Actualización de bases de datos de usos agrícolas mediante la integración de cartografía e imágenes de alta resolución

Recio, J.A.; Fdez. Sarría, A.; Ruiz, L.A.; Hermosilla, T.
Dpto. Ingeniería Cartográfica, Geodesia y Fotogrametría
Universidad Politécnica de Valencia
Camino de Vera s/nº
46022 Valencia
jrecio@cgf.upv.es
Tel: 963879553
Fax: 963877559

ABSTRACT

Updating of agricultural inventories usually needs of a great effort if there is not a direct communication about the changes occurred. This paper presents a methodology for the semi-automatic updating of agricultural data bases, based on the segmentation of high resolution images through the cartographical limits contained in the data base. Descriptive features about the land use are extracted from the image of each independent parcel. These features explain properties about the spectral, textural, structural response, and also about the shape of each analyzed object. Textural features are derived from the grey-level co-occurrence matrix and from the wavelet transform. Structural features, which have been extracted from the semivariogram and the Hough transform, describe the spatial patterns of a parcel. The large set of features is analyzed using data mining techniques, which allow to categorize each parcel into a predefined class. The comparison of the classification results with the information contained in the data base shows up the discrepancies between both. These can be due to changes or errors in the classification process and will be revised through photointerpretation techniques. The proposed methodology reduces the amount of parcels to be revised, making easier a periodic updating of large cartographical data bases.

RESUMEN

La actualización de la información contenida en las bases de datos de los inventarios agrícolas requiere un gran esfuerzo en caso de que no exista una comunicación directa de la ocurrencia de los cambios. En este trabajo se presenta una metodología para la actualización semiautomática de bases de datos agrícolas basada en la segmentación de una imagen de alta resolución según los límites de las parcelas existentes en la base de datos. De la imagen correspondiente a cada una de las parcelas se obtiene una serie de características descriptivas del uso existente en la misma. Estas características describen las propiedades espectrales, texturales, estructurales y de forma de cada uno de los recintos analizados. Las características texturales están deducidas de la matriz de coocurrencias de niveles de gris y de la transformada wavelet. Las características estructurales, deducidas del semivariograma y de la transformada de Hough, describen los patrones espaciales, regulares o irregulares, de los objetos existentes en las parcelas. El numeroso conjunto de características es analizado con técnicas de tratado masivo de datos, que permiten la asignación de cada parcela a una clase determinada. La comparación de los resultados de la clasificación con los datos contenidos en la base de datos permite detectar las discrepancias existentes, que pueden ser cambios, o bien, errores de la clasificación. Sólo aquellas parcelas con discrepancias en la asignación de la clase serán revisadas por un fotointérprete. Esta metodología permite reducir en gran medida, el volumen de parcelas a revisar facilitando la actualización periódica de grandes bases de datos cartográficas.

1. INTRODUCCIÓN.

Las imágenes de satélite son un recurso globalmente accesible que proporcionan una amplia variedad y una gran cantidad de información a las técnicas cartográficas. La utilización de la teledetección para la clasificación automática de la superficie terrestre es una técnica muy utilizada en nuestros días. Los clasificadores orientados a píxel fueron desarrollados para utilizarse con datos multiespectrales y categorizan todos los píxeles de una imagen en clases o temas descritos en una leyenda definida con anterioridad. Los métodos de clasificación basados en píxeles tienen resultados satisfactorios al aplicarse en imágenes con resolución espacial media o baja. Por el contrario, al utilizarse en imágenes de alta o muy alta resolución, se producen clasificaciones inconsistentes, quedando muy por debajo de las expectativas en la extracción de objetos de interés (Oruc et al., 2004).

La alternativa más sólida a la clasificación a nivel de píxel es la clasificación orientada a objetos. Los objetos son creados agrupando píxeles vecinos con similares características de acuerdo con un criterio previamente establecido. En esta metodología se consideran características tales cómo las espectrales, de textura, de forma e incluso las relaciones espaciales entre los propios objetos. Esto hace que se incrementen significantemente las características derivadas de los objetos con respecto a las que pueden ser extraídas trabajando a nivel de píxel, lo que facilita una correcta clasificación de la imagen.

