo de imágenes que representan el grado de cambio (índice de cambios), los criterios de decisión propuestos asignan un valor de cambio/ no cambio en función de un valor de umbral. Se genera una máscara de cambios (variable cualitativa) donde se discriminen las celdas del terreno en función del valor del índice de cambios (variable cuantitativa).

Se ha optado por aplicar los métodos basados en parámetros estadísticos (Chuvieco et al., 1998; Estornell et al., 2004; Fernández et al., 2007; Rodríguez-Galiano et al., 2010) por su sencillez y su coherencia con el método de normalización aplicado. Utilizando la magnitud del vector de cambios (CVA) como método de comparación multitemporal, únicamente se registran cambios positivos a discriminar; el valor del umbral se establece en valor absoluto según la siguiente expresión.

$$U = \mu + n \cdot \sigma$$

Una vez estimado el valor de numérico del umbral (U), se aplico sobre el índice de cambios (CVA) utilizando la herramienta 'Reclasify'. En la figura 13 se muestra el resultado obtenido al asignarle tres valores distintos al coeficiente n (1, 1.5, 2) para evaluar la su influencia en la máscara de cambios resultante.

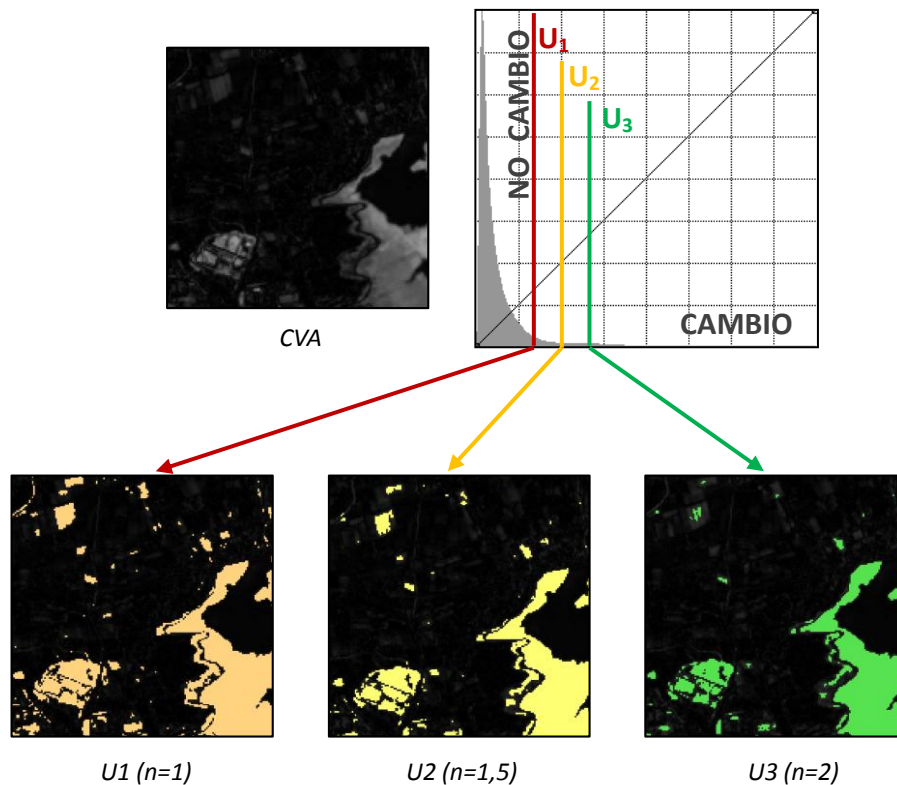


Figura 13. Proceso de umbralización estadística (Reclasify).

5.3.1. Proceso Iterativo

Al considerarse las dos imágenes como semejantes, los cambios producidos en el terreno afectan a la radiometría registrada en las imágenes, y por tanto, en los parámetros estadísticos que las definen. En Estornell et al. (2004) se asume que el porcentaje de cambios existentes entre las dos imágenes es muy reducido.

En el presente estudio, se establece como hipótesis que los cambios están introduciendo ruido en el proceso de normalización radiométrica; cuanto mayor sea la superficie de cambios, mayor será su influencia en el proceso de normalización, y por tanto, en el resultado obtenido en la detección de cambios. Se pretende evaluar la manera de minimizar dicha influencia; se propone realizar una normalización radiométrica

iterativa, transformando la imagen a normalizar utilizando los parámetros estadísticos estimados a partir de las celdas clasificadas como no cambio.

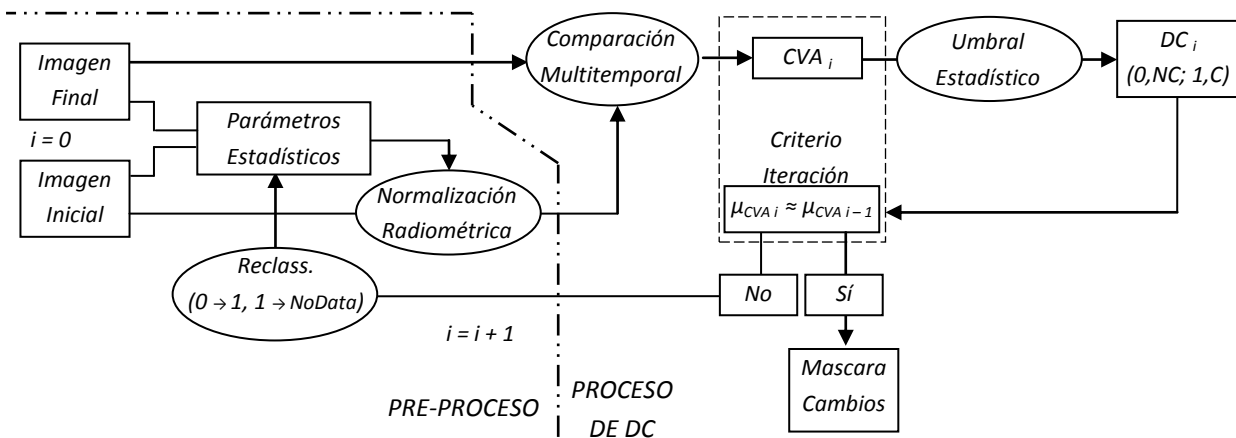


Figura 14. Diagrama de flujo Proceso Iterativo. Normalización radiométrica - Detección de Cambios.

En la figura 14 se muestra el diagrama de flujo propuesto para el proceso iterativo. Se propone utilizar como método de comparación multitemporal, el vector de cambios (CVA). A partir del índice de cambios generado, se discriminan las zonas de cambio utilizando los criterios de decisión evaluados en el apartado 5.3. Al generarse una máscara de cambios, se pueden omitir las zonas donde se han producido cambios y volver a normalizar las imágenes iniciales.

En la máscara de cambios generada en la detección de cambios, las celdas clasificadas como cambios (VD=1), son reclasificadas como "NoData"; frente a las celdas de no cambio (VD=0), clasificadas con VD=1. Esta máscara reclasificada se utiliza para "suprimir" los cambios de las imágenes radiométricas utilizadas como referencia estadística. Se aplica únicamente para estimar los parámetros de normalización radiométrica; la imagen sobre la que se aplica la normalización ha de mantener todas las celdas, independientemente de que se consideren como cambios a priori. Una vez realizadas las consecutivas normalizaciones se puede evaluar su influencia en el CVA y el resultado obtenido tras su umbralización. Se propone repetir las iteraciones hasta que la media del CVA sea de magnitud similar a la media obtenida en la iteración anterior. Se han estudiado los resultados obtenidos hasta la tercera iteración.

En la figura 15 se muestra, a modo de ejemplo, la secuencia de imágenes entre la primera y la segunda iteración, para un umbral ($n=1,5$); se observa como al enmascarar las imágenes, mejora la semejanza entre ellas y la fiabilidad del proceso de normalización. Se han estudiado los resultados obtenidos hasta la tercera iteración; en esta última los valores de media/desviación del CVA se mantienen constantes por lo que se considera correcto el proceso de normalización.

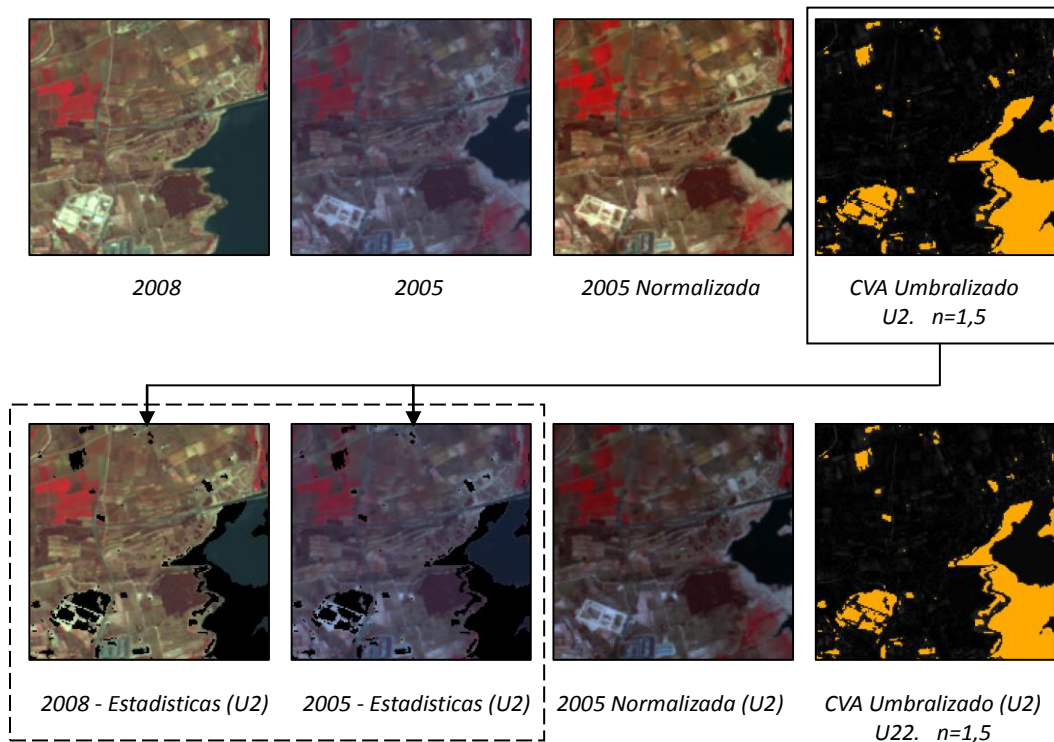


Figura 15. Mascara de Cambios, optimización de la normalización radiométrica.

5.4. Clasificación tipos de cambios.

Un método de clasificación pretende discrimina entre varios grupos de celdas, en este caso, tipos de cambios. Los métodos estudiados (ver antecedentes), proponen trabajar con dos bandas para definir e interpretar la dirección de cambio (α_{CVA}). Se propone una metodología de trabajo que aplique una clasificación, utilizando las propiedades del “espacio CVA” y los parámetros que lo definen: la magnitud (**1**) y la dirección (**2**) del CVA.

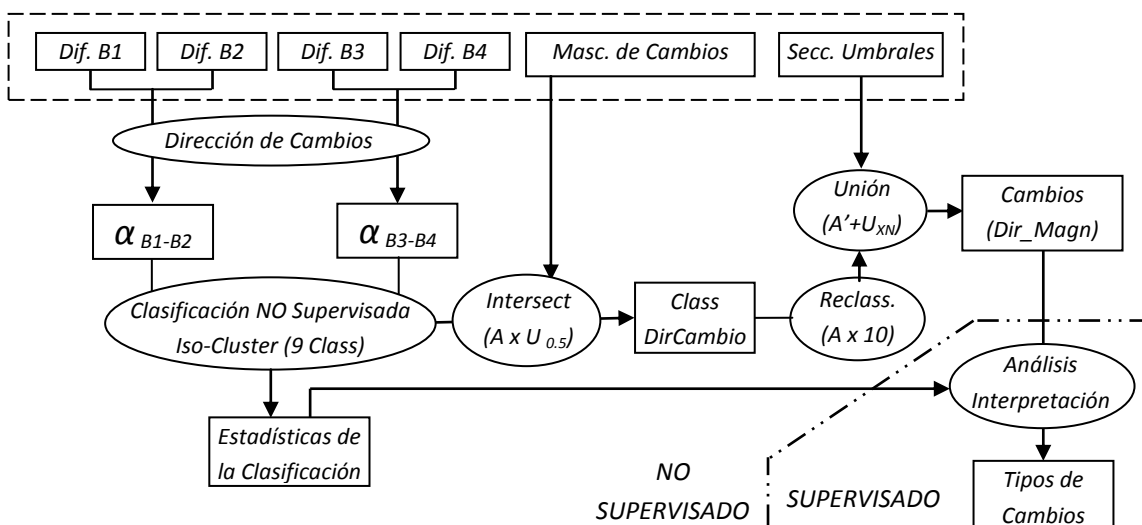


Figura 16. Diagrama de flujo para la clasificación de tipos de cambios.

En primer lugar, se plantea la cuestión de cómo procesar la información y agrupar los conjuntos de celdas con características similares; en segundo lugar, se plantea el método de combinación de la información para determinar los tipos de cambios. En la figura 16 se muestra el diagrama de flujo para el proceso de clasificación propuesto.

En el proceso iterativo previo, se han aplicado varios valores de umbral a partir de los parámetros estadísticos; la secuencia de mascarar de cambio generadas, representa la variación en la intensidad/magnitud del cambio **(1)**. En Chuvieco 1996, se propone clasificar la influencia de un incendio aplicando distintos valores de umbral. Adicionalmente a los umbrales utilizados, se ha optado por utilizar un umbral menos restrictivo para evaluar los posibles cambios no detectados en el proceso iterativo; dando lugar a cuatro intervalos de cambios (figura 17).

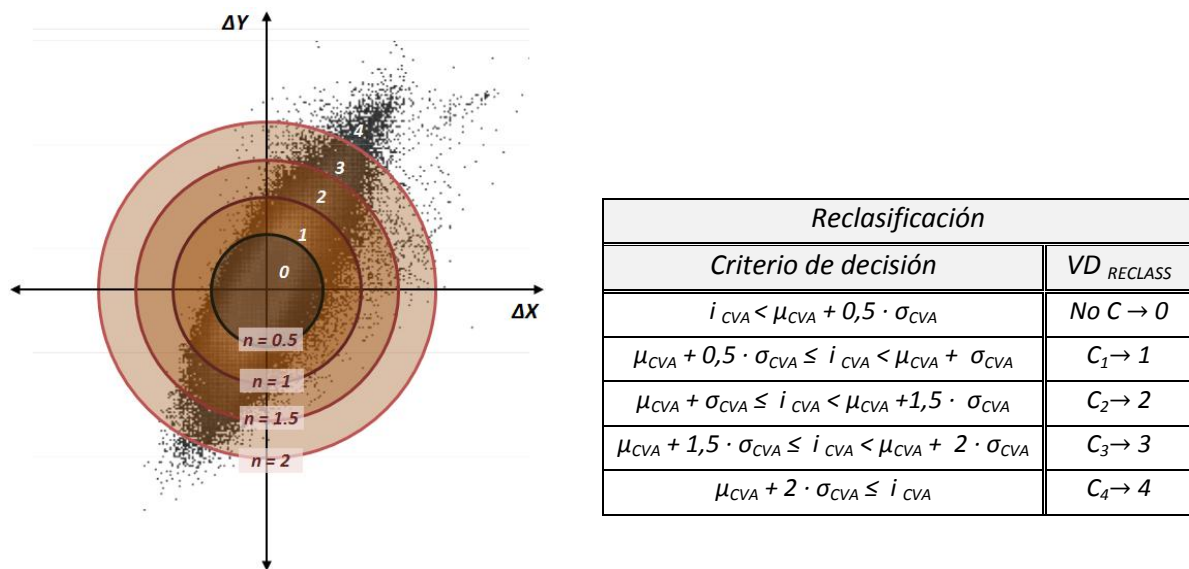


Figura 17. Esquema de tipos de cambios según magnitud del CVA.

Para la componente direccional del cambio **(2)**, se dispone de las imágenes diferencia entre cada banda. Dependiendo del signo de las diferencias multitemporales, el vector de cambios se sitúa en un cuadrante diferente del espacio CVA, y se requiere aplicar un procesado diferente según su geometría. A modo de ejemplo, en la figura 18 se muestra el proceso realizado para las bandas B1-B2; en primer lugar, se han generado las mascarar correspondientes a cada cuadrante; a continuación, se procede a aplicar las correcciones correspondientes en cada zona y a unir las capas resultantes.

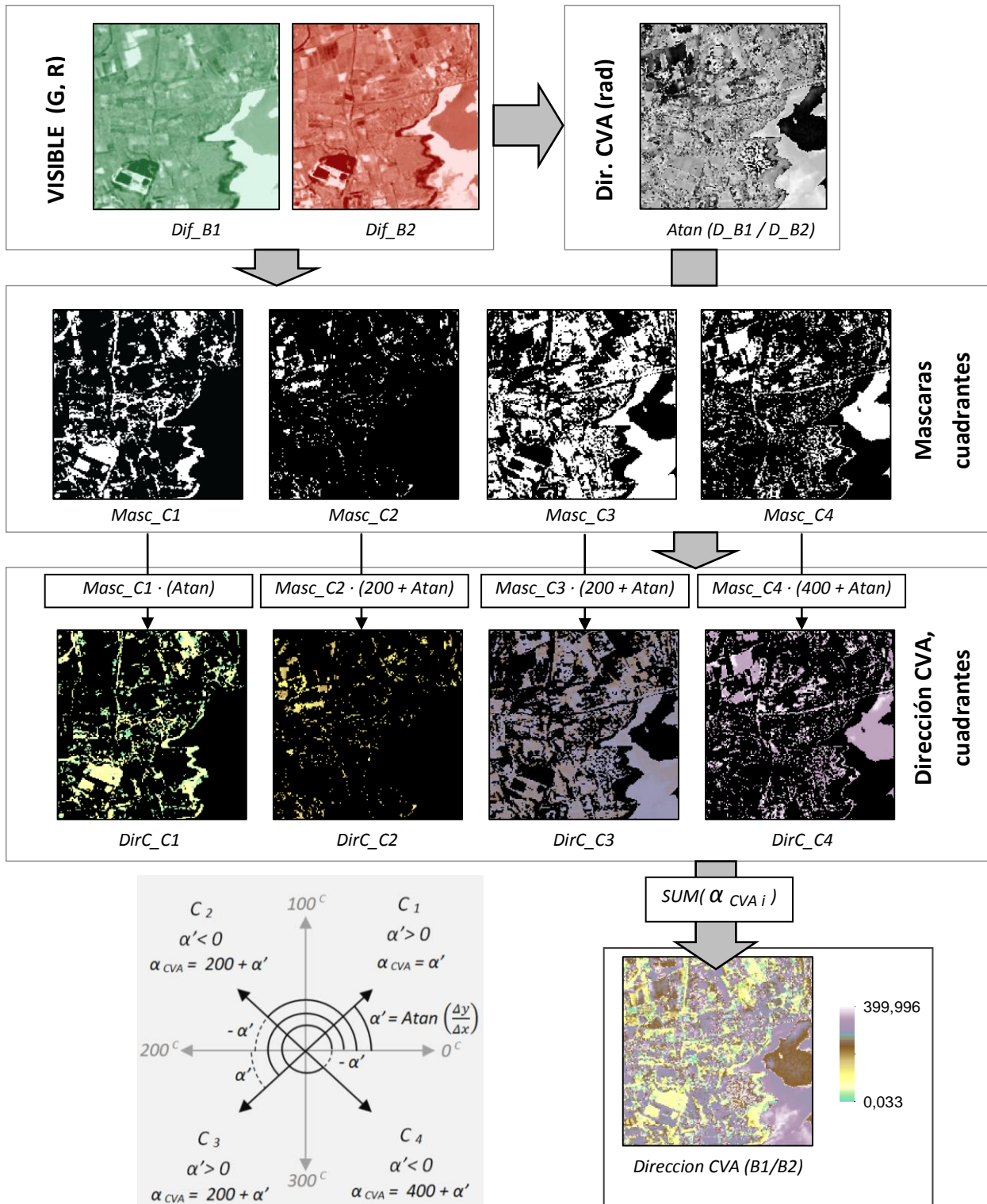


Figura 18. Proceso de extracción de la dirección de cambios.

Se propone combinar las cuatro bandas dos a dos, generándose un parámetro de dirección a partir de cada par de bandas. Se ha optado por combinar las bandas considerando su rango espectral; las bandas del intervalo visible (B1-Verde, B2-Rojo) y las bandas del infra-rojo (B3-IRc, B4-IRm) se han procesado por separado. Estos parámetros

direccionales se han combinado entre sí, utilizando una clasificación no supervisada Iso-Cluster (Tarabalka et al., 2009); se han realizado varias pruebas con distinto número de clases, finalmente se ha optado por definir un total de nueve clases. En el Anexo II se muestran los parámetros estadísticos asociados a la clasificación de cada una de las zonas de estudio; esta información se utiliza para interpretar el tipo de cambio. De las imágenes clasificadas Iso-Cluster, se ha eliminado las zonas de cambio intersectando dicha imagen, con la máscara de cambio para el umbral menos restrictivo ($n=0,5$).

Finalmente, se han combinado las clases de cambios según dirección con las clases de cambio según magnitud; para operarlo, se han definido las clases Iso-Cluster como segundo dígito, multiplicándolo por diez (10, 20,... 90), y las clases umbral como primer dígito (1, 2, 3, 4). Se han combinado las dos capas aplicando la operación suma de algebra de imagen, asociado a un criterio lógico de unión. En la imagen generada se definen hasta un total de 36 clases de cambios; intervalo de valores del 11 al 94. En la figura 19 se muestra un esquema grafico representado sobre el grafico de dispersión de la clasificación Iso-Cluster Reclasificada (Imagen de la Izquierda) y el resultado de combinarla con la secuencia de umbrales reclasificados (Imagen de la derecha).

