

Combinación de bandas óptima para la discriminación de sabanas colombianas, usando imagen Landsat ETM+

Optimal Landsat ETM+ band's combination for Colombian savannah discrimination

Luís Marino Santana R.

Departamento de Geografía Universidad del Valle - Cali, Colombia

Javier Salas Rey

Departamento de Geografía, Universidad de Alcalá, Madrid, España

Resumen

Algunos autores han encontrado problemas de discriminación entre las clases de ocupación del suelo presentes en sabanas tropicales, al utilizar imágenes Landsat. Este trabajo de investigación indaga acerca de la combinación de bandas más apropiada, entre seis distintas, para diferenciar dichas clases en un sector de sabanas colombianas, utilizando una imagen Landsat ETM+. Las combinaciones incluyen las bandas espectrales no térmicas (combinación de referencia), a la que secuencial e individualmente se le adicionaba una imagen de entropía obtenida de la banda 4, el primer componente principal de todas las bandas, los componentes verdor y brillo de la transformación Tasseled Cap y el índice de vegetación NDVI. Inicialmente se utilizó análisis discriminante por pasos para clasificar los niveles digitales de 352 puntos distribuidos de forma aleatoria en la imagen, considerando las clases de cobertura y uso de la tierra presentes. Posteriormente se realizaron clasificaciones supervisadas, mediante el algoritmo de máxima probabilidad, utilizando las mismas combinaciones del análisis discriminante. Los resultados obtenidos, tanto en el análisis discriminante como en las clasificaciones supervisadas, dan cuenta que la mayor fiabilidad respecto a la combinación de referencia se logra adicionando la imagen de entropía a las bandas espectrales. Por tanto, el análisis discriminante permite seleccionar,

entre muchas bandas, la combinación más adecuada para obtener la mejor discriminación.

Palabras claves: discriminación de sabanas, análisis discriminante, sabanas colombianas, imágenes Landsat.

Abstract

Some authors have found problems of discrimination among the land cover/use categories present on the tropical savannah, when using Landsat images. This research inquires about the more appropriate band's combination, using six different ones, to differentiate the land cover/use classes in a sector of Colombian savannahs, using an Landsat ETM+ image. The combinations include the spectral bands (combination of reference), to which sequential and individually was added an image of entropy obtained from band 4, the first principal component image obtained from all bands, the components Green and Brightness of the Tasseled CAP transformation and the NDVI. Initially a stepwise discriminant analysis was used to classify the digital number of 352 points randomly distributed in the image, considering the land cover/use classes of the savannah. Finally, several supervised classifications were made, by means of the Maximum Probability algorithm, using the same combinations of the discriminant analysis. The obtained results, in the discriminant analysis like as in the supervised classifications, give account that the greater accuracy with respect to the reference's combination was obtained adding the image of entropy to the spectral bands. Therefore, the discriminant analysis allows to select, between many bands, the most appropriated combination to obtain the best discrimination.

Key words: savannah classification, discriminant analysis, Colombian savannah, Landsat images.

1. Introducción

Las sabanas tropicales, presentes principalmente en zonas de relieve plano a fuertemente ondulado, están determinadas, según varios autores, por la acción de climas con temperaturas cálidas durante todo el año, con marcados y prolongados períodos de sequía y por la presencia de

suelos de baja fertilidad (Odum, 1972; Galvão et al., 1999; Chacón, 2004; Cruz et al., 2002). En Colombia, las sabanas son conocidas comúnmente como Llanos Orientales u Orinoquia y ocupan aproximadamente un 16% del territorio continental.

Se trata de ecosistemas con alta biodiversidad, contrario a lo que a primera vista parece ser; la vegetación dominante la componen especies herbáceas de las familias *Gramineae*, *Cyperaceae*, *Poaceae* y *Fabaceae*, las que aparecen mezcladas con arbustos y árboles dispersos, además de los bosques de galería (Rippstein et al., 2001; Serna et al., 2001). Desde el punto de vista de la ocupación del suelo, esta región es de mucha importancia para el país, a pesar del bajo poder productivo de los suelos, por cuanto allí se encuentra gran parte del ganado vacuno que abastece de carne a una ciudad de más de 8 millones de habitantes, Bogotá; por tener una considerable producción de arroz y palma de aceite y por la producción de hidrocarburos.

La obtención de mapas de uso y cobertura es una de las primeras y más avanzadas aplicaciones de la teledetección. Esto por cuanto se trata de una variable fundamental por sus efectos sobre procesos básicos como los ciclos biogeoquímicos y, consecuentemente, sobre el calentamiento global; por su influencia en la erosión y sostenibilidad de los usos del suelo, y por ser la variable de mayor impacto sobre la biodiversidad (Foody, 2002; Rogan et al., 2002). El uso de imágenes de satélite es la alternativa más útil y eficiente en la elaboración de cartografía de ocupación del suelo a diferentes escalas. No obstante, para las pasturas tropicales y subtropicales los avances en la discriminación son aún limitados, a pesar de la gran difusión de la técnica y del uso de un gran número de procedimientos estadísticos (Seyler et al., 2002).

La clasificación digital de imágenes tradicionalmente se ha basado en la información espectral de los píxeles, obteniéndose, en muchos casos, resultados poco satisfactorios. Por ello, se han incorporado desarrollos que involucran, junto al valor de los píxeles, información del contexto espacial; se destacan imágenes de textura (Marceau et al., 1990; Karathanassi et al., 2000), productos de la segmentación de los números digitales (Lobo, 1997; Chust et al., 2004) y datos auxiliares como los de topografía (Chust et al., 2004).

Desde la década de los 80s, a nivel global hasta subcontinental, son muchos los estudios de ocupación del suelo realizados utilizando distin-

tos sensores, técnicas y procedimientos (DeFries y Townshed, 1994; DeFries y Belward, 2000; DeFries et al., 2000; Friedl et al., 2002; Hansen et al., 2002). En todos ellos, la sabana aparece como una categoría más de la clasificación, sin discriminación de las clases de ocupación presentes.

A una escala mayor, en praderas, en Kansas (USA), Griffith et al. (2001) investigaron los cambios temporales y las relaciones entre variables biofísicas bajo diferentes sistemas de manejo, a partir de mediciones con espectroradiómetro. Encontraron que el NDVI mostró baja sensibilidad a la biomasa de los pastos, excepto en la época de mayor crecimiento (julio), aunque si permitió diferenciar pastos bajo distintas prácticas de manejo.

Price et al. (2002), también en Kansas, utilizaron análisis discriminante con datos de imágenes Landsat TM en busca de la mejor combinación de bandas para diferenciar seis tipos de pastos. Los resultados muestran que para bandas transformadas, el índice de verdor fue el de mayor sensibilidad para discriminar tipos de manejo. La mayor discriminación se logró cuando se incrementaba el número de bandas hasta 10, utilizando imágenes de fechas cercanas. No se mejoró la discriminación de los pastos al combinar las bandas TM originales, con transformaciones de las mismas.

En sabanas tropicales y subtropicales, en cambio, son menos los estudios de ocupación del suelo realizados con imágenes de satélite. Esto podría explicarse por dos razones: (1) por la presencia de alta nubosidad en las épocas de lluvia y la alta concentración de humo, producto de las quemadas, en las de sequía, que dificultan encontrar la zona despejada; y (2) por la falta de interés de los gobiernos y agencias locales en financiar dichos estudios, a raíz, posiblemente, de la subvaloración que muchos tienen sobre estos paisajes.

