

## Aportación del NDVI y los sistemas expertos en la mejora de la clasificación temática de imágenes multiespectrales.

Elódio Sebem<sup>1,2</sup>;  
Constancio González Rivera<sup>1</sup>;  
Rafael García Rodríguez<sup>1</sup>;  
Rogelio de la Vega Panizo<sup>3</sup>;  
Angel Valverde Gonzalo<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Universidad Politécnica de Madrid. Escuela Técnica Superior de Ingenieros Agrónomos  
Departamento de Ingeniería Cartográfica, Geodesia y Fotogrametría. Expresión Gráfica  
C/ Ciudad Universitaria s/n. 28040. Madrid – España.  
esebem@ica.etsia.upm.es; glezrivera@ica.etsia.upm.es

<sup>2</sup> Becario CAPES – Brasilia/Brasil.

<sup>3</sup> Universidad Politécnica de Madrid. Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Minas  
Departamento de Explotación de Recursos Minerales y Obras Subterráneas  
C/ Ríos Rosas, 21. 28003. Madrid - España.

**Abstract.** The aim of this paper is the development a satellite images classification methodology that aided by the available vector data in the Geographical Information System of Andalucía and the NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) it can quantify the agricultural areas of the region, using algorithms of expert classification, improving the final results of the thematic classifications. The OIF (*Optimum Index Factor*) and the method based on the maximum volume ellipsoid were used to select the best bands combination for the supervised classification of a Landsat5-TM image. Then a pixel reclassification was carried out through an algorithm of expert classification.

**Key words:** expert classification, vegetation index, band selection, GIS, land cover.

**Resumen.** El objetivo del presente trabajo es poner a punto una metodología de clasificación de imágenes de satélite, que auxiliada por los datos vectoriales disponibles en el Sistema de Información Geográfica de Andalucía y el NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), permita cuantificar las áreas agrícolas de la región utilizando algoritmos de clasificación experta, con vistas a mejorar los resultados finales de las clasificaciones temáticas. Se han utilizado el OIF (*Optimum Index Factor*) y el método basado en el elipsoide de máximo volumen para seleccionar la mejor combinación de bandas para la clasificación supervisada de una imagen Landsat5-TM y posteriormente se procedió a la reclasificación los píxeles de la imagen a través de un algoritmo de clasificación experta.

**Palabras-clave:** clasificación experta, índice de vegetación, selección de bandas, SIG, cubierta de la tierra.

**Resumo.** O objetivo do presente trabalho é desenvolver uma metodologia de classificação de imagens de satélite, que auxiliada por dados vetoriais disponíveis no Sistema de Informação Geográfica de Andalucía e o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) possa quantificar as áreas agrícolas da região utilizando algoritmos de classificação experta, para melhorar os resultados finais das classificações temáticas. Foram utilizados o OIF (*Optimum Index Factor*) e o método do elipsóide de máximo volume para selecionar a melhor combinação de bandas para a classificação supervisionada de uma imagem Landsat5-TM e posteriormente se reclassificaram os píxeis da imagem através de um algoritmo de classificação experta.

**Palavras-chave:** classificação experta, índice de vegetação, seleção de bandas, SIG, cobertura da terra.

## 1 INTRODUCCIÓN

La integración de los datos de teledetección y los SIGs es una necesidad en estudios relacionados con el medio ambiente que contiene componentes geográficas. Algunos autores denominan a esta integración con el termino de geoprocésamiento, que se puede definir como el conjunto de técnicas informáticas que actúan sobre una base de datos georeferenciados, orientadas a convertirlos en información relevante (Silva, 2001).

La utilización de la teledetección para la verificación y control de las ayudas económicas basadas en superficies en la Unión Europea, ha evolucionado rápidamente en los últimos años, y ahora se utiliza de forma rutinaria en la mayoría de los países miembros. Esta nueva actividad se denomina MARS-PAC (*Monitoring Agriculture with Remote Sensing – Common Agricultural Policy*) e incluye la utilización de interpretación digital y clasificación automática para comprobar las ayudas a los agricultores (García Rodríguez, 2001).

