

IMÁGENES ASTER EN LA DISCRIMINACIÓN DE ÁREAS DE USO AGRÍCOLA EN COLOMBIA

ASTER IMAGES FOR DISCRIMINATION OF AGRICULTURAL USE AREAS IN COLOMBIA

Nidia Esperanza Ortiz Lozano¹ y Uriel Pérez Gómez²

Resumen. El avance de las tecnologías de la información geográfica ha llevado a la puesta de nuevos sensores para observación de la tierra. ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer), considerado como sensor de última generación, posee características especiales que lo colocan como una alternativa para estudios de la cobertura vegetal de la tierra. El presente trabajo se basó en sus características espaciales, espectrales y radiométricas con el fin de discriminar las áreas de cultivo agrícola en el distrito de riego Usocoello, en Colombia. Se utilizó una imagen ASTER de nivel 1B de 2006, corregida geoméricamente, remuestreada y sus valores de radiancia fueron transformados a valores de reflectancia, permitiendo realizar dos composiciones: imágenes originales (VNIR-SWIR) e imagen fusionada en transformación IHS. Se estableció una leyenda temática a partir del esquema de clasificación "CORINE Land Cover - Colombia", definiendo 10 categorías de cobertura representativas en la imagen. Para la fase de asignación se utilizó el clasificador de máxima probabilidad. En el proceso de verificación y cuantificación del nivel de exactitud se utilizó, como verdad terreno, la base de datos geográfica del área a nivel de predio de la misma fecha de la toma de la imagen, encontrándose una fiabilidad global estimada del 75% para la imagen VNIR-SWIR; si se tiene en cuenta la variabilidad de los estados fenológicos de los cultivos (arroz, maíz y sorgo) en el área y un contraste espacial significativo en la imagen fusionada, el índice de Kappa obtenido fue de 0,75 con un grado de acuerdo sustancial.

Palabras claves: Cultivos agrícolas, cartografía, resolución multispectral, IHS, verificación, Kappa.

Abstract. The advance of geographical information technology has led to the placement of new sensors for earth observation. ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) is considered as a latest generation sensor. It has special characteristics that places it as an alternative for studies of vegetation cover on earth. This work is based on its spatial, spectral and radiometric features to discriminate agricultural areas in the irrigation district of USOCOELLO in Colombia. We used a level 1B image from 2006, geometrically corrected, resampled and its radiance values transformed into reflectance values allowing us to make two compositions: original images (VNIR-SWIR) and fusion images in IHS transformation. The thematic legend was established from the classification scheme "Corine Land Cover - Colombia", defining 10 representative coverage categories in the image. The maximum likelihood classifier was used in the allocation phase. In the process of verifying and quantifying the level of accuracy, it was used, as ground truth, the database of geographical area at the site in the same date that the image was taken, obtaining an estimating a global reliability of 75 % for VNIR - SWIR images; if the variability of phenological stages of crops (rice, maize and sorghum) in the area and an important space contrast in the fusion image are taken into account, the obtained Kappa index was 0,75, which means that there is a substantial degree of agreement.

Key words: Agricultural crops, cartography, multispectral resolution, IHS, verification, Kappa.

La clasificación de imágenes para la obtención de cartografía de ocupación del territorio es una de las aplicaciones más extendidas de la teledetección (Paruelo *et al.*, 2004). Las técnicas usadas en sensores remotos, junto a otras fuentes de información geográfica, permiten generar cartografía de ocupación del suelo a escala local, regional y global, utilizada en procesos de planificación y gestión sostenible del territorio, generalmente.

A nivel local, los requerimientos de cartografía de ocupación del territorio suelen ser más detallada por los tipos de aplicación en que se utiliza, por lo que la clasificación de imágenes en la discriminación y estimación de superficies de cultivos resulta ser una fuente fundamental para diversos actores (entes gubernamentales, organizaciones vinculadas a la

producción agrícola, distritos de riego, exportadores, empresas proveedoras de insumos y agricultores) que requieren de esta información para planificar acciones como: reducir o mejorar la asignación de recursos, conocer su historial cultivado y estimar superficies (Hansen *et al.*, 2000; Paruelo *et al.*, 2004; Gomes y Marçal, 2003), entre otras. En la actualidad esta información juega un papel importante, como herramienta potencial y complementaria de manejo para agricultores de precisión, especialmente en Latinoamérica (Bragachini y Méndez 2005; Martini *et al.*, 2006). Este hecho ha mejorado la eficiencia productiva en términos agronómicos, surgiendo la agricultura de precisión.