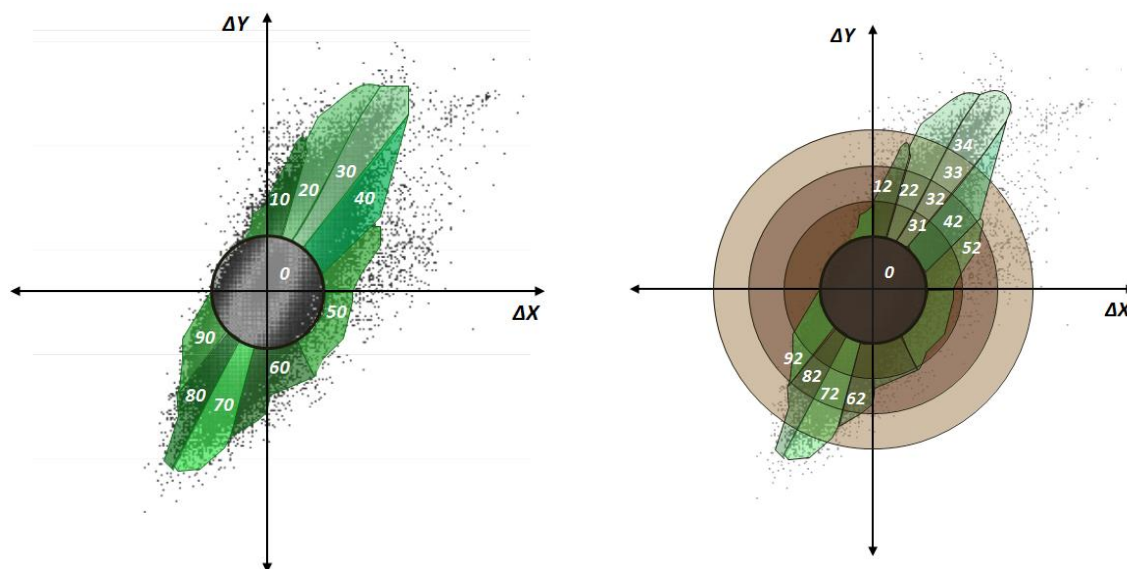


Figura 19. Esquema de tipos de cambios según magnitud y dirección del CVA.

En la figura 20 se muestra la secuencia de imágenes resultantes del proceso de clasificación hasta generar un mapa de cambios/ tipos de cambios; se ha indicado el orden de las operaciones y la dirección del flujo de trabajo. La interpretación de estos cambios se ha realizado considerando la respuesta espectral de cada clase del terreno y las estadísticas de la clasificación realizada.

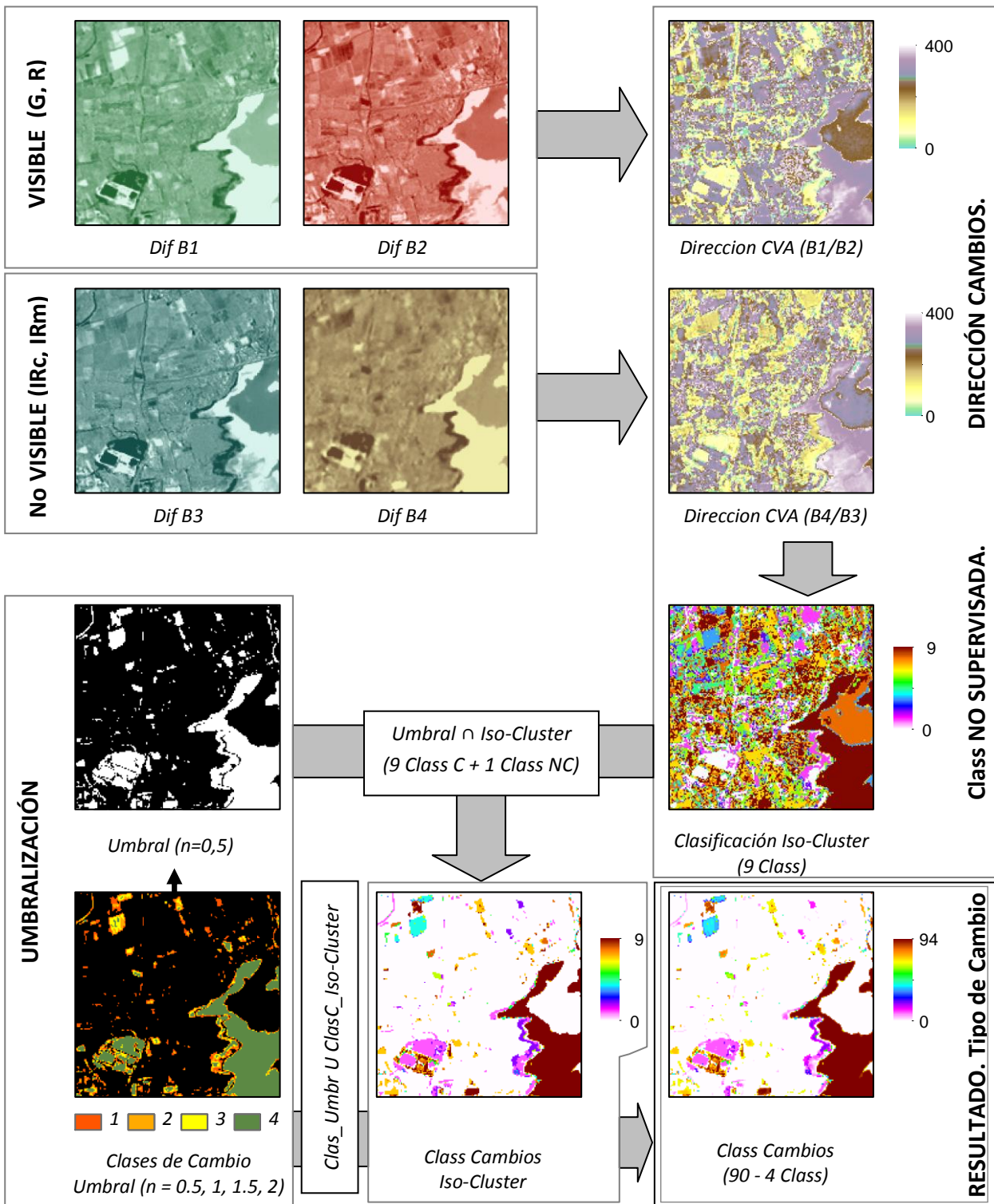


Figura 20. Proceso de Clasificación no supervisado.

5.5. Post-procesos.

En este estudio, se propone probar la efectividad del filtro de moda (Berlanga et al., 2007; Chuvieco, 2002) para la eliminación de ruido en los mapas de cambios generados. Se ha aplicado sobre las mascararas de cambios (asociados a una clasificación binaria) y sobre los mapas de tipos de cambios; se asume que este filtro reacciona de manera diferente según el intervalo de valores registrados en el entorno de cada celda. Se pretende comprobar si, al considerar valores distintos de cambios, se filtra más cantidad de ruido que al considerar todos los cambios con un valor constante.

Se han aplicado este filtro a partir de una ventana de 3 x 3 y de 5 x 5 celdas. En la figura 21, se muestra el filtrado de los dos tipos de imágenes con cada uno de los filtros. Se observa como para los dos tipos de mapas, la ventana de 5x5 distorsiona más el resultado que la ventana de 3x3.

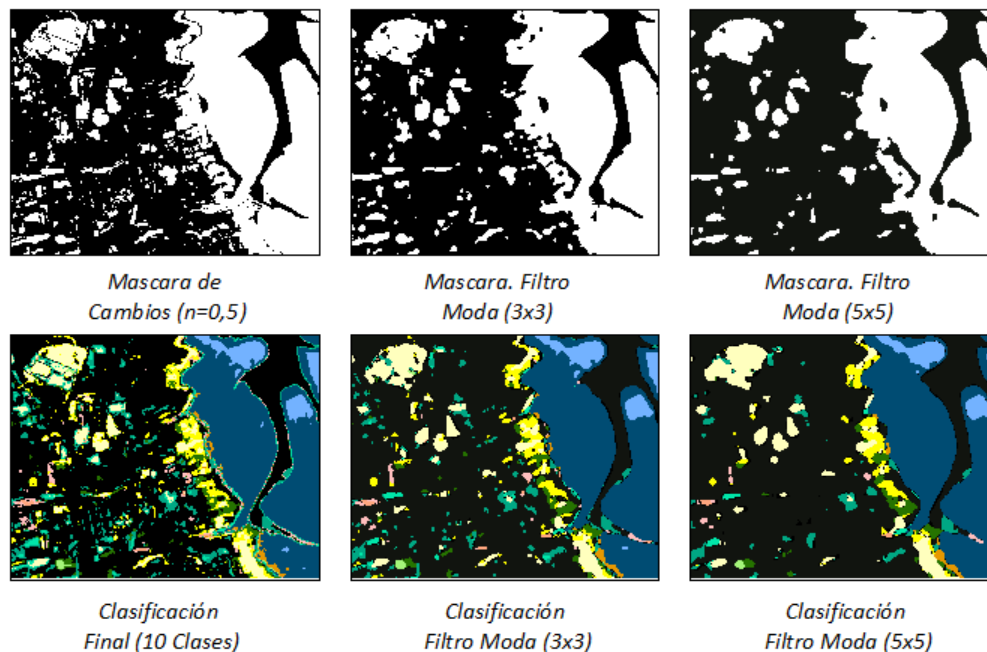


Figura 21. Proceso de Filtrado de ruido. Filtro de moda.

Las medidas de calidad permiten comparar la veracidad del resultado obtenido aplicando distintos métodos, para determinar cuál es más fiable basándose en criterios numéricos. En este estudio se propone la extracción de los indicadores de calidad Kappa y de precisión global (GA) explicados en el capítulo de antecedentes (apartado 4.3).

6. Resultados y discusión

En este apartado se van a mostrar los resultados obtenidos en las áreas de estudio localizadas. En caso de que se considere oportuno, se aplicará a cada una de ellas un tratamiento especial. Se ha considerado apropiado ordenarlo según la secuencia temporal del proceso realizado. En primer lugar, se analizan los resultados obtenidos en el proceso de normalización iterativo, y en la extracción de la máscara de cambios. De acuerdo con lo expuesto en la metodología, se van a evaluar las variaciones producidas en el proceso de normalización a partir de las estadísticas del índice CVA. En el apartado 6.1., se muestran las correspondientes tablas con los resultados.

A continuación, se procede a analizar los resultados obtenidos en la clasificación no supervisada y aplicar los correspondientes filtros a la imagen resultante. Mediante interpretación visual, se ha reclasificado el resultado obtenido para determinar los tipos de cambios. En el apartado 6.2., se muestra los procesos y resultados obtenidos asociados a la clasificación y post-procesos. Finalmente, se muestran los resultados obtenidos al aplicar las medidas de calidad sobre cada uno de los resultados; se pretende evaluar la fiabilidad relativa de cada método de detección de cambios, puesto que todas las pruebas se han realizado a partir del mismo conjunto de datos y se han comparado con la misma VT. En el apartado 6.3., se muestran las tablas asociadas a las medidas de calidad.

6.1. Normalización iterativa. Mascara de cambios.

Como parte central del estudio se ha aplicado un proceso iterativo de normalización radiométrica. Se pretende evaluar la influencia de las zonas de cambio en los parámetros de normalización; a partir de esta premisa, se considera que el proceso de normalización inicial es incorrecto, dando lugar a una máscara de cambios incompleta. Al aplicar un segundo proceso de normalización radiométrica excluyendo los cambios notables, el resultado de la normalización debería ser más fiable; en el proceso se comparan las zonas donde no se han producido cambios y en las que los cambios no se han detectado, cambios con escasas variaciones radiométricas. En la máscara de cambios resultante de la segunda iteración, se suponen detectados los cambios y permiten aplicar una normalización exenta de estas zonas. Al enmascarar el proceso de normalización una segunda vez, se excluyen todas las zonas de cambios; las correcciones aplicadas en la tercera iteración se suponen exentas de la influencia de los cambios.

Se ha realizado el proceso iterativo para cada una de las zonas de estudio por separado; se compara la evolución de los parámetros de la normalización aplicando cuatro valores distintos de umbralización, repitiendo el proceso iterativo para cada uno de forma

independiente. Para definir el proceso de umbralización basado en parámetros estadísticos, se asigna valor numérico al coeficiente n (base teórica explicada en el capítulo de antecedentes); en este estudio se han probado los valores: 0,5 / 1,0 / 1,5 / 2,0. En el anexo III, se muestran los parámetros estadísticos de cada banda en el proceso de normalización.

Como se ha indicado en el capítulo de metodología, analizando los parámetros estadísticos del índice CVA, se puede estimar la semejanza entre las imágenes comparadas; y con ello, la fiabilidad del proceso de normalización radiométrica aplicado. La desviación estándar (σ) hace referencia a la dispersión de los cambios registrados; se asume que todas las zonas de no cambio registran valores mínimos en el vector de cambios. La magnitud de la media del vector de cambios (μ), se asocia a la fiabilidad del proceso de normalización previo. Estudiando los parámetros generados en el proceso iterativo se puede valorar la influencia de la normalización en el resultado obtenido en cada caso. En las tablas 2, 3, 4, se muestra para cada zona de estudio, los parámetros estadísticos del índice de cambios, valores de umbralización derivados y porcentaje de cambios extraído de la tercera iteración.

Iteración	Mascara Cambios	i_{CVA}		Umbrales			
		μ	σ	$n=0,5$	$n=1$	$n=1,5$	$n=2$
-	-	43,2493	12,5050	49,5018	55,7543	62,0068	68,2593
$i=1$	-	10,2431	10,9214	15,7038	21,1646	26,6253	32,0860
$i=2$	$n=0,5$	10,1611	10,8949	15,6086	-	-	-
	$n=1$	10,1475	10,8841	-	21,0316	-	-
	$n=1,5$	10,1401	10,8763	-	-	26,4547	-
	$n=2$	10,135	10,8701	-	-	-	31,8753
$i=3$	$n=0,5$	10,1267	10,8743	15,5639	-	-	-
	$n=1$	10,1064	10,8583	-	20,9647	-	-
	$n=1,5$	10,1009	10,8513	-	-	26,3779	-
	$n=2$	10,0975	10,846	-	-	-	31,7896
Proporción de Cambios (%)				14,31 %	9,15 %	6,43 %	4,71 %

Tabla 2. Umbralización del CVA en el proceso iterativo (ZE-1).

Para la ZE 1 (tabla 2), se observa como los parámetros estadísticos del índice CVA toman valores muy bajos; lo cual indica una buena semejanza entre imágenes. En este caso, el proceso iterativo tiene poca influencia en el resultado de la normalización radiométrica; los parámetros estadísticos del índice de cambios apenas varían en la secuencia iterativa. Para un análisis de los resultados, se considera el umbral óptimo para

$n=2$, asociado a un cambio del 4,7 % del área; esta máscara se ajusta mejor a las variaciones en la imagen, minimizando el valor del CVA.

Para la ZE-2 (tabla 2), la superficie de cambio es considerablemente mayor; en las zonas de cultivos / urbanas se consideran más propensas al cambio que las zonas de bosques / entornos protegidos. Además hay que valorar la superficie de la zona incendiada y las variaciones en el embalse. Las estadísticas del CVA son de mayor magnitud que las obtenidas en la ZE-1; indica mayor dispersión y magnitud de los cambios. Así mismo, el proceso de normalización iterativa parece tener una mayor influencia en la comparación multitemporal y en el índice de cambio generado (CVA); se observa una reducción gradual de la media del vector de cambios en el proceso iterativo, siendo los resultados para $n=1,5$ (6 % de cambio), los que minimizan el valor de la media en las dos iteraciones ($\mu_{IT2} = 25,995$; $\mu_{IT3} = 25,932$).

Iteración	Mascara Cambios	i_{CVA}		Umbrales			
		μ	σ	$n=0,5$	$n=1$	$n=1,5$	$n=2$
-	-	59,8998	25,2787	72,53915	85,1785	97,81785	110,4572
$i=1$	-	27,1501	30,629	42,4646	57,7792	73,0937	88,4082
$l=2$	$n=0,5$	26,174	30,3861	41,3671	-	-	-
	$n=1$	26,0387	30,2888	-	56,3275	-	-
	$n=1,5$	25,9954	30,2521	-	-	71,3737	-
	$n=2$	26,0075	30,2644	-	-	-	86,5364
$l=3$	$n=0,5$	26,0374	30,2947	41,1848	-	-	-
	$n=1$	25,9374	30,2035	-	56,141	-	-
	$n=1,5$	25,9319	30,193	-	-	71,2214	-
	$n=2$	25,9606	30,2208	-	-	-	86,4024
Proporción de Cambios (%)				16,73 %	9,59 %	6,07 %	4,30 %

Tabla 3. Umbralización del CVA en el proceso iterativo (ZE-2).

Para la ZE-3 (tabla 4), se registran cambios en cultivo de distintas características y cambios asociados al desarrollo urbanístico/industrial en la población de Caudete. Se observa una variación gradual de la media del vector de cambios en el proceso iterativo; lo cual implica una optimización de la normalización radiométrica aplicada y una mejor semejanza entre las imágenes comparadas (análogamente a como ocurría en la ZE-2). En el proceso iterativo las mascarar generadas a partir del valor de $n=0,5$ (18,57 % de cambio), minimizan la media del vector de cambios ($\mu_{IT2} = 27,656$; $\mu_{IT3} = 27,457$), se considera el umbral óptimo ($U=41,46$) para la ZE-3 y el que ofrece una normalización más fiable.

Iteración	Mascara Cambios	i_{CVA}		Umbrales			
		μ	σ	$n=0,5$	$n=1$	$n=1,5$	$n=2$
-	-	74,50	27,59	88,295	102,09	115,885	129,68
$i=1$	-	28,6874	27,9974	42,6861	56,6848	70,6835	84,6822
$l=2$	$n=0,5$	27,6561	27,6244	41,4683	-	-	-
	$n=1$	27,6925	27,6018	-	55,2943	-	-
	$n=1,5$	27,7452	27,5966	-	-	69,1401	-
	$n=2$	27,8044	27,6088	-	-	-	83,022
$l=3$	$n=0,5$	27,4575	27,5246	41,2198	-	-	-
	$n=1$	27,544	27,5234	-	55,0675	-	-
	$n=1,5$	27,6297	27,5327	-	-	68,9288	-
	$n=2$	27,7137	27,5601	-	-	-	82,8339
Proporción de Cambios (%)				18,57 %	11,12 %	7,01 %	4,72 %

Tabla 4. Umbralización del CVA en el proceso iterativo (ZE-3).

Finalmente, se ha realizado el proceso iterativo sobre el conjunto total de zonas de estudio (ZE1 U ZE2 U ZE3). Esta prueba pretende evaluar las variaciones producidas en el proceso de normalización al seleccionar distintas áreas de estudio; así, para cada zona de estudio se aplican dos normalizaciones, una global de toda la zona de estudio y una normalización característica para esa muestra del terreno. En la tabla 5, se muestran los parámetros estadísticos del vector de cambios y los umbrales resultantes en el proceso iterativo, información análoga a la expuesta previamente para cada zona de estudio.

Iteración	Mascara Cambios	i_{CVA}		Umbrales			
		μ	σ	$n=0,5$	$n=1$	$n=1,5$	$n=2$
-	-	58,9051	25,9624	84,8637	97,8411	110,8263	123,8491
$i=1$	-	22,4024	26,1441	35,4745	48,5465	61,6186	74,6906
$l=2$	$n=0,5$	21,805	26,084	34,847	-	-	-
	$n=1$	21,7685	26,0588	-	47,8274	-	-
	$n=1,5$	21,7344	26,044	-	-	60,8004	-
	$n=2$	21,7327	26,0436	-	-	-	73,8199
$l=3$	$n=0,5$	21,7294	26,0408	34,7499	-	-	-
	$n=1$	21,7062	26,0216	-	47,7279	-	-
	$n=1,5$	21,6889	26,0146	-	-	60,7108	-
	$n=2$	21,6999	26,0216	-	-	-	73,7432

Tabla 5. Umbralización del CVA en el proceso iterativo (ZE-1 U ZE-2 U ZE-3).

Analizando el porcentaje de superficie clasificada como cambio y los parámetros estadísticos del CVA, se puede establecer una relación directa entre el porcentaje de cambio y la influencia del proceso iterativo en la normalización radiométrica. Una zona donde el porcentaje de cambios es mínimo, la normalización radiométrica no varía significativamente en el proceso iterativo; como el caso de la ZE 1, asociada a un 4,7% de cambio y una media del CVA mínima respecto a otras zonas de estudio con mayor porcentaje de cambios.

Los parámetros estadísticos son característicos de la muestra seleccionada, la zona de estudio; pero no son validos para comparar los resultados obtenidos en el proceso de normalización, entre las distintas zonas (ZE1, ZE2, ZE3). Para ello, se ha utilizado los parámetros de transformación (a y b) definidos a partir de los parámetros estadísticos de las imágenes (ver capítulo 5, correspondiente a metodología). Al compararse distintas escenas extraídas de una misma secuencia de imágenes, los parámetros de transformación deberían ser similares; se considera que las condiciones atmosféricas y de iluminación influyen de forma homogénea en la imagen. En la tabla 6 se muestran los parámetros generados en la tercera iteración.

Banda	Mascara Cambios	ZE 1		ZE 2		ZE 3		ZE 1 – ZE 2 – ZE 3	
		a	b	a	b	a	b	a	B
B1 (G)	n= 0,5	1,599	3,231	1,440	9,441	1,659	-15,320	1,3817	13,018
	n= 1	1,585	3,847	1,414	11,644	1,670	-16,700	1,3785	13,251
	n= 1,5	1,577	4,212	1,404	12,516	1,683	-18,060	1,3764	13,432
	n= 2	1,571	4,471	1,406	12,409	1,691	-18,860	1,3783	13,326
B2 (R)	n= 0,5	1,559	-3,869	1,442	-1,476	1,661	-22,700	1,4385	-0,691
	n= 1	1,551	-3,723	1,436	-1,006	1,668	-24,040	1,4361	-0,644
	n= 1,5	1,549	-3,697	1,438	-0,998	1,675	-24,970	1,4351	-0,572
	n= 2	1,549	-3,671	1,443	-1,253	1,684	-25,970	1,4373	-0,686
B3 (IRc)	n= 0,5	0,969	-2,269	0,894	1,236	1,034	-14,060	0,8966	1,1446
	n= 1	0,962	-1,972	0,889	1,633	1,036	-14,670	0,8947	1,2239
	n= 1,5	0,959	-1,837	0,891	1,594	1,038	-15,010	0,8937	1,2964
	n= 2	0,958	-1,764	0,895	1,323	1,041	-15,420	0,8953	1,1875
B4 (IRm)	n= 0,5	1,309	-4,945	1,194	-1,084	1,428	-20,900	1,285	-5,613
	n= 1	1,307	-4,880	1,184	-0,139	1,429	-21,390	1,2808	-5,322
	n= 1,5	1,309	-4,972	1,182	0,059	1,431	-21,800	1,2776	-5,03
	n= 2	1,310	-5,042	1,184	-0,094	1,437	-22,710	1,2771	-5,006

Tabla 6. Parámetros de Normalización radiométrica

6.2. Clasificación tipos de cambios.

Una vez finalizado el proceso de normalización iterativo, se ha procedido a clasificar los tipos de cambios a partir de la dirección y la magnitud del vector CVA. Se ha diseñado un script para ArcGIS 10 (Ver código en Anexo I) que permita realizar de forma automática la parte del proceso que no requiere de una supervisión, según se indica en el apartado 5.2.2. Para obtener un mapa de los tipos de cambios, se requiere una supervisión de los resultados obtenidos y una reclasificación de estos utilizando criterios de interpretación visual y/o análisis digital.