Beaulieu et al. (1998) exponen la falta de discriminación entre los pastos nativos e introducidos en Colombia, usando imágenes Landsat TM. Según estos autores, a causa de los distintos estadios de crecimiento del pasto nativo después de las quemadas, y por los diferentes niveles de exposición del suelo, a raíz de la degradación, en los introducidos. Es por esto que intentaron hacer la discriminación utilizando imágenes RADARSAT; sin embargo, con estas últimas los resultados preliminares mostraron alta sensibilidad al encharcamiento superficial de los pastos

(la humedad aumentaba considerablemente la retrodispersión) por lo que se confundían con el bosque de galería. En consecuencia, proponen la utilización de imágenes multitemporales para mejorar la discriminación, pero reconocen que en la zona es poco común encontrar imágenes sin los problemas atmosféricos señalados. Esta falta de discriminación había sido encontrada por Blanco y García (1997) para paisajes del "Cerrado" de Brasil, al utilizar imágenes Landsat TM. Por otra parte, Chacón (2004) obtuvo una buena diferenciación de sabanas en Venezuela, pero a nivel de grandes ecosistemas, utilizando compuestos mensuales de mayor valor de NDVI, obtenidos con NOAA-AVHRR y considerando las diferentes unidades fisiográficas.

Reconociendo la falta de discriminación de las clases de ocupación del suelo presentes en las sabanas colombianas y los pocos estudios existentes, el objetivo de la presente investigación es explorar qué combinación de bandas del sensor Landsat ETM+ y transformaciones de las mismas, permiten una mejor diferenciación de las clases de uso y cobertura presentes en el área de estudio; asimismo, valorar la utilidad del análisis discriminante en la selección de dichas bandas.

2. El área de estudio

El área de estudio está ubicada en el Departamento del Meta (cubriendo casi totalmente al municipio de Puerto López, y pequeñas áreas de los municipios de San Martín, San Carlos de Guaroa, Villavicencio, Restrepo, Cumaral y Cabuyaro) y en un pequeño sector, del Departamento de Casanare, con parte de los municipios de Villanueva y Tauramena (figura 1). Geográficamente se localiza entre los 3° 38' y 4° 26' Latitud Norte y 72° 15' y 73° 15' Longitud Oeste; tiene una extensión aproximada de 9.900 km².

El clima de la zona está caracterizado por una temperatura más o menos homogénea durante todo el año, con un promedio de 26°C y una oscilación mensual inferior a 6°; la altitud varía desde los 175 a 370 m sobre el nivel del mar. La distribución de las lluvias es de tipo monomodal, con un período de sequía que se extiende desde final de noviembre hasta inicios de abril (Rippstein et al, 2001). La precipitación promedio anual es del orden de 2.200 mm.

Según el Sistema "CIAF" de Clasificación Fisiográfica del Terreno (Villota, 1992; 1997), en la zona de estudio se encuentran los siguientes

grandes paisajes fisiográficos (figura 2): (1) piedemonte aluvio-diluvial, ubicado al occidente de la imagen (2) llanura aluvial de desborde reciente; (3) altillanura estructural erosional plio-pleistocénica, localizada al sur del río Meta y (4) valles aluviales de ríos meándricos (Botero, 1999; Botero et al., 1997).

Figura 1. Ubicación de la zona de estudio en Colombia, en los departamentos de Meta y Casanare.

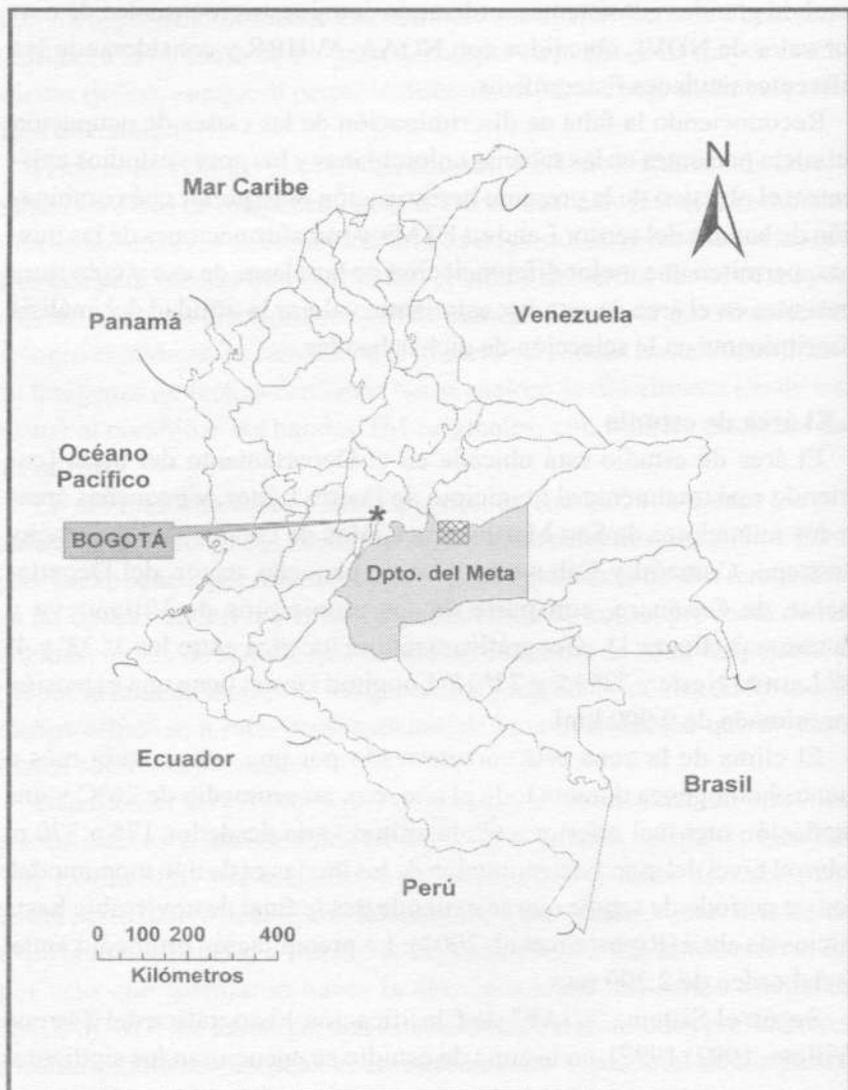
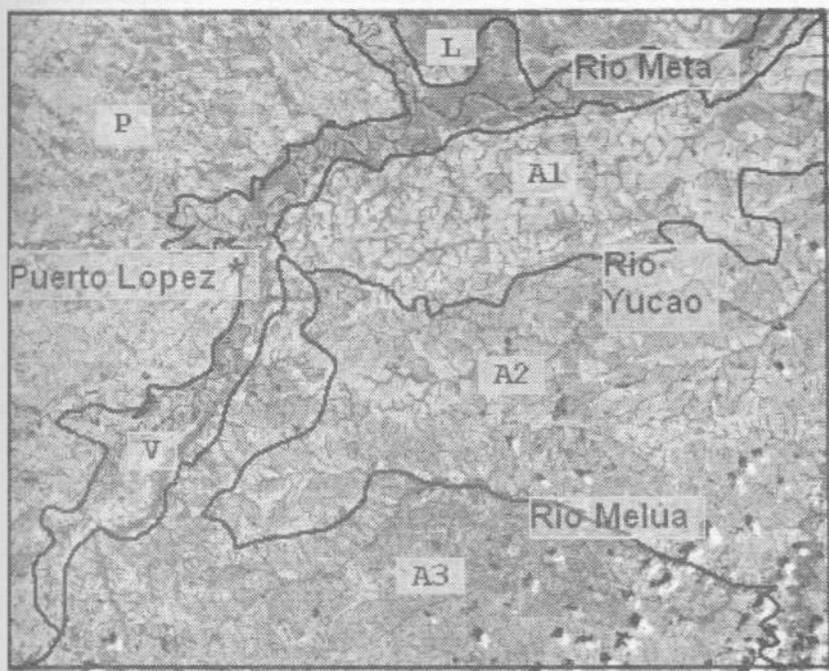


Figura 2. Paisajes fisiográficos presentes: Altillanura plana (A1), Altillanura moderadamente disectada (A2), Altillanura fuertemente disectada (A3), Piedemonte (P), Llanura aluvial de desborde (L) y Valles aluviales (V), sobre composición 4-5-3 de la imagen Landsat ETM+.