Los objetos pueden ser definidos mediante algoritmos de segmentación automática, como los de *watershed* o *region growing*, en los que se definen ciertos parámetros con el fin de controlar la forma y el tamaño de éstos. Por otro lado, puede emplearse información cartográfica, como límites catastrales o provenientes de otro tipo de bases de datos cartográficas. Éstas proporcionan límites con los que crear objetos con un mayor significado real que el que poseen las agrupaciones automáticas de píxeles, aportando geometría espacial y semántica a los objetos.

La utilización de cartografía para la segmentación facilita la actualización de bases de datos cartográficas, produciendo una relación bidireccional entre las imágenes de satélite y estas bases de datos: por un lado la información cartográfica y alfanumérica puede ser utilizada como información auxiliar para obtener una mayor fiabilidad en la clasificación de la imagen; por otro, la información extraída de la imagen y de su clasificación puede utilizarse para la actualización de las bases de datos.

2. ÁREA DE ESTUDIO Y DATOS UTILIZADOS.

El trabajo se ha efectuado sobre las subparcelas de los polígonos catastrales situados al norte de la Rambla de Cervera, en término municipal de Benicarló (provincia de Castellón). Para realizar el estudio se han utilizado dos tipos de datos: ortofotos aéreas digitales y la cartografía catastral junto con su información alfanumérica relacionada. Se ha trabajado con un mosaico generado a partir de las ortofotos digitales independientes que cubren la totalidad de la zona de estudio. Éstas han sido proporcionadas por el Instituto Cartográfico Valenciano (ICV) y fueron adquiridas en agosto de 2005, utilizando un sistema de cámaras fotogramétricas DMC (*Digital Mapping Camera*), que cuenta con un sensor CCD con tres bandas en la parte visible del espectro (0.4-0.58 µm, 0.5-0.65 µm, 0.59-0.675 µm), una en el infrarrojo cercano (0.675-0.85 µm) y una banda pancromática. La resolución de la imagen final es de 0.5 m/píxel y ha sido obtenida mediante un proceso de fusión propio del sistema. La resolución espectral es de 8 bits por píxel.

La cartografía catastral utilizada representa las subparcelas catastrales. Estas enmarcan los diferentes usos del suelo presentes en una parcela, y han sido facilitadas en formato *shapefile*.

3. METODOLOGÍA.

La metodología que se propone para la actualización de bases de datos de usos agrícolas mediante técnicas de clasificación automática de imágenes, utiliza como datos de partida imágenes aéreas o de satélite de alta resolución, los límites catastrales de las subparcelas que serán empleados para la segmentación de la imagen y la información alfanumérica. Posteriormente, y atendiendo a la tipología de usos del suelo presentes en la zona de estudio y a los usos definidos en la base de datos, se definen las clases en las que categorizar la imagen. Se seleccionan, además, una serie de parcelas como muestras de entrenamiento y de evaluación. Las muestras de entrenamiento se utilizan para proveer al algoritmo de aprendizaje inductivo de ejemplos sobre los conceptos que debe aprender; las de evaluación, sirven para comprobar la calidad de la metodología propuesta. El siguiente paso consiste en extraer para cada objeto características que ayuden a la discriminación de las clases definidas, y la selección de aquéllas que sean más significativas para este fin. Con estas características, se realiza la clasificación de los objetos utilizando la técnica de los árboles de clasificación, y se evalúa el resultado utilizando las muestras de

evaluación tomadas anteriormente. Por último, se cruza el resultado de la clasificación con el contenido en la base de datos, pudiéndose detectar de esta forma los cambios ocurridos.

