

## USO DE TRANSFORMACIONES DE LOS DATOS IMAGEN ORIGINALES PARA INCREMENTAR LA PRECISION DE UNA CLASIFICACION SUPERVISADA

E. de Miguel Llanes, J.A. Gómez Sánchez

*Laboratorio de Teledetección-Instituto Nacional de Técnica Aeroespacial (INTA)  
Carretera de Ajalvir km.4. Torrejón de Ardoz. 28850 MADRID.  
Tel: 91-5201990 Fax: 91-5201945. e-mail: demiguel@inta.es*

P. J. Gómez Sánchez, V. Gómez Miguel

*ETSI Agrónomos. Universidad Politécnica de Madrid.  
Ciudad Universitaria, s/n. 28031 MADRID. Tel. 91-5491137*

**RESUMEN.-** El objetivo de este trabajo es explorar diversas transformaciones de los datos originales que, incluyendo información de la propia imagen, mejoren la precisión y regularidad de una clasificación supervisada, en el caso particular de la discriminación de unidades geomorfológicas a partir de las propiedades espectrales de los suelos que las caracterizan. El experimento se ha realizado sobre imágenes obtenidas por el sensor DS-1268 del INTA sobre la comarca de la Ribera del Duero. El porcentaje de puntos de la muestra asignados por el análisis discriminante a su unidad esperada oscila entre el 59% para los niveles digitales originales y el 83% para datos tipificados divididos por un canal de referencia (canal 3 ó 12). La mayoría de las transformaciones ensayadas superan el 80% de aciertos; los fallos de asignación corresponden a muestras bien definidas.

**ABSTRACT.-** This study is aimed to explore different transformations of remote sensing raw data that, without applying to external information, achieve higher accuracy and stability in a supervised classification (in the case of geomorphological units mapping based in the spectral features of the soils representing these units). The experiment was performed with multispectral images recorded with the DS-1268 airborne scanner from INTA in Ribera del Duero (Spain). The accuracy of a supervised classification following a discriminant analysis ranges from 59% for raw digital counts to 83% for standardized digital counts ratioed with a reference channel (as channel 3 or 12). Most of the transformations are over 80% accuracy, the misclassified samples being usually the same through the different trials.

### 1.- INTRODUCCION

El principio de una clasificación supervisada de imágenes multispectrales es generar una partición en el conjunto inicial de datos, asignando cada vector correspondiente a un pixel de la imagen a una de las clases que se han predefinido. El vector puede estar formado por distintas variables, desde por niveles digitales (ND) originales hasta por valores de reflectancia, o incluir variables creadas por transformaciones de las anteriores.

Los ND están condicionados por la diferente iluminación, la dependencia de la interferencia atmosférica... Por contra, en la reflectancia se han eliminado todas estas fuentes de ruido, de manera que los valores corresponden efectivamente a propiedades del terreno. Sin embargo, muchas veces no es posible realizar la transformación apropiadamente (Muller y

James, 1994) por falta de datos fiables (modelo digital del terreno, distribución de aerosoles...).

En estudios anteriores (De Miguel y Gómez-Sánchez, 1994; McDermid y Franklin, 1994), se ha propuesto el análisis discriminante sobre ND originales para el reconocimiento de grandes geofomas. En el presente trabajo, se ha utilizado esta metodología sobre un conjunto de imágenes multiespectrales Daedalus ATM (Airborne Thematic Mapper) adquiridas sobre la comarca de Ribera del Duero (Castilla y León, España). A continuación, se exploran diversas transformaciones de los datos originales que, incluyendo información de la propia imagen, puedan mejorar la precisión y regularidad de la clasificación llevada a cabo.

## 2.- MATERIAL Y METODOS

El experimento se realizó sobre imágenes obtenidas por el INTA sobre la comarca de la Ribera del Duero. Estas imágenes se adquirieron en el marco de un estudio que la ETSIA ha realizado para caracterizar los suelos de la denominación de origen vinícola Ribera del Duero. La zona de estudio comprende unas 10.000 ha centradas en la localidad de Roa de Duero (Burgos).

Las imágenes multiespectrales se adquirieron en abril de 1994, con un scanner multiespectral aeroportado Daedalus 1268 en configuración ATM (tabla I). La resolución espacial aproximada de las imágenes es de 7 m y la cobertura lateral de 5 km. Se realizaron dos pasadas consecutivas, una en dirección sur-norte y otra opuesta.

La zona de estudio presenta una topografía compleja, pero no se ha dispuesto de un modelo digital del terreno a la escala de trabajo. La información meteorológica disponible (la proporcionada por el Instituto Nacional de Meteorología) es limitada. En principio, por tanto, los datos para corregirlos los efectos de iluminación e interferencia atmosférica son insuficientes.