En las estimaciones de rendimiento, los componentes climáticos y agronómicos pueden integrarse en un modelo agrometeorológico, que servirá para evaluar la respuesta de los cultivos a los cambios en las condiciones meteorológicas y/o en las técnicas de cultivo: El proyecto MARS desarrolló los modelos agrometeorológicos CGMS y OLIWIN. Dichos estimadores de rendimiento necesitan como dato de partida las áreas ocupadas por los cultivos agrícolas.

El objetivo del presente trabajo es poner a punto una metodología de clasificación de imágenes de satélite, que auxiliada por los datos vectoriales disponibles en el Sistema de Información Geográfica de Andalucía y del NDVI, permita cuantificar las áreas agrícolas de la región utilizando algoritmos de clasificación experta.

## **1.1 Clasificación Temática**

La clasificación digital de imágenes es el proceso por el que los píxeles que tienen características espectrales similares, y que por lo tanto se supone que pertenecen a una misma clase, se identifican y se asignan a un único color (Gibson y Power, 2000). Entre los procedimientos de clasificación dirigidos a datos de alta resolución espacial, el clasificador máxima probabilidad es el más extendido y se utiliza debido a su efectividad y a la robustez estadística (Strahler, 1980). En 1991, Giovacchini y Brunetti, destacan la utilización de los datos de teledetección para la elaboración de estadísticas agrícolas en Italia a través de la clasificación de imágenes por patrones de máxima probabilidad.

La extracción de información útil de las imágenes de satélite (clasificación) es el problema técnico principal de la teledetección. Los datos obtenidos son de difícil utilización debido a (Wilkinson et al. 1991): (1) La información espectral contenida en los píxeles no es suficiente en la mayoría de los casos, como para identificar especies de vegetación o tipos de cubiertas de la superficie; (2) Normalmente los píxeles incluyen una mezcla radiométrica de sus vecinos y por lo tanto pocas zonas tienen homogeneidad total.

El JRC (*Join Research Center*) responsable de la investigación en Europa de todo lo relacionado con esta materia, actualmente está interesado en aplicar las siguientes tecnologías: redes neuronales artificiales, sistemas expertos o inteligencia artificial, integración de la información de los SIGs en el análisis de la imagen y desarrollo de segmentación de la imagen (Wilkinson et al. 1991).

## **1.2 Selección de bandas**

En la selección de bandas debe aplicarse el criterio de recoger la mayor información posible sobre las respuestas espectrales contenidas en la imagen, siendo esta una fase previa a la clasificación digital de la zona de estudio. De entre los métodos citados en la literatura se ha utilizado el Optimun Index Factor (OIF) (Chavez et al. 1984), y el Método del Elipsoide de Máximo Volumen (EMV) (Sheffield, 1985).

El OIF se basa en considerar la combinación de bandas más adecuada para la clasificación como aquella que presente la máxima varianza y para ello utiliza las desviaciones típicas y coeficientes de correlación de cada una de las bandas que componen la imagen, su expresión matemática es la siguiente:

$$OIF = \frac{\sum_{k=1,3} s_k}{\sum_{j=1,3} |r_j|}$$

donde:  
 $s_k$  = desviación típica de cada una de las tres bandas,  
 $r_j$  = coeficiente de correlación entre cada par de esas mismas bandas.

El EMV propone que dado que una imagen multispectral puede ser representada en un espacio tridimensional asignando cada banda a uno de los tres colores primarios, la determinación de la composición idónea se basa en la utilización del elipsoide de máximo volumen seleccionando las tres bandas con las mayores diagonales posibles. Se calcula a partir del determinante de las submatrices de 3x3 de la matriz de varianza-covarianza del conjunto de bandas existente en la imagen.

Una vez realizada la selección del conjunto de bandas idóneo, se procede a la clasificación de la imagen de acuerdo con las siguientes fases: determinación del tamaño de la muestra, clasificación espectral y clasificación basada en reglas de decisión externa (Johnsson, 1994).

### 1.3 Sistemas Expertos

En el campo del tratamiento digital de imágenes existe hoy día un gran interés por el desarrollo de nuevos algoritmos de clasificación (Ayala y Menenti, 2002). El principal problema en las clasificaciones basadas únicamente en la reflectancia de los píxeles es la insuficiente información para aislar completamente los objetos debido a la complejidad de los mismos y sus interacciones radiativas con otros objetos adyacentes en las imágenes obtenidas por teledetección. Está demostrado que los datos espectrales no son suficientes para la extracción de información rigurosa de las imágenes. La combinación de los datos espectrales con otras fuentes de datos (auxiliares) permite el uso de más información, que puede mejorar las clasificaciones. (Abkar et al. 2000).