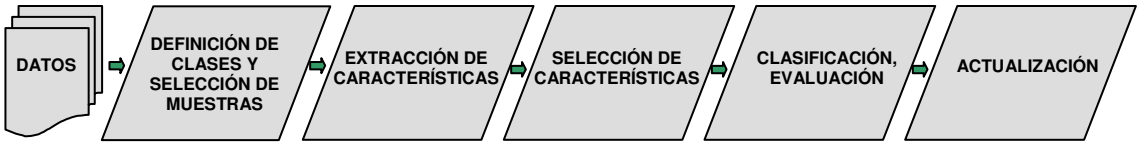


Figura 1.- Esquema de la metodología de actualización de inventarios agrícolas propuesta.

3.1. Definición de objetos y clases

La unidad elemental en este estudio es la subparcela catastral cuyos límites han sido utilizados para efectuar la segmentación de la imagen y generar los objetos. Tras analizar la zona de estudio, y en función de los usos del suelo que esta presentaba, se definieron un total de 11 clases en las que clasificar los objetos (Figura 2).

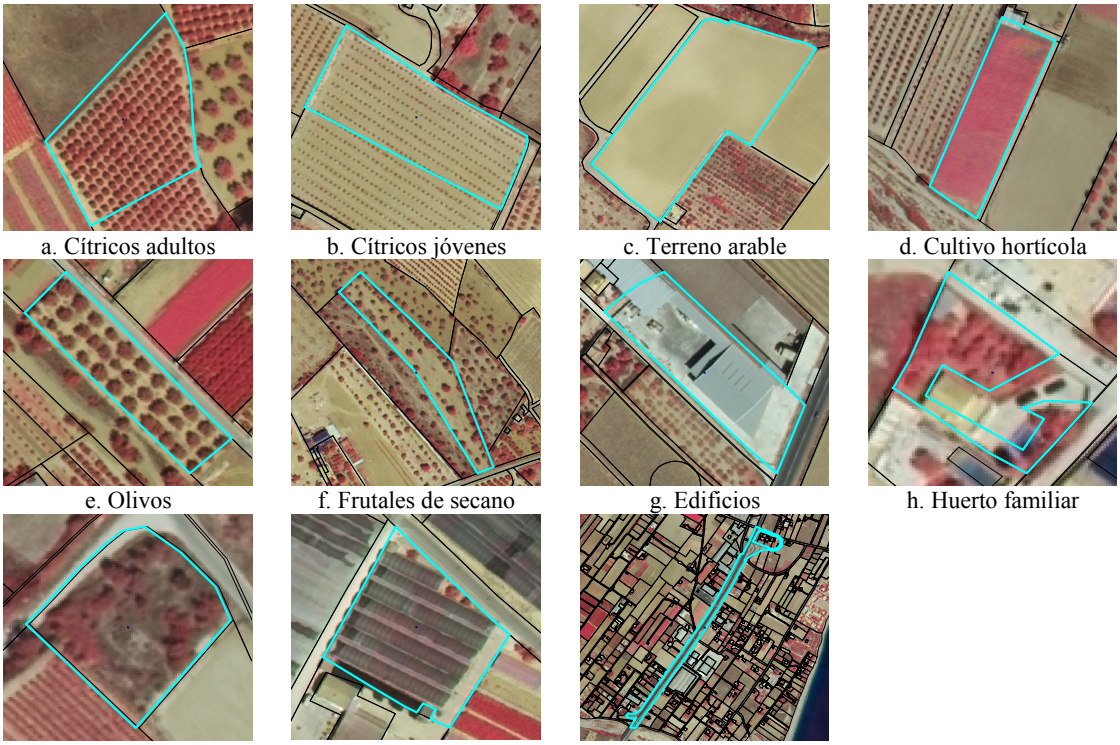


Figura 2.-Clases definidas.

Los datos de referencia fueron generados mediante fotointerpretación y visitas a campo. De esta forma se asignó una de las clases definidas a cada una de las más de 5.000 subparcelas existentes en la zona de estudio. La selección de las muestras de entrenamiento se efectuó de forma aleatoria y estratificada, tomando un 20% de las subparcelas de cada una de las clases. El 80% restante fue destinado a muestras para realizar la evaluación de la clasificación.