A continuación se procede a explicar y desarrollar la parte de interpretación visual realizada. En el anexo IV se muestran la firma espectral asociada a la clasificación Iso-Cluster generada a partir de las imágenes de la dirección de cambios cada una de las zonas de estudio. Esta información se ha utilizado como herramienta para el proceso de interpretación visual; a continuación se procede a explicar el análisis realizado y los resultados obtenidos para cada zona de estudio. En caso que sea necesario, se aplicaran las operaciones de análisis digital para reclasificar las imágenes; la metodología de trabajo se ha adaptado a las características de cada zona de estudio.

ZE-1. Incendio en Sierra Enguera.

Para esta zona de estudio, la clasificación Iso-Cluster generó un total de seis clases de cambios; se han considerado cuatro umbrales para cuantificar la intensidad del cambio. Se ha procedido a analizar la situación del terreno en la secuencia temporal y caracterizar los cambios según su tipología. La reclasificación del terreno se ha realizado según se indica en la tabla 7.

<i>VD RECLASS</i>	<i>VD INICIAL</i>	<i>Descripción</i>
0	40, 31, 32, 33, 34, 51	<i>Celdas clasificadas como no cambio (40) y celdas correspondientes a ruido, caminos (Falsas Alarmas) y Nubes.</i>
1	11	<i>Destrucción leve de vegetación.</i>
2	12,13	<i>Destrucción media de vegetación. Deforestación.</i>
3	14	<i>Destrucción alta de vegetación. Incendio.</i>
4	21, 22	<i>Incremento de la Biomasa (Bajo). T.Humedos/Arcillosos a Vegetación.</i>
5	23, 24	<i>Incremento de la Biomasa (Alto). T.Seco/Aridos a Vegetación.</i>
6	52	<i>Desertización (Baja)</i>
7	53	<i>Desertización (Media).</i>
8	54	<i>Desertización (Alta). Registrada en el incendio.</i>
9	61, 62, 63	<i>Incremento de Humedad (Bajo).</i>
10	64	<i>Incremento de Humedad (Alto).</i>

Tabla 7.Reclasificación Tipos de Cambios (ZE-1). Contexto 'Local'.

En la figura 21 se muestra, en primer lugar, la situación inicial (2005) y final (2008) de la zona de estudio; para su representación, se ha aplicado una composición RGB (4,1,3) la secuencia de imágenes multiespectrales. Se han seleccionado tres cortes donde se puede observar los cambios registrados en el terreno en la clasificación inicial de la ZE-1.

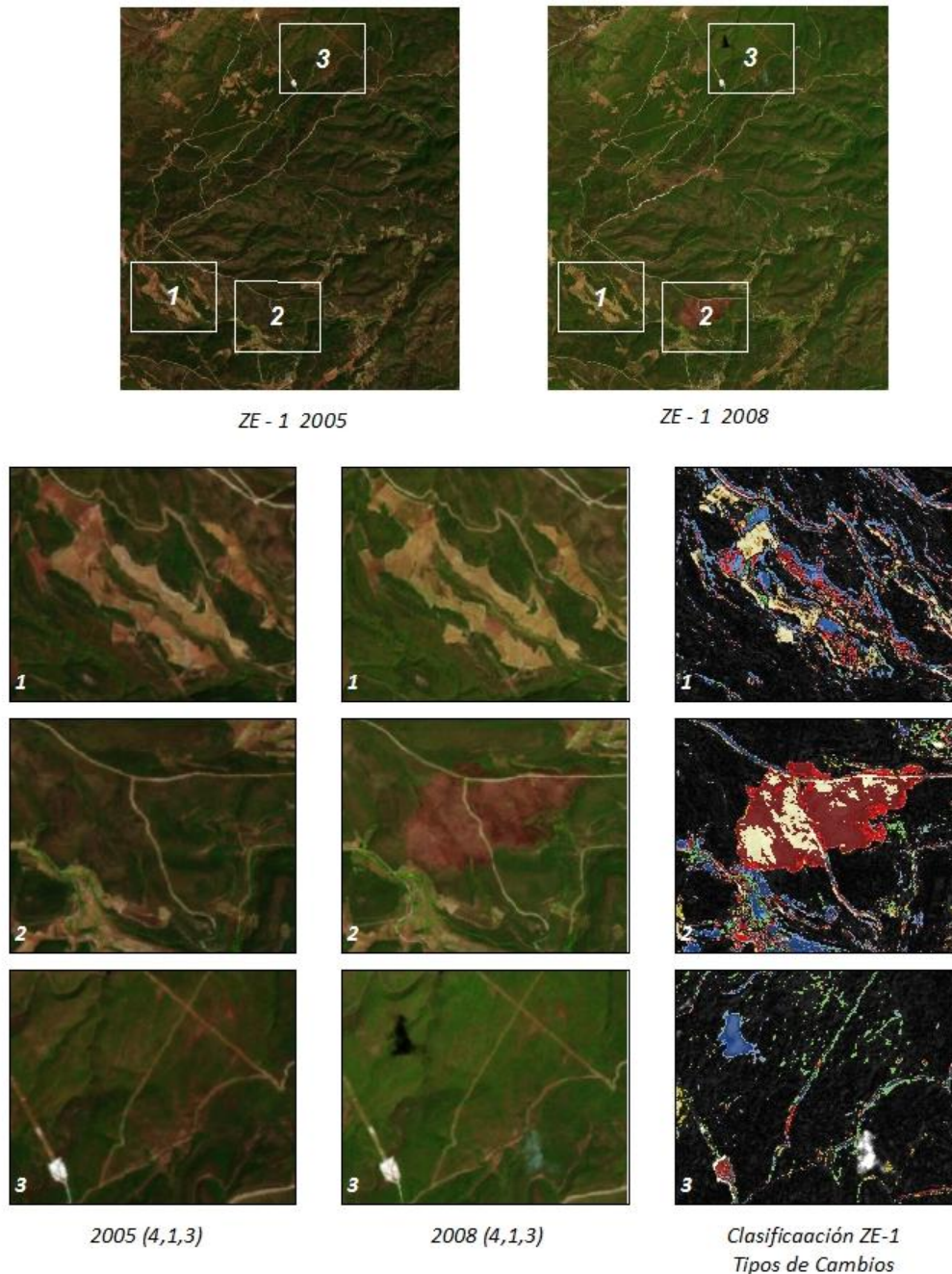


Figura 22. Clasificación Final (ZE-1). Contexto 'Local'.

En el corte (1) se muestran las variaciones de humedad en el suelo marcadas en tonos azules (aumento) y amarillos (decrecimiento); se considera correcto el funcionamiento de la clasificación en este tipo de cambios. Se han registrado algunas falsas

alarmas al clasificar cambios asociados al aumento de humedad, como aumento de biomasa. El corte (2) muestra las consecuencias del incendio ocurrido en sierra Enguera en el año 2005. Se ha clasificado correctamente la superficie que abarca el incendio, discerniendo entre los tipos de terrenos para la situación inicial: las zonas de vegetación asociadas a una pérdida de biomasa marcados en tonos rojos; y el suelo húmedo donde se registra un proceso de desertización del terreno.

En el corte (3), así como en los cortes anteriores, se observa que los caminos y algunas zonas de áridos existentes en las dos escenas de la secuencia temporal, se han clasificado como cambios. Se pretende corregir este tipo de errores al aplicar el filtro de moda en los post-procesos. Adicionalmente, se observa la existencia de una nube y su sombra; no ha sido posible aislar este tipo de cambio de las variaciones en humedad (Azul/Amarillo) definidas en el proceso de clasificación no supervisado.

ZE-2. Embalse de Bellus.

Para esta zona de estudio, la clasificación Iso-Cluster generó un total de ocho clases en función de la dirección de cambios consideradas; Análogamente al caso anterior se han utilizado cuatro valores de umbral para clasificar los tipos de cambios. Debido al alto número de clases, ha resultado más difícil interpretar los tipos de cambios y reagruparlos en una clasificación final. En la figura 23 se muestra, la situación inicial (2005) y final (2008) de la zona de estudio ZE-2, análogamente a la ZE-1. Se han seleccionado tres cortes donde se muestran los cambios registrados en la clasificación inicial del terreno que se consideran relevantes.

En el corte (1) se muestra la evolución de las zonas calcinadas por el incendio de 2005 (ver descripción de zona de estudio). En la situación inicial, se registran valores de IRm mayores que del IRc (representado en tonos rojos), lo cual indica un grado bajo de vegetación/materia orgánica; los restos carbonizados de la biomasa justifican el registro de valores bajos en la imagen, representado con tonos oscuros. En la clasificación, se muestran en tonos verdes las zonas donde aumenta la vegetación (31, 61); tras un incendio, el aumento de la biomasa evita la erosión y el empobrecimiento del suelo, frenando el proceso de desertización. Se ha registrado una pérdida de humedad en la superficie del incendio (tonos más claros); para el año 2008, se han considerado las zonas sin vegetación como terreno árido (32,33), representadas en amarillo.

En el corte (2) se muestra la vertiente sur del embalse de Bellus encuadrada en un entorno de cultivos y vegetación de rivera. En este corte se representa el aumento de vegetación en verde y la pérdida de vegetación en tonos marrones (remarcado en la figura 2); tonos claros para las zonas áridas, y tonos oscuros para las zonas húmedas

/Arcillas. Destaca el aumento general de la humedad terreno en el entorno, y la dificultad para diferenciarla de las superficies de agua líquida / laminas de agua.

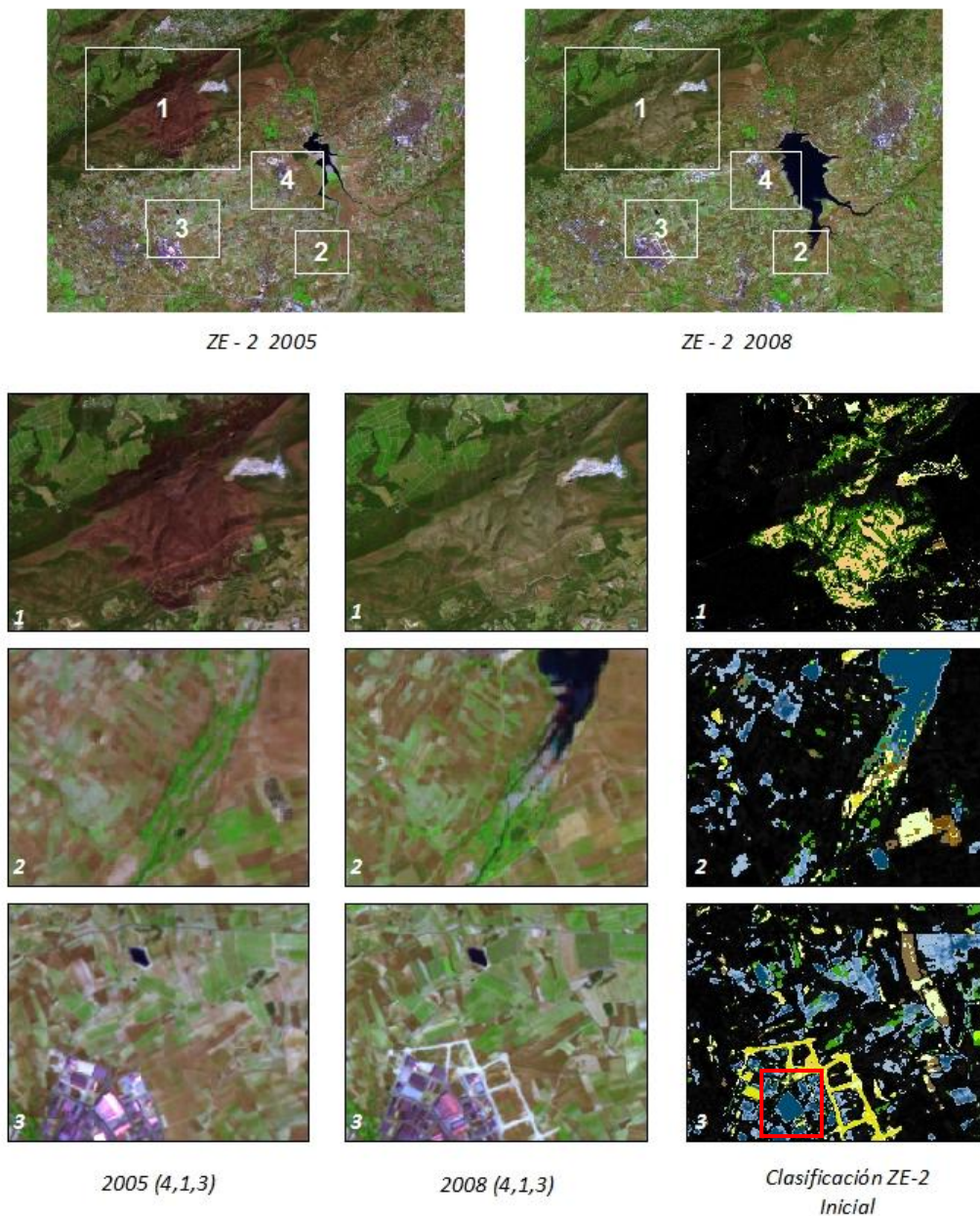


Figura 23. Clasificación Inicial (ZE-2). Contexto 'Local'.

En el corte (3) se muestra el polígono situado en las proximidades de L'Ollera y los cambios antrópicos asociados al desarrollo urbano sobre las zonas de cultivos situadas en dirección NE. Se han representado los cambios en humedad y vegetación de forma análoga al corte anterior; los movimientos de tierra, de arcillas a áridos, pérdida de humedad, se han representado con amarillo intenso; este tipo de cambios están asociados a una magnitud máxima del vector de cambios, definido con un valor de umbral máximo ($n=2$). Análogamente al corte (2), destaca la superficie de zonas clasificadas con incremento de

humedad y el registro de esta clase de cambios en zonas urbanas; en el último caso, se han detectado falsas alarmas debido a la reflexión de los edificios frente a las distintas condiciones de iluminación (remarcado en color rojo, figura 23) y la sombra arrojada.

Se observa como las zonas de incremento alto de humedad (tonos azul oscuro, asociado a VD=84) no se distinguen de algunos cambios urbanos, y los cambios hidrográficos/Lamina de agua. Para resolver esta situación, se ha procedido a analizar la respuesta radiométrica para el IRm (B4) y la dirección de cambio asociada a la clasificación Iso-Cluster (VD=8). En la figura 24, se indica la dirección de cambio para las dos combinaciones de bandas en dicha clase de la clasificación. Se observa como las variaciones son negativas para todas las bandas; en 2008 el VD de todas las bandas es menor que el registrado en 2005. El CVA indica las variaciones en la radiancia, siendo el tipo de cambios condicionados por el tipo de terreno sobre el que se realizan; sobre terrenos húmedos, una reducción alta de la radiancia implica cambios hidrográficos, lo cual no tiene porque ocurrir en terrenos secos/áridos.

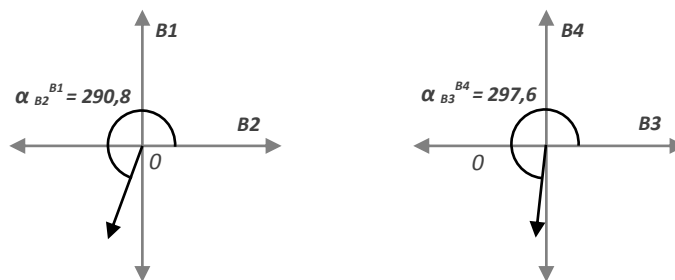


Figura 24. Esquema grafico del espacio CVA. Clasificación de ZE-2,

Clase Iso-Cluster VD=8.

Considerando la respuesta del IRm (B4) en la secuencia temporal, se pretende reclasificar las celdas correspondientes a la clase 84, en las clases 84, 85, 86 y 87 aplicando operaciones de análisis digital. En la situación inicial (2005), se procede a reclasificar el terreno entre zonas urbanas/áridos, de alta respuesta espectral (VD>150); y zonas de terreno húmedo, vegetación y laminas de agua, con una respuesta media-baja (VD<150). Para la situación final (2008), interesa discriminar las láminas de agua, asociadas a un VD muy bajo (VD<50); de la cobertura del terreno, independientemente de las variaciones en humedad (VD<50).

Combinando estas dos capas (operación suma en algebra de imagen) se puede discriminar entre tres casos: Variaciones en el grado de humedad terreno (VD=0), cambios en zona urbana/construcción (VD=2), aparición de laminas de agua en zonas húmedas/vegetación (VD=1) y en zonas urbanas/áridas (VD=3). Intersectando la capa

resultante con la máscara correspondiente al cambio 84 (extraída de las clases de cambios), se genera una imagen con las correcciones a aplicar sobre la clasificación inicial para definir las nuevas clases de cambio. A modo de ejemplo ilustrativo, en la figura 25 se muestra el proceso de análisis aplicado en un corte (4). Este método, ofrece buen resultado al discriminar las láminas de agua, pero genera algunos errores/falsas alarmas en la discriminación del terreno urbano; se consideran los cambios urbanos como difíciles de clasificar a partir de la respuesta radiométrica.

En la figura 26, se muestra la clasificación final de los tipos de cambios para la ZE-2. En los cortes de detalle, se muestran las correcciones aplicadas en la reclasificación: la clasificación inicial (no supervisada), la capa que discrimina entre Urbano/Humedad/L.Agua y la imagen final corregida/reclasificada según se indica en la tabla 8. Se considera esta metodología óptima para discriminar los cambios en hidrografía, pero generan errores en la distinción entre cambios en urbano e incremento de la humedad del suelo.

<i>VD</i> RECLASS	<i>VD</i> INICIAL	Descripción
0	40, 41, 42	Celdas clasificadas como no cambio.
1	11,12, 51,52	Escasa vegetación a terreno húmedo /arcilloso. Alta respuesta del IRm.
2	13, 73	Vegetación Boscosa a T. Húmedo /Arcilloso.
3	14, 74	Cultivos/Vegetación intensa a T. Húmedo /Arcilloso. Alta respuesta del IRc.
4	21, 22, 23, 31, 61	Terreno Húmedo /Arcilloso a Vegetación.
5	24	T. Seco /Áridos a Vegetación.
6	32, 33	Desertización. Pérdida de humedad terreno.
7	34, 86	Cambios por acción antrópica. Cambios Urbanos/Construcción/Áridos.
8	53, 54	Vegetación a T. Seco /Áridos. Pérdida de Biomasa.
9	62, 63, 64	T. Húmedo /Arcilloso a T. Seco /Áridos.
10	71, 72	Cambios tipo de vegetación. Cambios en Cultivos.
11	81, 82	Incremento de humedad terreno (bajo).
12	83, 84	Incremento de humedad terreno (alto).
13	85	T. Humedo/Arcilloso/Vegetación a L. Agua. Cambios Hidrográficos.
14	87	T. Seco /Áridos/Urbano a L. Agua. Cambios Hidrográficos.

Tabla 8. Reclasificación Tipos de Cambios (ZE-2). Contexto 'Local'.

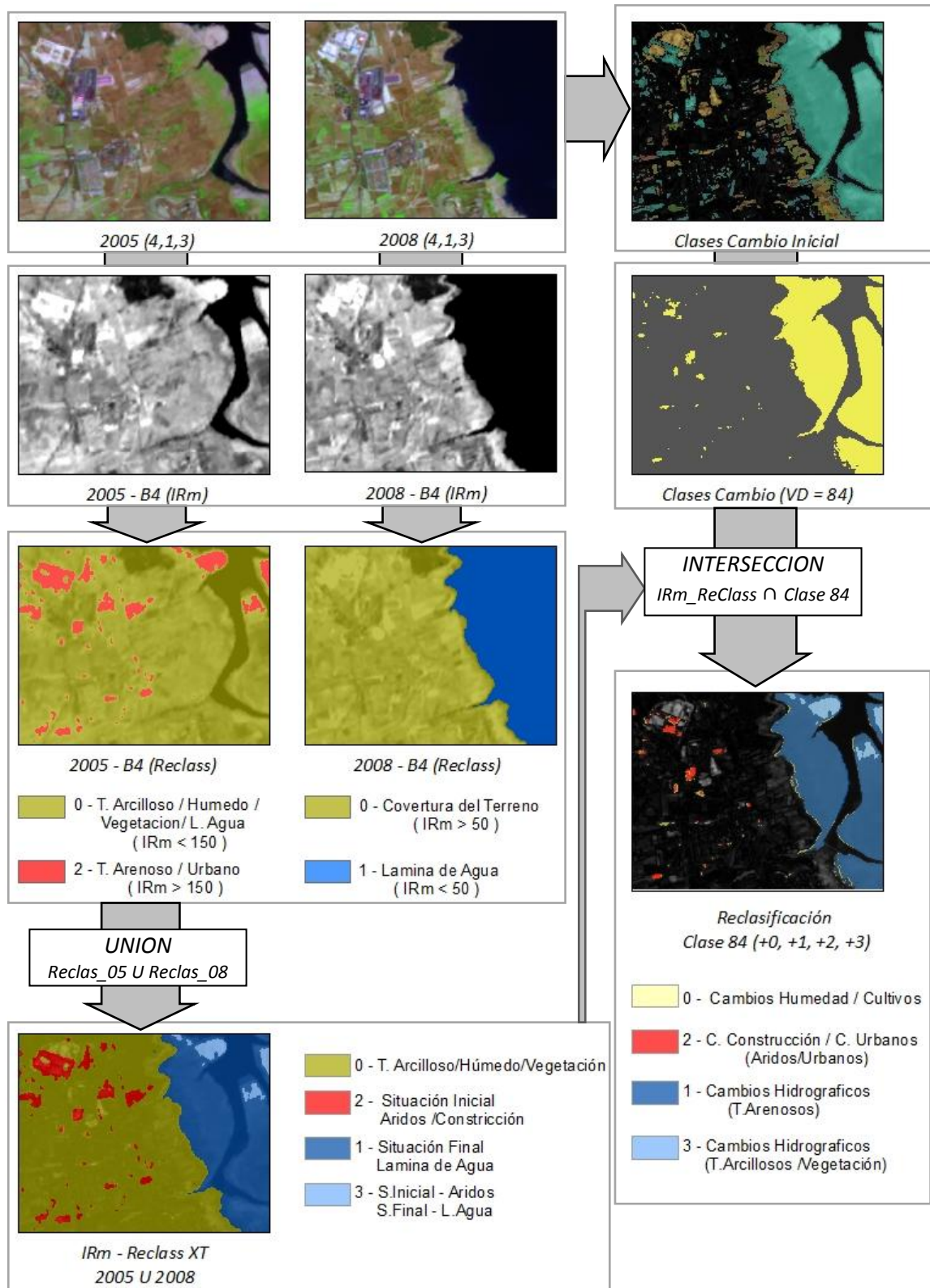


Figura 25. Proceso de Reclasificación (ZE-2). Discriminación entre Urbano/Humedad/L.Agua.