No obstante, existen dificultades en la discriminación y estimación de áreas agrícolas mediante técnicas de

¹ Profesora. Universidad del Tolima. Facultad de Ingeniería Forestal. Carrera 10 No. 29-102, Ibagué, Colombia <esperanza_ortiz@hotmail.com>

² Profesor. Universidad del Tolima. Facultad de Ingeniería Forestal. Calle 44 No. 5-35 apto. 502, Ibagué, Colombia <uperez@ut.edu.co>

Recibido: Agosto 6 de 2008; Aceptado: Mayo 27 de 2009

Rev. Fac. Nac. Agron. Medellín 62(1): 4923-4935. 2009

detección en algunas zonas, entre ellas Colombia, por presentar condiciones que alteran la interacción energía-coberturas vegetales, entre las cuales se destacan las condiciones climáticas (no hay estaciones, sólo dos periodos de lluvia al año), la ausencia de un calendario de cosechas definido, y las características propias del sensor. De acuerdo a su calendario, generalmente, los cultivos transitorios son de ciclo corto (3 a 4 meses), pudiéndose obtener hasta tres cosechas al año. Esta variabilidad de siembra hace que dentro de la superficie se encuentren dos o más tipos de cultivos con iguales estados fenológicos, lo que conlleva a similares respuestas espectrales.

La obtención de una imagen en teledetección depende de la relación existente entre las variaciones espectrales, espaciales y temporales del sensor y de la interacción entre las ondas electromagnéticas con las características físicas, biológicas o químicas de la cubierta en estudio (Fujisada, 1998; Chuvieco, 2002; Richards y Jia, 2006; Jensen, 2005). Estas características son captadas por el sensor por lo que, con frecuencia, el comportamiento de los cultivos en un periodo determinado puede tener iguales respuestas espectrales (Zwiggelaar, 1998; Jensen, 2005).

En Colombia, se han utilizado diferentes tipos de sensores para la clasificación digital de imágenes, y han sido orientados al levantamiento, dinámicas de cobertura (aparición externa, cubrimiento) y uso de la tierra (explotación o empleo de la misma por parte del hombre) generalmente usando imágenes ópticas de Landsat (Santana *et al.*, 2004; Arango *et al.*, 2005; Melo y Camacho, 2005b; Santana y Salas, 2007), SPOT (Gónima y Durango, 2005; Pérez y Ortiz, 2005), e imágenes RADAR (Pérez y Salvatierra, 1998; Beaulieu *et al.*, 1999; Posada y Melo, 1999). Pocos estudios han sido orientados a la discriminación de cultivos debido, especialmente, a la baja resolución espacial y espectral del sensor. A pesar de contar con nuevos sensores de mayor resolución espacial, las imágenes Landsat continúan siendo utilizadas para el seguimiento de cultivos (Akbari *et al.*, 2006; Rahman y Saha, 2009) debido, a que es uno de los primeros satélites disponibles de mediana resolución espacial, por su frecuencia para la adquisición de imágenes (16 días), el número de bandas espectrales y por su facilidad de acceso.

Otro sensor utilizado, es el sistema de observación de la tierra SPOT 4/5. Su principal ventaja respecto

a Landsat es su mayor resolución espacial, con resolución espacial de 20, 10, 5 y 2,5 m. Utilizado, especialmente en el país, para la detección de cultivos ilícitos (UNODC, 2005); no obstante, las imágenes ópticas de Landsat y SPOT presentan desventajas con respecto a las imágenes RADAR, debido a la imposibilidad de captar imágenes nocturnas, penetrar las nubes y la baja resolución textural asociada a un elevado valor mínimo de energía necesaria para la formación de la imagen (Lobo *et al.*, 1995; Zhang y Shucheng, 1999), que hacen que las imágenes RADAR tengan mayor capacidad de discriminación para áreas de uso agrícola, especialmente en cultivos de arroz (Pérez y Salvatierra, 1998; Posada y Ramírez, 2007).