3.2. Definición y extracción de características descriptoras

El proceso de extracción de las características descriptoras se basa en la obtención de información derivada de los datos originales, de modo que las características a nivel de píxel son remplazadas por otras que representan al objeto completo. Para cada objeto se han extraído variables descriptoras referentes a las características espectrales, de textura, estructurales y de forma. Para evitar la inclusión de píxeles ajenos al objeto durante la extracción de características, se le ha aplicado a cada uno un filtro morfológico de erosión utilizando un elemento estructural circular de 5 píxeles de diámetro.

Características espectrales

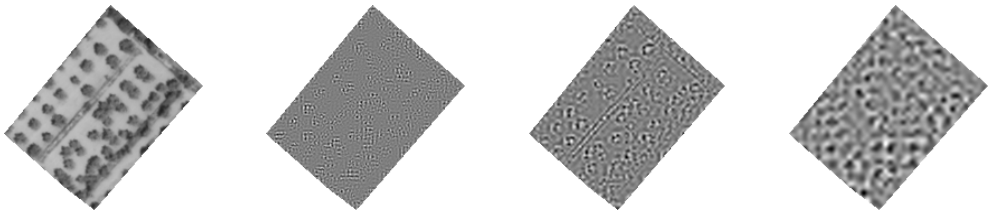
Las características espectrales proporcionan información sobre la respuesta espectral de los objetos, la cual depende de los tipos de cobertura, estados fisiológicos de la vegetación, composición del

suelo, materiales de construcción, etc. Se ha calculado los valores de media y la desviación típica del valor de intensidad para las 3 bandas espectrales utilizadas: verde, rojo e infrarrojo cercano, así como para el índice NDVI.

Características de texturas

La textura aporta información acerca de la distribución espacial de los valores de intensidad en la imagen (Ruiz et al., 2004). Así, permiten cuantificar propiedades como la heterogeneidad, el contraste o la uniformidad de las distintas zonas de una imagen, las cuales varían en función de las coberturas del objeto. Para caracterizar la textura se ha calculado para cada objeto la matriz de co-ocurrencias de niveles de gris, derivando de ella los descriptores definidos por Haralick et al. (1973). Esta información se ha complementado calculando los coeficientes de curtosis y asimetría, que caracterizan la distribución del histograma, y los valores de media y desviación estándar de la intensidad de bordes. Se han incluido, además, características derivadas de la transformada *wavelet*.

Las *wavelets* u "ondas pequeñas" se definen como herramientas para la descomposición de señales, tales como imágenes, en una jerarquía de resoluciones crecientes, de tal manera que al considerar niveles de mayor resolución, se obtengan más y más detalles de la imagen (Xiong y Ramchandran, 2000). Para poder realizar el análisis se ha de adoptar una función *wavelet* prototipo a partir de la que se deriva toda una familia de versiones trasladadas y escaladas. En este trabajo se ha utilizado una familia de funciones *wavelets* de Coiflet con un soporte de 24 píxeles y tres niveles de descomposición. Para cada nivel se han sumado los detalles verticales, horizontales y diagonales, calculando para cada una de estas imágenes los parámetros de texturas de la MCNG y de intensidad de bordes.



a. Banda del Rojo b. Nivel 1 c. Nivel 2 d. Nivel 3

Figura 3.- Ejemplo de las sumas de detalles de la función Coiflet-24 hasta nivel 3.

Características estructurales

Las características estructurales (Recio et al., 2006; Ruiz et al., 2007) están relacionadas con los patrones de distribución de los elementos vegetales de una parcela, principalmente los árboles, e indican si estos se disponen de forma regular en el espacio, formando alineaciones o marcos definidos, o si por el contrario su distribución es aleatoria. Las características estructurales se han extraído del semivariograma y de la transformada de Hough.