La Altillanura, que cubre la mayor parte del área, se subdivide, de norte a sur, en tres paisajes fisiográficos: altillanuras casi plana, moderadamente disectada y fuertemente disectada (lomas y colinas). Los suelos, en general, están caracterizados por su alta meteorización, por ser muy profundos y por tener texturas medias a gruesas, con mediana a alta porosidad, lo que determina buen nivel de infiltración; tienen baja concentración de bases y baja capacidad de intercambio catiónico. Además, son muy fuertemente ácidos, de baja a muy baja fertilidad y con alta concentración de hierro y aluminio intercambiables. Taxonómicamente, según el Sistema Norteamericano, los suelos pertenecen a los grandes grupos Haplustox, Haplustults y Dystropepts; por sectores, aparecen petroplintita y corazas petroféricas (compuestos férricos endurecidos) limitando su profundidad efectiva. En el piedemonte en cambio, el relieve es principalmente plano, con suelos de mejores condiciones químicas que los de la altillanura y se clasifican como Dystropepts y Hapludults;

en la planicie aluvial el relieve es plano a plano cóncavo lo que ocasiona un drenaje pobre o deficiente, en donde predominan suelos Tropaquepts o intergrado ácuicos. En los valles se encuentran mayormente Tropaquepts, Fluvaquents y Dystropepts (Botero, 1999; Rippstein et al., 2001).

La vegetación natural y los tipos de uso del área están determinados por las condiciones climáticas, edáficas e hidrológicas. En la altillanura dominan las sabanas nativas abiertas combinadas con árboles dispersos y bosque de galería; en las zonas planas los pastos nativos han sido sustituidos, en proporción apreciable, por pastos introducidos y por cultivos agrícolas.

En áreas depresionales de los valles y planicie aluviales, con suelos mal drenados, aparecen sabanas adaptadas a excesiva humedad, con "manchas" ocasionales de palma Moriche (*Mauritia flexuosa*); en el piedemonte, se encuentran enclaves importantes de pastos introducidos y cultivos, y el bosque natural ha sido relegado a estrechas franjas próximo a los ríos (Botero et al., 1997). El mayor grado de intervención humana ocurre en el piedemonte, seguido por la altillanura plana.

3. Métodos

3.1 Datos utilizados

Para la realización de la investigación se utilizó parte de la imagen Landsat ETM+ (Path/Row 07/57) tomada el 3 de marzo de 2001. Esta fue suministrada por el CIAT (Centro Internacional de Agricultura Tropical) estando geo-referenciada, con un error menor a 0.5 píxel, y remuestreada por el método de convolución cúbica a un tamaño de píxel de 25 m. Debido a este formato no fue posible convertir los números digitales a reflectividad, para evitar una segunda transformación. El procesamiento digital se realizó con el programa PCI Geomatica.

Las bandas utilizadas en el análisis fueron: ETM+1 (azul), ETM+2 (verde), ETM+3 (rojo), ETM+4 (infrarrojo cercano), ETM+5 (SWIR), ETM+7 (infrarrojo medio); además, las transformaciones (1) entropía (obtenida de la matriz de co-ocurrencia con una ventana móvil de 25 x 25 píxeles, aplicada a la banda 4), (2) primer componente principal obtenido de las bandas originales, (3) componente verdor de Tasselled Cap, (4) componente brillo de Tasselled Cap, y (5) índice de vegetación de

diferencia normalizada (NDVI). Se utilizó información puntual de campo sobre la ocupación del suelo, con la finalidad de verificar los resultados de las clasificaciones supervisadas realizadas con la imagen.

3.2 Análisis discriminante

Para el análisis discriminante se utilizó información de 352 puntos localizados en la imagen de forma aleatoria proporcional; esto por cuanto se asegura que todas las categorías, sin importar su tamaño, quedaran con muestras (Congalton y Green, 1999). El número de puntos considerados, por clase de ocupación del suelo, fue: 14 para cuerpos de agua, 18 para plano inundado, 28 para agricultura con arroz vigoroso, 78 para pastos introducidos [*Brachiaria decumbens* (26 puntos), *B. humidicola* (30 puntos) y *B. dictioneura* (22 puntos)], 55 para pastos nativos, 18 para suelo desnudo, 122 para bosque de galería, 15 para palma de aceite y 4 para caucho. En cada uno de ellos se obtuvo el número o valor digital (ND) para todas las bandas originales de la imagen y para las transformaciones derivadas utilizadas.

En el análisis discriminante, realizado con el programa SPSS v. 10, se utilizó el método por pasos (Lambda Wilks). Los valores de probabilidad críticos de F, para la entrada y salida del análisis, fueron 0,05 y 0,10 respectivamente; para la clasificación se utilizó la matriz de covariancia intra-grupos, con iguales probabilidades previas. Se consideró además la adecuación de las muestras para este tipo de análisis, especialmente que los datos mostraran una distribución normal por cada grupo (Trani y Giles Jr., 1999; Klecka, 1980).

Se analizaron de forma individual 6 combinaciones, con los 352 NDs de las bandas, para conocer cuál resultaba con mayor porcentaje de casos correctamente clasificados: (1) sólo las bandas espectrales no térmicas, usada como combinación de referencia, (2) las bandas espectrales no térmicas más la imagen de textura -entropía- obtenida de la banda infrarrojo cercano, (3) las bandas espectrales no térmicas más la imagen del primer componente principal logrado de todas las bandas, (4) las bandas espectrales no térmicas más la imagen del componente verdor de la transformación Tasseled Cap, (5) las bandas espectrales no térmicas más la imagen del componente brillo de la transformación Tasseled Cap, y (6) las bandas espectrales no térmicas más la imagen de índice de vegetación -NDVI-.

3.3 Clasificación digital de la imagen, verificación de los resultados y contribución de las transformaciones

Respecto a la clasificación digital de la imagen, el objetivo era obtener unos resultados utilizando las mismas combinaciones de bandas empleadas en el análisis discriminante, con el fin de que pudiesen ser comparables. Las seis clasificaciones se realizaron de forma supervisada mediante el algoritmo de máxima probabilidad. Para ello, las clases de ocupación del suelo fueron consideradas desde una perspectiva multianual. Por ejemplo, áreas de agricultura fueron catalogadas como tal, a pesar de que al momento de toma de la imagen se encontraran en estado de preparación (suelo arado o encharcado), cultivos en crecimiento o en madurez; de igual modo, las quemas recientes a antiguas (oscuras o claras), muy frecuentes en la Altillanura, se reclasificaron como pasto nativo por cuanto el fuego es una práctica de manejo que se realiza en esa clase de ocupación, y los pastos *Brachiaria* constituyen pastos introducidos.

Para la fase de entrenamiento, inicialmente se definieron 17 subclases de ocupación del suelo, en busca de una mejor discriminación: dos clases para agua, plano inundado, cuatro para agricultura (de secano, de regadío, suelo arado y encharcado), tres para pastos introducidos, tres para pastos nativos (incluyendo quema reciente y en recuperación), suelo desnudo, bosque de galería, palma de aceite y caucho. Los campos de entrenamiento para todas ellas fueron seleccionadas con base en la información de campo obtenida en campañas hechas por el CIAT, en fechas cercanas a la toma de la imagen, además de información auxiliar y el conocimiento propio de la zona. Para todas las categorías, la cantidad de píxeles supera lo recomendado por varios autores, 10 a 100 veces el número de bandas (Jensen, 1996; Chuvieco, 2002).

