

## ADQUISICION DE CONOCIMIENTO DIFUSO A PARTIR DE SCATTERGRAMS

C. Gonzalo, E. Martínez, A. Arquero y O. Gordo

[chelo@fi.upm.es](mailto:chelo@fi.upm.es)

Facultad de Informática (UPM) Campus de  
Montegancedo, 28660 Boadilla del Monte (Madrid)

### RESUMEN

En el presente trabajo se ha evaluado la bondad de un clasificador basado en la adquisición del conocimiento difuso a partir del *scattergram* de las áreas de entrenamiento, de una imagen LANDSAT TM. La evaluación de la clasificación se ha llevado a cabo realizando un estudio comparativo con los resultados obtenidos mediante la metodología clásica.

### ABSTRACT

The performances of a fuzzy classifier of LANDSAT TM images, has been evaluated in this work. The most important aspect of this classifier is that the knowledge acquisition is generated from training areas information represented in their *scattergram*. A comparative analysis with classical classifier has been carried out.

### PALABRAS CLAVE

*Scattergram*, reglas difusas, adquisición del conocimiento, clasificación.

### INTRODUCCION

La asignación de píxeles a clases temáticas, llevada a cabo por los clasificadores tradicionales de imágenes multibanda remotamente detectadas, no es del todo adecuada cuando existen píxeles, dentro de la imagen, que presentan un cierto grado de pertenencia a varias clases temáticas. Influyendo estas circunstancias decisivamente en los resultados finales de la clasificación. La utilización de clasificadores basados en reglas adquiridas mediante lógica difusa, permite considerar la posibilidad de pertenencia de un pixel a distintas clases.

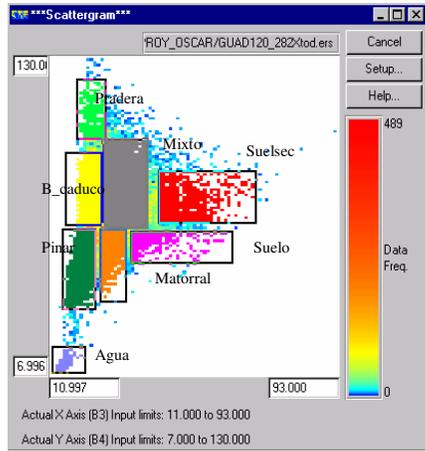
### METODOLOGIA

La escena que se va a utilizar en el presente trabajo, es una imagen LANDSAT TM de marzo de 1997 de la zona sudoeste de la Comunidad de Madrid. Esta escena tiene un tamaño de 120 x 190 píxeles. La Figura 1 muestra una composición RGB de dicha imagen.



**Figura 1.-** Composición RGB de una escena LANDSAT TM del sudoeste de la Comunidad de Madrid .

Dado que el paso más crítico en el proceso de clasificación de imágenes remotas, es la elección de áreas de entrenamiento de respuesta homogénea y característica, de cada tipo de cubierta predominante en la imagen a clasificar (Ormeño 1993), en este trabajo se ha llevado a cabo la selección de dichas áreas, mediante un método, recientemente propuesto (Arquero *et al.* 1998). Este nuevo método consiste en realizar dicha selección a partir de un *scattergram*, en el cual se representa la información correspondiente a todos los píxeles de la imagen, permitiendo de esta forma, minimizar los posibles errores visuales del operador y mejorar la precisión en esta selección. En concreto, en este trabajo, los *scattergrams* utilizados se han construido a partir de la información espectral correspondiente a las bandas 3 y 4 del sensor TM. La Figura 2 muestra el *scattergram* de la imagen, así como los conjuntos de píxeles que han servido para la selección de áreas de entrenamiento. La asignación temática de dichas clases se ha realizado mediante supervisión y medidas de radiometría de campo; y su respuesta espectral se muestra en la Figura 3. Un estudio estadístico conjunto de todos los píxeles contenidos en las áreas permite optimizar la selección de las áreas. Esta información se ha utilizado como entrada a una herramienta (Arquero *et al.* 1999) desarrollada de forma específica para exportar los datos de las áreas de entrenamiento seleccionadas en la imagen, mediante ERMAPPER 5.5 (herramienta de tratamiento de imagen) a un nuevo clasificador basado en la adquisición de conocimiento difuso (Gordo 1998). En primer lugar, dicha herramienta permite realizar los *scattergrams* de los píxeles pertenecientes a las áreas de entrenamiento