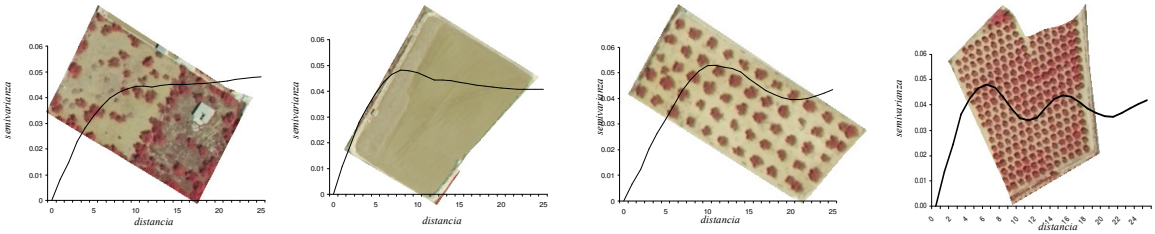
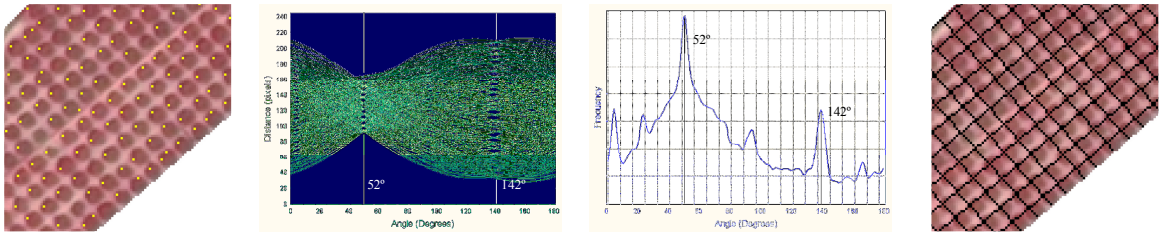


Figura 4.- Ejemplos de parcelas con sus respectivos semivariogramas experimentales.

El semivariograma es una función geoestadística que relaciona la varianza (semivarianza) de una variable con su separación espacial, proporcionando una descripción cuantitativa del patrón de variabilidad espacial. La parametrización de la curva del semivariograma se ha realizado utilizando sus elementos característicos (posición y valores de semivarianza de los máximos y mínimos y pendientes entre éstos) y los descriptores definidos por Durrieu et al. (2005).

La transformada de Hough consiste en una transformación de las coordenadas de puntos desde el sistema cartesiano de la imagen (X, Y), a un sistema de coordenadas polares (ρ, θ). En este nuevo espacio de representación resulta más sencilla la comprobación del ajuste de la posición de los árboles (detectadas mediante filtrado de máximos locales -LMF-) a la ecuación de una recta, de forma que puede comprobarse si su distribución es regular formando marcos de plantación definidos. Así, se extrajeron

características sobre la proporción de puntos incluidos en las alineaciones de la dirección principal y secundaria y la desviación estándar de las distancias entre alineaciones para la dirección principal y secundaria.



a. Posiciones de los árboles detectadas | b. Transformada de Hough de las posiciones de los árboles | c. Histograma de direcciones del espacio Hough | d. Alineaciones de las direcciones principales.

Figura 5.- Transformada de Hough.

Características de forma

Las características descriptoras de forma proporcionan información sobre la complejidad en la forma de los objetos. Estos índices se basan generalmente en ratios entre el área y el perímetro de un objeto, y su utilización está enfocada a la discriminación de objetos como carreteras o caminos.

$$C = \frac{4 \cdot \pi \cdot Area}{Perímetro^2} \qquad SI = \frac{Perímetro}{4 \cdot \sqrt{Area}} \qquad FD = 2 \cdot \frac{\log\left(\frac{Perímetro}{4}\right)}{\log(Area)}$$

a. Compacidad | b. Índice de Forma | c. Dimensión Fractal

Tabla 1.-Parámetros de forma.

Para caracterizar la forma de los objetos se han empleado tres índices descriptivos: índice de compacidad, índice de forma e índice de dimensión fractal, cuyas fórmulas se muestran en la Tabla 1. Se adjunta en la Tabla 2 ejemplos de valores obtenidos para distintos objetos.