La primera clasificación realizada, utilizando sólo las bandas espectrales no térmicas de la imagen, se tomó como referencia. A continuación, se fueron adicionando individualmente, a las bandas originales, cada una de las transformaciones consideradas lográndose cinco clasificaciones adicionales. Posteriormente, por un proceso de agregación, las 17 subclases de ocupación del suelo se redujeron a 9 clases definitivas (tabla 1). Para la verificación de las clasificaciones se utilizaron datos de campo (cobertura y uso actuales) sobre los mismos 352 puntos mencionados en el apartado anterior; se obtuvieron matrices de confusión necesarias para calcular la fiabilidad global e índice Kappa, así como los

errores de omisión y comisión, siguiendo el método que aparece en Congalton (1994) y Congalton y Green (1999). Además, con la varianza de las clases y el índice Kappa se obtuvo el estadístico Z necesario para hacer comparaciones estadísticas entre las clasificaciones (Congalton y Mead, 1994). Usando un nivel de confiabilidad del 95%, una clasificación a es significativamente mejor que b, si Zab es mayor que + 1.96; en cambio si Zab es menor que - 1.96 la clasificación a es significativamente peor que b. Si en términos absolutos Z es menor que 1.96, entonces las dos clasificaciones son estadísticamente similares.

Tabla 1. Clases de ocupación del suelo definitivas, aplicadas en la clasificación digital de imágenes (descripción adaptada de Botero, 1999 y Rippstein et al. 2001).

| CLASE DE CUBIERTA | DESCRIPCIÓN |
|-------------------|--|
| Cuerpos de agua | Aguas corrientes de ríos andinos y orinoquenses, así como lagunas. |
| Plano inundado | Vegas de ríos con carácter trenzado y meándricos, sometidos a procesos frecuentes de inundación. |
| Agricultura | Áreas dedicadas a cultivos, especialmente arroz, en el piedemonte; comprende terrenos en preparación (en seco o inundado), y cultivos en vigor (con riego o de secano). En la altillanura existen pequeños cultivos de piña, yuca y maíz. |
| Pasto introducido | Se trata de gramíneas desarrolladas básicamente para suelos pobres y ácidos. Se destacan las especies <i>Brachiaria decumbens</i> , <i>Brachiaria humidicola</i> , <i>Brachiaria dictyoneura</i> , <i>Melinis minutiflora</i> y <i>Panicum maximun</i> , presentes tanto en la altillanura como en el piedemonte. |
| Pasto nativo | Comprende principalmente gramíneas de los géneros <i>Andropogon</i> , <i>Asistida</i> , <i>Axonopus</i> , <i>Paspalum</i> y <i>Trachypogon</i> , presentes en la altillanura. En el piedemonte, con mayor contenido de humedad, los géneros más frecuentes son el <i>Hymenachne</i> , <i>Leersia</i> , <i>Oriza</i> , y los de la familia Cyperaceae. |
| Suelo desnudo | Se trata de suelos descubiertos en forma permanente, como producto de la erosión hídrica acelerada. |
| Bosque de galería | Franja arbórea de anchura variable y con una altura de hasta 20 m; dominan <i>Schefflera morototoni</i> , <i>Pouteria sp.</i> , <i>Calliandra sp.</i> , <i>Ceiba pentandra</i> , <i>Spondias mombim</i> , <i>Annona sp.</i> , <i>Inga sp.</i> y otras especies. Por sectores está asociado a comunidades de palmas de las especies <i>Mauritia flexuosa</i> , <i>Mauritia minor</i> o <i>Mauritiella sp.</i> , en los rebordes de lagunas y esteros. |
| Palma de aceite | Explotación comercial de palma <i>Elais guineensis</i> , en el piedemonte, para la extracción de aceite. |
| Caucho | Áreas demostrativas de caucho <i>Hevea brasiliensis</i> , como alternativa de uso de los suelos de la altillanura. |

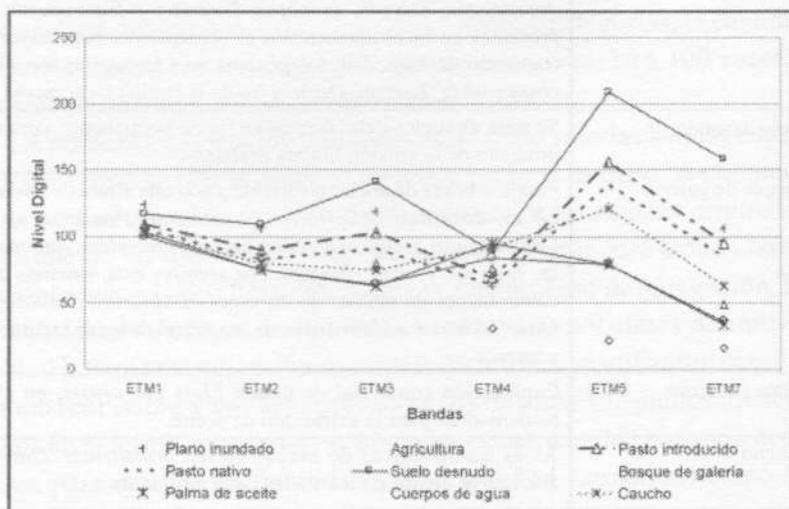
Para valorar la contribución de las transformaciones se utilizó la fiabilidad global e índice Kappa; además, de acuerdo con Chust et al. (2004), se considera que una clasificación es mejor que la de referencia, para una clase de ocupación del suelo determinada, cuando tanto la exactitud de productor (EP) como la de usuario (EU) son mayores a 1%, o cuando una de ellas aumenta en más de 1%, mientras la otra permanece constante. En caso contrario, una clasificación es peor que la de referencia cuando EP y EU sufren una disminución $>1\%$, o cuando una permanece constante y la otra disminuye $>1\%$.

4. Resultados y discusión

4.1 Respuesta espectral de las clases de ocupación del suelo

El análisis de las firmas espectrales de la imagen (figura 3), logradas a partir del promedio de los niveles digitales en los 352 puntos de campo, permitió detectar dos tipos de confusiones entre varias clases de ocupación del suelo. Se trata, por un lado, del bosque de galería, los cultivos de palma de aceite y el arroz de regadío en estado vigoroso; por el otro, entre los diversos tipos de pastos, aunque en menor magnitud. El segundo tipo de confusión ya había sido reportado por Beaulieu et al. (1998) y por Blanco y García (1997) para las sabanas colombianas y el Cerrado del Brasil, respectivamente.

Figura 3. Comportamiento espectral de las clases de ocupación del suelo, obtenido del promedio de los valores digitales de los puntos de campo utilizados.



Como se esperaba, las dos clases que muestran un comportamiento espectral más diferenciado son el suelo desnudo y los cuerpos de agua: la primera por tener una mayor reflectividad en todas las bandas, excepto en la 4; la segunda, por su respuesta característica en el infrarrojo (baja reflectividad). El plano de inundación, en cambio, con niveles digitales intermedio a alto, evidencia una respuesta de baja humedad en superficie, pues la imagen corresponde al final del período de sequía.