En la zona de estudio se definieron cuatro grandes unidades geomorfológicas:

- páramo (P)
- escarpe (E)
- terreno ondulado (O)
- vaguadas y terrazas (V)

band 1	band 2	band 3	band 4	band 5	band 6	band 7	band 8	band 9	b. 10	b. 12
0.42- 0.45	0.45- 0.52	0.52- 0.60	0.60- 0.62	0.63- 0.69	0.69- 0.75	0.76- 0.90	0.91- 1.05	1.55- 1.75	2.08- 2.35	8.50- 13

Tabla I.- DS-1268: rango espectral en micrómetros de las bandas empleadas en el estudio

Considerando como verdad terreno los resultados obtenidos por fotointerpretación en blanco y negro y controles de campo por la ETSIA, se determinó la distribución de cada una de las clases mediante una clasificación supervisada de las imágenes ATM. Para ello, en cada clase predefinida se muestrearon 50 puntos sobre parcelas de suelo desnudo, recogiendo su nivel digital en cada uno de los 11 canales del sensor ATM. Estos datos sirvieron de entrenamiento para realizar un análisis factorial discriminante (Júdez, 1989), del que resultan unos ejes formados por combinación lineal de los canales originales en los que la discriminación de las unidades es máxima. El criterio de asignación de cada pixel de la muestra a una clase es la mínima distancia euclídea en este espacio discriminante.

Se ha procedido a realizar diversas transformaciones no lineales de los datos originales, basándose en transformaciones propuestas por otros autores (Frazier, 1989; McDermid,

1994) y en el estudio estadístico de los datos, y sobre cada una de ellas una clasificación siguiendo el criterio anterior (tabla 2).

### 3.- RESULTADOS

El principal interés de los resultados radica en la dinámica de estos entre los diferentes casos presentados, más que en sus valores absolutos.

La tabla de asignación (tabla III) muestra el porcentaje de individuos de la muestra correctamente asignados por clases para cada conjunto de variables. No se incluye el caso Z/CP1, ya que el primer componente principal resultó equivalente a la variable BRI. En dos casos significativos (Z y ZBRI) se muestran los círculos de correlación variables-ejes discriminantes y la representación de las muestras originales en el plano formado por los ejes discriminantes 1 y 2 (figura 1).

Se aprecia como a partir de la normalización de las variables no se producen cambios significativos en los resultados. Hay que destacar que los puntos que se clasifican erróneamente bajo los distintos conjuntos de variables son frecuentemente los mismos. Esto es fácil de comprobar en los planos discriminantes ilustrados, donde se aprecia que el desplazamiento entre los casos estudiados de los puntos que representan las distintas muestras es en general pequeño.

### 4.- CONCLUSIONES

La normalización de las variables originales (canales ATM) es la transformación con mayor trascendencia.

A partir de ella, la precisión de la asignación de individuos es satisfactoria sin recurrir a correcciones radiométricas.

Las transformaciones que pretenden eliminar el efecto topográfico mediante cocientes no incrementan la precisión significativamente. La inclusión de combinaciones no lineales de los canales originales (cocientes y cuadrados) en el modelo tampoco resultan en un incremento significativo de su precisión.

La distribución de las muestras en los distintos planos discriminantes es similar, por lo que las muestras incorrectamente asignadas son generalmente las mismas, independientemente de las transformaciones realizadas sobre las variables.

A la vista de estas conclusiones, se puede suponer que las principales confusiones no se deben al tipo de variables utilizadas en la clasificación. Es probable que el problema fundamental sea la definición de las unidades geomorfológicas, que no son estrictamente disjuntas, combinado con el muestreo.

### 5 - REFERENCIAS

B. E. Frazier and Y. Cheng, "Remote sensing of soils in the Eastern Palouse region with Landsat TM", *Remote Sens. Environ.*, vol. 28, pp. 317-325, 1989.

L. Júdez, *Técnicas de Análisis de Datos Multidimensionales*, Ministerio de Agricultura Pesca y Alimentación, Madrid, 1989.

G. J. McDermid and S. E. Franklin, "Spectral, spatial and geomorphometric variables for the remote sensing of slope processes", *Remote Sens. Environ.*, vol. 49, pp. 57-71, 1994.