Actualmente el sensor ASTER, a bordo del satélite TERRA, presenta características que lo configuran como un sensor de observación de la tierra de última generación e instrumento de investigación. Fue provisto por el Ministerio de Comercio e Industria del Japón, y lanzado en la plataforma *Earth Observing System morning* (EOS-AM1) en diciembre de 1999 (Abrams, 2000). Es un sensor de alta resolución espacial y espectral, cubre la región del visible y del infrarrojo, tiene 14 bandas espectrales y resolución espacial de 15 a 90 m, y un cubrimiento de 60 km (Yamaguchi *et al.*, 1999; Abrams, 2000). Estas características lo hacen similar a Landsat, que, al igual que ASTER, es utilizado por investigadores en diferentes aplicaciones, entre los cuales se incluyen los cambios de vegetación debido a causas naturales u ocasionadas por el hombre (Yamaguchi *et al.*, 1999; Abrams, 2000; Jinlong *et al.*, 2003; Galvão *et al.*, 2005; Kumpula *et al.*, 2006); y la discriminación y mapeo de cultivos agrícolas basadas en la respuesta espectral y apoyadas en la resolución espacial, con resultados significativos (Apan *et al.*, 2002; Mendoza *et al.*, 2004; Kumpula *et al.*, 2006; Yüksel *et al.*, 2008).

El propósito del presente estudio es analizar las posibilidades de las imágenes multiespectrales ASTER en la discriminación de cultivos agrícolas, especialmente arroz (*Oryza sativa* L.), maíz (*Zea mays* L.) y sorgo (*Sorghum vulgare* L.) basándose en las características espectrales para la generación de cartografía, teniendo en cuenta la complejidad de la realidad física de las áreas de uso agrícola y utilizando el sistema de clasificación CORINE *Land Cover* Colombia (CLC – Colombia) mediante la diferenciación de patrones espaciales y espectrales presentes en la imagen ASTER en una zona netamente agrícola localizada en el departamento del Tolima, Colombia.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio. El distrito de riego Usocoello se localiza en la zona central del departamento del Tolima, a 150 km al SO de Bogotá, capital de la República de Colombia (Figura 1), es una de las zonas más fértiles del gran valle del río Magdalena, compuesta de material sedimentario del terciario y cuaternario. Está ubicado dentro de la zona de vida bosque seco tropical; con precipitaciones entre 700 y 1500 mm, con dos épocas de verano prolongadas de diciembre a marzo y julio; y dos épocas de lluvias, comprendidas entre abril y junio, y de agosto a noviembre; con temperaturas superiores a los 24 °C y altura promedio de 320 msnm. El área aproximada es de 45500 ha. La producción agrícola se centra básicamente en arroz, algodón, sorgo, soya y maíz. El ajonjolí, maní, tabaco y otros, también, presentes en menor medida. La agricultura esta altamente tecnificada.

Datos. Los datos utilizados para esta investigación incluyen una imagen ASTER 1B, del área de estudio, obtenida el 2 de febrero del 2006 y cedida por el *Land Processes Distributed Active Archive Center* (LP DAAC). La imagen está compuesta por tres subsistemas ópticos separados: el subsistema VNIR (Verde, Roja, IRC), que obtiene imágenes en la región visible en la banda verde, banda roja e infrarrojo cercano, ubicadas entre las longitudes de onda 0,52– 0,86 μm y con 15 m de resolución espacial; el subsistema SWIR (bandas 4,5,6,7,8 y 9), que adquiere imágenes en la región del infrarrojo de onda corta, con seis bandas espectrales y longitudes de onda entre 1,60–2,45 μm y con 30 m de resolución espacial; y, finalmente, el subsistema del infrarrojo termal (TIR) con cinco bandas espectrales y longitudes de onda comprendidas entre 8,125–11,65 μm , con 90 m de resolución espacial.