En la misma línea, Gong y Howarth (1990), afirman que es importante reconocer que los clasificadores convencionales (como el clasificador de máxima-probabilidad y el clasificador de mínima-distancia) no reconocen los modelos espaciales del mismo modo que lo hace el intérprete humano. De aquí se deduce que sería conveniente la incorporación de sistemas auxiliares para mejorar los resultados de dichos clasificadores convencionales.

Johnsson (1994) demostró que se puede mejorar la exactitud de las clasificaciones espectrales segmentando las imágenes en función de sus características espaciales, como por ejemplo el DEM (*Digital Elevation Model*). También Hill y Mégier (1988), utilizaron un DEM para reclasificar el resultado de la clasificación de acuerdo con características agro-fisiológicas de cada unidad administrativa francesa de Ardèche.

Los datos y/o el conocimiento contenido en un SIG pueden combinarse con el modelo del sensor y el modelo atmosférico para perfeccionar la extracción de información de las imágenes. Los modelos propuestos están basados en la teoría de probabilidades que posibilita la combinación de información de las diferentes fuentes con el propósito de clasificar cada muestra y hacer la valoración de esas probabilidades sobre los parámetros del modelo (Abkar et al. 2000).

A continuación se sintetiza la opinión de diversos autores sobre este tema. Los sistemas expertos consideran la utilización de datos distintos a las características espectrales a fin de mejorar los resultados de la clasificación (Lidov et al. 2000). El uso de información auxiliar para aumentar la precisión de la clasificación digital puede verse como un método que involucra el uso de una base de conocimiento anterior, con la información extraída de las imágenes (Trotter, 1991). Para mejorar los procedimientos automáticos de clasificación tenemos que introducir un conjunto de parámetros para la valoración de la clasificación más allá de los valores digitales de los píxeles (Heyman, 2003). Podemos además, con los datos auxiliares, corregir los resultados iniciales de los procedimientos a los que estamos

acostumbrados en las clasificaciones a través de reglas basadas en el conocimiento (Wicks et al. 2002). Stefanov et al (2001), desarrollaron un sistema de clasificación experta teniendo como principal objetivo reclasificar la clasificación inicial por máxima probabilidad de zonas urbanas y reducir con ello los errores de omisión y comisión.

Además se pueden incorporar a los clasificadores expertos los resultados de realce en imágenes realizados a través de los llamados índices de vegetación. Giannetti et al. (2001) utilizaron el NDVI para separar zonas con y sin vegetación. Para entender la relación entre los índices de vegetación y las cubiertas vegetales en la Provincia de Jiangsu, China, Xiao et al. (2002), clasificaron el NDVI calculado de imágenes obtenidas por el sensor VGT (Vegetation – 1km de resolución espacial) a bordo del satélite SPOT-4. Los resultados fueron comparados con imágenes Landsat clasificadas y datos del censo agrícola.

## 2 Área de estudio

El área de estudio se localiza en la Comunidad Autónoma de Andalucía (España) conocida como Campiña Grande y comprende aproximadamente 537km<sup>2</sup> (**Figura 1**). La superficie está ocupada principalmente por cultivos herbáceos, oscilando su porcentaje entre el 80% de La Campiña y el 45% de La Serranía Sudoeste, siendo la proporción de regadío mayor en las zonas más cercanas a la Vega del Guadalquivir (Bajo Guadalquivir y La Campiña). La zona correspondiente a la Vega del Guadalquivir se caracteriza por su baja altitud y relieve llano, el relieve con mayor altitud corresponde al municipio de Osuna, al sur de la comarca. Los principales cultivos herbáceos son el trigo y el girasol en secano, tomando importancia otros cultivos en regadío como el algodón, maíz, la remolacha, la colza o el arroz.