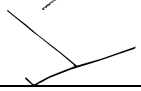
Objeto	Compacidad	Índice de Forma	Dimensión Fractal
	0.76509	1.01318	1.00313
	0.66491	1.08684	1.01752
	0.04289	4.27911	1.27993
	0.02160	6.03050	1.45516

Tabla 2.- Ejemplos de valores de las características de forma.

3.3. Selección de características descriptoras

Debido al alto número de descriptores extraídos para cada uno de los objetos, se hace necesario un análisis con el fin de conocer la influencia de las distintas características generadas sobre la fiabilidad global de la clasificación, utilizando únicamente aquellas características descriptoras cuyo aporte de información a la clasificación sea más significativo. Para ello se ha utilizado la técnica de análisis discriminante descriptivo que trata de determinar qué características explican la mayor parte de las diferencias observadas, esto es, qué variables son las que más diferencian a los grupos, cuáles son importantes y cuáles no a efectos de clasificar los objetos.

En la Figura 6 se muestra la variabilidad de la fiabilidad global estimada al añadirse progresivamente al modelo discriminante las características descriptoras que mejor contribuyen a la separación de las clases. Se observa que al aumentar el número de características introducidas en el modelo se produce un agotamiento o estabilización del incremento de la fiabilidad global estimada. Esto ocurre normalmente a partir de la vigésima característica, no siendo significativas las ligeras fluctuaciones de la fiabilidad ocurridas tras ésta. Para realizar la clasificación, se han utilizado únicamente aquellas características descriptoras necesarias para producir una estabilización de la estimación de la fiabilidad global.

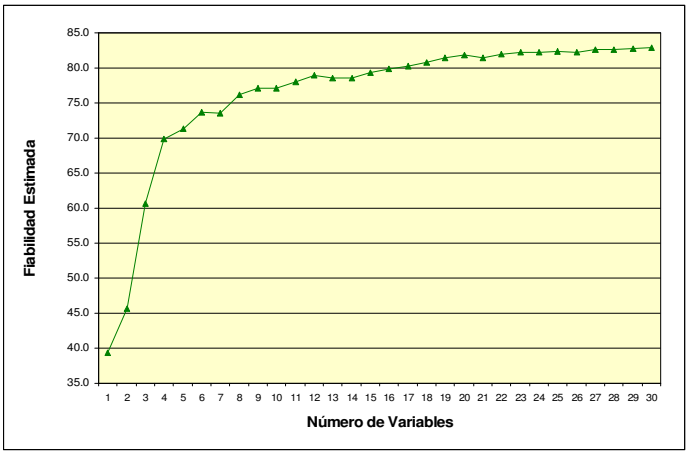


Figura 6-. Fiabilidad global estimada mediante el análisis discriminante descriptivo.

3.4. Clasificación orientada a objetos mediante árboles de decisión

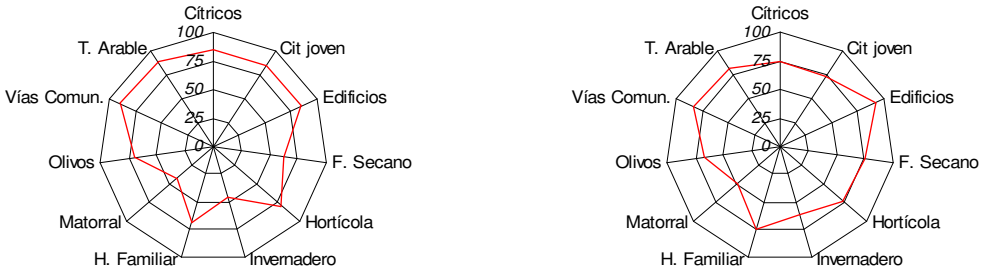
La clasificación de los objetos se ha realizado mediante arboles de decisión. Un árbol de decisión es un conjunto de condiciones organizadas en una estructura jerárquica, de tal manera que la clase a asignar a un objeto se puede determinar siguiendo las condiciones que se cumplen desde la raíz del árbol hasta alguna de sus hojas. El algoritmo utilizado para la creación de los árboles de clasificación es el C5. Para crear un árbol de decisión se ha de proporcionar al algoritmo un conjunto de muestras de las que se dispongan tanto sus características descriptoras como la clase a la que pertenecen. El conjunto de muestras se va dividiendo utilizando un conjunto de condiciones excluyentes entre sí, hasta llegar a generar subgrupos donde todos los elementos pertenecen a la misma clase. Las condiciones o reglas deducidas para el conjunto de muestras de entrenamiento son utilizadas para clasificar el conjunto de objetos.