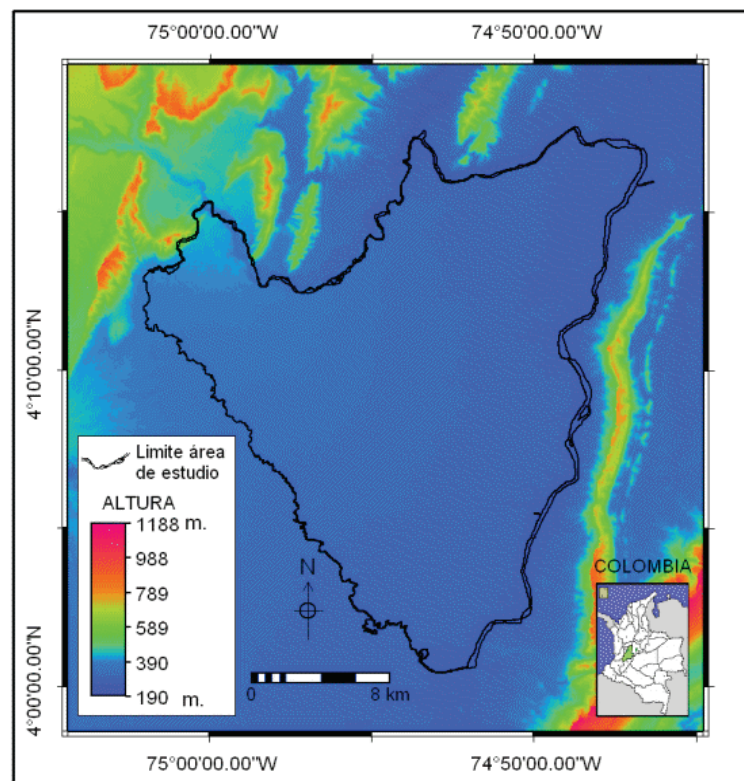


Figura 1. Localización del área de estudio para la discriminación del uso agrícola.

Los datos auxiliares usados incluyen el mapa de cobertura y uso de la tierra para el año 2000 considerado dentro del Plan de Ordenamiento Territorial del área rural del Municipio del Espinal,

y la base de datos espacial y descriptiva de los cultivos sembrados a nivel de predio para el periodo 2005–2006 (área, nombre propietario, identificación, nombre de cultivo y fecha de siembra), facilitada por

Usocoello. Adicionalmente, se contó con información geográfica básica en formato vectorial, tal como drenajes, canales, vías de comunicación y poblados. El nivel de detalle de la base de datos geográfica de referencia fue de 1:25000.

Sistema de clasificación y definición de clases temáticas. Para el inventario de las coberturas de la tierra se utilizó el sistema de clasificación de la metodología CLC – Colombia (Gómez, 2006; Melo y Camacho, 2005a). El cual está estructurado en tres niveles: el primer nivel, conformado por cinco clases; el segundo, por quince, y el tercero por sesenta y dos.

Metodología. En la figura 2, se presenta el diagrama de procesamiento y análisis de la imagen ASTER.

Obtención de la imagen. Se utilizó la imagen ASTER de nivel 1B en formato HDF (*Hierarchical data format*) con referencia AST_LB00302112006153513. 20070122110527.6543 de febrero de 2006, con el 27% de la imagen y el 5% del área de estudio cubierta por nubes. Se trabajó con el programa PCI Geomatica versión 9.1.

Procesamiento de la imagen ASTER. Se eliminaron anomalías detectadas por el sensor en su localización (corrección geométrica) y en su radiometría. En su localización se ajustó la imagen a un espacio de referencia de proyección geográfica, donde cada píxel tiene asignado el valor de coordenadas XY, y en su radiometría se transformaron los Niveles Digitales (ND) a parámetros físicos, en este caso de reflectividad.