## 3 Material y Métodos

La región de Campiña Grande (Andalucía) se encuentra cubierta por cuatro *frames* del satélite Landsat-5 TM, que son las correspondientes a la pasada 201, líneas 34 (16/07/95) y 35 (14/06/95) y pasada 202, líneas 34 y 35 (23/07/95 y 21/06/95 respectivamente). En la fase de preparación de la imagen se realizan los siguientes procesamientos: (1) corte de sub-escenas de las imágenes originales, (2) georeferenciación de sub-escenas (con error medio cuadrático < 0,5 píxeles), (3) corrección radiométrica por los valores mínimos del histograma, (4) mosaico de las 4 sub-escenas georeferenciadas y (5) corte vectorial del área de interés.

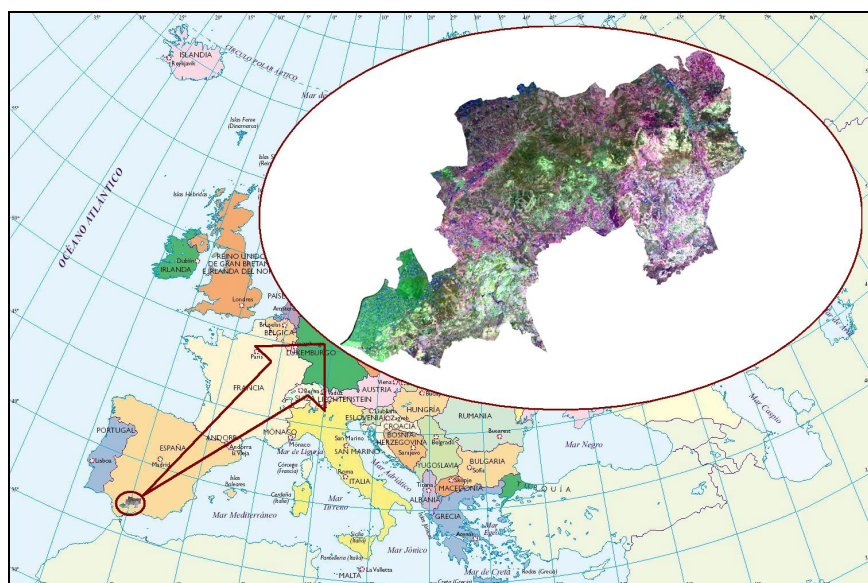


Figura 1. Localización del área de estudio.

Se utilizó como verdad-terreno el Mapa de Usos y Coberturas Vegetales del Suelo de Andalucía del año 1.995 (facilitado por la Junta de Andalucía – España) y se trabajó con el sistema ERDAS IMAGINE 8.5 Professional.

Las etapas del trabajo fueron: (1) Preparación de la imagen; (2) Obtención del triplete de bandas que contuviera la mayor variabilidad de información posible; (3) Clasificación supervisada espectral de la composición seleccionada; (4) Creación de la imagen del NDVI de la zona; (5) Clasificación del NDVI; (6) Clasificación experta; (7) Evaluación de los procedimientos de clasificación.

#### 4 Resultados y Discusión

La matriz de correlación entre las bandas y sus desviaciones típicas se presentan en la **Tabla 1**, mientras que en la **Tabla 2** se presenta la matriz de varianza-covarianza.

Tabla 1. Matriz de correlación y desviaciones típicas de las bandas de la imagen.

Banda	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7	Desv. Típica
TM1	1,000						16,574
TM2	0,944	1,000					11,116
TM3	0,853	0,956	1,000				18,182
TM4	0,720	0,817	0,876	1,000			20,123
TM5	0,704	0,784	0,857	0,819	1,000		30,465
TM7	0,627	0,699	0,756	0,673	0,924	1,000	16,979

Tabla 2. Matriz de Varianza-Covarianza.

Banda	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7
TM1	<b>280,355</b>					
TM2	176,247	124,251				
TM3	258,218	192,663	326,780			
TM4	240,860	181,828	316,000	<b>398,648</b>		
TM5	353,858	262,478	465,553	491,083	<b>902,048</b>	
TM7	175,907	130,695	229,040	225,324	465,327	281,154

A partir de los datos de correlación y las desviaciones se calcula el OIF. En la **Tabla 3** se recogen las 5 mejores combinaciones de bandas. En la misma tabla se presentan los resultados del EMV calculado a partir de la matriz de varianza-covarianza.

Tabla 3. Resultados de la selección de bandas para la clasificación.