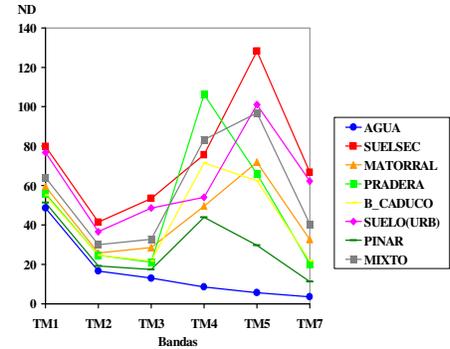
**Figura 2.- Scattergram** de la imagen con los conjuntos de píxeles para selección de áreas.

seleccionadas. A partir de esta nueva representación se han definido los términos lingüísticos y sus valores cuantitativos, en cada una de las bandas, a partir de los cuales se van a obtener las reglas difusas utilizadas para la clasificación.

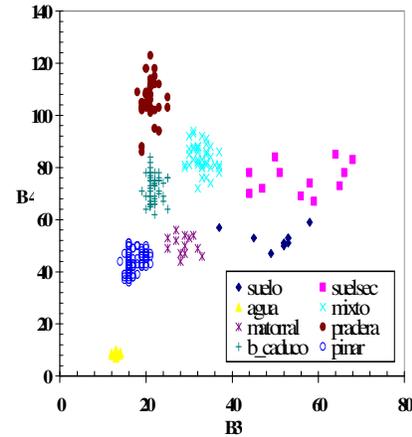
Con objeto de disponer de una imagen clasificada que sirva de referencia para evaluar la bondad del clasificador difuso diseñado, se ha clasificado la imagen objeto de estudio mediante el método de máxima verosimilitud implementado en ERMAPPER 5.5.

**RESULTADOS**

Durante el proceso de selección de las áreas de entrenamiento, se han detectado ocho clases de ocupación diferentes, etiquetadas como: agua, suelo desnudo de vegetación (suelsec), matorral, pradera, bosque caduco compuesto por castaños y robles (b\_caduco), suelo correspondiente a áreas urbanas (suelo), pinar y una clase con una composición heterogénea de cubiertas vegetales y suelo desnudo (mixto). El punto de partida de la clasificación difusa es la generación de las reglas difusas a partir de los términos lingüísticos. Por lo que la determinación de dichos términos es un aspecto crítico en el proceso de clasificación. La opción incluida en la herramienta citada en el apartado anterior que permite la exportación de los datos del *scattergram* de áreas de entrenamiento (Figura 4) a una herramienta de representación gráfica comercial, ha facilitado considerablemente dicha tarea. En este caso se han definido cinco términos lingüísticos: MUY PEQUEÑO, PEQUEÑO, MEDIO, GRANDE y MUY GRANDE, de acuerdo con la respuesta



**Figura 3.- Firmas espectrales medias** de las áreas de entrenamiento



**Figura 4.- Scattergram** de las áreas de entrenamiento.

espectral en banda 3 (TM3) y banda 4 (TM4) de los píxeles contenidos en las áreas seleccionadas y representadas en el *scattergram*. Cada uno de estos términos se ha representado mediante una función trapezoidal, definida por cuatro valores. En la Tabla 1 se muestran los términos definidos para cada una de las bandas. Dado que cada una de ellas recoge aspectos diferentes de la respuesta espectral de las cubiertas terrestres, cabe señalar las diferencias existentes en la definición de términos equivalentes en cada una de las bandas. Así mismo, también queda reflejada en esta tabla la posibilidad de que el grado de pertenencia de un píxel a una clase no sea absoluto, de acuerdo con las pendientes de los lados de los polígonos, lo cual permite la generación de reglas difusas.