Clasificación Cambios ZE - 2

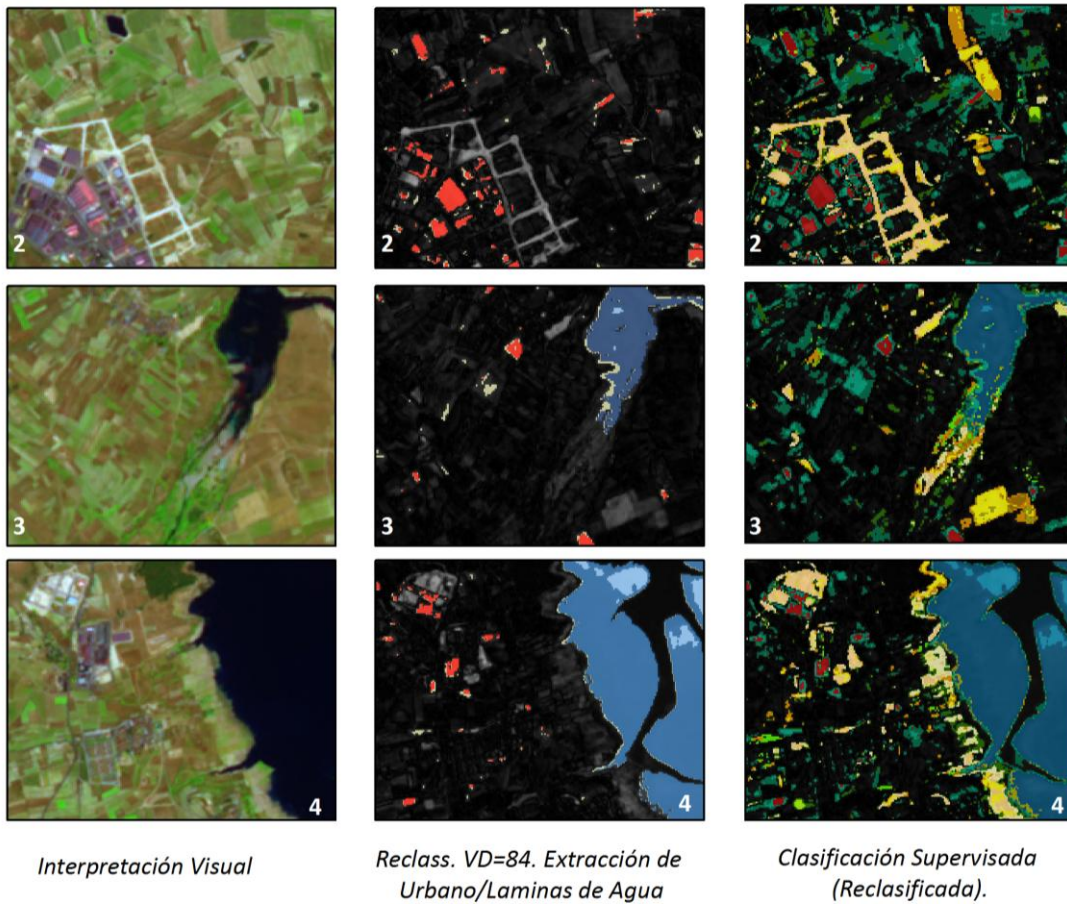
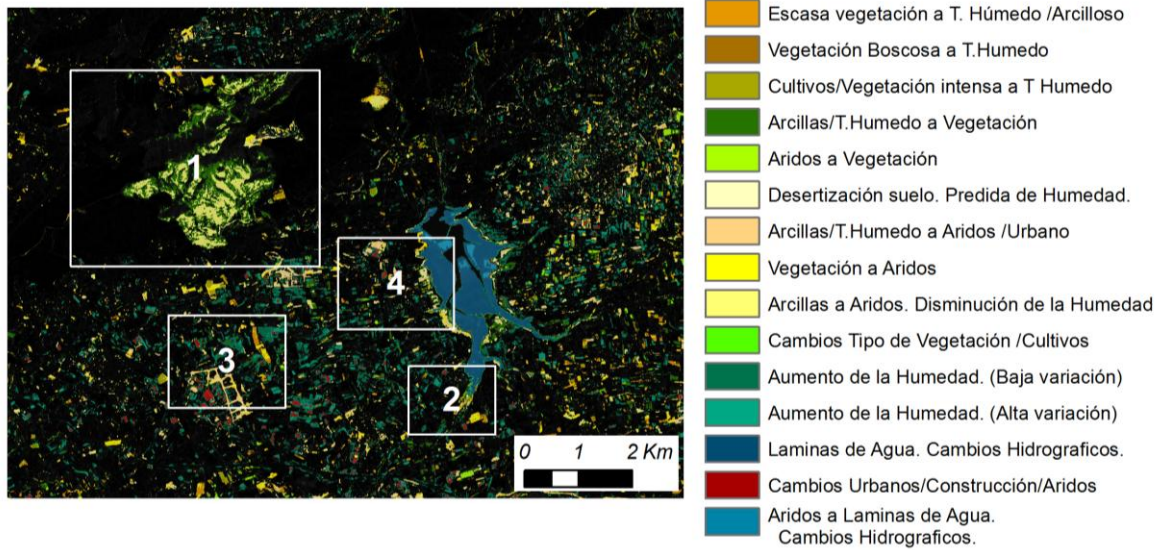


Figura 26. Clasificación final (ZE-2). Contexto 'Local'.

En la figura 27 se muestra la situación de la ZE-3 a partir de la secuencia temporal de imágenes. Se han seleccionado tres cortes donde se representan los distintos tipos de cambios registrados. En el corte (1) se muestra la evolución de las zonas de cultivos; se observa como las zonas donde ha desaparecido la vegetación (11, 12, 13, 14) se pueden catalogar fácilmente, ya sea terreno húmedo o seco.

Para el incremento de la vegetación/humedad, inicialmente se ha planteado considerar los cambios de menor magnitud de cambios como cambios en humedad, y los cambios de mayor magnitud como cambios en vegetación. Posteriormente se ha comprobado el mal funcionamiento de este criterio, teniendo que recurrir a otras soluciones.

En el corte (2) se muestran los movimientos de tierras generados en el desarrollo urbanístico e infraestructuras en el entorno de la población de Caudete. Dichos cambios se asocian a pérdida de humedad en el terreno, generados a partir de valores altos de magnitud de cambio (22,23,24), representados en tonos amarillo claro. Siguiendo el criterio expuesto en el corte anterior, para la discriminación de las zonas de vegetación respecto a las zonas de humedad, se registran falsas alarmas; se ha remarcado en la imagen la zona de humedad clasificada como vegetación.

En el corte (3) se muestran cambios en humedad y vegetación. Se ha representado en amarillo la pérdida de humedad y en rojo la pérdida de biomasa. Como se ha visto en los cortes anteriores, se corrobora la necesidad de establecer un criterio de decisión que discrimine entre los cambios a zonas con vegetación y los cambios por incremento de humedad terreno (31,32,33,34); según se observa en la figura 28, los cambios clasificados en este grupo implican una disminución del VD de los valores registrados en 2005 a los registrados en 2008. Se propone un método de análisis digital similar al aplicado en la ZE-2 para separar cambios urbanos, de cambios en humedad terreno y cambios en hidrografía.

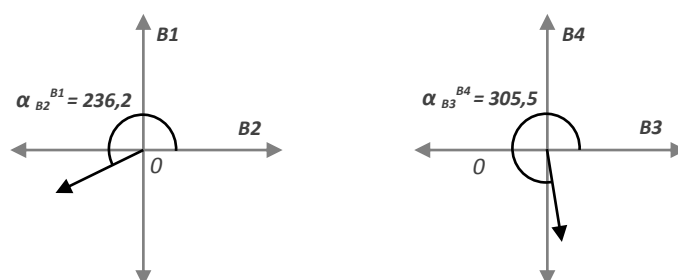


Figura 28. Esquema grafico del espacio CVA. Clasificación de ZE-3,

Clase Iso-Cluster VD=3.

En este caso, se ha considerado la respuesta espectral del IRc (B3) y el IRm(B4) en la imagen correspondiente a la situación final (2008). Comparando los valores registrados para cada celda, se supone que existe vegetación cuando $IRc > IRm$; el caso contrario (ausencia de vegetación) estaría caracterizado por la condición $IRc < IRm$. Se intentó aplicar una primera reclasificación de la imagen aplicando este criterio directamente sobre la imagen radiométrica, generándose resultados no satisfactorios. Finalmente, se ha optado por combinar las dos bandas aplicando una operación de ratio (álgebra de imagen) según se indica en la siguiente expresión:

$$Ratio = \frac{B3}{B4}$$

En la ZE-3, inicialmente se ha supuesto que se registra una superficie similar de vegetación y suelo desnudo. Basándose en esta premisa, se ha utilizado la media del ratio ($\mu=1,62$) como valor de umbral para discriminar entre suelo desnudo y con vegetación. El ratio se ha reclasificado asignando VD=0 a las zonas de vegetación ($Ratio < \mu$); y VD=10 a las zonas sin vegetación ($Ratio > \mu$).

De la clasificación inicial se ha extraído las clases a reclasificar (31, 32, 33, 34) generando una máscara de cambios que cubra este tipo de cambios. Considerando la dirección del CVA, incremento negativo de la radiancia, se ha desechado la posibilidad de que la clasificación del suelo en la situación final (2008) sea terreno seco/árido, por lo que los cambios en las zonas sin vegetación se consideran directamente terreno húmedo.

Se ha intersectado la máscara con el ratio reclasificado; esta capa compuesta con la clasificación inicial, permite discriminar las zonas de aumento de biomasa (31,32,33,34) de las zonas con aumento de humedad (41,42,43,44). En la figura 29, se muestra el proceso de análisis digital aplicado en el corte (3) según se ha indicado previamente.

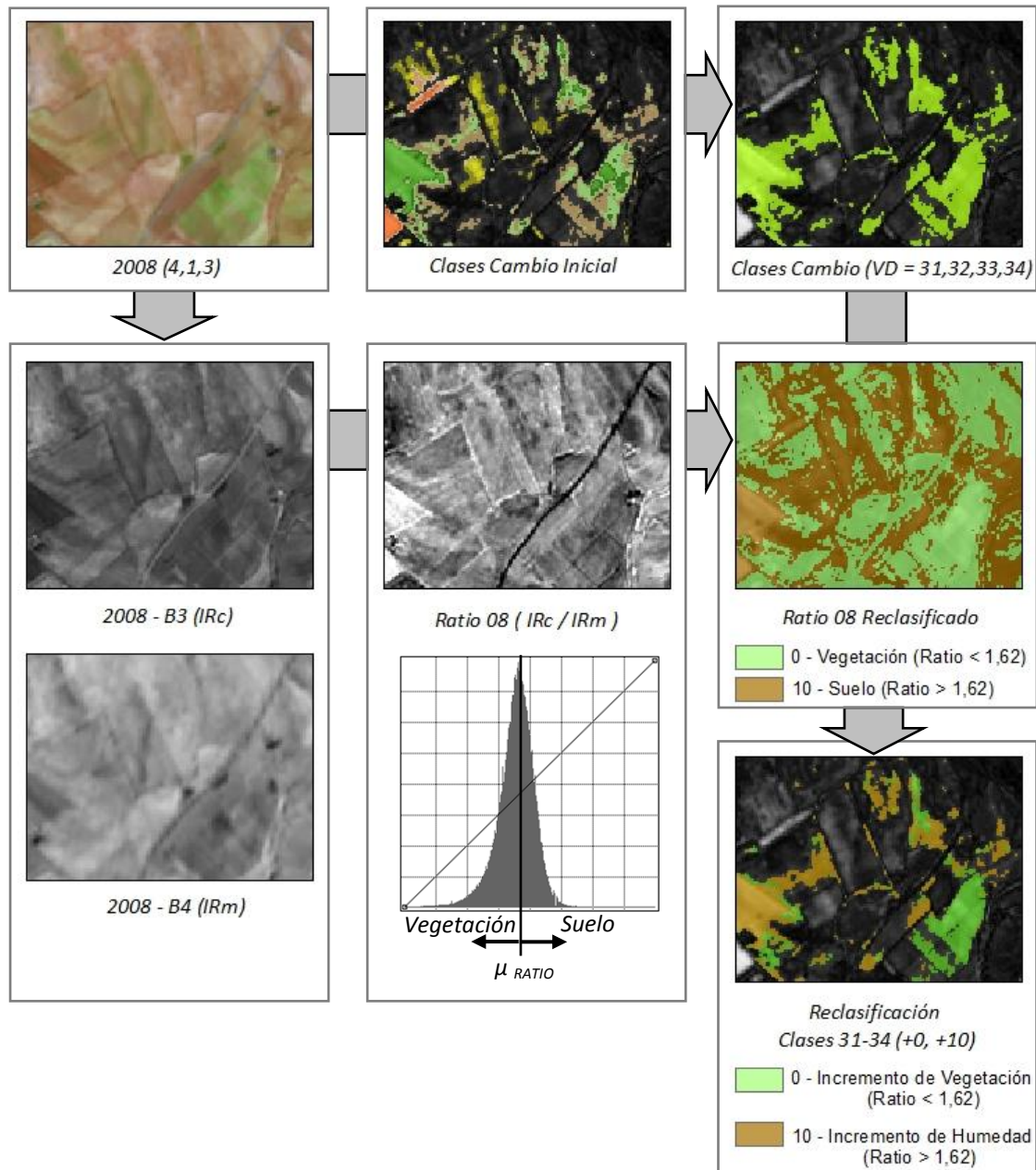
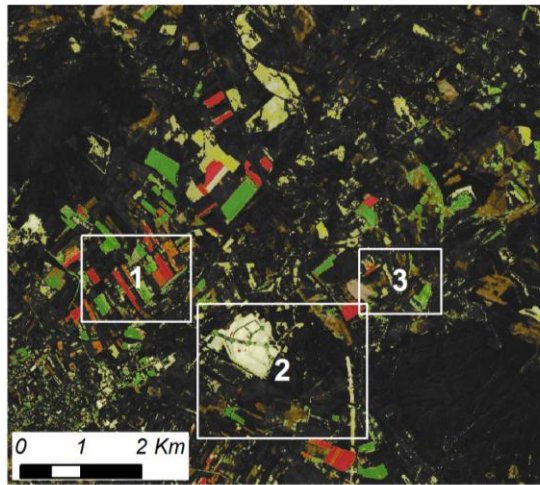


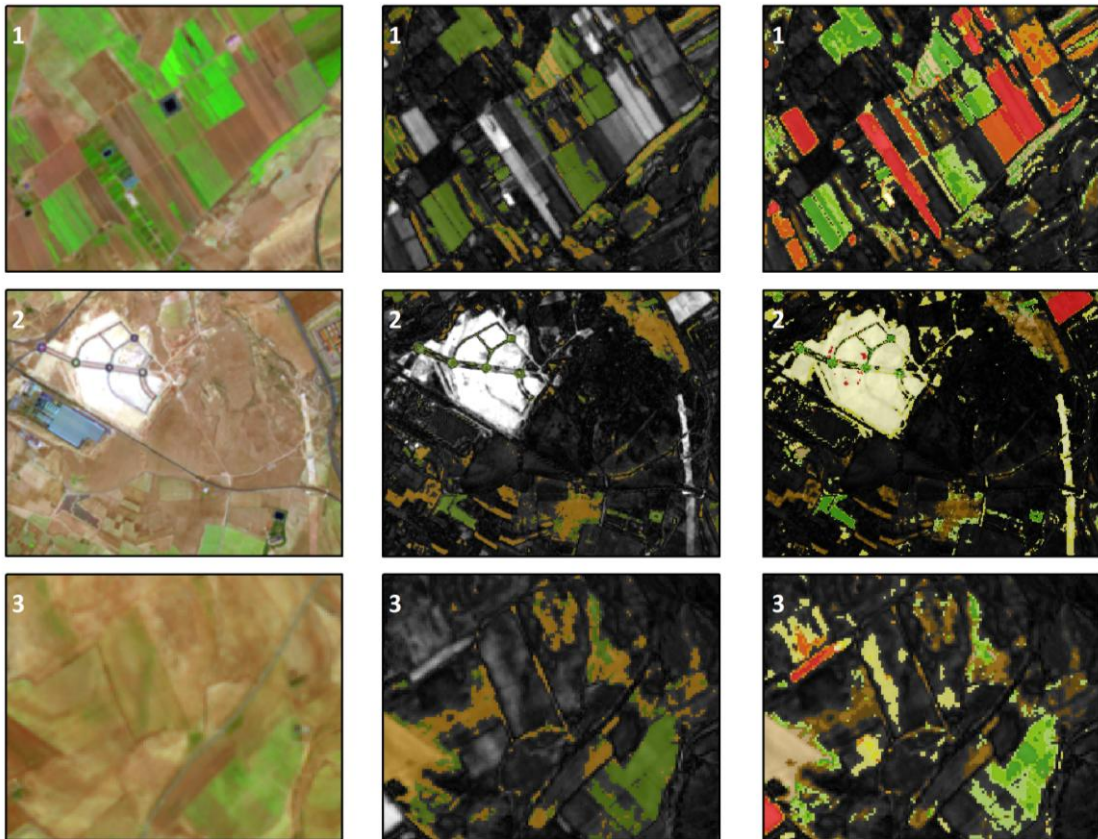
Figura 29. Proceso de Reclasificación (ZE-3). Discriminación entre Vegetación/Suelo.

En la figura 30, se muestra el resultado final de la clasificación para la ZE-3. En los cortes de detalle, se muestra el proceso de corrección aplicado sobre la clasificación inicial (no supervisada); se muestra la secuencia de imágenes correspondientes a: la situación final (2008), la capa que discrimina entre humedad y vegetación para las clases 31-34, y la clasificación final corregida y reclasificada.

Clasificación Cambios ZE - 3



- Descenso de la Biomasa (Bajo).
- Descenso de la Biomasa (Medio).
- Descenso de la Biomasa (Alto).
- Descenso de la Humedad (Bajo).
- Descenso de la Humedad (Medio).
- Descenso de la Humedad (Alto).
- Cambios por acción antropica.
- Incremento de la Biomasa (Bajo).
- Incremento de la Biomasa (Medio).
- Incremento de la Biomasa (Alto).
- Incremento de la Humedad (Alto).
- Incremento de la Humedad (Medio).
- Incremento de la Humedad (Bajo).



2008 (4,1,3)

Correcciones Incremento Biomasa / Humedad

Clasificación ZE-3 final

Figura 30. Clasificación final (ZE-3). Contexto 'Local'.

Según se observa en la figura 30, se considera apropiado el criterio radiométrico utilizado para discriminar estas zonas. En la clasificación final de la imagen, se reagrupan los tipos de cambios según se indica en la tabla 9; únicamente se ha discriminado entre variaciones de humedad y vegetación; se requeriría un estudio más detallado tomando medidas en campo para un correcto seguimiento temporal de las zonas con cultivos.

<i>VD</i> RECLASS	<i>VD</i> INICIAL	Descripción
0	20	<i>Celdas clasificadas como no cambio.</i>
1	11	<i>Descenso de la Biomasa (Bajo). Vegetación a T. Humedo. Cambios en tipo de vegetación/Cultivos.</i>
2	12, 13	<i>Descenso de la Biomasa (Medio).</i>
3	14	<i>Descenso de la Biomasa (Alto).</i>
4	21, 22	<i>Descenso de la Humedad (Bajo).</i>
5	23	<i>Descenso de la Humedad (Medio). Desertización /erosión.</i>
6	24	<i>Descenso de la Humedad (Alto). Cambios por acción antrópica. Movimiento de tierra / Áridos.</i>
7	31	<i>Incremento de la Biomasa (Bajo).</i>
8	32	<i>Incremento de la Biomasa (Medio).</i>
9	33, 34	<i>Incremento de la Biomasa (Alto).</i>
10	41	<i>Incremento de la Humedad (Alto).</i>
11	42, 43	<i>Incremento de la Humedad (Medio).</i>
12	44	<i>Incremento de la Humedad (Bajo).</i>

Tabla 9. Reclasificación Tipos de Cambios (ZE-3). Contexto 'Local'.

Conjunto de zonas de estudio (ZE-1 U ZE-2 U ZE-3). Clasificación Global.

Finalmente, se ha realizado una supervisión de los resultados obtenidos en la clasificación del conjunto de zonas de estudio (ZE-1, ZE-2, ZE-3). La clasificación Iso-Cluster ha generado un total de seis clases, definiendo una clasificación inicial de los tipos de cambios en el rango de valores de 11 hasta 64. Tras un análisis visual de la imagen clasificada, se ha detectado problemas en la diferenciación de cambios urbanos/hidrográficos/incremento de humedad (64), análogamente a como ocurría en la ZE-3.

Se ha aplicado la misma metodología para discriminar entre estas clases de cambio, a partir de la respuesta espectral correspondiente al IRm en las situaciones inicial (2005) y final (2008). Una vez actualizadas las nuevas clases, se ha procedido a interpretar, agrupar y reclasificar el mapa de cambios. Esta reclasificación se ha realizado a partir de la tabla 10; debido a la semejanza en los resultados de la clasificación Iso-Cluster, se ha utilizado la clasificación de la ZE-2 como referencia para definir las clases de cambios para el conjunto de zonas de estudio, clasificación global.

<i>VD</i> RECLASS	<i>VD</i> INICIAL	Descripción
0	40, 41, 42, 43, 44	<i>Celdas clasificadas como no cambio.</i>
1	11	<i>Descenso de la Biomasa (Bajo). Vegetación a Terreno Húmedo. Cambios en tipo de vegetación/Cultivos.</i>
2	12, 13, 73	<i>Descenso de la Biomasa (Medio).</i>
3	14, 74	<i>Descenso de la Biomasa (Alto).</i>
4	21, 22, 23, 51, 52	<i>Incremento de la Biomasa. T. Húmedo /Arcilloso a Vegetación.</i>
5	24	<i>Incremento de la Biomasa. T. Seco /Áridos a Vegetación.</i>
6	31, 32, 33, 53, 54	<i>Descenso de humedad terreno. Desertización.</i>
7	34, 66	<i>Cambios por acción antrópica. Movimiento de tierras / Construcción / Consolidación urbanística / Falsas alarmas en áreas urbanas.</i>
8	61, 62	<i>Incremento de humedad terreno (bajo).</i>
9	63, 64	<i>Incremento de humedad terreno (alto).</i>
10	65	<i>Cambios Hidrográficos. T. Húmedo/Arcilloso/Vegetación a L. Agua.</i>
11	67	<i>Cambios Hidrográficos. T. Seco /Áridos/Urbano a L. Agua.</i>

Tabla 10. Reclasificación Tipos de Cambios (ZE-1 U ZE-2 U ZE-3). Contexto 'Global'.