Resultados el OIF			Resultados del EMV		
Posición	Composición	OIF	Posición	Composición	EMV
1	1,4,5	29,942	1	1,4,5	14.666.883,460
2	1,5,7	28,399	2	1,4,7	7.636.045,663
3	4,5,7	27,967	3	3,4,5	6.716.398,163
4	1,3,5	27,015	4	1,3,5	5.890.806,285
5	3,4,5	26,948	5	1,5,7	5.209.536,170

La clasificación supervisada de la composición 4-5-1 y de la imagen del NDVI se realizó por el método de Máxima Probabilidad por considerarse robusto y adecuado a la distribución de los píxeles en el histograma. En la **Figura 2** se presenta la imagen clasificada de la composición 4-5-1 y en la **Figura 3** los resultados de la clasificación del NDVI.

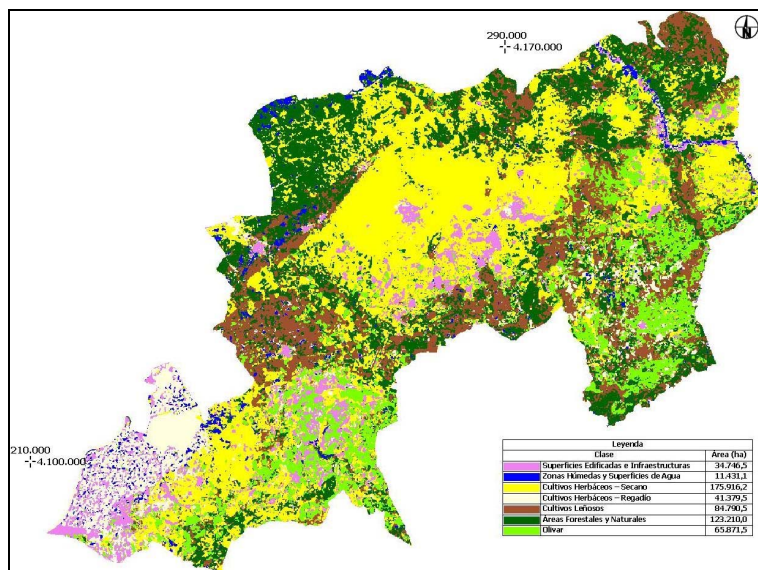


Figura 2. Resultados de la clasificación supervisada de la composición 4-5-1.

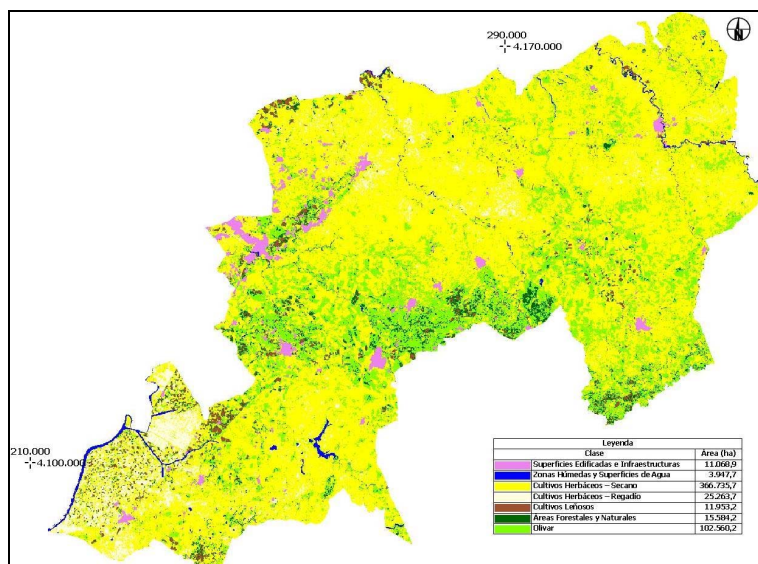


Figura 3. Resultados de la clasificación del NDVI.