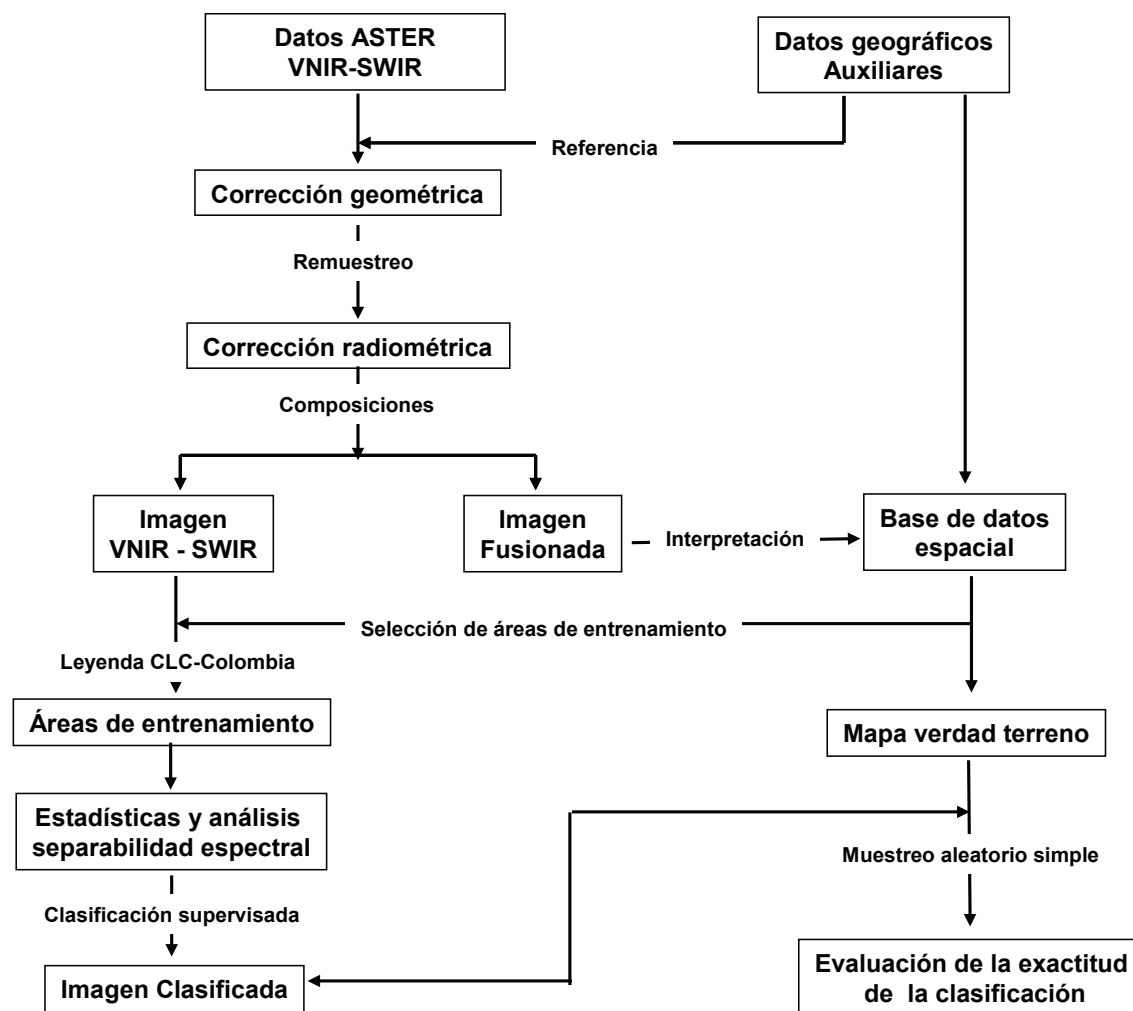


Figura 2. Metodología seguida para el análisis y procesamiento de la imagen ASTER.

Corrección geométrica. La proyección cartográfica utilizada fue *Universal Transversal de Mercator* (UTM), Datum D035 (Internacional de 1924).

La corrección se realizó en tres fases: 1) se localizaron 92 puntos de control terrestre (*GCP Collection*), puntos comunes en la imagen con respecto al mapa de predios de la zona; 2) se ajustaron los valores de coordenadas al sistema de referencia mapa – imagen con el cálculo de polinomios de primer grado; 3) se transfirieron los ND a las coordenadas cartográficas establecidas, eligiendo como método el vecino más cercano, que supone menor transformación de los ND originales (Chuvieco, 2002).

La variabilidad de la resolución espacial de los datos ASTER, entre la región del VNIR (15 m) y SWIR (30 m), hizo necesario remuestrear y homogenizar el tamaño de píxel con el fin de originar una nueva imagen, con tamaño de píxel de 15 m (Yamaguchi y Naito, 2003).

Corrección radiométrica. Para la modificación de los niveles digitales y transformación de los valores de radiancia a reflectividad se tuvo en cuenta:

• **Corrección atmosférica de la imagen.** Aunque la imagen ASTER de nivel 1B no cuenta con corrección atmosférica, para el caso no se realizó. De acuerdo a Jensen (2005), ésta corrección no es generalmente necesaria y puede ser ignorada cuando se trate de imágenes de una sola fecha, y los datos sean clasificados mediante el algoritmo de clasificación de máxima similitud. En estos casos la corrección atmosférica tiene pequeños efectos en la exactitud de la clasificación.

• **Conversión de ND a valores de radiancia.** Un segundo paso fue convertir los valores de radiancia del sensor ASTER a reflectancia (Smith, 2004). Este cálculo fue realizado a partir del factor de escalamiento para el nivel 1B y los datos de máxima radiancia (coeficientes de conversión) para cada banda (Tabla 1).

$$L = UCC_i (DN_{1B} - 1)$$

Donde:

L=Radiancia espectral (radiación registrada en el sensor)

UCC_i =Unidad de coeficientes de conversión (ganancia)

DN_{1B} = Niveles digitales de ASTER

Tabla 1. Coeficientes de conversión datos ASTER nivel 1B.