A priori, se considera esta clasificación como una muestra más heterogénea del terreno, y por lo tanto más fiable que la resultante de cada una de las zonas de estudio por separado. A continuación se propone una comparación del resultado obtenido con la clasificación de cada una de las zonas de estudio; en las figuras 31,32,33, se muestran los cortes ilustrativos para los distintos tipos de cambios en las correspondientes zonas de estudio.

En la figura 31, se muestran los resultados obtenidos para la ZE-1, para la clasificación en un contexto 'Global'; se ha generado una imagen clasificada con menos ruido que la obtenida en un contexto 'Local'. Se registran resultados similares en la detección y clasificación del incendio (corte 2). No ocurre lo mismo con las zonas de suelo desnudo (corte 1) donde la clasificación en un contexto 'Global' se ajusta mejor a las variaciones de humedad y vegetación. En el corte 3, se muestra la clasificación de la nube (eliminada de la clasificación 'Local' en la reclasificación) y su sombra proyectada en el terreno (registrado en ambas imágenes como un incremento de humedad). Para las zonas de estudio ZE-2 (figura 32) y ZE-3 (figura 33), de mayor superficie y con predominancia de zonas de cultivos/suelo desnudo, se ha obtenido una respuesta similar entre la clasificación en un contexto 'Local' y 'Global'. Estas zonas tienen una mayor influencia en las estadísticas a nivel 'Global'; frente a la ZE-1, de menor superficie y caracterizada por vegetación boscosa, a considerar su influencia en la clasificación a nivel 'Local'.

Clasificación Global de Cambios (ZE - 1)

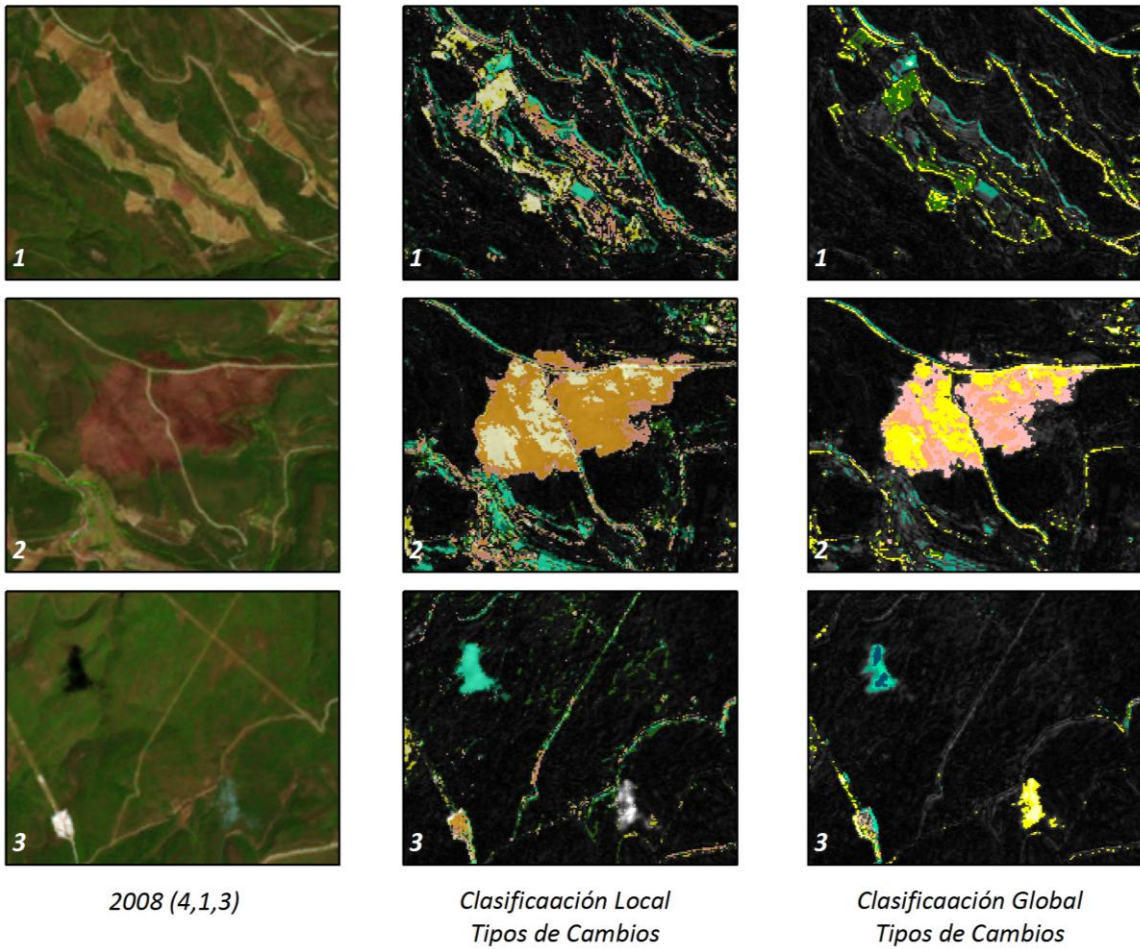
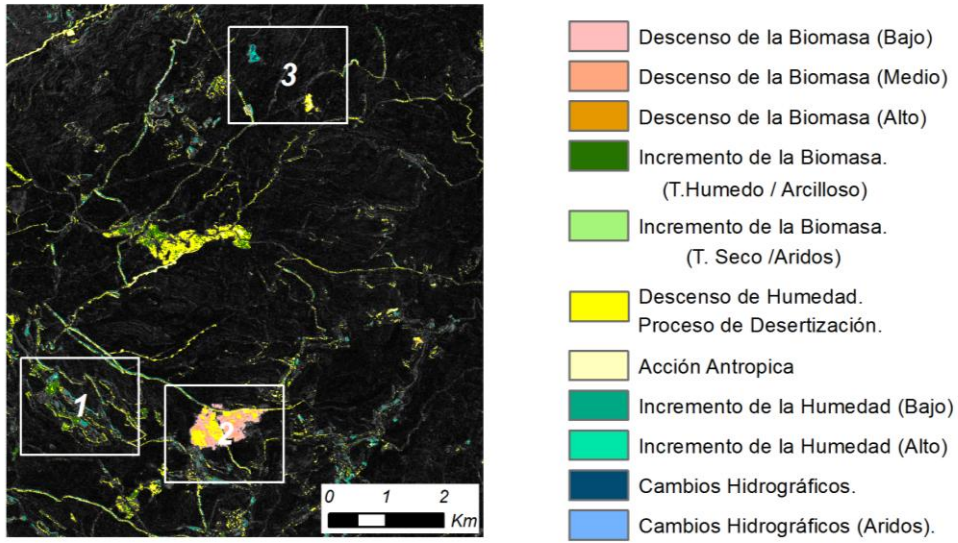


Figura 31. Clasificación final (ZE-1). Contexto 'Global'.

Clasificación Global de Cambios (ZE - 2)

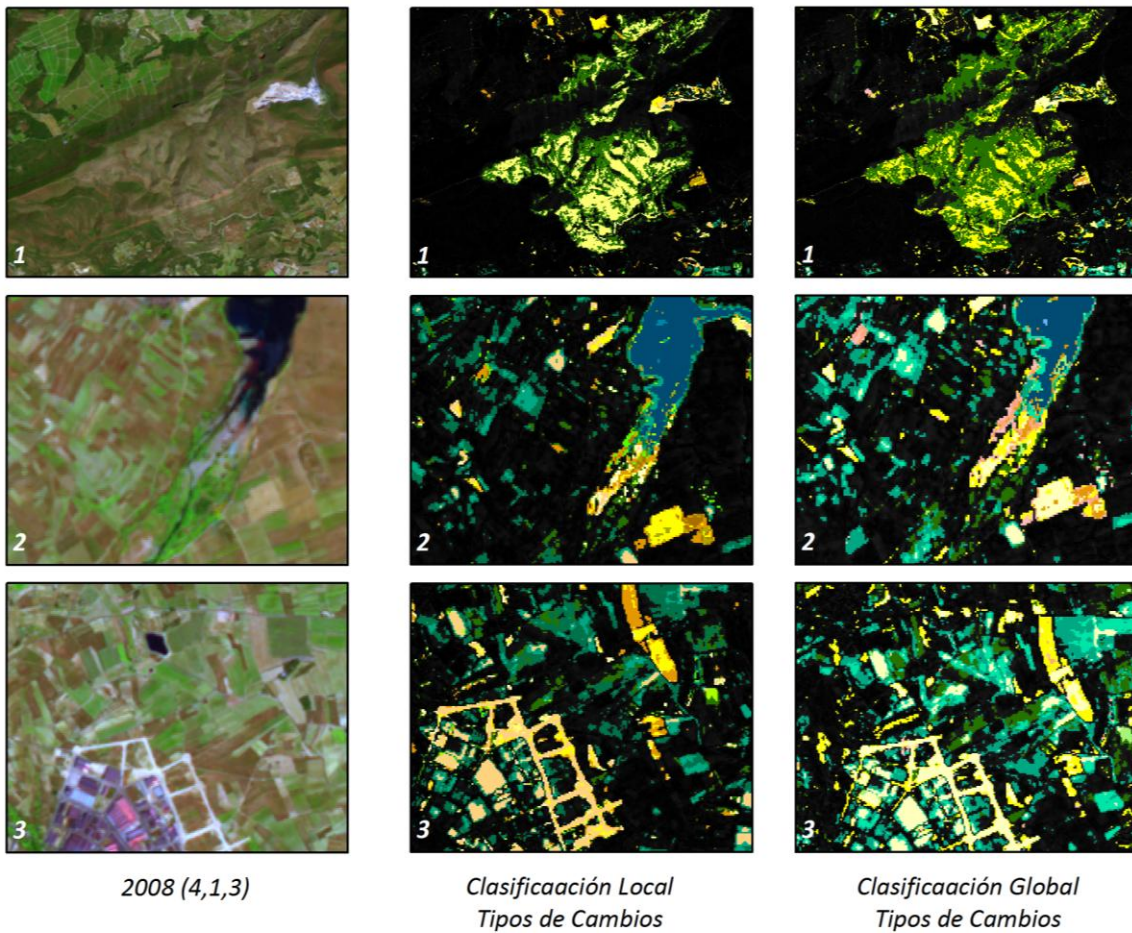
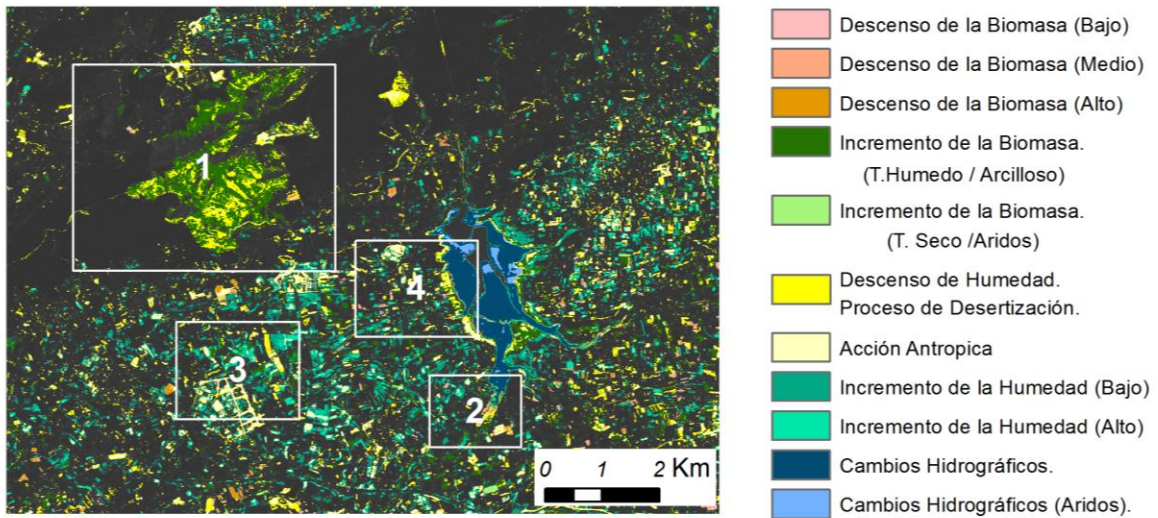
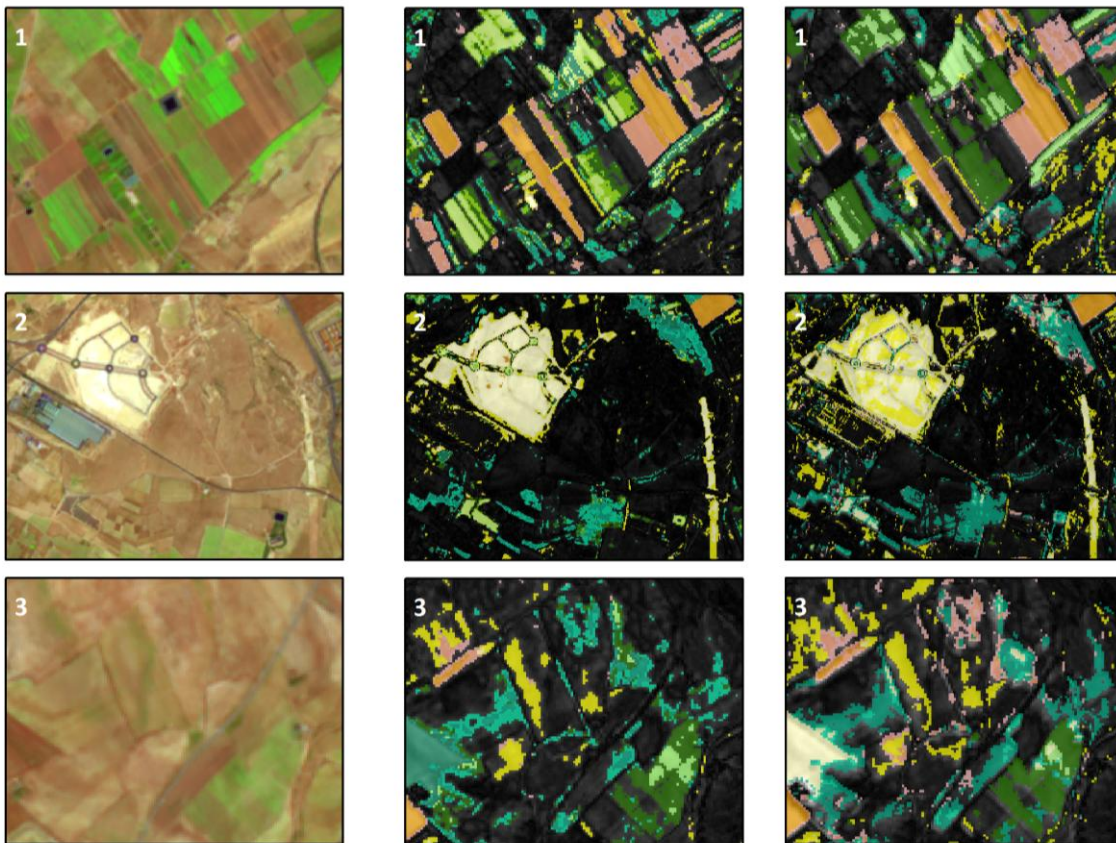
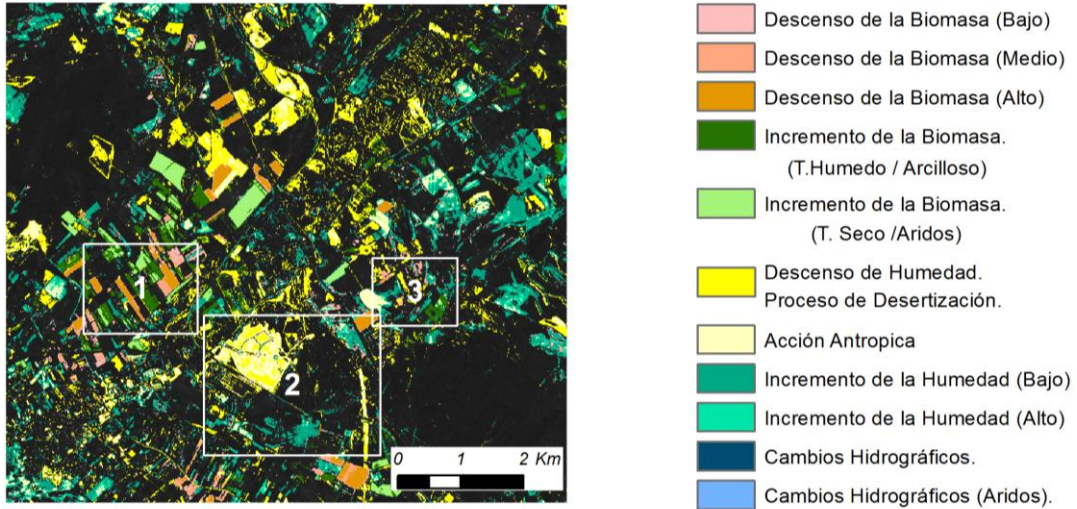


Figura 32. Clasificación final (ZE-2).Contexto 'Global'.

Clasificación Global de Cambios (ZE - 3)



2008 (4,1,3)

Clasificación Local
Tipos de Cambios

Clasificación Global
Tipos de Cambios

Figura 33. Clasificación final (ZE-3).Contexto 'Global'.

6.3. Post-Proceso. Control de calidad.

Para estimar las medidas de calidad, se requiere disponer de una referencia que sirva de verdad terreno (VT) para comprobar la veracidad del resultado obtenido. Inicialmente, no se disponía de ninguna capa VT; por lo que se ha procedido a restituirá en un archivo shape (poligonos), foto-interpretando las imágenes mediante un análisis visual exhaustivo de las zonas de estudio. En esta interpretación se ha valorado si existe un cambio físico en el terreno, incluyendo variaciones considerables en vegetación, humedad, uso del suelo, etc. Se ha distinguido únicamente entre cambio /no cambio, siendo independiente su tipología. Una vez finalizada el proceso de restitución, se ha generado el campo C_NC (tipo de datos, Integer) en la tabla asociada, asignando a todas las entidades valor 1, correspondiente a cambio.

Se ha definido un control de calidad independiente para cada zona de estudio. Aplicando la herramienta 'Identity' sobre la capa restituida con cada una de las zonas de estudio, se definen las dimensiones de la capa VT en formato vectorial, asignándose automáticamente a las entidades que representan zonas de no cambio, valor 0 en el campo C_NC. El resultado obtenido, se ha convertido a imagen raster con la resolución espacial definida en el entorno de trabajo, en este caso 10m. Para definir la matriz de confusión en cada caso, se ha aplicado la herramienta 'combine' entre la referencia externa (VT) y el resultado del proceso de detección de cambios (ambas capas contienen información binaria).

A partir de estos valores, se generan algunas medias de precisión global que permiten llevar a cabo una evaluación cuantitativa de la precisión alcanzada por los diferentes métodos empleados. Como la capa de VT se ha digitalizado manualmente, las medidas de calidad se van a utilizar como un indicador relativo de la exactitud obtenida con cada metodología. Se ha estimado la exactitud global (GA) y el índice Kappa, dos medidas de precisión frecuentemente utilizadas en teledetección (apartado 4.3., capítulo de antecedentes). En las tablas 11, 12, 13, se comparan las mascarar de cambio generadas en el proceso iterativo, a partir de los distintos valores de umbral, para cada una de las zonas de estudio (contexto Local) y el total de zonas de estudio (contexto Global). En cada caso se especifican los valores de la matriz de confusión y las medidas de calidad asociadas.

La tabla 11., muestra los valores correspondientes a la ZE-1; se observa como para el proceso de detección de cambios a nivel local, se obtienen los mejores resultados en la tercera iteración. Para la detección de cambios 'Global', los umbrales menos restrictivos (U_1 y U_2), registran un mejor resultado en el proceso no normalizado que en las distintas iteraciones del proceso de normalización; cumpliéndose, en todo caso que el resultado normalizado de la tercera iteración mejora respecto a las anteriores. Para los umbrales más

restrictivos (U_3 y U_4), se consideran más precisos los resultados obtenidos en la tercera iteración.

		TP	TN	FP	FN	GA	Kappa	
$U_1 (n=0,5)$	Local	-	17357	645516	101147	3634	86,35	21,23
		lt. 1	18534	653950	92712	2456	87,60	24,56
		lt. 2	18657	655034	91629	2334	87,76	24,98
		lt. 3	18699	655590	91073	2292	87,84	25,16
	Global	-	16776	739194	4215	8395	98,36	71,84
		lt. 1	14248	730380	17209	6743	96,88	52,79
		lt. 2	13876	730732	16857	7115	96,88	52,10
		lt. 3	13848	730712	16876	7143	96,87	52,00
$U_2(n=1,0)$	Local	-	15651	688958	57705	5340	91,79	30,21
		lt. 1	17140	692533	54129	3850	92,45	34,38
		lt. 2	17311	693514	53149	3680	92,60	35,12
		lt. 3	17344	693779	52883	3646	92,64	35,30
	Global	-	19235	743990	1756	3599	99,30	87,42
		lt. 1	8731	741108	6481	12260	97,56	47,02
		lt. 2	8065	741274	6315	12926	97,50	44,37
		lt. 3	8034	741254	6334	12957	97,49	44,20
$U_3(n=1,5)$	Local	-	13483	708786	37877	7508	94,09	34,74
		lt. 1	15436	712227	34435	5554	94,79	41,31
		lt. 2	15694	712826	33837	5296	94,90	42,29
		lt. 3	15747	713040	33623	5244	94,94	42,56
	Global	-	1011	746111	19980	1478	97,21	8,08
		lt. 1	17827	745140	3164	2449	99,27	86,02
		lt. 2	18230	745174	2761	2415	99,33	87,22
		lt. 3	18244	745165	2747	2423	99,33	87,24
$U_4 (n=2,0)$	Local	-	10869	721064	25599	10122	95,35	35,60
		lt. 1	13692	723918	22744	7298	96,09	45,81
		lt. 2	13930	724307	22356	7060	96,17	46,80
		lt. 3	13969	724450	22212	7022	96,19	47,03
	Global	-	698	746961	20293	628	97,28	5,95
		lt. 1	19796	746604	1195	985	99,72	94,64
		lt. 2	19823	746609	1168	980	99,72	94,72
		lt. 3	19821	746604	1170	984	99,72	94,70

Tabla 11. Matriz de error y medidas de calidad. Proceso Iterativo ZE-1.