<b>B3</b>
MUY PEQUEÑO(0.0,0.0,14.0,16.0)
PEQUEÑO(14.0,16.0,25.0,26.0)
MEDIO(24.0,26.0,38.0,40.0)
GRANDE(39.0,40.0,70.0,72.0)
MUY GRANDE (70.0,72.0,255.0,255.0)
<b>B4</b>
MUY PEQUEÑO(0.0,0.0,18.0,20.0)
PEQUEÑO(20.0,32.0,56.0,60.0)
MEDIO(56.0,60.0,95.0,100.0)
GRANDE(84.0,88.0,128.0,130.0)
MUY GRANDE(128.0,130.0,255.0,255.0)

**Tabla 1.-** Términos lingüísticos para banda 3 (TM3) y banda 4 (TM4).

A partir de los términos lingüísticos se generan las reglas difusas que se muestran en la Tabla 2. La primera columna de esta tabla muestra la etiqueta de la regla, y en la segunda columna se incluye la definición correspondiente, seguida de su grado de fiabilidad, habiéndosele asignado a todas las reglas el valor máximo. Cabe señalar que aún cuando en el ejemplo mostrado en este trabajo, se ha minimizado el número de reglas, definiendo una única regla por clase, existe la posibilidad de definir varias reglas asociadas a una misma clase, con objeto de clasificar aquellos píxeles que perteneciendo a una única clase, participan de diferentes términos lingüísticos.

Una vez obtenidas las reglas, en forma de fichero de texto, éstas son introducidas conjuntamente con la imagen que contiene las áreas de entrenamiento en el clasificador difuso. Los resultados obtenidos pueden ser volcados en formato de imagen pseudocoloreada, mediante la previa definición de una *look-up table*. Dichas imágenes pueden ser exportadas a ERMAPPER 5.5. Además, toda la información contenida en la imagen clasificada para cada uno de sus píxeles (espacial, espectral, etiqueta de clase y su probabilidad de pertenencia a otras clases) se puede incluir en un fichero de texto.

Los resultados de la clasificación difusa de la imagen estudiada, presentan una clase adicional a las ocho definidas en la etapa de entrenamiento. En esta nueva clase se agrupan todos aquellos píxeles que no han sido incluidos en alguna de las anteriores. Esto constituye una diferencia respecto a ciertos métodos de clasificación, como el que se ha utilizado de la herramienta ERMAPPER, donde no aparecen píxeles sin clasificar. No obstante, dadas las características del clasificador difuso propuesto en este trabajo, la clase nula tiene un tamaño bastante reducido (270 píxeles de 21600 totales). Un análisis comparativo del área ocupada por cada una de las clases resultantes de las dos clasificaciones, muestra tamaños diferentes para la mayoría de las clases,

<b>REGLA</b>	<b>DEFINICION</b>
R1	IF B3=muypequeño,B4=muypequeño THEN Agua 1.0
R2	IF B3=pequeño,B4=pequeño THEN Pinar 1.0
R3	IF B3=pequeño,B4=medio THEN B_caduco 1.0
R4	IF B3=pequeño,B4=grande THEN Pradera 1.0
R5	IF B3=grande,B4=medio THEN Suelsec 1.0
R6	IF B3=medio,B4=medio THEN Mixto 1.0
R7	IF B3=grande,B4=pequeño THEN Suelo 1.0
R8	IF B3=medio,B4=pequeño THEN Matorral 1.0

**Tabla 2.-** Definición de reglas difusas para la adquisición de conocimiento del clasificador.

salvo para las clases agua y pradera.

Se aprecia un aumento considerable del tamaño de las clases mixto y pinar a costa de la reducción de las restantes clases. Estos resultados se muestran en la segunda y tercera columna de la Tabla 3, donde las columnas etiquetadas con la letra **D** corresponden a resultados obtenidos con el clasificador difuso y aquellas etiquetadas con la letra **E** al clasificador de ERMAPPER. En esta tabla también se han recogido las desviaciones estándares obtenidas para cada clase y para cada banda en cada una de las clasificaciones realizadas.

De los datos representados en la Tabla 3, se deduce que el clasificador difuso basado en las reglas generadas a partir del *scattergram* de las bandas 3 y 4, reduce la desviación estándar de más del 50% de las clases definidas, casi en la totalidad de las bandas. Más concretamente, la mejora es considerable para todas las bandas de las clases: b\_caduco, pradera y suelsec; y en las clases matorral y suelo excepto en bandas 5 (TM5) y 6 (TM7). Este último aspecto confirma el hecho ya conocido, de la influencia de factores adicionales y no siempre reconocibles por los clasificadores, en los valores asignados a estas dos últimas bandas. En aquellas clases en las que la diferencia en las desviaciones estándares entre la clasificación de referencia y la propuesta en este trabajo son negativas, se puede observar que su diferencia es mínima. Con objeto de una mejor visualización de estos resultados se ha representado en la Figura 5 la diferencia entre las desviaciones estándares calculadas por ERMAPPER y las obtenidas con el clasificador difuso en cada una de las bandas y para todas las clases.