El algoritmo de clasificación experta utilizado se esquematiza en la **Figura 4**. Este algoritmo se diseñó con los siguientes criterios: (1) Cuando los píxeles de cada clase de la imagen clasificada del NDVI coincidiesen con la misma clase en la imagen de verdad-terreno serían asignados a dicha clase. Los demás píxeles donde no hubiera esa coincidencia pertenecen a la clase a la que fueron asignados por la clasificación de la composición 4-5-1. (2) Las áreas de Cultivos Herbáceos en Regadío se concentran en zonas próximas al Río Guadalquivir y sus altitudes varían entre 17m y 50m. Por ello se utiliza el Modelo Digital de Elevaciones (DEM) con una resolución espacial de 100m para reclasificar las regiones en que hubiera coincidencia entre altitudes menores que 50m y verdad-terreno igual a Cultivos Herbáceos en Regadío. (3) Las clases Superficies Edificadas e Infraestructuras y Zonas Húmedas y Aguas Superficiales se incorporan directamente de la imagen verdad-terreno.

Dado que el algoritmo de clasificación experta está influenciado por la secuencia de clases que lo componen, se realiza una ordenación de asignación de las ocupaciones por el área de coincidencia entre la clasificación del NDVI y la verdad-terreno, de acuerdo con el siguiente

orden: Cultivos Leñosos, Áreas Forestales y Naturales, Olivar, Cultivos Herbáceos – Regadío y Cultivos Herbáceos – Secano. La imagen temática final se presenta en la **Figura 5**.

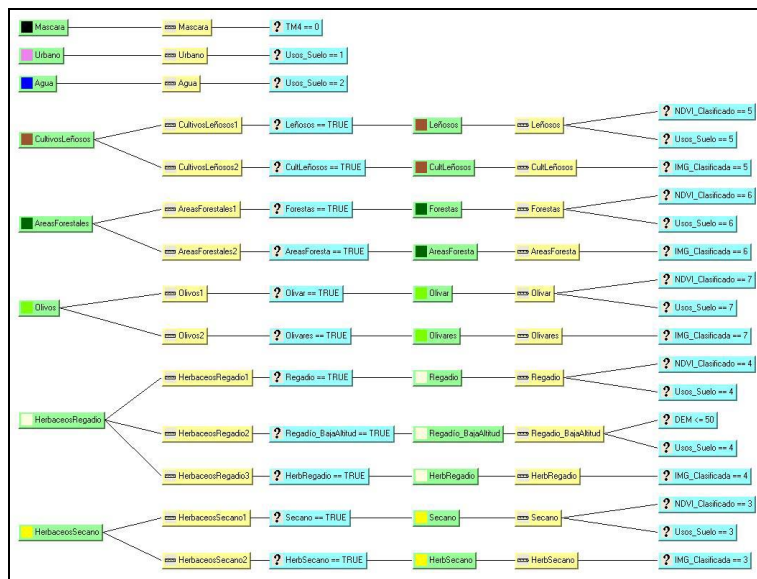


Figura 4. Algoritmo de clasificación experta.

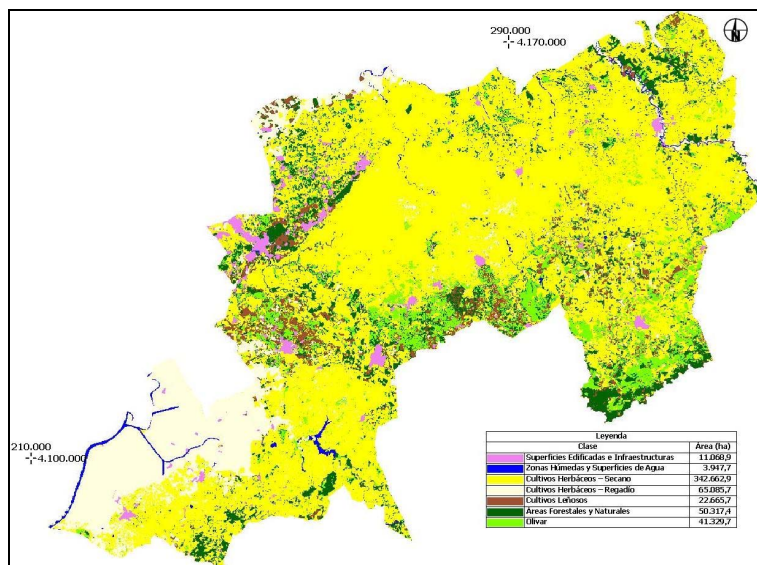


Figura 5. Clasificación experta final.