La tabla 12., corresponde al proceso iterativo en la ZE-2; en todos los casos se cumple que se obtienen mejores resultados en la tercera iteración frente a los resultados generados en las iteraciones previas. Los procesos realizados a partir del conjunto de zonas de estudio (contexto Global) generan un resultado más preciso aplicando procesos no

normalizados que en cualquiera de los procesos normalizados correspondientes. Esto ocurre también en los procesos a nivel 'Local' para el umbral U_4 , donde el proceso no normalizado (95,96/ 84,15) ofrece un mejor resultado que la tercera iteración del proceso normalizado (95,70/ 82,49). Para los demás umbrales en un contexto 'Local', se cumple que resultados en la tercera iteración mejoran sensiblemente registrándose variaciones máximas para el umbral U_1 (+3,88/+3,09).

		TP	TN	FP	FN	GA	Kappa	
$U_1 (n=0,5)$	Local	-	86592	818300	141579	93415	79,38	30,09
		lt. 1	67581	878612	81267	112426	83,01	31,28
		lt. 2	71091	877416	82462	108916	83,21	32,86
		lt. 3	71745	877340	82538	108261	83,26	33,18
	Global	-	110471	897365	60447	69441	88,58	56,23
		lt. 1	54916	846225	111586	124995	79,21	19,46
		lt. 2	56936	843805	114007	122976	79,17	20,15
		lt. 3	57179	843911	113901	122733	79,20	20,29
$U_2 (n=1,0)$	Local	-	111036	898439	61440	68971	88,56	56,24
		lt. 1	100596	926304	33575	79411	90,09	58,43
		lt. 2	103782	926209	33669	76225	90,36	59,90
		lt. 3	104106	926334	33544	75900	90,40	60,08
	Global	-	131590	930901	26911	48322	93,39	73,90
		lt. 1	84713	907519	50292	95198	87,21	46,55
		lt. 2	86705	907263	50548	93206	87,36	47,49
		lt. 3	86841	907387	50425	93070	87,39	47,58
$U_3 (n=1,5)$	Local	-	131632	931944	27935	48375	93,31	73,61
		lt. 1	124454	944658	15221	55553	93,79	74,32
		lt. 2	125765	944781	15098	54241	93,92	74,91
		lt. 3	125839	944805	15074	54168	93,93	74,95
	Global	-	148001	944909	12903	31911	96,06	84,54
		lt. 1	110031	934365	23446	69880	91,80	65,58
		lt. 2	111304	934529	23283	68608	91,92	66,21
		lt. 3	111379	934633	23179	68532	91,94	66,27
$U_4 (n=2,0)$	Local	-	147660	946200	13679	32347	95,96	84,15
		lt. 1	138314	952232	7647	41693	95,67	82,37
		lt. 2	138521	952332	7546	41485	95,70	82,49
		lt. 3	138519	952343	7535	41487	95,70	82,49
	Global	-	158890	950784	7028	21022	97,53	90,44
		lt. 1	127349	945835	11976	52562	94,33	76,55
		lt. 2	127968	945977	11835	51943	94,39	76,85
		lt. 3	128008	946004	11808	51903	94,40	76,88

Tabla 12. Matriz de error y medidas de calidad. Proceso Iterativo ZE-2.

En la tabla 9, se muestran los resultados de la ZE-3; se observa que para los umbrales menos restrictivos (U_1 y U_2) se obtiene el mejor resultado en la tercera iteración, en un contexto 'Local' y 'Global'. Para el umbral U_3 , vuelve a ocurrir que en el contexto 'Global', se obtienen mejores resultados en el proceso no normalizado (91,82/53,80), que en cualquiera de las normalizaciones, siendo la tercera iteración (91,33/38,72) más precisa que las anteriores.

		TP	TN	FP	FN	GA	Kappa	
$U_1 (n=0,5)$	Local	-	29333	520539	117893	39073	77,79	16,12
		lt. 1	56945	564464	73968	11461	87,91	50,90
		lt. 2	57286	564200	74232	11120	87,92	51,08
		lt. 3	57341	564430	74001	11064	87,97	51,20
	Global	-	27386	492018	145075	40982	73,63	10,29
		lt. 1	59396	523631	113462	8972	82,64	41,06
		lt. 2	59565	522945	114148	8803	82,57	41,01
		lt. 3	59572	523115	113978	8796	82,60	41,05
$U_2 (n=1,0)$	Local	-	36286	587718	50714	32120	88,28	40,22
		lt. 1	49921	609013	29419	18485	93,22	63,82
		lt. 2	50380	609894	28537	18026	93,41	64,74
		lt. 3	50443	610175	28256	17962	93,46	64,95
	Global	-	34112	566959	70134	34256	85,20	31,51
		lt. 1	53855	589744	47349	14513	91,23	58,75
		lt. 2	53977	589813	47280	14391	91,26	58,89
		lt. 3	53967	589901	47192	14401	91,27	58,92
$U_3 (n=1,5)$	Local	-	18157	620275	43059	25347	90,32	29,61
		lt. 1	28729	627956	10476	39677	92,90	49,86
		lt. 2	28461	628704	9728	39945	92,97	49,93
		lt. 3	28467	628811	9621	39938	92,99	50,00
	Global	-	40416	607309	29784	27952	91,82	53,80
		lt. 1	23032	620896	16197	45336	91,28	38,46
		lt. 2	23038	621149	15944	45330	91,31	38,60
		lt. 3	23114	621170	15923	45254	91,33	38,72
$U_4 (n=2,0)$	Local	-	5946	632486	49584	18822	90,32	10,47
		lt. 1	60053	516477	121955	8353	81,56	39,44
		lt. 2	60282	515191	123241	8123	81,42	39,30
		lt. 3	60346	514978	123453	8059	81,39	39,29
	Global	-	11412	625681	46587	21781	90,31	20,26
		lt. 1	33690	631215	34678	5878	94,25	59,55
		lt. 2	33630	631211	34738	5882	94,24	59,47
		lt. 3	33645	631206	34723	5887	94,24	59,49

Tabla 13. Matriz de error y medidas de calidad. Proceso Iterativo ZE-3.

A continuación, se evalúa la precisión obtenida en el proceso de detección de cambios en función del método aplicado para la caracterización de los cambios, y la influencia del filtrado de ruido en la etapa de post-procesos (tablas 10,11, 12). Sobre los mapas generados en el proceso de detección de cambios, se ha aplicado un filtro de moda aplicando distintas dimensiones del entorno focal (3x3 y 5x5 celdas). Se espera distinta respuesta del filtro sobre, una máscara de cambio binaria (0, 1) respecto a una clasificación de tipos de cambios (1, 2,... n_{CLASES}). Análogamente a las tablas anteriores, se muestran los valores registrados en la matriz de confusión, los índices de precisión global (GA) y Kappa.

			TP	TN	FP	FN	GA	Kappa
$U_1(n=0,5)$	Local	-	18699	655590	91073	2292	87,84	25,16
		Moda (3x3)	19127	671027	76389	1864	89,82	29,68
		Moda (5x5)	19311	684076	63311	1680	91,54	34,42
	Global	-	13848	730712	16876	7143	96,87	52,00
		Moda (3x3)	13730	738686	9687	7260	97,80	60,71
		Moda (5x5)	13314	743266	5120	7673	98,34	66,70
$U_2(n=1,0)$	Local	-	17344	693779	52883	3646	92,64	35,30
		Moda (3x3)	17586	707223	40223	3405	94,32	42,32
		Moda (5x5)	17746	717981	29447	3244	95,75	50,17
	Global	-	8034	741254	6334	12957	97,49	44,20
		Moda (3x3)	7583	745862	2546	13407	97,93	47,81
		Moda (5x5)	6787	747576	836	14201	98,05	46,67
$U_3(n=1,5)$	Local	-	15747	713040	33623	5244	94,94	42,56
		Moda (3x3)	15747	724440	23024	5244	96,32	50,96
		Moda (5x5)	15744	732184	15264	5246	97,33	59,23
	Global	-	18244	745165	2747	2423	99,33	87,24
		Moda (3x3)	2203	747740	673	18787	97,47	17,92
		Moda (5x5)	1585	748193	223	19405	97,45	13,53
$U_4(n=2,0)$	Local	-	13969	724450	22212	7022	96,19	47,03
		Moda (3x3)	13851	733814	13640	7140	97,30	55,77
		Moda (5x5)	13583	739371	8091	7406	97,98	62,64
	Global	-	19821	746604	1170	984	99,72	94,70
		Moda (3x3)	887	748135	283	20103	97,35	7,74
		Moda (5x5)	528	748330	88	20460	97,33	4,74
Clasificación Tipos de Cambios	Local	-	16742	676289	70372	4248	90,28	27,79
		Moda (3x3)	14741	709486	26899	4994	95,78	46,13
		Moda (5x5)	14814	729090	15674	5653	97,21	56,76
	Global	-	13852	730602	16890	7139	96,87	51,99
		Moda (3x3)	12551	740802	5447	7639	98,29	64,86
		Moda (5x5)	11863	738933	2072	8647	98,59	68,19

Tabla 14. Matriz de error y medidas de calidad. Post-proceso, filtrado de ruido en ZE-1.

			TP	TN	FP	FN	GA	Kappa
$U_1(n=0,5)$	Local	-	71745	877340	82538	108261	83,26	33,18
		Moda (3x3)	108006	900482	59312	71994	88,48	55,41
		Moda (5x5)	105509	918016	41832	74492	89,79	58,58
	Global	-	57179	843911	113901	122733	79,20	20,29
		Moda (3x3)	123674	869236	90497	56318	87,12	55,04
		Moda (5x5)	122659	888115	71588	57330	88,69	58,80
$U_2(n=1,0)$	Local	-	104106	926334	33544	75900	90,40	60,08
		Moda (3x3)	73002	939495	20332	106994	88,83	47,79
		Moda (5x5)	67394	948304	11559	112604	89,11	46,94
	Global	-	86841	907387	50425	93070	87,39	47,58
		Moda (3x3)	91688	924424	35397	88306	89,15	53,66
		Moda (5x5)	87667	936625	23187	92315	89,87	54,85
$U_3(n=1,5)$	Local	-	125839	944805	15074	54168	93,93	74,95
		Moda (3x3)	50648	951565	8314	129359	87,92	37,52
		Moda (5x5)	45305	955687	4192	134702	87,82	35,06
	Global	-	111379	934633	23179	68532	91,94	66,27
		Moda (3x3)	65251	945381	14460	114741	88,66	44,91
		Moda (5x5)	59328	951645	8197	120655	88,70	43,03
$U_4(n=2,0)$	Local	-	138519	952343	7535	41487	95,70	82,49
		Moda (3x3)	38472	955824	4009	141527	87,23	30,39
		Moda (5x5)	33914	957904	1969	146089	87,01	27,62
	Global	-	128008	946004	11808	51903	94,40	76,88
		Moda (3x3)	48494	952951	6904	131496	87,86	36,48
		Moda (5x5)	43176	956291	3564	136812	87,68	33,77
Clasificación Tipos de Cambios	Local	-	108259	877396	82480	71747	86,47	50,33
		Moda (3x3)	92906	911166	38926	77593	89,60	55,56
		Moda (5x5)	86638	934674	22160	88505	90,22	55,78
	Global	-	120095	841168	116643	59816	84,49	48,37
		Moda (3x3)	107228	877357	68929	63515	88,14	54,80
		Moda (5x5)	102862	899618	44603	71286	89,64	57,96

Tabla 15. Matriz de error y medidas de calidad. Post-proceso, filtrado de ruido en ZE-2.

			TP	TN	FP	FN	GA	Kappa
$U_1(n=0,5)$	Local	-	57341	564430	74001	11064	87,97	51,20
		Moda (3x3)	58138	574217	64196	10268	89,46	55,43
		Moda (5x5)	58588	582411	55980	9818	90,69	59,08
	Global	-	59572	523115	113978	8796	82,60	41,05
		Moda (3x3)	60718	539973	98407	7687	84,99	46,07
		Moda (5x5)	61405	551572	86776	6999	86,73	50,09
$U_2(n=1,0)$	Local	-	50443	610175	28256	17962	93,46	64,95
		Moda (3x3)	50561	616566	21860	17845	94,38	68,69
		Moda (5x5)	50116	622013	16387	18283	95,09	71,59
	Global	-	53967	589901	47192	14401	91,27	58,92
		Moda (3x3)	54519	602319	36072	13883	92,93	64,69
		Moda (5x5)	54758	610546	27829	13643	94,13	69,28
$U_3(n=1,5)$	Local	-	28467	628811	9621	39938	92,99	50,00
		Moda (3x3)	39199	632229	6195	29207	94,99	66,29
		Moda (5x5)	37578	634716	3703	30821	95,12	66,05
	Global	-	23114	621170	15923	45254	91,33	38,72
		Moda (3x3)	44962	628876	9534	23434	95,34	70,65
		Moda (5x5)	43575	632828	5585	24811	95,70	71,86
$U_4(n=2,0)$	Local	-	60346	514978	123453	8059	81,39	39,29
		Moda (3x3)	61328	527307	111099	7078	83,28	43,04
		Moda (5x5)	61944	536317	102053	6460	84,65	45,92
	Global	-	33645	631206	34723	5887	94,24	59,49
		Moda (3x3)	32444	635102	3327	35956	94,44	59,61
		Moda (5x5)	30543	636516	1907	37855	94,37	57,95
Clasificación Tipos de Cambios	Local	-	57341	564429	73999	11064	87,97	51,20
		Moda (3x3)	51012	580749	49846	12796	90,98	57,13
		Moda (5x5)	50670	595406	39605	15508	92,14	60,47
	Global	-	58325	522922	115510	10081	82,23	39,79
		Moda (3x3)	54146	545570	83240	10688	86,46	46,79
		Moda (5x5)	53949	559851	68174	12140	88,43	51,31

Tabla 16. Matriz de error y medidas de calidad. Post-proceso, filtrado de ruido en ZE-3.

En las zonas de estudio, para los umbrales más restrictivos (U_3 y U_4), se observa como los resultados obtenidos al filtrar la imagen pueden ofrecer menos fiabilidad que las mascararías iniciales. Considerando que la imagen clasificada se ha definido a partir del umbral U_1 ($n=0,5$), se ha procedido a comparar estos resultados para evaluar la influencia del proceso de clasificación en el filtrado. Se ha registrado un mayor incremento de los índices de calidad en la imagen clasificada respecto a las mascararías de cambios extraída para U_1 .

7. Conclusiones

Se consideran satisfactorios los algoritmos elegidos para la implementación de la metodología en todas las fases desarrolladas: proceso de normalización radiométrica iterativa, método de comparación multitemporal (CVA), criterios de decisión (umbralización estadística, métodos de clasificación) y operaciones de post-procesos (filtrado de ruido e indicadores de calidad).

La automatización del proceso de detección de cambios, permite la aplicación práctica de una metodología iterativa. En todo caso, se requiere de una supervisión de los resultados obtenidos, para determinar el umbral estadístico óptimo asociado a una zona de estudio. Análogamente ocurre en el proceso de clasificación, se requiere una interpretación de los resultados obtenidos en la clasificación no supervisada para categorizar los tipos de cambio registrados. Se concluye que, en detección de cambios es necesaria una supervisión de parte o la totalidad del proceso.

En la etapa de pre-procesos, se ha comprobado el correcto funcionamiento del algoritmo de normalización radiométrica seleccionado y su viabilidad para implementarse en un entorno no supervisado. Este proceso está condicionado a la zona de estudio y a los ajustes geométricos aplicados a las imágenes; para que las imágenes sean comparables, se considera fundamental establecer un co-registro espacial lo más preciso posible entre las imágenes de la secuencia temporal y que ambas abarquen la misma superficie del terreno.

Se ha demostrado que la aplicación de un proceso iterativo permite mejorar la semejanza entre imágenes, minimizando los errores residuales generados en el vector de cambios (CVA). Cuanto mayor es la superficie de cambio registrada, mayor influencia tiene el proceso iterativo en la normalización radiométrica. Se ha registrado un mayor incremento en la precisión aplicando umbrales poco restrictivos ($n=0,5/1,0$) en el proceso iterativo; se recomienda su utilización frente a los umbrales más restrictivos ($n=1,5/2,0$).

En base a las pruebas realizadas, se puede afirmar la importancia de la selección de la zona de estudio en el proceso de detección de cambios. Al trabajar en un entorno no supervisado, basado en métodos estadísticos, destaca la influencia del contexto en los resultados obtenidos. La selección del umbral está altamente condicionada a la zona de estudio, registrándose precisiones muy discordantes entre las mascararas generadas a partir de un contexto 'Global' y 'Local' (ver tablas 7, 8, 9).

En relación con el método de clasificación de los tipos de cambios, se considera el uso conjunto de la magnitud y la dirección del vector de cambios (CVA) de gran utilidad para discriminar los cambios radiométricamente. No obstante, para generar una clasificación rigurosa de la tipología de los cambios, se requiere disponer de capas de información

suplementarias condicionadas a los tipos de cambios y la respuesta de la clasificación Iso-Cluster. Este proceso implica un análisis e interpretación de los resultados; se requiere de una investigación más exhaustiva para su implementación en un entorno no supervisado.

El método de clasificación ha generado buenos resultados en la discriminación/clasificación de cambios en vegetación (cultivos, incendios, degradación de la vegetación, etc.) y grado de humedad (cambios hidrográficos, humedad terreno, desertización, etc.). Se considera óptimo el uso de esta metodología en entornos agrarios/forestales, siendo la información extraída de las clases de cambios de gran utilidad. En el incendio de sierra Enguera (ZE-1), se ha registrado la superficie total (118,5Ha) y la superficie de vegetación calcinada (75,8 Ha), información de relevancia para valorar el impacto del incendio. En la ZE-2, se ha registrado la situación inmediatamente posterior al incendio (2005), pudiéndose evaluar el seguimiento /evolución de la zona afectada; según los resultados obtenidos en un contexto 'Global', para el año 2008 se han regenerado la vegetación en gran parte de la superficie (222,3 Ha), en contraposición a la superficie de suelo erosionado/empobrecido (82 Ha).

En las áreas urbanas, se considera más recomendable la utilización de información altimétrica (MDS, datos LiDAR, etc.) combinada con la detección de cambios radiométrica (Matikainen et al., 2004; Champion et al., 2009). En los resultados obtenidos en entornos urbanos, se ha registrado un alto índice de falsas alarmas; este efecto se puede deber a variaciones en las condiciones de iluminación y las características geométricas de los edificios (reflexión de los tejados, sombra arrojada del edificio, etc.). Independientemente de estas consideraciones, se considera apropiada la relación entre alta magnitud del CVA, con cambios debidos a la acción antrópica.

Para reducir el porcentaje de falsas alarmas, se propone la utilización de filtros de moda a partir de los mapas de cambio, como método de eliminación de ruido. Para las imágenes clasificadas de tipos de cambios, se ha obtenido una mejora de las precisiones tras el filtrado de la imagen en todas las zonas de estudio. Esto ocurre únicamente con las mascarar de cambios extraídas a partir de umbrales poco restrictivos($n=0,5/1,0$); en el caso de los umbrales más restrictivos se han registrado peores resultados. Al trabajar con imágenes de media/alta resolución (10m para la imagen SPOT5), se han obtenido buenos resultados aplicando filtros de 5x5; se recomienda no utilizar estos filtros cuando se trabaje con imágenes de menor resolución espacial, como es el caso de las imágenes LANDSAT-5/ LANDSAT-7.

8. ANEXOS

ANEXO I. Automatización de procesos, ArcGIS 10.0. Código PYTHON.

Script 1 - Proceso de Normalización Iterativa.