4.2 Análisis discriminante y combinación óptima de bandas

Los resultados del análisis discriminante se muestran en la tabla 2. La menor proporción de casos correctamente clasificados (77,3%) se logró al usar sólo las bandas espectrales no térmicas de la imagen; la mejor proporción de casos correctamente clasificados (81,5%) se obtuvo al combinar las bandas espectrales no térmicas con la imagen de entropía (textura). Se debe resaltar que aún cuando la combinación número 5, que incluye el componente brillo de la transformación Tasseled Cap, muestra buena discriminación (78,1%), determinado por la diferencia de las clases con alto brillo (suelo desnudo y plano de inundación) de las de bajo brillo (cuerpos de agua y caucho), es a la vez la que tiene la mayor confusión entre las demás clases de ocupación del suelo.

La figura 4 muestra la distribución de los puntos, utilizando las dos primeras funciones del análisis discriminante, con sólo las bandas espectrales y adicionándoles la imagen de entropía. Al comparar dichos gráficos, vemos que con entropía hay una mejor diferenciación entre las clases cuerpos de agua, suelo encharcado (fanguero) y plano de inundación que usando sólo las bandas espectrales; de forma similar mejora la discriminación entre suelo desnudo y pasto introducido. No obstante, persisten los problemas de falta de discriminación entre las especies de *Brachiaria*, lo cual no es problema porque hacen parte de la clase pastos introducidos, y entre palma de aceite, bosque de galería y arroz vigoroso.

Tabla 2. Resultados del análisis discriminante utilizando los números digitales obtenidos de las bandas originales y de las transformaciones.

| CLASE DE OCUPACIÓN DEL SUELO. | No. PUNTOS | CASOS CORRECTAMENTE DISCRIMINADOS (%) | | | | | |
|---|------------|---------------------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | | 1 * | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
| 1- Cuerpos de Agua | 14 | 100 | 10 0 | 100 | 100 | 10 0 | 100 |
| 2- Arroz vigoroso | 16 | 44 | 56 | 44 | 50 | 44 | 63 |
| 3-Suelo encharcado para arroz | 12 | 67 | 67 | 67 | 67 | 67 | 83 |
| 4- Plano de inundación | 18 | 94 | 94 | 94 | 94 | 94 | 94 |
| 5- <i>Brachiaria decumbens</i> | 26 | 92 | 96 | 96 | 100 | 85 | 92 |
| 6- <i>B. humidicola</i> | 30 | 50 | 47 | 57 | 47 | 47 | 50 |
| 7- <i>B. dictioneura</i> | 22 | 50 | 59 | 50 | 59 | 64 | 50 |
| 8- Pasto nativo | 55 | 76 | 76 | 76 | 76 | 76 | 80 |
| 9- Suelo desnudo | 18 | 89 | 89 | 89 | 94 | 10 0 | 89 |
| 10- Bosque de galería | 122 | 83 | 91 | 84 | 81 | 84 | 86 |
| 11- Palma de aceite | 15 | 87 | 93 | 87 | 80 | 87 | 80 |
| 12- Caucho | 4 | 100 | 10 0 | 100 | 100 | 10 0 | 100 |
| Casos clasificados correctamente | 352 | 77 | 82 | 78 | 78 | 78 | 80 |

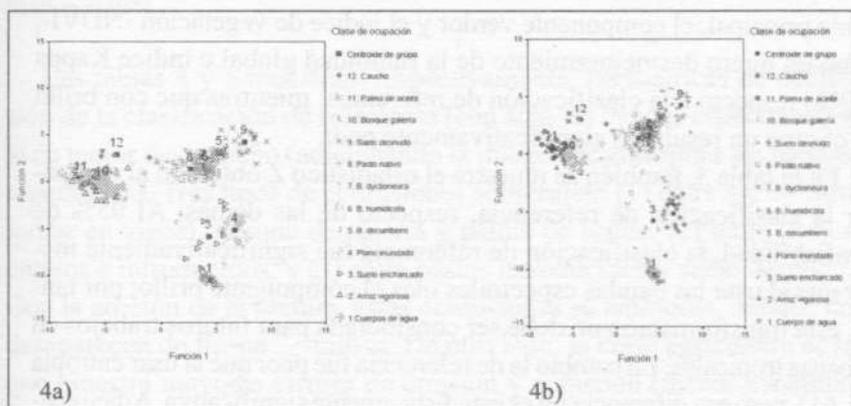
* Combinación: (1) Bandas 1, 2, 3, 4, 5 y 7; (2) bandas 1, 2, 3, 4, 5 y 7 + entropía; (3) bandas 1, 2, 3, 4, 5 y 7 + CP1 (obtenido de todas las bandas); (4) bandas 1, 2, 3, 4, 5 y 7 + componente verdor (T. Tasseled Cap); (5) bandas 1, 2, 3, 4, 5 y 7 + componente brillo (T. Tasseled Cap); y (6) bandas 1, 2, 3, 4, 5 y 7 + NDVI.

Las clases arroz en estado vigoroso y suelo encharcado (fanguero) para siembra de arroz fueron las que mostraron peor diferenciación en todas las combinaciones; esto se explica porque estas clases incluyen cultivos y terrenos con diferentes estadios de crecimiento y de preparación, respectivamente, lo que origina una mayor dispersión de los números digitales. Les siguen los pastos introducidos (*Brachiaria humidicola* y *B. dictioneura*) y nativos, los que al final del periodo de sequía (fecha de toma de la imagen) han perdido gran parte de la materia vegetal y se confunden con suelo desnudo. Las demás categorías muestran una discriminación superior al 80%. Sobresalen, por tener una diferenciación prácticamente de 100%, las clases cuerpos de agua, suelo desnudo y caucho; en las primeras dos clases, como se esperaba, su clara discriminación obedece a la contrastada diferencia en su comportamiento espectral, lo que concuerda con las firmas espectrales observadas en la figura 3; para el caucho, en cambio, por el bajo número de muestras, a raíz de la

poca extensión que ocupa esta clase en la zona estudiada, no es posible hacer una aseveración sobre dicho comportamiento.

Ahora bien, los resultados deben considerarse como tendencias de comportamiento, por cuanto no existe una relación lineal entre los resultados del análisis discriminante y de las clasificaciones supervisadas de las imágenes, pero es claro que los resultados del análisis discriminante orientan sobre la combinación de bandas más adecuada para una efectiva separación de las clases de ocupación presentes en una zona determinada, especialmente en los casos en que se dispone de un gran número de bandas, donde existe información redundante.

Figura 4. Diagrama de dispersión de los puntos clasificados en el análisis discriminante usando los números digitales de sólo las bandas espectrales de la imagen Landsat ETM+ (4a) y adicionándoles entropía (4b).



4.3 Clasificación digital de la imagen y contribución de las transformaciones.

La tabla 3 resume los resultados del proceso de verificación de las 5 clasificaciones supervisadas realizadas. Al usar sólo las bandas espectrales se obtuvo una fiabilidad global de 84% y un índice Kappa igual a 0,81; mientras que la clasificación que contaba con la imagen de entropía produjo la mayor fiabilidad global (88,6%) e índice Kappa (0,86). Estos resultados de fiabilidad, producto de la verificación de las clasificaciones supervisadas utilizando información de campo de los mismos 352 puntos, concuerdan con los obtenidos en el análisis discriminante. En ambos procedimientos, el uso de una imagen de entropía mejoró la fiabilidad de la clasificación, respecto a la clasificación de referencia y otras transforma-

ciones, denotando el efecto positivo de la combinación de información espectral y espacial. Estos resultados son contrarios a los encontrados por Price et al. (2002) en praderas de Kansas, ya que en nuestro caso la combinación de bandas originales y transformaciones de las mismas, mejoraron la discriminación de las clases de ocupación del suelo. El efecto positivo de la textura en las clasificaciones de imágenes para diferentes clases de ocupación del suelo, ya ha sido señalado por varios autores, aunque no para el bioma de sabanas (Marceau et al., 1990; Lobo, 1997; Franklin et al., 2000; Karathanassi et al., 2000; Zhang, et al., 2004; Franklin et al., 2001; Ferro y Warmer, 2002). El dominio espacial también contiene información importante que aun no ha sido bien explotada dentro de las clasificaciones y metodologías (Cihlar, 2000; Southworth et al., 2004), por lo que se requiere más investigación al respecto.