Para la clasificación de los objetos de la imagen no se utilizó con un único árbol de clasificación, sino diez árboles, aplicando el método multiclasificador *boosting* que permite aumentar la precisión de las clasificaciones (Freund, 1995). En este método, la clase asignada a cada objeto es la más frecuente entre las predicciones de los diez árboles de decisión.

La evaluación de la clasificación se realizó comparando mediante una matriz de confusión (Tabla 3) la clase real y la predicha por el clasificador para 4159 subparcelas. La fiabilidad global obtenida en la clasificación es del 79.2%. Del análisis de la matriz de confusión y de las fiabilidades de usuario y productor (Figura 7) pueden extraerse varias conclusiones, como es el hecho de que los objetos mejor clasificados corresponden a las clases: *Cítricos, Cítricos jóvenes, Edificios, Cultivos hortícolas, Vías de comunicación* y *Terreno arable*. Es destacable la confusión existente entre clases en las que existen grandes semejanzas como son los *Olivos* y los *Frutales de secano*. Las dos clases menos representadas en el territorio estudiado son las de *Invernaderos* y *Matorral* en las que se obtienen los peores resultados en la clasificación, siendo esto un indicador claro de que el número de muestras de entrenamiento seleccionadas para definir estas dos clases fue insuficiente.

	Cítricos	Cit joven	Edificios	F. Secano	Hortícola	Invernadero	H. Familiar	Matorral	Olivos	Vías Comun.	T. Arable	Total
Cítricos	291	40					4		7		1	343
Cit joven	34	230	1	1		1				3		270
Edificios		3	767				40	2		35	57	904
F. Secano	7	2	3	268	9		9	20	81	2	29	430
Hortícola	4	5	1	2	104		10	2	1	1	2	132
Invernadero			12			13				1	2	28
H. Familiar	20		24	11	5	1	268	17	9	19	19	393
Matorral	16	2		22	1		12	53	9		12	127
Olivos	16	12		49	3	1	3	4	225		11	324
Vías Comun.	1	5	4				6	4		387	25	432
T. Arable		15	24	4	23	5	2	5	1	11	686	776
Total	389	314	836	357	145	21	354	107	333	459	844	4159

Tabla 3-. Matriz de Confusión. Las filas representan los valores de clasificación y las columnas los de referencia.



a. Fiabilidad del usuario b. Fiabilidad del productor

Figura 7-. Fiabilidades de usuario y productor

En la Figura 8 se muestra gráficamente el resultado de la clasificación en un mapa temático donde a cada una de las subparcelas se le asigna la clase predicha en la clasificación. Destaca la claridad visual del resultado generado al realizar el estudio al nivel de objeto, la cual sería difícil de conseguir utilizando una clasificación orientada a píxel.

a. Imagen CIR y parcelario b. Subparcelas clasificadas

Figura 8.-Imagen y subparcelas clasificadas.

3.5. Actualización de la base de datos

La clasificación proporciona para cada subparcela la clase y el índice de fiabilidad con la que se predice dicha clase. Aquellas parcelas cuya clase asignada coincida con la clase contenida en la base de datos pueden considerarse como parcelas en las que no se ha producido un cambio de uso. No obstante, aquéllas que hayan sido clasificadas con un índice de fiabilidad inferior a un umbral, deberían ser revisadas por técnicas de fotointerpretación en primer lugar, y en caso de no poder asignar una clase con suficiente certeza, mediante visitas a campo.