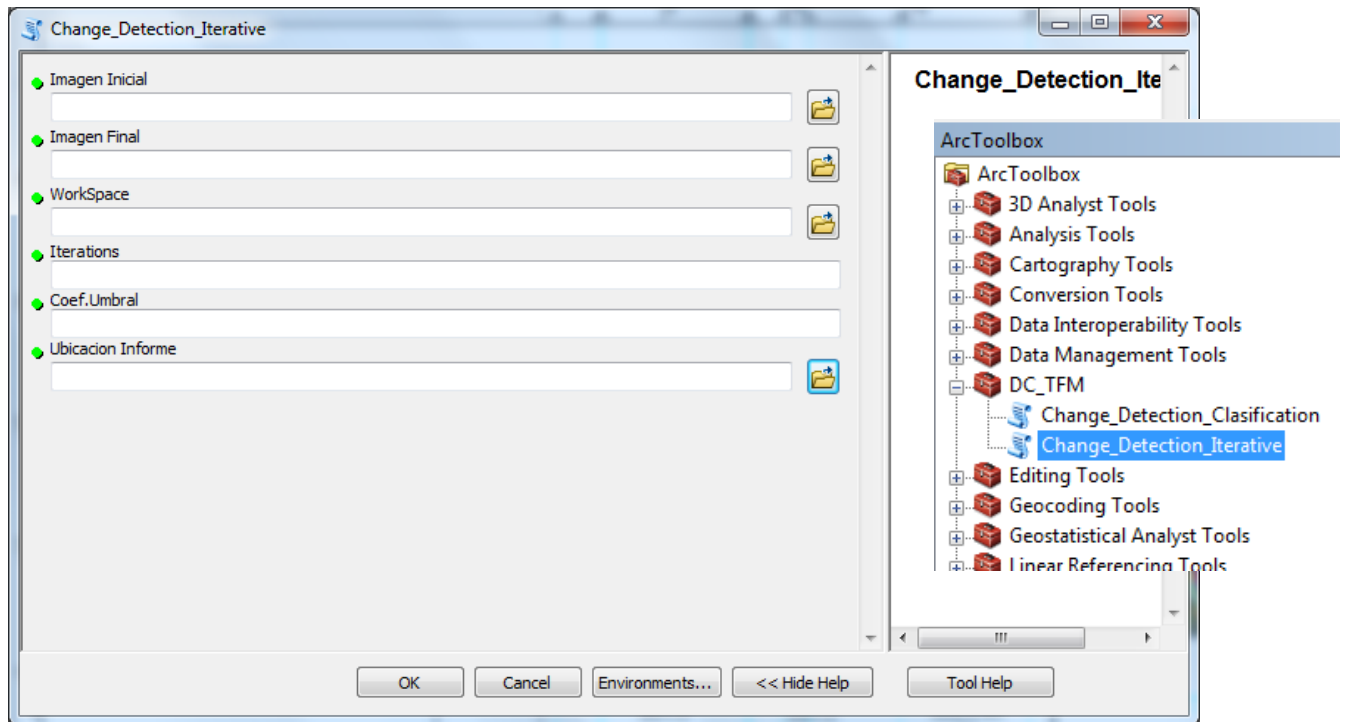


Figura 34. 'Interface' gráfica Script ArcGIS. Detección de Cambios Iterativa.

```
# Import system modules
import sys, string, os, arcpy, arcgisscripting
from arcpy import gp
from arcpy import env
from math import *
from arcpy.sa import *
#Definir dirección del entorno de trabajo y posibilitar sobrescribir capas raster

env.overwriteOutput = True
gp.CheckOutExtension("spatial")

gp.AddToolbox("C:\Program Files (x86)\ArcGIS\Desktop10.0\ArcToolbox\Toolboxes\Spatial Analyst Tools.tbx")
gp.overwriteOutput=1

#Función para convertir string a Float

def numeroFloat (numeroString):
    localiza= string.find(numeroString, ",")
    numero=numeroString[0:int(localiza)]+"."+numeroString[int(localiza)+1:]
```

```
return float(numero)
```

```
#Función para convertir float a string
```

```
def numeroString (numeroFloat):
    numString=str(numeroFloat)
    localiza= string.find(numString, ".")
    numero=numString[0:int(localiza)]+","+numString[int(localiza)+1:]
    return numero
```

```
#Funcion para normalizar la imagen inicial en funcion de la imagen final
```

```
def FuncionNormaliza (BI,n, medBF,medBI,desBF,desBI):
    desBlopera=numeroFloat (desBI)
    medBlopera=numeroFloat (medBI)
    desBFopera=numeroFloat (desBF)
    medBFopera=numeroFloat (medBF)
    a=desBFopera / desBlopera
    b= medBFopera - a * medBlopera
    a_str=numeroString(a)
    b_str=numeroString(b)
    ReporteTexto.write("\n "+str(n)+"\t "+medBI[:7]+" \t "+desBI[:7]+" \t "+medBF[:7]+" \t "+desBF[:7]+" \t
"+a_str[:6]+"\t"+b_str[:6])
    BIN = WS+"\BIN"+ str(n)+".img"

    # Process: Raster Calculator
    norm= a * Raster(BI)+b
    gp.SingleOutputMapAlgebra_sa (norm, BIN)
    return BIN
```

```
def funcionUmbraliza (WS,i, CVA, u, des, med, maxi, mini, ReporteTexto):
```

```
Uopera = med + u * des
Ustr=numeroString(Uopera)
ReporteTexto.write("\n \n U "+str(u)+"\t "+Ustr[:7])
v=int(u*10)
UmbrNombre=WS+"\\"+"Umbral_it"+str(i)+"_U"+str(v)+".img"
I_NC=[mini,Uopera,0]
I_C=[Uopera,maxi,1]
C_NC =arcpy.sa.Reclassfy(CVA, "VALUE",RemapRange([I_NC,I_C]), "NODATA")

gp.SingleOutputMapAlgebra_sa(C_NC, UmbrNombre)
ReporteTexto.write("\n "+UmbrNombre)
return UmbrNombre
```

```
def Msc_DC (i,m,u,imagen,z):
```

```
v=int(u*10)
UmbrNombre=WS+"\\"+"Umbral_it"+str(i)+"_U"+str(v)+".img"
mc=WS+"\\"+"mc_it"+str(i)+"_U"+str(v)+".img"
I_NC_Mc=[0,0,1]
I_C_Mc=[1,1,"NODATA"]
masc_C = arcpy.sa.Reclassfy(UmbrNombre, "VALUE",RemapRange([I_NC_Mc,I_C_Mc]), "NODATA")
gp.SingleOutputMapAlgebra_sa(masc_C,mc)
Img_Msc=WS+"\\"+"Stds_It_"+str(i+1)+"_U"+str(v)+"_Raster_"+z+".img"
Expr=""
```

```
n=1
while n <= m:
    Band =imagen + "\\Layer_"+str(n)
    Band_MC=WS+"\\ "+MC_it+str(i)+"_U"+str(v)+"_Raster"+z+"_B"+str(n)+".img"
    Expr_MC=Raster(mc) * Raster(Band)

    ReporteTexto.write("\n h"+str(n))
    gp.SingleOutputMapAlgebra_sa(Expr_MC, Band_MC)
    Expr=Expr+Band_MC+";"
    ReporteTexto.write("\n i"+str(n))

    ReporteTexto.write(Expr)
    n=n+1
Expr_ImgMsc=Expr[:len(Expr)-1]
ReporteTexto.write(Expr_ImgMsc)
gp.CompositeBands_management(Expr_ImgMsc, Img_Msc)

return Img_Msc

# Local variables:

Raster_I =arcpy.GetParameterAsText(0)
Raster_F =arcpy.GetParameterAsText(1)
WS =arcpy.GetParameterAsText(2)
n_it=int(arcpy.GetParameterAsText(3))
Umbral =arcpy.GetParameterAsText(4)
Reporte = arcpy.GetParameterAsText(5)

nBandas_I=int(arcpy.GetRasterProperties_management (Raster_I, "BANDCOUNT").getOutput(0))
nBandas_F=int(arcpy.GetRasterProperties_management (Raster_F, "BANDCOUNT").getOutput(0))

n=1
if nBandas_I == nBandas_F:
    m=nBandas_I
if nBandas_I > nBandas_F:
    m=nBandas_F
if nBandas_I < nBandas_F:
    m=nBandas_I
i=1
ReporteTexto=open(Reporte,"w")
ReporteTexto.write("Información adicional al proceso de detección de cambios.\n Metodo de comparación
multitemporal: CVA \n numero de bandas:"+str(m))
ReporteTexto.write("\n \n Raster_I\t"+Raster_I)
ReporteTexto.write("\n Raster_F\t"+Raster_F)
ReporteTexto.write("\n \n Numero de Iteraciones:\t"+str(n_it))

#se inicia el boucler con las iteraciones
while i <= n_it:
    ReporteTexto.write("\n \n Iteracion "+str(i)+"\n Caracteristicas de la normalizacion \n \n")
    Stadistics_I = WS+"\Stadistics_I_It"+str(i)+".txt"
    Stadistics_F = WS+"\Stadistics_F_It"+str(i)+".txt"
    if i==1:
        # Carga as estadisticas de la imagen en un *.txt
        gp.BandCollectionStats_sa(Raster_I, Stadistics_I, "BRIEF")
        gp.BandCollectionStats_sa(Raster_F, Stadistics_F, "BRIEF")
    if i>1:
```

```

# Carga as estadísticas de la imagen en un *.txt
gp.BandCollectionStats_sa(Raster_I_Iter, Statistics_I, "BRIEF")
gp.BandCollectionStats_sa(Raster_F_Iter, Statistics_F, "BRIEF")

#; cargando todas las líneas en una lista de cadenas de caracteres
Std_I=open(Statistics_I,"r")
listaStd_I=Std_I.readlines()
Std_F=open(Statistics_F,"r")
listaStd_F=Std_F.readlines()
ReporteTexto.write("\n Banda \t BIMedia \t BIDesStd \t BFMedia \t BFDesStd \t a \t b \n")

#Se inicia el bucle con el número de bandas
n=1
while n <= m:
  #Variables locales para cada banda:
  #Carga cada banda por separado y aplica la función normalización
  B_I =Raster_I + "\\Layer_"+str(n)
  B_F =Raster_F + "\\Layer_"+str(n)
  B_IN=""
  DifN=""

  #Cargar estadísticas de cada banda de cada lista, en una variable separada como str
  lineaStd_I=""
  lineaStd_I=listaStd_I[5+n]
  med_I=lineaStd_I[45:53]
  des_I=lineaStd_I[59:66]

  lineaStd_F=""
  lineaStd_F=listaStd_F[5+n]
  med_F=lineaStd_F[45:53]
  des_F=lineaStd_F[59:65]

  #Operaciones de geoprocésamiento:
  B_IN = FuncionNormaliza(B_I, n, med_F, med_I, des_F, des_I)
  DifExp=Raster(B_F) - Raster(B_IN)
  DifNombre=WS+"\\DifB"+str(n)+"_it"+str(i)+".img"
  gp.SingleOutputMapAlgebra_sa(DifExp, DifNombre)
  DifExp.save(DifNombre)

  PwrExp=Power(DifExp, 2)
  if n == 1:

    SumF=WS+"\\ "+Sum_0_1"
    gp.SingleOutputMapAlgebra_sa(PwrExp, SumF)

  if n > 1 :

    DifC =WS+"\\ "+DifC_ "+str(n)
    gp.SingleOutputMapAlgebra_sa(PwrExp, DifC)

    SumI = WS + "\\ "+Sum_ "+str(n-2)+"_ "+str(n-1)
    SumF = WS + "\\ "+Sum_ "+str(n-1)+"_ "+str(n)
    SumExp=Raster(SumI)+Raster(DifC)
    gp.SingleOutputMapAlgebra_sa(SumExp, SumF)
  n=n+1

```

```
CVAExp=SquareRoot(SumExp)
CVANombre= WS + "\\\"+\"CVA_it\"+str(i)+\".img\"
gp.SingleOutputMapAlgebra_sa(CVAExp, CVANombre)

desCVA = str(arcpy.GetRasterProperties_management(CVANombre, \"STD\").getOutput(0))
medCVA = str(arcpy.GetRasterProperties_management(CVANombre, \"MEAN\").getOutput(0))
maxCVA = str(arcpy.GetRasterProperties_management(CVANombre, \"MAXIMUM\").getOutput(0))
minCVA = str(arcpy.GetRasterProperties_management(CVANombre, \"MINIMUM\").getOutput(0))
ReporteTexto.write(\"\\n CVA: \\n Media \\t\"+medCVA[:7]+\"\\n DesStd \\t\"+desCVA[:7]+\"\\n Maximo
\\t\"+maxCVA[:7]+\"\\n Minimo \\t\"+minCVA[:7])

#Para operar con los numeros escalares hay que pasarlos a float
desCVAopera=numeroFloat(desCVA)
medCVAopera=numeroFloat(medCVA)
maxCVAopera=numeroFloat(maxCVA)
minCVAopera=numeroFloat(minCVA)

Raster_I_Iter=""
Raster_F_Iter=""
u=numeroFloat(Umbrales)
#u=numeroFloat (Umbrales)
UNombre=funcionUmbraliza(WS,i, CVANombre, u, desCVAopera, medCVAopera, maxCVAopera, minCVAopera,
ReporteTexto)
Raster_I_Iter= Msc_DC (i,m,u, Raster_I,\"I\")
Raster_F_Iter= Msc_DC (i,m,u, Raster_F,\"F\")
i=i+1
gp.CheckInExtension(\"Spatial\")
ReporteTexto.close()
```

Script 2 - Proceso de Clasificación de los tipos de cambio.

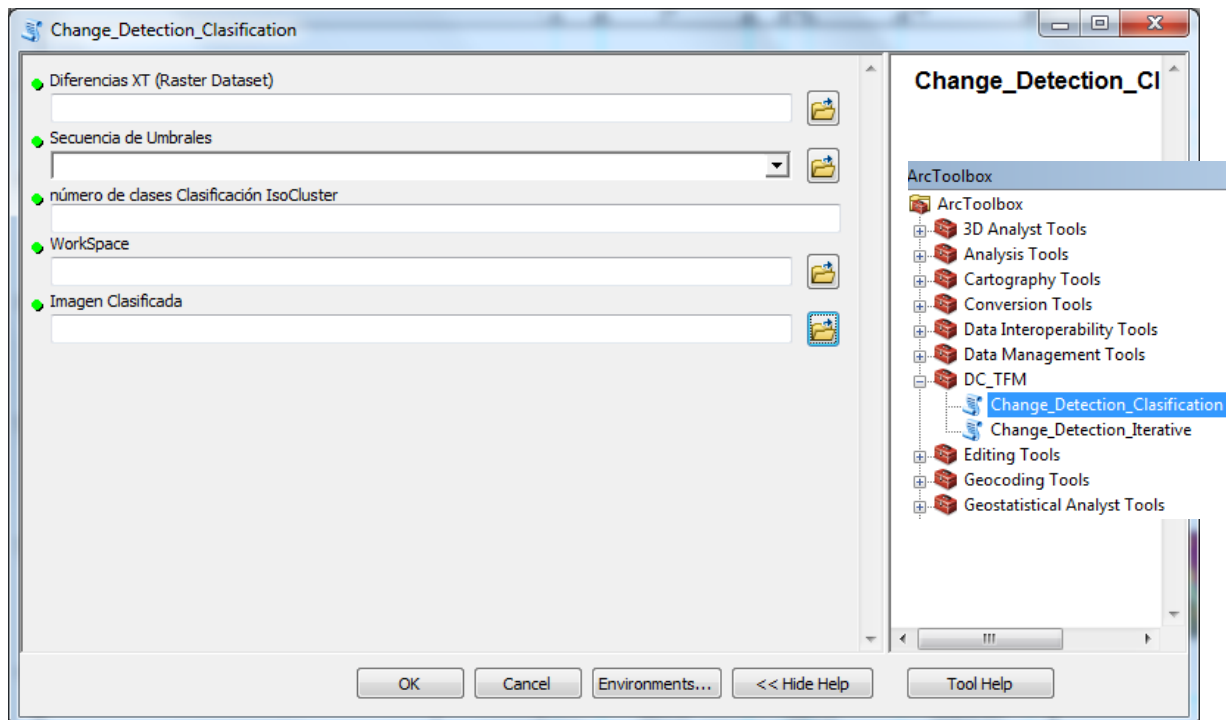


Figura 35. 'Interface' gráfica Script ArcGIS. Clasificación tipos de cambios.

```

# Import system modules
import sys, string, os, arcpy,arcgisscripting
from arcpy import gp
from arcpy import env
from math import *
from arcpy.sa import *
gp.CheckOutExtension("spatial")
gp.AddToolbox("C:\Program Files (x86)\ArcGIS\Desktop10.0\ArcToolbox\Toolboxes\Spatial Analyst Tools.tbx")
gp.overwriteOutput=1
pi=float(math.atan(1)*4)
ReporteTexto=open("D:\Master_GIS\TFM\Prueba Alcoy\ZE_Incendio\Clasificacion\reporte.txt","w")
ReporteTexto.write("\n Clasificacion Tipos de Cambios")

#Función para convertir string a Float
def cargarBandas(RasterDataset):
    m=int(arcpy.GetRasterProperties_management (RasterDataset, "BANDCOUNT").getOutput(0))
    ReporteTexto.write("\n numero de bandas (rasterDaataset)" +str(m))
    n=1
    listaDif=[]
    while n <= m:
        Band=""
        Band=RasterDataset + "\\Layer_" +str(n)
        listaDif=listaDif+[Band]
        ReporteTexto.write("\n"+str(listaDif))
        n=n+1
    return listaDif

def numeroFloat (numeroString):
    localiza= string.find(numeroString, ",")
    numero=numeroString[0:localiza]+ "." +numeroString[localiza + 1:]
    return float(numero)

#Función para convertir float a string
def numeroString (numeroFloat):
    numString=str(numeroFloat)
    localiza= string.find(numString, ".")
    numero=numString[0:int(localiza)]+"."+numString[int(localiza)+1:]
    return numero

def direccionCVA (DiferenciaB1, DiferenciaB2, WS, Cod1, Cod2,Uminub):
    DB1=Raster(DiferenciaB1)
    DB2=Raster(DiferenciaB2)
    Coef=arcpy.sa.Divide(DB1, DB2)
    Coefub=WS+"\\\"+Coef_B"+Cod1+"_B"+Cod2+".img"
    Coef.save(Coefub)
    Arad=arcpy.sa.ATan(Coefub)
    Aradub=WS+"\\\"+Angulo_rad_B"+Cod1+"_B"+Cod2+".img"
    Arad.save(Aradub)
    gradosCente=float(200)/pi

    Acent= gradosCente * Raster(Aradub)
    Acentub=WS+"\\\"+Angulo_cent_B"+Cod1+"_B"+Cod2+".img"
    gp.SingleOutputMapAlgebra_sa (Acent, Acentub)
    DB11=ClassNegPos (WS,DiferenciaB1,Cod1, 0, 1)
    DB12=ClassNegPos (WS,DiferenciaB2,Cod2, 0, 1)
    ReporteTexto.write("\n "+DB11+"\n"+DB12)

```

```

A1 = Raster(Acentub) * Raster(DB11)*Raster(DB12)
A1ub=WS+"\\\\"+"A1_"+Cod1+"_"+"Cod2+".img"
A1.save(A1ub)
ReporteTexto.write("\n "+DB11+"\n"+DB12)
DB21=ClassNegPos (WS,DiferenciaB1,Cod1, 0, 1)
DB22=ClassNegPos (WS,DiferenciaB2,Cod2, 1, 0)
A2 = (Raster(Acentub) + 200)* Raster(DB21) *Raster(DB22)
A2ub=WS+"\\\\"+"A2_"+Cod1+"_"+"Cod2+".img"
A2.save(A2ub)
ReporteTexto.write("\n "+DB21)
DB31=ClassNegPos (WS,DiferenciaB1,Cod1, 1, 0)
DB32=ClassNegPos (WS,DiferenciaB2,Cod2, 1, 0)
A3 = (Raster(Acentub) + 200)* Raster(DB31) *Raster(DB32)
A3ub=WS+"\\\\"+"A3_"+Cod1+"_"+"Cod2+".img"
A3.save(A3ub)
ReporteTexto.write("\n "+DB31)
DB41=ClassNegPos (WS,DiferenciaB1,Cod1, 1, 0)
DB42=ClassNegPos (WS,DiferenciaB2,Cod2, 0, 1)
ReporteTexto.write("\n "+DB41+"\n"+DB42)
A4 = (Raster(Acentub) + 400)* Raster(DB41) * Raster(DB42)
A4ub=WS+"\\\\"+"A4_"+Cod1+"_"+"Cod2+".img"
A4.save(A4ub)
suma =(Raster(Acentub) + Raster(A2ub) + Raster(A4ub)+Raster(A3ub) )*Raster(Uminub)
sumaUB=WS+"\\\\"+"SUMA_Ang_DirCVA_B"+Cod1+"_B"+Cod2+".img"
ReporteTexto.write("\n"+sumaUB)
suma.save(sumaUB)
maximoStr = arcpy.GetRasterProperties_management(sumaUB, "MAXIMUM").getOutput(0)
maximo = numeroFloat(maximoStr)
if maximo > 400:
    direccionReclasificada=arcpy.sa.Reclassify(sumaUB, "VALUE",RemapRange([[0,400 ,1],[400,maximo ,0]]))
direccionReclasificadaUB=WS+"\\\\"+"Dir_Reclasificada_DfB"+Cod1+"_DfB"+Cod2+".img"
direccionReclasificada.save(direccionReclasificadaUB)
DirCVA=Raster(direccionReclasificadaUB)*Raster(sumaUB)

if maximo<=400:
    DirCVA=Raster(sumaUB)*1

DirCVAub=WS+"\\\\"+"DirCVA_DfB"+Cod1+"_DfB"+Cod2+".img"
DirCVA.save(DirCVAub)
maximoStr = arcpy.GetRasterProperties_management(DirCVA, "MAXIMUM").getOutput(0)
maximo = numeroFloat(maximoStr)
return DirCVAub

def ClassNegPos (WS,DiferenciaBandas,Band, Neg,Pos):
    maximoStr = arcpy.GetRasterProperties_management(DiferenciaBandas, "MAXIMUM").getOutput(0)
    maximo = numeroFloat(maximoStr)
    minimoStr = arcpy.GetRasterProperties_management(DiferenciaBandas, "MINIMUM").getOutput(0)
    minimo = numeroFloat(minimoStr)
    Dif_Reclass = arcpy.sa.Reclassify(DiferenciaBandas, "VALUE",RemapRange([[minimo,-0 ,Neg],[0,maximo,Pos]],0)
    Dif_Nombre=WS+"\\\\"+"DB"+Band+"_Reclas_N"+str(Neg)+"_P"+str(Pos)+".img"
    Dif_Reclass.save(Dif_Nombre)
    ReporteTexto.write("\n f3"+Dif_Nombre)
    #gp.SingleOutputMapAlgebra_sa(Dif_Reclass, Dif_Nombre)

return Dif_Nombre

```

```

# Local variables:
DifXS=arcpy.GetParameterAsText(0)
SecUmbr=arcpy.GetParameterAsText(1)

Int_Iso=arcpy.GetParameterAsText(2)
if Int_Iso == '#' or not Int_Iso:
    Int_Iso = "9"

WS=arcpy.GetParameterAsText(3)
if WS == '#' or not WS:
    WS = env.workspace

arcpy.env.workspace = WS
arcpy.env.scratchWorkspace = WS
ClassCambios=arcpy.GetParameterAsText(4)
if ClassCambios == '#' or not ClassCambios:
    ClassCambios = WS+"\\\\"+"ChangeClass_"+Int_Iso+"_Unsupervised.img"

SpectralSigned= WS+ "\\\"+ "SS_Change_Class_"+Int_Iso+".GSG"
arcpy.env.mask = DifXS
arcpy.env.cellSize=DifXS
Int_Cls=int(Int_Iso)
lista_Dif=cargarBandas(DifXS)
ReporteTexto.write("\n "+str(lista_Dif))
nBandas=len(lista_Dif)
Umin = arcpy.sa.Reclassify(SecUmbr, "VALUE",RemapValue([[0,0],[1,1],[2,1],[3,1],[4,1],[5,1],[6,1]]), "NODATA")
Uminub=WS+"\\\\"+"Umin_Class.img"
Umin.save(Uminub)

if nBandas==2:
    DirCVA_B1_B2 = direccionCVA (lista_Dif[0], lista_Dif[1], WS,"1", "2",Uminub)
if nBandas==3:
    DirCVA_B1_B2 = direccionCVA (lista_Dif[0], lista_Dif[1], WS,"1", "2",Uminub)
    DirCVA_B1_B3 = direccionCVA (lista_Dif[0], lista_Dif[2], WS,"1", "3",Uminub)
    DirCVA_B3_B2 = direccionCVA (lista_Dif[2], lista_Dif[1], WS,"3", "2",Uminub)
    listaClass=[DirCVA_B1_B3,DirCVA_B3_B2,DirCVA_B1_B2]
if nBandas==4:
    DirCVA_B1_B2 = direccionCVA (lista_Dif[0], lista_Dif[1], WS,"1", "2",Uminub)
    DirCVA_B4_B3 = direccionCVA (lista_Dif[3], lista_Dif[2], WS,"4", "3",Uminub)
    SecCVAub=DirCVA_B1_B2+";" +DirCVA_B4_B3
    listaClass=[DirCVA_B1_B2,DirCVA_B4_B3]

class1ub=WS+"\\\\"+"Class_Iso_"+Int_Iso+"_4.img"
minClas='#'
samplerInterval = '#'
gp.IsoClusterUnsupervisedClassification_sa(listaClass, Int_Cls,class1ub, minClas, samplerInterval, SpectralSigned)

if nBandas>4:
    c=1
    strCVA=""
    while c <= nBandas:
        Cod1=str(c)
        Cod2=str(c+1)

```

```

DirCVAtemp = direccionCVA (lista_Dif[c-1], lista_Dif[c], WS,Cod1, Cod2, Uminub)
listaCVA=listaCVA+DirCVAtemp+";"
c=c+1
ReporteTexto.write("\n "+ClassCambios)
class10 = Raster(class1ub) * 10
class10ub =WS+"\\\\"+"Class_Iso_"+Int_Iso+"_10.img"
class10.save(class10ub)
classes = Raster(class10ub) + Raster(SecUmbr)
gp.SingleOutputMapAlgebra_sa(classes, ClassCambios)
    
```

ANEXO II. Transformación polinómica (2^{OR}). Puntos de Control.

n	Puntos Control (UTM)			
	Inicial		Final	
	X ₀₅	Y ₀₅	X ₀₈	Y ₀₈
1	681597,69	4329276,44	681520,06	4327512,46
2	684850,35	4330079,22	684767,20	4328322,57
3	727525,71	4321637,27	727440,75	4319890,51
4	728667,17	4313353,40	728587,80	4311611,55
5	726543,44	4305557,65	726456,70	4303809,97
6	721819,68	4279069,03	721741,79	4277324,86
7	710911,64	4267691,34	710843,32	4265946,31
8	706984,47	4268216,64	706908,43	4266475,47
9	701349,41	4270946,89	701281,79	4269211,80
10	694873,94	4274362,14	694796,31	4272624,93
11	677414,48	4295137,79	677342,65	4293396,24
12	678372,81	4294976,74	678303,22	4293239,39
13	684533,73	4294783,82	684463,23	4293046,33
14	709671,67	4306359,73	709585,04	4304613,88
15	676126,24	4283722,42	676061,07	4281982,14

Tabla 17. Posición de los puntos de control para definir la transformación.