Al utilizar individualmente en las clasificaciones el primer componente principal, el componente verdor y el índice de vegetación -NDVI-, hubo un ligero desmejoramiento de la fiabilidad global e índice Kappa (~2%) respecto a la clasificación de referencia; mientras que con brillo se obtuvo un resultado significativamente peor.

En la tabla 3, también se muestra el estadístico Z obtenido al comparar la clasificación de referencia, respecto de las demás. Al 95% de confiabilidad, la clasificación de referencia fue significativamente mejor que al usar las bandas espectrales más el componente brillo; por tanto, esta transformación no debe ser considerada para futuros trabajos en sabanas tropicales. En cambio la de referencia fue peor que al usar entropía (-1,61), pero esa diferencia no es estadísticamente significativa. Adicionalmente, y considerando que la clasificación que involucra entropía tuvo el mejor desempeño, ésta última clasificación fue estadísticamente comparada con las demás. Se encontró que entropía es estadísticamente similar a los resultados obtenidos con el primer componente principal y con verdor (por tener un valor de $Z < 1,96$), pero estadísticamente mejor que al usar brillo y el índice de vegetación de diferencia normalizada.

Tabla 3. Fiabilidades (global e índice Kappa) y estadísticos Z obtenidos de las clasificaciones

| Clasificación | Fiabilidad global (%) | Índice Kappa | Z de BE frente a las demás * | Z de entropía frente a las demás * |
|------------------|-----------------------|--------------|------------------------------|------------------------------------|
| 1. BE | 84,4 | 0,81 | - | - |
| 2. BE + Entropía | 88,6 | 0,86 | -1,61** | - |
| 3. BE + PC1 | 84,1 | 0,80 | 0,11 | 1,71 |
| 4. BE + Verdor | 84,1 | 0,80 | 0,08 | 1,68 |
| 5. BE+ Brillo | 31,8 | 0,23 | 13,5*** | 15,28*** |
| 6. BE+ NDVI | 83,2 | 0,79 | 0,38 | 1,98*** |

* BE son las bandas espectrales no térmicas. ** Signo (-) significa peor. *** Significativo al 95%.

Las tablas 4 y 5 muestran, respectivamente, las matrices de confusión de la clasificación de referencia (con sólo las bandas espectrales) y la de mejor desempeño (adicionando la imagen de entropía a las bandas espectrales). Tres tipos de confusiones sobresalen: (1) entre agricultura (arroz en vigor), bosque de galería y palma de aceite, (2) entre pastos nativos e introducidos, y (3) entre pastos introducidos y suelo desnudo. Con la adición de la textura, estas confusiones se aminoran, aunque no desaparecen de forma definitiva. De otro lado, la clase agricultura es la que muestra mayores errores de omisión y comisión (menor exactitud de usuario y productor). Estos problemas de confusión habían sido comentados al analizar las firmas espectrales de las clases de ocupación del suelo, y la existente entre los pastos nativos e introducidos había sido identificada en sabanas de Colombia por Bealieu et al. (1998) y en el Cerrado de Brasil por Blanco y García (1997).

Tabla 4. Matriz de confusión producto de la verificación aplicada a la clasificación de referencia.

| CLASIFICACION | REFERENCIA DE CAMPO | | | | | | | | | Total | Ex. Usuario |
|----------------------|---------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|-----------|----------|------------|-------------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | | |
| 1. Agua | 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 14 | 100,0 |
| 2. Plano inundado | 0 | 18 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 | 94,7 |
| 3. Agricultura | 0 | 0 | 21 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 | 28 | 75,0 |
| 4. Pasto introducido | 0 | 0 | 1 | 78 | 20 | 4 | 3 | 0 | 1 | 107 | 72,9 |
| 5. Pasto nativo | 0 | 0 | 0 | 0 | 35 | 0 | 0 | 0 | 0 | 35 | 100,0 |
| 6. Suelo desnudo | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 14 | 0 | 0 | 0 | 14 | 100,0 |
| 7. Bosque de galería | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 99 | 1 | 0 | 103 | 96,1 |
| 8. Palma de aceite | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 13 | 14 | 0 | 29 | 48,3 |
| 9. Caucho | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 3 | 100,0 |
| Total | 14 | 18 | 28 | 78 | 55 | 18 | 122 | 15 | 4 | 352 | |
| Ex. Productor | 100 | 100 | 75 | 100 | 64 | 78 | 81 | 93 | 75 | | |

Tabla 5. Matriz de confusión producto de la verificación aplicada a la clasificación de las bandas espectrales más entropía.

| CLASIFICACION | REFERENCIA DE CAMPO | | | | | | | | | Total | Ex. Usuario |
|----------------------|---------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|-----------|----------|------------|-------------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | | |
| 1. Agua | 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 14 | 100,0 |
| 2. Plano inundado | 0 | 18 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 | 94,7 |
| 3. Agricultura | 0 | 0 | 22 | 0 | 1 | 0 | 6 | 0 | 0 | 29 | 75,9 |
| 4. Pasto introducido | 0 | 0 | 1 | 78 | 18 | 3 | 3 | 0 | 1 | 104 | 75,0 |
| 5. Pasto nativo | 0 | 0 | 0 | 0 | 36 | 0 | 0 | 0 | 0 | 36 | 100,0 |
| 6. Suelo desnudo | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 15 | 100,0 |
| 7. Bosque de galería | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 112 | 1 | 0 | 115 | 97,4 |
| 8. Palma de aceite | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 1 | 14 | 0 | 17 | 82,4 |
| 9. Caucho | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 3 | 100,0 |
| Total | 14 | 18 | 28 | 78 | 55 | 18 | 122 | 15 | 4 | 352 | |
| Ex. Productor | 100 | 100 | 88 | 100 | 66 | 83 | 92 | 93 | 75 | | |

En cuanto a la contribución que tienen las distintas transformaciones en el mejoramiento de la exactitud de productor (EP) y de usuario (EU) a nivel de clases de ocupación del suelo, con respecto a la clasificación de referencia, la tabla 6 resume dichos comportamientos. La entropía es la transformación que, junto a las bandas espectrales no térmicas, permite mejorar la EP y EU (ganancia >1%) en el mayor número de clases, con cinco casos, respecto a las demás transformaciones, por lo que de acuerdo con Chust et al. (2004) se considera a esta clasificación como la mejor, a pesar de que sea estadísticamente similar a los resultados obtenidos al usar el primer componente principal y verdor. Considerando la entropía, el bosque de galería es la categoría de ocupación que experimenta la mayor mejoría, aumenta un 10% en EP; le sigue el suelo desnudo con un 5% en EP y la agricultura con 4% en EP y 1% en EU. Esto puede explicarse por que estas cubiertas tienen una variación más regular del número digital, producto de unos contornos más definidos.

Según la Tabla 6, la adición del componente brillo no significó mejora en clase alguna, más bien hubo un desmejoramiento en la fiabilidad de las siete clases de ocupación. Para el caso del primer componente principal, CP1, tampoco hubo mejora a nivel de clase, aunque tres de ellas mantuvieron igual discriminación que la de referencia. Finalmente, para el componente verdor el mejoramiento de la fiabilidad a nivel de clase fue mínimo, y el índice normalizado de vegetación tan sólo permitió una mejora para el suelo desnudo.