Para evaluar la calidad de las clasificaciones, se tomaron un total de 88.000 puntos de verificación (aproximadamente el 2% del área), para los que se dispone tanto de su cobertura real (verdad –terreno), como de la obtenida por la clasificación. Con los puntos de verificación se crean las respectivas Matrices de Confusión. El resumen de las matrices de confusión se presenta en la **Tabla 4**.

Tabla 4. Precisiones del Usuario y Total (en %) y Estadístico Kappa para los tratamientos de clasificación realizados para la región de Campiña Grande.

Clases	Clasificación		
	Comp. 4-5-1	NDVI	Experta
Superficies Edificadas e Infraestructuras	8,21	99,35	99,35
Zonas Húmedas y Aguas Superficiales	7,89	98,66	98,66
Cultivos Herbáceos – Secano	85,48	82,17	95,17
Cultivos Herbáceos – Regadío	53,89	54,46	81,84
Cultivos Leñosos	2,04	10,92	16,58
Áreas Forestales y Naturales	6,71	18,10	22,22
Olivar	10,61	25,81	74,58
Precisión Total	36,02	66,47	81,39
Estadístico kappa	0,130	0,344	0,655

## 5 Conclusiones

De este trabajo podemos formular las siguientes conclusiones:

1ª. La metodología presentada para la cuantificación de las áreas agrícolas de la región de estudio ofrece mejoras significativas en los resultados de la clasificación temática comparados con la clasificación puramente espectral de la composición 4-5-1.

2ª. Para las clases Superficies Edificadas e Infraestructuras y Zonas Húmedas y Aguas Superficiales se observa una difícil separación de las otras clases utilizadas en la clasificación, presentando valores de precisión de usuario de 8,21 y 7,89, respectivamente. Puesto que esas clases sufren cambios relacionados a sus tamaños con una velocidad menor que las demás clases, su incorporación a través del algoritmo de clasificación experta diseñado proporcionó su correcta ubicación en la imagen y precisiones cercanas al 100% (99,35 y 98,66, respectivamente).

3ª. La utilización del DEM para la clasificación de las áreas de Cultivos Herbáceos en Regadío proporcionó la correcta separación de la clase, mostrando la eficacia de la incorporación de información auxiliar en los algoritmos de clasificación experta.

4ª. Como consecuencia de la incorporación de la clasificación del NDVI, la introducción de las clases Superficies Edificadas e Infraestructuras y Zonas Húmedas y Aguas Superficiales directamente de la verdad-terreno (Conclusión 2ª) y la utilización del DEM, dada su eficacia demostrada en la separación de los Cultivos Herbáceos en Regadío en el algoritmo de clasificación experta, los resultados de la clasificación mejoraron pasando de una precisión global del 36,02% en la clasificación de la composición 4-5-1 al 81,39% en la clasificación experta. Igualmente, el estadístico Kappa también reflejó un aumento significativo del 13% al 65,5%.

5ª. Los resultados estadísticos muestran la validez de la metodología empleada para este trabajo. Sin embargo, para dar una mayor validez a esta metodología sería recomendable la ampliación del estudio en varios años agrícolas.

**Agradecimientos.** Este trabajo se basa en datos obtenidos en el desarrollo del proyecto CCIREA (Metodología para la Evaluación de Impactos y Riesgos del Cambio Climático sobre la Agricultura Española a Nivel Regional y de las Explotaciones Agrarias), financiado por el Ministerio de Ciencia y Tecnología Español (REN2001-3791/CLI) y por la Junta de Andalucía (España), en que participan la Universidad Politécnica de Madrid (L. Ambrosio, R. García, A. Garrido, C. González, L. Iglesias, C. Marín, J. P. del Monte Díaz, A. Valverde, R. de la Vega, E. Sebem), la Junta de Andalucía (B. Lucena, J. A. Montañés, C. de Pablos, L. A. Rubio), el Instituto Nacional de Meteorología (L. Balairón, D. Gil, J. Mª Martín, S. E. Petisco) y el Consejo Superior de Investigaciones Científicas (C. López-Fando). Las imágenes han sido proporcionadas por TRAGSATEC y por el Joint Research Centre (JRC).