Las diferencias entre la clasificación y la información almacenada en la base de datos pueden corresponder a cambios ocurridos en la utilización del suelo, o bien a errores. Estos errores pueden deberse tanto a fallos en la clasificación, como a incorrecciones en la base de datos. Este conjunto de subparcelas debería ser revisado previamente a efectuar una modificación en la base de datos.

4. CONCLUSIONES.

La utilización de cartografía para segmentar la imagen es una manera efectiva de analizar el terreno, con la que se obtienen resultados coherentes con un mayor significado que el píxel, y que pueden ser utilizados como información para actualizar directamente bases de datos cartográficas. Este enfoque tiene la limitación de considerar los polígonos cartográficos como unidades con usos homogéneos.

Las características descriptoras empleadas permiten explicar rasgos de los objetos como son el color, el tono, la textura, la regularidad de los marcos de plantación, la forma, etc., dotando al sistema de clasificación de características análogas a las que emplearía un fotointérprete. El análisis y la selección

previa a la clasificación de las características reducen el número de variables a considerar, eliminando aquéllas cuyo aporte a la clasificación es menos significativo.

Los árboles de decisión ofrecen la posibilidad de realizar múltiples iteraciones en las clasificaciones, aportando una mayor robustez y flexibilidad al proceso. El algoritmo C5 combinado con *boosting* crea árboles de decisión muy ajustados a las muestras de aprendizaje. Por tanto, es necesaria una selección muy cuidadosa de las mismas. Los resultados obtenidos son satisfactorios teniendo en cuenta la elevada variabilidad existente dentro de cada clase de parcelas considerada.

La metodología propuesta automatiza fases de la actualización de bases de datos reduciendo el grado de intervención humana, puesto que se reduce el número de parcelas que deben ser revisadas. Esto no implica una pérdida de la calidad de la actualización, ya que la revisión se limitaría a aquellos casos correspondientes a cambios o de difícil clasificación.

5. AGRADECIMIENTOS.

Los autores agradecen la financiación por parte del Ministerio de Educación y Ciencia en el marco del proyecto CTM2006-11767/TECNO. Así mismo al Instituto Cartográfico Valenciano por facilitar los datos necesarios para realizar este trabajo.

6. REFERENCIAS.

- Durrieu, M., Ruiz, L.A., Balaguer, A., 2005 Analysis of geostatistical parameters for texture classification of satellite images. Proceedings of the 25th EARSEL Symposium: Global Developments in Environmental Earth Observation from Space, 11-18.
- Freund, Y., 1995, Boosting a weak learning algorithm for majority. Information and Computation, 121, 256-285.
- Haralick, R.M., Shanmugam, K., Dinstein I., 1973. Texture features for image classification. IEEE Transactions on Systems, Man and Cibernetics, 610-622.
- Oruc, M., Marangoz, A.M., Buyuksalih, G., 2004. Comparison of Pixel-based and Object-oriented Classification Approaches Using Landsat-7 Etm Spectral Bands. En: XXth ISPRS Congress.
- Recio, J.A., Ruiz,L.A., Fdez. Sarría, A., Hermosilla, T., 2006. Integration of multiple feature extraction and object oriented classification of aerial images for map updating. In: Procedings of the Second International Symposium on Recent Advances in Quantitative Remote Sensing, Torrent, Valencia, Spain, pp. 391-396.
- Ruiz Fernández, L.A, Fernández-Sarría, A., Recio Recio, J.A., 2004. Texture feature extraction for classification of remote sensing data using wavelet decomposition: A comparative study. In: Proc. of the ISRPS 2004 Conference, International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing. Vol. XXXV, part B, pp. 1109-1115, Istanbul, Turkey. 19- 23 July 2004.
- Ruiz, L.A., Recio, J.A., Hermosilla, T., 2007. Methods for automatic extraction of regularity patterns and its application to object-oriented image classification. In: Intl. Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. XXXVI, 3/W49A, pp. 117-121. Photogrammetric Image Analysis (PIA07). Munich, September, 2007.
- Xiong, Z., Ramchandran, K., 2000. Wavelet image compression. En: Bovik, A (ed). Handbook of image and video processing. San Diego : Academic Press, pp. 495-512.