5. Conclusiones

De los resultados de la presente investigación se concluye que:

1. En las sabanas estudiadas se presentan tres tipos de confusiones entre las clases de ocupación del suelo, cuando se utilizan imágenes Landsat ETM+: (1) entre bosque de galería, palma de aceite y cultivos de arroz en vigor; (2) entre los pastos nativos e introducidos; y (3) entre los pastos introducidos y suelo desnudo.
2. Los resultados obtenidos de las clasificaciones supervisadas indican que de las cinco transformaciones usadas, combinadas con las bandas espectrales no térmicas de la imagen Landsat ETM+, la imagen de entropía obtenida de la banda 4, permitió mejorar un 5% la fiabilidad global e índice Kappa respecto a la clasificación de referencia. Permitted mejorar las exactitudes de usuario y productor en 5 de las 9 clases de ocupación del suelo consideradas.
3. La realización de análisis discriminante utilizando información digital de 352 puntos distribuidos de forma aleatoria en la imagen, determinó que los mejores resultados en las clasificaciones de dichos puntos, en las clases de ocupación del suelo consideradas, se obtenían adicionando los NDs de entropía a los bandas espectrales, resultado que coincide con las clasificaciones supervisadas. Por tanto, el análisis discriminante permitió seleccionar la combinación de bandas más adecuada para diferenciar las clases de ocupación del suelo presentes en la sabana; selección que se hace más necesaria cuando se dispone de un número elevado de bandas e imágenes multitemporales.
4. Finalmente, consideramos que por la importancia ecológica y económica de las sabanas, así como por la extensión que ocupan en las

zonas tropical y subtropical, se requieren trabajos adicionales de investigación que determinen la influencia que tiene en las fiabilidades de las clasificaciones el nivel de gris y tamaño de la ventana móvil usados en la extracción de las imágenes de entropía, así como explorar otros tipos de medidas que incluyan la información espacial.

Agradecimientos

La presente investigación se desarrolló gracias al invaluable apoyo de Nathalie Beaulieu, del Centro Internacional de Agricultura Tropical - CIAT-, quién aportó la imagen Landsat y parte de los datos de campo usados en la verificación de las clasificaciones digitales.

Tabla 4. Contribución de las bandas no térmicas (BE) y de las transformaciones, en las exactitudes de usuario y productor.

| OCUPACIÓN DEL SUELO | BE § | | BE + ENTROPIA | | | BE + PC1 | | | BE + VERDOR | | | BE + BRILLO | | | BE + NDVI | | |
|---------------------------|------|------|---------------|------|----|----------|------|----|-------------|------|----|-------------|------|----|-----------|------|----|
| | EP | EU | EP | EU | RE | EP | EU | RE | EP | EU | RE | EP | EU | RE | EP | EU | RE |
| Cuerpos de agua | 100 | 100 | 100 | 100 | = | 100 | 93 | - | 100 | 100 | = | 0 | 0 | - | 100 | 100 | = |
| Agricultura | 75 | 75 | 78.6 | 75.9 | + | 67.9 | 70.4 | - | 78.6 | 73.3 | ? | 28.6 | 80 | ? | 67.9 | 63.3 | - |
| Plano inundado | 100 | 94.7 | 100 | 94.7 | = | 100 | 90 | - | 100 | 94.7 | = | 100 | 8.9 | - | 100 | 94.7 | = |
| Pasto introducido | 100 | 72.9 | 100 | 75 | + | 98.7 | 74.8 | ? | 96.2 | 74.3 | ? | 100 | 60 | - | 98.7 | 74.8 | ? |
| Pasto nativo | 63.6 | 100 | 65.5 | 100 | + | 70.9 | 97.5 | ? | 65.5 | 100 | + | 9.1 | 100 | - | 67.3 | 97.4 | ? |
| Suelo desnudo | 77.8 | 100 | 83.3 | 100 | + | 61.1 | 100 | - | 77.8 | 82.4 | - | 0 | 0 | - | 83.3 | 100 | + |
| Bosque de galería | 81.1 | 97.1 | 91.8 | 97.4 | + | 82 | 97.1 | = | 80.3 | 97 | = | 0 | 0 | - | 77.9 | 97.9 | - |
| Palma de aceite | 100 | 50 | 93.3 | 82.4 | ? | 100 | 50 | = | 100 | 50 | = | 20 | 75 | ? | 100 | 45.5 | - |
| Caucho | 75 | 100 | 75 | 100 | = | 75 | 100 | = | 100 | 100 | + | 0 | 0 | - | 75 | 100 | = |
| Promedio | 85.8 | 87.4 | 87.5 | 91.7 | | 83.9 | 85.9 | | 88.7 | 85.7 | | 28.6 | 36 | | 85.6 | 86 | |
| Clases mejoradas | | | | | 5 | | | 0 | | | 2 | | | 0 | | | 1 |
| Kappa total | | 0.81 | | 0.86 | | | 0.80 | | | 0.80 | | | 0.23 | | | 0.79 | |
| Estadístico Z respecto BE | | | | -1.6 | | | 0.11 | | | 0.08 | | | 13.5 | | | 0.38 | |

§ BE, bandas espectrales de la imagen ETM+ (1,2,3,4,5,7); PC1, primer componente principal obtenido de todas las bandas; EP, Exactitud Productor; EU, Exactitud Usuario; RE, resultado de la combinación respecto a la combinación de referencia (BE): positiva (+) cuando EP y EU son mayores que las de referencia, o cuando una permanece constante y la otra aumenta; negativa (-) cuando EP y EU disminuyen o cuando una permanece constante y la otra disminuye; indeterminado (?), cuando una de las medidas de EP o EU aumenta mientras la otra disminuye; sin cambio (=) cuando EP y EU permanecen constantes. Se considera cambio cuando EP o EU tiene una variación mayor o menor a 1%.

Bibliografía

- Beaulieu, N.; Hill, P.; Escobar, G. y Romero, T. 1998. Identificación de "sabanas nativas" en los llanos colombianos mediante imágenes RADARSAT multi-estacionales: resultados preliminares. Memorias del Primer Simposio GlobeSAR 2: "Las Aplicaciones de RADARSAT en América Latina", Cartagena de Indias, 20 - 24 de abril, 1998. Canada Centre for Remote Sensing, pp. 97-105.
- Blanco, L. A. y García, G. J. 1997. A study of habitat fragmentation in Southeastern Brazil using remote sensing and geographic information systems (GIS). *Forest Ecology and Management*. 98: 35 - 47.
- Botero, P. J. 1999. Paisajes Fisiográficos de Orinoquia - Amazonia (ORAM) Colombia. *Análisis Geográficos*. Nos. 27 y 28. Instituto Geográfico Agustín Codazzi. Santafé de Bogotá, Colombia.
- Botero, P. J.; Jiménez, B.; Rodríguez, N.; Herrera, J. M.; Rodríguez, J. V.; Mendoza, Y. y Pinilla, A. 1997. Estudio Fisiográfico de la Orinoquia - Amazonia Colombiana. *Revista CIAF*, Vol 15 (1): 7 - 62. Centro de Investigación en Percepción Remota. Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC). Bogotá, Colombia.
- Chacón, M., E. J. 2004. Mapping savanna ecosystems of the Llanos del Orinoco using multitemporal NOAA satellite imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 5: 41-53.
- Chust, G.; Ducrot, D. y Pretus, J. Ll. 2004. Land cover mapping with patch-derived indices. *Landscape and Urban Planning*. 69 (4): 437 - 449.
- Chuvieco, E. 2002. Teledetección ambiental. La observación de la Tierra desde el Espacio. Editorial Ariel. Barcelona, España.
- Cihlar, J. 2000. Land cover mapping of large areas from satellites: status and research priorities. *International Journal of Remote Sensing*. 21 (6 y 7): 1093 - 1114.
- Congalton, R. G. 1994. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. In: *Remote Sensing Thematic Accuracy Assessment: A Compendium*. Ed. L. K. Fenstermaker. American Society for Photogrammetry and Remote Sensing. Maryland, USA.
- Congalton, R. G. y Mead R. A. 1994. A Quantitative Method to Test for Consistency and Correctness in Photointerpretation. In: *Remote Sensing Thematic Accuracy Assessment: A Compendium*. Ed. L. K. Fenstermaker. American Society for Photogrammetry and Remote Sensing. Maryland, USA.
- Congalton, R. G. y Green K. 1999. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. Lewis Publishers. USA.
- Cruz, P. G.; Batalha, M. A.; Pivello, V. R. y Meirelles, S. T. 2002. Soil - vegetation relationship in cerrado (Brazilian savanna) and semideciduous forest, Southeastern Brazil. *Plant Ecology*. 160: 1 - 16.