Banda ASTER	Coeficiente de conversión (W/m ² srt μm);	
B1	0,6760	Ganancia alta
B2	0,7080	Ganancia alta
B3N	0,8620	Ganancia Normal
B4	0,2174	Ganancia Normal
B5	0,0696	Ganancia Normal
B6	0,0625	Ganancia Normal
B7	0,0597	Ganancia Normal
B8	0,0417	Ganancia Normal
B9	0,0318	Ganancia Normal

Fuente: User guide ASTER versión 2 (Abrams *et al.*, 2002).

• **Cálculo de los valores de reflectividad.** Se realizó usando la ecuación estándar de Landsat para el cálculo de la reflectancia planetaria (Wooster, 1996; Thome *et al.*, 1998; Chander y Markham, 2003; Smith, 2004). El producto de la reflectancia es expresado en unidades de porcentaje de reflectancia (0–100%).

Donde: $R_{TOA} = (\rho_i * L_{rad} * d^2 / ESUN_i * \cos(z))$

R_{TOA}=reflectancia planetaria

ρ_i=3,14159

L_{rad} =radiancia espectral (radiación registrada en el sensor)

ESUN_i = irradiancia exoatmosférica de cada banda.

Relación existente entre la respuesta espectral de las cubiertas para cada banda con la irradiancia espectral solar extraterrestre, calculado por Thome *et al.* (1998) y citado por Smith (2004) (Tabla 2).

z = ángulo zenital solar (obtenido del archivo de encabezado de la imagen ASTER)

d = distancia del sol a la tierra, calculada mediante la siguiente formula (Achard y D'Souza 1994, citado por Eva y Lambin, 1998; Smith, 2004)

$$d = (1 - 0,1672 * \cos(\text{RADIANS}(0,9856 * (\text{Julian Day} - 4)))$$

Tabla 2. Irradiancia exoatmosférica para cada banda del sensor ASTER.

Banda ASTER	ESUN _i
B1	1848
B2	1549
B3N	1114
B4	225,4
B5	86,63
B6	81,85
B7	74,85
B8	66,49
B9	59,85

Fuente: (Smith, 2004)

Composiciones. Se realizó un Análisis de Componentes Principales con el fin de conocer el contenido espectral, y la redundancia de información, mediante matrices de correlación de las bandas ópticas del sensor ASTER. Para este se seleccionaron las bandas menos relacionadas entre sí. Así mismo, se crearon dos composiciones: la primera incluyó las imágenes del visible VNIR (Verde, Rojo, IRC) y dos bandas del SWIR (banda 4 y 5) en los componentes básicos de color RGB (*Red-Green-Blue*) como base del análisis digital y la posterior clasificación; para la segunda se generó una imagen fusionada mediante la transformación del espacio de color RGB a IHS (*Intensity-Hue-Saturation*) con el objeto de obtener información más relevante que la obtenida en las imágenes originales, lo que sirvió de soporte en la fase de validación y complemento de la base espacial.

Generalmente, la fusión se efectúa con imágenes provenientes de diferentes sensores, por ejemplo: Landsat y SPOT (Chavez *et al.*, 1991; Soares *et al.*, 2005; Eshtehardi *et al.*, 2007), Landsat y ASTER (Jinlong *et al.*, 2003); sin embargo, se ha utilizado este término para mejorar la resolución espacial entre bandas espectrales del mismo sensor, como es el caso de ASTER (Vani *et al.*, 2001; Vani y Sanjeevi, 2002; Tuia *et al.*, 2007). Para este estudio, la fusión se realizó mediante la transformación del espacio de color RGB de las bandas originales del VNIR-SWIR al espacio IHS, de esta manera se tomó la intensidad del VNIR (Rojo) (referidos al contenido espacial), y el tono (banda 5) y la saturación (banda 6) del SWIR (referidos al contenido espectral), quedando fusionadas en una misma imagen (Chuvieco, 2002). Luego se revirtió el proceso al espacio de color original RGB.

Selección de áreas de entrenamiento y clasificación de la imagen. Se utilizó el método de clasificación supervisada con la función probabilística de máxima verosimilitud, el cual es el algoritmo más común para imágenes de sensores remotos (Chuvieco, 2002; Richards y Jia, 2006). Este clasificador asume que los datos siguen una función de distribución normal (Gaussiana) para asignar la probabilidad de que un píxel cualquiera pertenezca a cada una de las clases (Jensen, 2005). Inicialmente, se establecieron los campos de entrenamiento mediante el reconocimiento de las firmas espectrales de las diez coberturas seleccionadas (arroz, maíz, sorgo, pastos, bosque de galería, suelos, río, lagos, nubes y sombras). Para los cultivos, se concibió una primera aproximación en sus diferentes estados fenológicos (30, 60 y 100 días), obteniendo un promedio de sus respuestas espectrales, las cuales fueron analizadas con herramientas que provee el software, tales como: separabilidad, dispersión, estadísticas e histogramas. Permitiendo determinar los campos de entrenamiento finales, para ser asignadas al algoritmo de clasificación.