	NºCel. (D)	NºCel. (E)	B1(D)	B1(E)	B2(D)	B2(E)	B3(D)	B3(E)	B4(D)	B4(E)	B5(D)	B5(E)	B6(D)	B6(E)
<b>AGUA</b>	338	318												
DESVEST			1,531	1,482	0,776	0,726	0,700	0,699	1,670	1,008	4,358	2,015	1,909	1,393
<b>MIXTO</b>	9013	5135												
DESVEST			3,839	3,479	2,349	2,201	3,875	3,759	9,958	9,496	13,682	8,189	7,511	5,395
<b>MATORRAL</b>	832	2477												
DESVEST			3,533	3,876	1,905	2,487	3,241	4,007	3,870	6,376	14,201	10,628	8,001	5,531
<b>B_CADUCO</b>	4543	5584												
DESVEST			2,303	2,541	1,610	1,871	1,874	2,379	8,464	9,237	11,760	11,994	4,773	4,36
<b>PINAR</b>	3707	2578												
DESVEST			2,609	2,102	1,694	1,415	2,459	1,923	6,068	6,974	12,886	8,506	5,542	3,556
<b>PRADERA</b>	1072	1256												
DESVEST			2,053	2,314	1,304	1,612	1,773	2,474	8,392	9,632	8,099	8,301	3,902	3,631
<b>SUELSEC</b>	1746	3894												
DESVEST			6,415	7,819	3,846	5,244	6,044	8,615	7,910	7,784	16,578	21,397	9,870	12,576
<b>SUELO</b>	79	358												
DESVEST			5,812	5,58	3,081	3,197	5,073	6,099	3,556	4,652	14,151	6,472	11,388	7,784
<b>CLASE NULA</b>	270													
DESVEST			8,708		6,602		10,043		32,019		30,600		13,815	

**Tabla 3.-** Número de celdas y desviaciones estándares, para cada banda, de las clases de ocupación de suelo presentes en la imagen clasificada con el clasificador difuso (D) y el clasificador de máxima verosimilitud de ERMAPPER 5.5 (E).

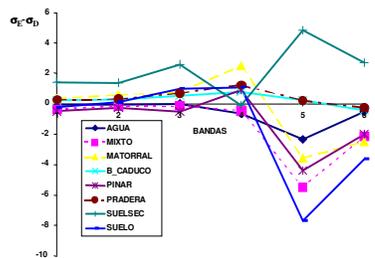


Figura 5.- Representación de la diferencia de desviaciones

### CONCLUSIONES

Como conclusiones a este trabajo se pueden indicar que se ha diseñado un nuevo clasificador difuso, cuyo sistema de adquisición del conocimiento está basado en la definición de términos lingüísticos y reglas difusas, a partir del *scattergram* de las áreas de entrenamiento. Los resultados que se han obtenido en la clasificación de una imagen particular, muestran que el clasificador propuesto mejora el valor de las desviaciones estándares de la mayoría de las clases consideradas, con respecto a los valores proporcionados por el clasificador clásico considerado. También se ha observado que las mayores diferencias se obtienen en aquellas bandas

donde la información espectral se ve influida por factores que no son reconocibles por el clasificador.

### BIBLIOGRAFIA

- Arquero, A., Gonzalo, C., Martínez, E. y Ferreras, A. 1998. Utilización de *Scattergrams* de ER Mapper para la elección de las áreas de entrenamiento en la clasificación temática de imágenes Landsat. *Mapping* 50: 56 -58.

- Arquero, A., Martínez, E., Gonzalo, C. y Gordo, O. 1999. Tool for integration and bi-directional conversion of remote sensing data. *Remote Sensing in the 21<sup>st</sup> Century: Economic and Environmental Applications*. (Aceptado)

- Gordo, O. 1999. Extracción automática de información de imágenes multibanda para la adquisición de conocimiento Fuzzy. *Proyecto Fin de Carrera*. Fac de Informática. UPM. Madrid.

- Ormeño, S. 1993. *Teledetección Fundamental*. Esc. Universitaria de Ing. Técnica Topográfica. UPM. Madrid.

### AGRADECIMIENTOS

El presente trabajo ha sido desarrollado dentro del marco del proyecto TIC96-0388, subvencionado por la CICYT.