ANEXO III. Proceso de Normalización Iterativo. Parámetros de transformación radiométrica.

Iteración	Mascara Cambio	Banda 1 (G)		Banda 2 (R)		Banda 3 (IRc)		Banda 4 (IRm)	
		a	b	a	b	a	b	a	b
$i = 1$	-	1,590	3,508	1,599	-5,138	0,995	-3,613	1,347	-6,676
$i = 2$	$n = 0,5$	1,604	2,989	1,572	-4,299	0,977	-2,689	1,319	-5,471
	$n = 1,0$	1,595	3,354	1,569	-4,283	0,973	-2,545	1,317	-5,387
	$n = 1,5$	1,589	3,615	1,566	-4,241	0,970	-2,403	1,316	-5,382
	$n = 2,0$	1,584	3,863	1,565	-4,196	0,969	-2,323	1,317	-5,400
$i = 3$	$n = 0,5$	1,599	3,231	1,559	-3,869	0,969	-2,269	1,309	-4,945
	$n = 1,0$	1,585	3,847	1,551	-3,723	0,962	-1,972	1,307	-4,880
	$n = 1,5$	1,577	4,212	1,549	-3,697	0,959	-1,837	1,309	-4,972
	$n = 2,0$	1,571	4,471	1,549	-3,671	0,958	-1,764	1,310	-5,042

Tabla 18. Parámetros de normalización radiométrica para la ZE-1.

Iteración	Mascara Cambio	Banda 1 (G)		Banda 2 (R)		Banda 3 (IRc)		Banda 4 (IRm)	
		a	b	a	b	a	b	a	b
$i = 1$	-	1,544	0,299	1,500	-5,346	0,938	-2,358	1,280	-10,020
$i = 2$	$n = 0,5$	1,459	7,964	1,456	-2,388	0,904	0,428	1,201	-1,817
	$n = 1,0$	1,428	10,484	1,449	-1,832	0,899	0,891	1,190	-0,765
	$n = 1,5$	1,413	11,859	1,447	-1,551	0,898	1,072	1,187	-0,340
	$n = 2,0$	1,411	11,996	1,450	-1,628	0,900	0,952	1,188	-0,401
$i = 3$	$n = 0,5$	1,440	9,441	1,442	-1,476	0,894	1,236	1,194	-1,084
	$n = 1,0$	1,414	11,644	1,436	-1,006	0,889	1,633	1,184	-0,139
	$n = 1,5$	1,404	12,516	1,438	-0,998	0,891	1,594	1,182	0,059
	$n = 2,0$	1,406	12,409	1,443	-1,253	0,895	1,323	1,184	-0,094

Tabla 19. Parámetros de normalización radiométrica para la ZE-2.

Iteración	Mascara Cambio	Banda 1 (G)		Banda 2 (R)		Banda 3 (IRc)		Banda 4 (IRm)	
		a	B	a	b	a	b	a	b
$i = 1$	-	1,805	-28,730	1,757	-32,400	1,147	-26,280	1,503	-30,600
$i = 2$	$n = 0,5$	1,681	-17,240	1,686	-25,080	1,052	-15,940	1,441	-22,520
	$n = 1,0$	1,686	-18,020	1,688	-25,790	1,051	-16,090	1,440	-22,660
	$n = 1,5$	1,694	-18,950	1,691	-26,370	1,050	-16,190	1,440	-22,890
	$n = 2,0$	1,701	-19,620	1,696	-27,030	1,050	-16,330	1,444	-23,500
$i = 3$	$n = 0,5$	1,659	-15,320	1,661	-22,700	1,034	-14,060	1,428	-20,900
	$n = 1,0$	1,670	-16,700	1,668	-24,040	1,036	-14,670	1,429	-21,390
	$n = 1,5$	1,683	-18,060	1,675	-24,970	1,038	-15,010	1,431	-21,800
	$n = 2,0$	1,691	-18,860	1,684	-25,970	1,041	-15,420	1,437	-22,710

Tabla 20. Parámetros de normalización radiométrica para la ZE-3.

ANEXO IV. Firma espectral asociada a la clasificación

VD	nº de celdas	Combinación de Bandas	Dirección de Cambio	Matriz de Varianza-Covarianza	
1	178	B1-B2	301,03	2499,78	-1098,93
		B4-B3	121,64	-1098,93	4267,51
2	70	B1-B2	94,92	4544,74	-647,06
		B4-B3	328,69	-647,06	3143,39
3	154	B1-B2	34,33	295,74	-36,62
		B4-B3	34,62	-36,62	213,72
4	6618	B1-B2	0,01	0,09	0,07
		B4-B3	0,01	0,07	0,07
5	598	B1-B2	33,47	156,08	10,90
		B4-B3	76,45	10,90	139,41
6	1630	B1-B2	332,39	666,13	255,06
		B4-B3	339,11	255,06	504,13

Tabla 21. Dirección de cambios asociada a clasificación Iso-Cluster (ZE-1). Contexto 'Local'.

VD	nº de celdas	Combinación de Bandas	Dirección de Cambio	Matriz de Varianza-Covarianza	
1	74	B1-B2	368,86	668,09	-188,99
		B4-B3	63,61	-188,99	963,21
2	96	B1-B2	89,53	3420,00	-501,81
		B4-B3	327,10	-501,81	1804,65
3	302	B1-B2	36,19	99,92	-4,76
		B4-B3	28,44	-4,76	103,73
4	9498	B1-B2	0,01	0,17	0,07
		B4-B3	0,01	0,07	0,12
5	233	B1-B2	23,09	138,76	-7,54
		B4-B3	55,62	-7,54	133,81
6	314	B1-B2	60,54	115,20	13,63
		B4-B3	56,24	13,63	111,42
7	27	B1-B2	251,12	856,90	183,85
		B4-B3	76,30	183,85	1728,37
8	2003	B1-B2	290,78	830,33	471,82
		B4-B3	297,57	471,82	1010,97

Tabla 22. Dirección de cambios asociada a clasificación Iso-Cluster (ZE-2). Contexto 'Local'.

VD	nº de celdas	Combinación de Bandas	Dirección de Cambio	Matriz de Varianza-Covarianza	
1	128	B1-B2	311,86	1780,15	-1,55
		B4-B3	72,09	-1,55	692,06
2	6275	B1-B2	2,71	106,41	116,60
		B4-B3	3,55	116,60	202,51
3	717	B1-B2	236,16	6130,92	-1727,39
		B4-B3	305,51	-1727,39	1540,68

Tabla 23. Dirección de cambios asociada a clasificación Iso-Cluster (ZE-3). Contexto 'Local'.

VD	nº de celdas	Combinación de Bandas	Dirección de Cambio	Matriz de Varianza-Covarianza	
1	178	B1-B2	301,03	2499,78	-1098,93
		B4-B3	121,64	-1098,93	4267,51
2	70	B1-B2	94,92	4544,74	-647,06
		B4-B3	328,69	-647,06	3143,39
3	154	B1-B2	34,33	295,74	-36,62
		B4-B3	34,62	-36,62	213,72
4	6618	B1-B2	0,01	0,09	0,07
		B4-B3	0,01	0,07	0,07
5	598	B1-B2	33,47	156,08	10,90
		B4-B3	76,45	10,90	139,41
6	1630	B1-B2	332,39	666,13	255,06
		B4-B3	339,11	255,06	504,13

Tabla 24. Dirección de cambios asociada a clasificación Iso-Cluster (ZE-1UZE-2UZE-3). Contexto 'Global'.

9. Bibliografía

Ahern, F. J.; Brown, R. J.; Cihlar, J.; Gauthier, R.; Murphy, J.; Neville, R. A. & Teillet, P. M., 1988. Radiometric correction of visible and infrared remote sensing Ecosystem monitoring: a review 1589 data at the Canada Centre for Remote Sensing. *Remote Sensing Yearbook 1988/89*, edited by A. Cracknell and L. Hayes (London: Taylor and Francis), pp. 101–127.

Allué, J.L., 1990. Atlas Fitoclimático de España. Taxonomías. *Instituto Nacional de Investigaciones Agrarias. Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación*. Madrid. 221 pp.

Alves, D.S., 2002. Space–time dynamics of deforestation in Brazilian Amazônia. *International Journal of Remote Sensing*, 23 (14), pp. 2903-2908.

Bayarjargal, Y.; Karnieli, A.; Bayasgalan, M.; KhudulmuR, S.; Gandush, C., & Tucker, C.J., 2006. "A comparative study of NOAA–AVHRR derived drought indices using change vector analysis", *Remote Sensing of Environment*, 105, pp. 9-22.

Berlanga-Robles, C. A., & Ruiz-Luna, A., 2007. Análisis de las tendencias de cambio del bosque de mangle del sistema lagunar Teacapán-Agua Brava, México: Una aproximación con el uso de imágenes de satélite Landsat. Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.

Bruzzone, L., & Prieto, D. F., 2000. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*. v38. 3373-3382.

Bruzzone, L., & Prieto, D. F., 2002. An adaptive semiparametric and context-based approach to unsupervised change detection in multitemporal remote-sensing images. *IEEE Trans. Image Process*.v33 i5.552-566.

Chavez, P. S., 1989. Radiometric calibration of Landsat Thematic Mapper multi-spectral images. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 55, 1285–1294.

Champion, N., Stamon, G., Pierrot-Deseilligny, M., & Saint Mandé, F., 2009. Automatic Revision of 2D Building Databases from High Resolution Satellite Imagery: A 3D Photogrammetric Approach. *Lecture Notes in Geoinformation and Cartography, Advances in GIS science. Proceedings of the 12th AGILE Conference*, 43-66.

Chuvienco, E., 1996. Fundamentos de teledetección espacial. Madrid: Ediciones *Rialp*, S.A.

Chuvienco, E., 1998. El factor temporal en teledetección: evolución fenomenológica y análisis de cambios. *Revista de teledetección*, 10: 39-48.

Chuvienco, E.; Martín, M. P., & Ventura, G., 2002. Evaluación de imágenes NOAAVHRR y TERRA-MODIS para cartografía regional de áreas quemadas. *En X Simposio Internacional de la Sociedad de Expertos Latinoamericanos en Percepción Remota (SELPER)*.

Congalton, R. G., 1991. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 37:35-46.

Collins, J.B., & C.E. Woodcock, 1996. An assessment of several linear change detection techniques for mapping forest mortality using Multitemporal Landsat TM data, *Remote Sensing of Environment*, 56(3): 66-67.

Coppin, P., Nackaerts, K., Queen, L., & Brewer, K., 2001. Operational monitoring of green biomass change for forest management. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 67, 603–611

- Du, Y., Teillet, P.M., & Cihlar, J., 2002. Radiometric normalization of multitemporal high-resolution satellite images with quality control for land cover change detection. *Remote Sensing of Environment*, 82, pp. 123–134.
- Duggin, M.J., & Robinove, C. J., 1990. Assumptions implicit in remote sensing data acquisition and analysis. *International Journal of Remote Sensing*, 11, 1669–1694.
- Estornell, J., Ruiz, L.A., Pérez, P., & del Rey, A., 2004. Análisis metodológico para la detección de cambios urbanos en la ciudad de Valencia. *Revista de Teledetección* (ISSN: 1133-0953). *Asociación Española de Teledetección (AET)*. Vol. 22, pp. 55-66.
- Fawcett, T. 2006. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27, 861-874.
- Ruiz Fernández, L. Á., Rey Pérez, A. D., Estornell Cremades, J., & Ruiz Marín, R., 2007. La teledetección como herramienta de análisis del crecimiento urbano y su representación en 3D. *ACE: Arquitectura, Ciudad y Entorno*, núm. 4, Junio 2007.
- Foody G.M., 1992. On the compensation for chance agreement in image classification accuracy assessment, *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 58 (10) (1992), pp. 1459–1460.
- Foody, G.M., 2002. “Status of land cover classification accuracy assessment”, *Remote Sensing of Environment*, 80, pp. 185-201.
- Fukunaga K., 1990. Introduction to Statistical Pattern Recognition. *Academic Press*, New York.
- Fung T. & Le Drew E., 1988. The determination of optimal threshold levels for change detection using various accuracy indices, *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 54 (10) (1988), pp. 1449–1454.
- García-Haro, F.J.; Gilabert, M.A., & Meliá, J., 2001. Monitoring fire-affected areas using Thematic Mapper data, *International Journal of Remote Sensing*, 22 (4), pp. 533-549.
- Geerken, R., & Ilaiwi, M., 2004. Assessment of rangeland degradation and development of a strategy for rehabilitation, *Remote Sensing of Environment*, 90, pp. 490-504.
- Guerra Martínez, V., & Ochoa Gaona, S., 2006. Evaluación espacio-temporal de la vegetación y uso del suelo en la Reserva de la Biosfera Pantanos de Centla, Tabasco (1990-2000). *Investigaciones geográficas*, (59), 7-25.
- Hall F.G., Strebel, D.E.; Nickeson, J.E., & Goetz, S.J., 1991. Radiometric rectification: Toward a common radiometric response among multirate, multisensor images, *Remote Sensing of Environment*, 35:11-27.

Huete, A.R.; Miura, T. & Gao, X., 2003. Land Cover conversion and degradation analyses through coupled soil–plant biophysical parameters derived from Hyperspectral EO-1 Hyperion, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41 (6), pp. 1268-1276.

Hadjimitsis, D.G.; Clayton, C. R. I., & Hope, V. S., 2004. An assessment of the effectiveness of atmospheric correction algorithms through the remote sensing of some reservoirs. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 25, no 18, p. 3651-3674.

Hill, J., and Sturm, B., 1991. Radiometric correction of multitemporal Thematic Mapper data for use in agricultural land cover classification and vegetation monitoring. *International Journal of Remote Sensing*, 12, 1471–1491.

Jensen, J. R., 1983. Urban change detection mapping using Landsat digital data. *The American Cartographer*, 81, 127–147.

Jensen, J. R. 1996. Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective (Second edition). *Prentice Hall, Inc., Upper Saddle River, New Jersey, USA*.

Kayitakire, F., Hamel, C., et al., 2006. Retrieving forest structure variables based on image texture analysis and IKONOS2 imagery. *Remote Sensing of the Environment* 102, pp. 390-401.

Kolehmainen, K., & Ban, Y., 2008. Monitoring and Analysis of Urban Land Coverd Changes Over Stockholm Region between 1986 and 2004 using Remote Sensing and Spatial Metrics, *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Vol. XXXVII. Part B6b. Beijing.

Kwarteng, A.Y, & Chavez Jr., P. S., 1998. Change Detection Study of Kuwait City and Environs Using Multi-Temporal Landsat Thematic Mapper Data. *International Journal of Remote Sensing* 19(9): 1651–1662.

Levien, L. N., et al., 1999. A Machine Learning Approach to Change Detection Using Multi-scale Imagery. *California Department of Forestry and Fire Protection*, 1999.

Li, X., & A. Yeh, 1998. Principle Component Analysis of Stacked Multi-Temporal Images for the Monitoring of Rapid Urban Expansion in the Pearl River Delta. *International Journal of Remote Sensing* 19(8): 1501-1518.

Lu, D., & Weng, Q., 2004. Spectral mixture analysis of the urban landscape in Indianapolis with Landsat ETM+ imagery. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 70(9), 1053-1062.

Louakfaoui, E. M., Casanova, J. L., & Romo, A., 2001. El TVI (Termal Vegetation Index) y el vector cambio para el seguimiento y control de la deforestación. In: J. I. Rosell y J. A.

Martínez-Casasnovas (Coords.) *Teledetección. Medio ambiente y cambio global. Universitat de Lleida*. Lleida, España. pp. 101-105.

Lovell, J. L., & Graetz, R. D., 2001. Filtering pathfinder AVHRR land NDVI data for Australia. *International Journal of Remote Sensing*, 22(13), 2649-2654.

Matikainen, L., Kaartinen, H., & Hyypä, J., 2007. Classification Tree Based Building Detection from Laser Scanner and Aerial Image Data. *ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and Silvi Laser 2007*, Espoo, Finlandia, 280-287.

Matikainen, L., Hyypä, J., & Kaartinen, H., 2004. Automatic Detection of Changes from Laser Scanner and Aerial Image Data for Updating Building Maps. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 434-439.

Mateu, A. & Ruíz Fernández, L.A., 1999. Comparación y evaluación de métodos de normalización radiométrica relativa. *Revista de Teledetección*. 12, 99-103.

Mena, J.; Malpica, J. A. & Pedraza, J., 2002. Fusión de Información con la teoría de la Evidencia para la Extracción de Objetos Cartográficos de Imágenes Aéreas. *Actas del Seminario Anual de Automática Electrónica Industrial e Instrumentación*. Alcalá de Henares, vol. 3, 533-535.

Metternicht, G., 1999. Change detection assessment using fuzzy sets and remotely sensed data: an application of topographic map revision. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1999, vol. 54, no 4, p. 221-233.

Morton, D.C.; Defries, R.S.; Shimabukuro, Y.E.; Anderson, L.O.; Del Bon Espirito-Santo, F.; Hansen, M. & Carroll, M., 2005. Rapid assessment of annual deforestation in the brazilian amazon using modis data, *earth interactions*, vol. 9, paper no. 8, pp. 1-22.

Radke, R., Andra, S., Al-Kohafi, O., & Roysam, B., 2005. Image Change Detection algorithms: A Systematic Survey. *Image Processing, IEEE Transactions*, Vol.35, Issue 3,295-307.

Rivera, V. O., 2005. Hyperspectral change detection using temporal Principal component analysis (Doctoral dissertation, University of Puerto Rico).

Roberts, D.A.; Batista, G.T.; Pereira, J.; Waller, E.K. & Nelson, B.W., 1998. -"Change identification using multitemporal spectral mixture analysis: applications in eastern Amazonia, *Remote sensing change detection: Environmental monitoring applications and methods*. Ed. Elvidge C. y Lunetta R. (Ann Arbor: Ann Arbor Press), pp. 137-161.

Rodríguez-Galiano, V. F., García-Soldado, M. J., Chica-Olmo, M., Pardo-Igúzquiza, E., Rigol-Sánchez, J. P., & Chica-Rivas, M., 2010. Análisis de cambios de usos del suelo en la «Vega de

Granada»: correcciones radiométricas y evaluación del cambio Land-cover change analysis in «Vega de Granada»: radiometric corrections. *Revista de Teledetección*, 2010(34), 5-15.

Rogan, J. & Yool, S.R., 2001. Mapping fire-induced vegetation depletion in the Peloncillo Mountains, Arizona and New Mexico, *International Journal of Remote Sensing*, 22 (16), pp. 3101-3121.

Singh, A., 1989. Digital change detection techniques using remotely-sensed data, *International Journal of Remote Sensing*, 6: 989-3003.

Song, C.; Woodcock, C.E.; Seto, K.C.; Pax-Lenney, M. & Macomber, S.A., 2001. Classification and change detection Using Landsat TM Data: When and how to correct atmospheric effects?, *Remote Sensing of Environment*, 75, pp. 230-244.

Sohl, T.L., 1999. Change Analysis in the United Arab Emirates: An Investigation of Techniques. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 65(4): 475 – 484.

Sunar, F., 1998. An Analysis of Change in a Multi-date Data Set: A Case study in TheIkitelli Area, Istanbul, Turkey. *International Journal of Remote Sensing* 19: 225-235.

Tarabalka, Y., Benediktsson, J. A., & Chanussot, J., 2009. Spectral–spatial classification of hyperspectral imagery based on partitional clustering techniques. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(8), 2973-2987.

Yang, X., & Lo, C.P., 2000. Relative radiometric normalization performance for change detection from multi-date satellite images, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 66(8):967-980.

Yang, X., & Lo, C.P., 2002. Using a time series of satellite imagery to detect land use and land cover changes in the Atlanta, Georgia metropolitan area, *International Journal of Remote Sensing*, 23 (9), pp. 1775-1798.

Páginas web (Referencia).

AEMet- Agencia estatal de meteorología. (Agosto, 2013)

http://www.aemet.es/ca/serviciosclimaticos/vigilancia_clima/resumenes?w=0&datos=2

Ministerio de medio ambiente- Balance del año hidrológico 2007-2008. (Agosto, 2013)

http://www.magrama.gob.es/ministerio/pags/Biblioteca/Revistas/pdf_IBH%2FBAH_2007_08.pdf

ADENE-Asociación en defensa de la naturaleza de Enguera. (Agosto, 2013)

<http://adene.es/grupos/GEIFA/incendios.aspx>

Embalses.net-Estado de los embalses y pantanos de España. (Agosto, 2013)

<http://www.embalses.net/pantano-623-bellus.html>