Proceso de verificación. Según Paruelo *et al.* (2004), ocurre con frecuencia que para una fecha determinada dos o más tipos de cubierta vegetal presentan respuestas espectrales similares, lo que hace difícil su separación utilizando sensores multiespectrales. Por lo cual, debe existir una confrontación de las clases determinadas en la imagen con información de referencia altamente confiable, que generalmente se basa en sitios de muestreo de verificación (Mas François *et al.*, 2003). Para el estudio, el muestreo se realizó mediante la base de datos espacial y descriptiva de los cultivos sembrados a nivel de predio, que fue obtenida en campo y soportada con la imagen fusionada para algunos predios con información inconsistente.

La transformación de la imagen de los colores primarios (RGB) a las propiedades del color (IHS) presenta el inconveniente de alterar las características espectrales originales (Zwiggelaar, 1998; Soares *et al.*, 2005). Por consiguiente, no tendría sentido analizar esta imagen desde el punto de vista espectral, pero sí, desde el punto de vista espacial. En aquellos predios que carecían de información en su base espacial se recurrió a la interpretación visual de la imagen fusionada, teniendo como fin mejorar la discriminación de las coberturas y la calidad de los datos fuente.

Una vez se obtuvo la base de datos en formato vectorial de forma consistente, se utilizaron los polígonos como unidades de muestreo, convirtiéndose en el mapa de referencia o mapa verdad – terreno. Se utilizó el método de diseño de muestreo aleatorio simple, donde los sitios de verificación tienen la misma probabilidad de ser seleccionados, con una superficie aproximada al 1% de la superficie cartografiada (Congalton, 1989), extrayendo 600 píxeles de referencia, que fueron automáticamente seleccionados para 10 clases temáticas. Este muestreo selecciona las muestras

proporcional al porcentaje de la imagen ocupada por cada clase temática. El análisis de la confiabilidad se realizó a través de la matriz de confusión.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Corrección geométrica. El error obtenido en la localización geométrica de la imagen fue de 0,27 píxeles, lo que supone un error estimado de distancia entre la imagen y el mapa de referencia de 4,05 m. Considerándose aceptable en su bondad de ajuste con su correspondencia geométrica.

Clasificación de coberturas. De acuerdo al sistema de clasificación "CLC - Colombia" se obtuvieron: 4 categorías del primer nivel (Territorios agrícolas, bosques y áreas seminaturales, superficies de agua y áreas abiertas sin o con poca vegetación), 5 del segundo (Cultivos anuales o transitorios, pastos, bosques, aguas continentales, tierras desnudas) y 8 del tercero (arroz, maíz, sorgo, pastos, bosque de galería, río, lago y tierras aradas) (Tabla 3).

Tabla 3. Leyenda de clasificación digital con imágenes ASTER. USOCOELLO-COLOMBIA

1. Territorio agrícola Cultivos anuales o transitorios Arroz Maíz Sorgo Pastos Pastos
2. Bosques y Áreas seminaturales Bosques Bosques de galería y/o ripario
3. Superficie de agua Aguas continentales Río Lago
4. Áreas abiertas. Sin o con poca vegetación Tierras desnudas Tierras aradas

Discriminación de los cultivos. La complejidad de las formas espectrales de las especies vegetales, especialmente cuando se trata de cultivos de la misma familia, debe ser analizada teniendo en cuenta

diferentes factores, como que la reflectividad está directamente relacionada con la estructura de las plantas y que la firma espectral facilita la distinción de un tipo de vegetación de otros tipos de cobertura. En

la Figura 3, se presentan las respuestas espectrales de las coberturas vegetales, solo desde sus valores medios obtenidos, lo cual presenta un contraste entre ellas. Se muestra una reflectividad baja en la banda roja del espectro debido a la absorción de la radiación por la clorofila en la fotosíntesis; un pico en la región verde, y una alta reflectividad en la región del IRC que es mucho mayor que en las bandas del visible, debido a que se ubica en longitudes de onda entre $0,78 - 0,86 \mu\text{m}$, las cuales corresponden a la longitud del espectro donde la vegetación sana presenta los

más altos valores de reflectividad, siendo originada ésta por la baja fracción de energía que absorbe la clorofila, y la estructura celular de las hojas; sin embargo, si se analizan las desviaciones estándar encontradas (Tabla 4), se observa que los valores de reflectividad del sorgo, pueden confundirse con los valores de reflectividad del arroz, del pasto y del bosque de galería, lo que confirma las dificultades que presenta la discriminación de la vegetación, como consecuencia de los diferentes factores que influyen en la radiación final obtenida por el sensor.