- DeFries, R. S. y Belward, A. S.; 2000. Global and regional land cover characterization from satellite data: an introduction to the Special Issue. *International Journal of Remote Sensing*. 21 (6 y 7): 1083 - 1092.
- DeFries, R. S.; Hansen, M. C. y Townshend, J. R. 2000. Global continuous fields of vegetation characteristic: a linear model applied to multi-year 8 Km AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*. 21 (6 y 7): 1389 - 1414.
- DeFries, R. S. y Townshend, J. R. 1994. NDVI derived land cover classification at a global scales. *International Journal of Remote Sensing*. 5: 3567 - 3586.
- Ferro, C.J.S. y Warmer, T.A. 2002. Scale and texture in digital image classification. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 68 (1): 51 - 63.
- Foody, G. M. 2002. Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*. 80: 185 - 201.
- Franklin, S. E.; Hall, R. J.; Moskal, L. M.; Maudie, A. J. and Lavigne, M. B. 2000. Incorporating texture into classification of forest species composition from airborne multispectral images. *International Journal of Remote Sensing*. 21 (1): 61 - 79.
- Franklin, S.E.; Maudie, A.J. y Lavigne, M.B. 2001. Using Spatial Co-occurrence Texture to Increase Forest Structure and Species Composition Classification Accuracy. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 67 (7): 849 - 855.
- Friedl, M. A.; McIver, D. K.; Hodges, J. C. F.; Zhang, X. Y.; Muchoney, D.; Strahler, A. H.; Woodcock, C. E.; Gopal, S. Schneider, A.; Cooper, A.; Baccini, A.; Gao, F. y Schaaf, F. 2002. Global land cover mapping from MODIS: algorithms and early results. *Remote Sensing of Environment*. 83: 287 - 302.
- Galvão, L. S.; Vitorello, I. y Almeida-Filo, R. 1999. Effects of band positioning and bandwidth on NDVI measurements of Tropical Savannas. *Remote Sensing of Environment*. 67: 181-193.
- Griffith, J. A.; Price, K. P. y Martinko, E. A. 2001. A Multivariate Analysis of Biophysical Parameters of Tallgrass Prairie among Land Management Practices and Years. *Environmental Monitoring and Assessment* 68: 249 - 271.
- Hansen, M. C.; DeFries, R. S.; Townshend, J. R. G.; Sohlberg, R.; Dimiceli, C. y Carroll, M. 2002. Towards an operational MODIS continuous field of percent tree cover algorithm: examples using AVHRR and MODIS data. *Remote Sensing of Environment*. 83: 303 - 319.
- Jensen, J. R. 1996. *Introductory Digital Image Processing*, 2nd. Edn. Prentice Hall. New Jersey.
- Karathanassi, V.; Iossifidis, Ch. y Rokos, D. 2000. A texture classification method for classifying built areas according to their density. *International Journal of Remote Sensing*. 21 (9): 1807 - 1823.

- Klecka, W. R. 1980. Discriminant Analysis. Sage University Papers Series on Quantitative Applications in the Social Sciences, 19. Beverly Hills and London: Sage Publications.
- Lobo, A. 1997. Image Segmentation and Discriminant Analysis for the identification of Land Cover Units in Ecology. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 35 (5): 1136 -1145.
- Marceau, D. J. ; Howarth, P. J. Dubois, J. M. M. y Gratton, D. J. 1990. Evaluating of the Grey-Level Co-Occurrence Matrix Method for Land-Cover Classification Using SPOT Imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 28 (4): 513 - 519.
- Odum, E. 1972. Ecología. Tercera edición. Nueva Editorial Interamericana, S. A. de C. V. México.
- Price, K. P.; Guo, X. y Stiles, J. M. 2002. Optimal Landsat TM combinations and vegetation indices for discrimination of six grassland types in eastern Kansas. International Journal of Remote Sensing. 1 - 12, preview article.
- Rippstein, G.; Escobar, E.; Toledo, J. M.; Fisher, M. y Mesa, E. 2001. Caracterización de comunidades vegetales en el Centro de Investigación Agropecuaria Carimagua en Meta, Colombia. En Agroecología y Biodiversidad de las Sabanas en los Llanos Orientales de Colombia. Ed. G. Rippstein, G. Escobar y F. Motta, Centro Internacional de Agricultura Tropical -CIAT-. Cali, Colombia.
- Rogan, J.; Franklin, J. y Roberts, D. A. 2002. A comparison of methods for monitoring multitemporal vegetation change using Thematic Mapper imagery. Remote Sensing of Environment. 80: 143 - 156.
- Serna, R. A.; Rippstein, G.; Grollier C. y Mesa, E. 2001. Biodiversidad de la vegetación de sabana en la Altillanura Plana y Serranía de los Llanos Orientales. En Agroecología y Biodiversidad de las Sabanas en los Llanos Orientales de Colombia. ed. G. Rippstein, G. Escobar y F. Motta, Centro Internacional de Agricultura Tropical -CIAT-. Cali, Colombia.
- Seyler, F.; Chaplot, V.; Muller, F.; Cerri, C. E. P.; Bernoux, M.; Ballesters, V.; Feller, C. y Cerri, C. C. C. 2002. Pasture mapping by classification of Landsat TM images. Analysis of the spectral behaviour of the pasture class in a real medium-scale environment: the case of the Piracicaba Catchment (12400 km², Brazil). International Journal of Remote Sensing. 23 (23): 4985 - 5004.
- Southworth, J.; Munroe, D. K. y Nagendra, H. 2004. Land cover change and landscape fragmentation - comparing the utility of continuous and discrete analysis for a western Honduras region. Agriculture, Ecosystems and Environment. 101: 185 - 205.
- Trani, M. K. y Giles Jr. R. H. 1999. An analysis of deforestation: Metrics used to describe pattern change. Forest Ecology and Management. 114: 459 - 470.
- Villota, H. 1992. El Sistema Fisiográfico de Clasificación del Terreno. Revista CIAF Vol. 13: 55 - 70. Instituto Geográfico Agustín Codazzi. Bogotá, Colombia.

- Villota, H. 1997. Una Nueva Aproximación a la Clasificación Fisiográfica del Terreno. Revista CIAF. Vol. 15 (1): 83 - 115. Instituto Geográfico Agustín Codazzi. Bogotá, Colombia.
- Zhang, C.; Franklin, S. E. y Wulder, M. A. 2004. Geostatistical and texture analysis of airborne-acquired images used in forest classification. International Journal of Remote Sensing. 25 (4): 859 - 865.

Recibido: agosto 2007

Aprobado: noviembre 2007