## 6 Bibliografía

- Abkar, A. A.; Sharifi, M. A.; Mulder, N. J. Likelihood-based image segmentation and classification: a framework for the integration of expert knowledge in image classification procedures. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**. 2:104-119, 2000.
- Ayala, R. M.; Menenti, M. Alternativas a los problemas presentados en un proceso de clasificación basado en el reconocimiento espectral de patrones. **MAPPING**. 75:72-76. 2002.
- Chaves, P. S.; Guptill, S. C.; Bowell, J. A. Image Processing Techniques for Thematic Mapper Data. **Proceedings... ASPRS-ACSM Technical Papers**, 2: 728-742. 1984.
- García Rodríguez, R. **Determinación de Parámetros Biofísicos de Interés Agronómico y Análisis de la Separabilidad de Cultivos Mediante Teledetección con Radar de Apertura Sintética ERS-2/SAR**. 2001. Tesis Doctoral. E.T.S. Ingenieros Agrónomos – UPM.
- Giannetti, F.; Montanarella, L.; Salandin, R. Integrated use of satellites images, DEMs, soil and substrate data in studying mountainous lands. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**. 3:25-29. 2001.
- Gibson, P. J.; Power, C. H. **Introductory Remote Sensing – Digital image processing and applications**. Taylor & Francis, 2000.
- Giovacchini, A.; Brunetti, A. Agricultural Statistics by Remote Sensing in Italy an Ultimate Cost Analysis. **Proceedings... Conference on The Application of Remote Sensing to Agricultural Statistics**, Villa Carlotta, Belgirate, Lake Maggiore, Italy, 26-27 Nov. 87-93. 1991.
- Gong, H.; Howarth, P. J. An Assessment of Some Factors Influencing Multispectral Land-Cover Classification. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**. 56:597-603. 1990.
- Heyman, O. Automatic Extraction of Natural Objects form 1-m Remote Sensing Images. 2003. Disponible en: <<http://www.cobblestoneconcepts.com/ucgis2summer/heyman/heyman.htm>>. Acceso en : 24 mar 2003.
- Hill, J.; Mègier, J. Regional land cover and agricultural area statistics and mapping in The Département Ardèche, France, by use of Thematic Mapper data. **International Journal of Remote Sensing**. 9:1573-1595. 1988.
- Johnsson, K. Segmented-Based Land-Use Classification from SPOT Satellite Data. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**. 60:47-53. 1994.
- Lidov, L.; Miller, R.; Wormer, D. M.; Tilley, K. A. Interview: Understanding the Future of Commercial Remote Sensing. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Vol. 66(1):5-14. 2000.
- Sheffield, C. Selecting Band Combinations from Multiespectral Data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Vol. 51(6):681-687. 1985.
- Silva, J. X. **Geoprocessamento para análise ambiental**. Sermograf. Rio de Janeiro. 2001. 228p.
- Stefanov, W. L.; Ramsey, M. S.; Christensen, P. R. Monitoring urban land cover change: An expert system approach to land cover classification of semiarid to arid urban centers. **Remote Sensing of Environment**, Vol. 77:173-185. 2001.
- Strahler, A. H. The Use of Prior Probabilities in Maximum Likelihood Classification of Remotely Sensed Data. **Remote Sensing of Environment**. 10: 135-165. 1980.
- Trotter, C. M. Remotely-sensed data as an information source for geographical information systems in natural resource management: a review. **International Journal Geographical Information Systems**. 5:225-239. 1991.
- Xiao, X.; Boles, S.; Froking, S.; Salas, W.; Moore, B.; Li, C.; He, L.; Zhao, R. Landscape-scale characterization of cropland in China using Vegetation and Landsat TM images. **International Journal of Remote Sensing**. 23:3579-3594. 2000.
- Wicks, T. E.; Smith, G. M.; Curran, P. J. Polygon-based aggregation of remotely sensed data for regional ecological analyses. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**. 4:161-173. 2002.
- Wilkinson, G. G.; Kanellopoulos, I.; Kontoes, C.; Schoenmakers, R. Advances in the Automatic Processing of Satellite Images. **Proceedings... Conference on The Application of Remote Sensing to Agricultural Statistics**, Villa Carlotta, Belgirate, Lake Maggiore, Italy, 26-27 Nov. 125-132. 1991.