E. de Miguel and P.J. Gómez-Sánchez, "Airborne multispectral images in soil survey: geomorphological cartography at high spatial resolution in the Eastern Duero basin (Spain)". In *Proceedings of the first International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition*, vol. III, pp:445-451, ed. ERIM, Starsbourg, France, 12-15 september, 1994,

E. Muller and M. James, "Seasonal variation and stability of soil spectral patterns in a fluvial landscape", *Int.*

Caso	VARIABLES (i= canales 1 a 10 y 12)	Comentarios
Niveles Digitales Originales (NDo)	NDi	datos dependientes de condiciones particulares; escala diferente en cada variable
ND normalizados (Z)	$Z_i = (ND_i - \text{media}(i)) / \text{std}(i)$	variables normalizadas
Z dividido por canal 3 (Z/C3)	$Z_i / Z_3$	c3: mayor varianza en las muestras tomadas
Z dividido por canal 12 (Z/C12)	$Z_i / Z_{12}$	c12: menor correlación con el resto de canales
Z dividido por canal CP1 (Z/CP1)	$Z_i / CP_1$	comb. lineal con máxima varianza
Z dividido por brillo (Z/BRI)	$Z_i / \text{sum}(Z_i)$ * * excluído el canal 12	reducción efectos de iluminación
Z + comb. no lineales (ZCNL-1)	$Z_i + Z_7 / Z_5 + Z_{10} / Z_2$	modelo incluyendo efectos no lineales
Z + comb. no lineales (ZCNL-2)	$Z_1 + Z_2^2 + Z_3 - Z_9 + Z_{10}^2 + Z_{12}^2$ + ratios ZCNL-1	modelo incluyendo efectos no lineales
Selección de Z representativos (RED)	Z2, Z5, Z9, Z10, Z12	reducción del número de canales

**Tabla II.-** variables obtenidas a partir de las imágenes Daedalus ATM empleadas en la clasificación de las muestras de suelos de la zona de estudio

Caso	P	E	O	V	Total
NDo	56	62	66	23	53
Z	88	93	82	60	81
Z/C3	88	96	82	68	83
Z/C12	94	93	86	60	83
Z/BRI	88	94	82	68	83
ZCNL-1	90	96	76	60	81
ZCNL-2	90	96	80	64	82
RED	88	73	78	48	72

**Tabla III.-** porcentaje de aciertos por clase y total tras la reasignación de los 200 puntos muestreados para cada conjunto de variables (P=páramo, E=escarpe, O=ondulado, V=vaguadas)

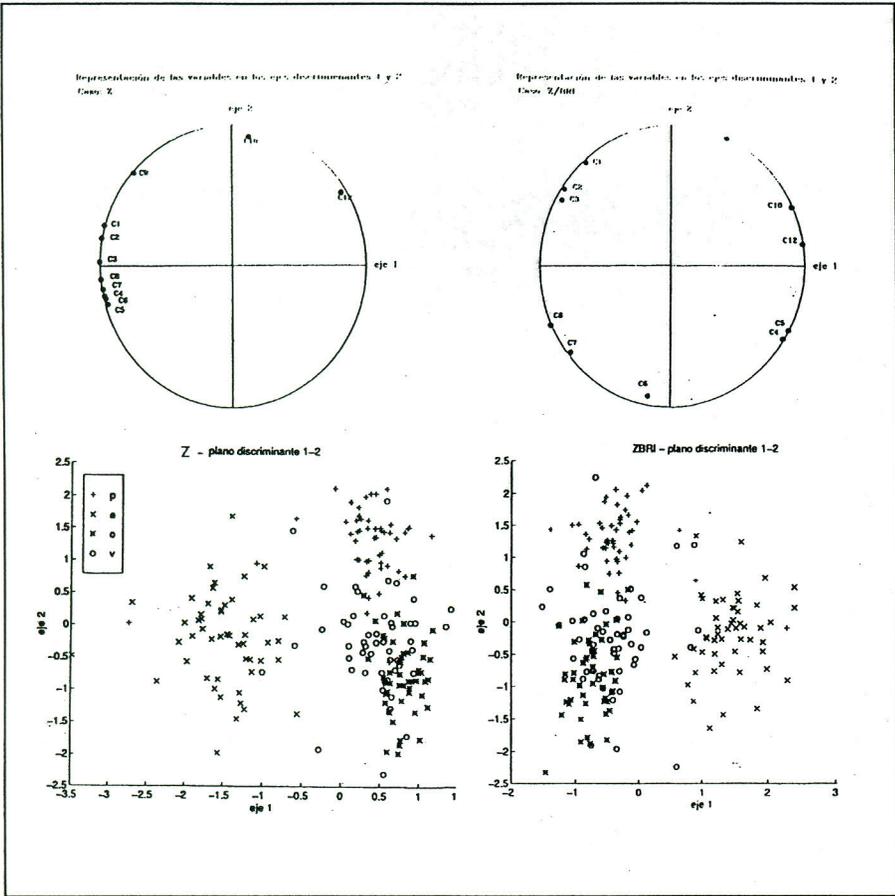


Figura 1.- Representación de las variables y de los puntos muestreados en los ejes discriminantes para los casos Z y ZBRI.