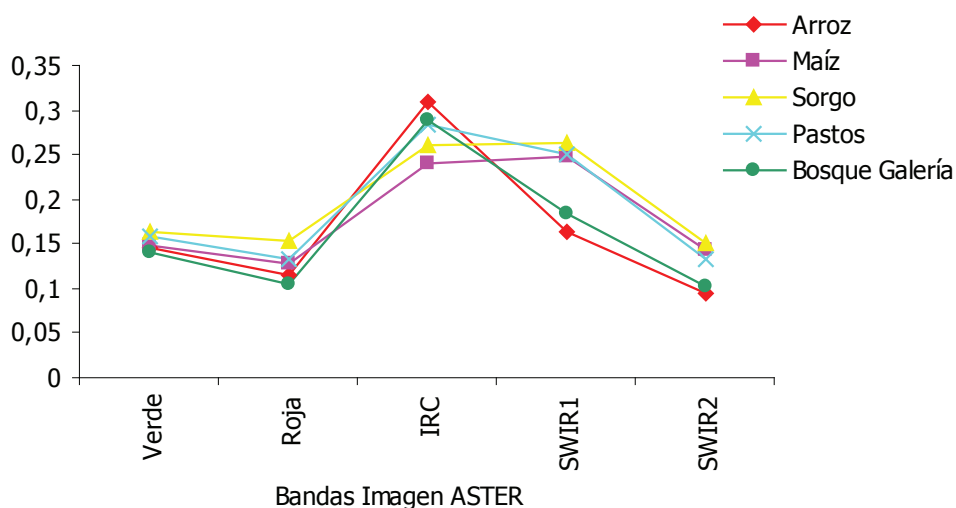


Figura 3. Respuestas espectrales de las coberturas vegetales con base en imágenes ASTER.

Tabla 4. Comportamiento espectral de las coberturas vegetales con base en imágenes ASTER.

Clases	VNIR						SWIR			
	Banda Verde		Banda Roja		Banda IRC		Banda 4		Banda 5	
	Media	Desviación	Media	Desviación	Media	Desviación	Media	Desviación	Media	Desviación
Nubes	0,32864	0,00247	0,40355	0,02286	0,53804	0,06994	0,49646	0,05555	0,31121	0,03399
Suelo	0,22060	0,01436	0,21035	0,01275	0,27203	0,01614	0,28396	0,02142	0,19846	0,01451
Arroz	0,14600	0,01105	0,11392	0,01479	0,30964	0,04610	0,16252	0,02054	0,09461	0,01503
Maíz	0,14916	0,00340	0,12765	0,00618	0,24023	0,01109	0,24858	0,01427	0,14200	0,00911
Sorgo	0,16377	0,00961	0,15224	0,01848	0,26097	0,01265	0,26386	0,03004	0,15042	0,01416
Pastos	0,15924	0,00304	0,13253	0,00351	0,28341	0,01346	0,24946	0,01308	0,13388	0,00685
B Galería	0,13945	0,00315	0,10458	0,00444	0,28901	0,02815	0,18420	0,01367	0,10191	0,00853
Río	0,16637	0,00332	0,15384	0,00299	0,16783	0,00501	0,07793	0,00772	0,06794	0,00446
Sombras	0,12734	0,00482	0,09691	0,00618	0,16428	0,01451	0,08952	0,00559	0,07396	0,00467
Lagos	0,13464	0,00679	0,10237	0,00579	0,13445	0,00415	0,10383	0,01625	0,08042	0,00581

Al evaluar la Tabla 4, solo para los cultivos transitorios, el arroz es la clase temática de cultivo con mayor reflectividad en el IRC con 0,30964, provocado por el estado de madurez, y el mayor vigor en que se encuentran los predios cultivados en el momento de

toma de la imagen (fase de maduración). De igual forma, presenta valores de reflectancia menores en las bandas verde (0,146) y roja (0,11392), cumpliendo con el comportamiento general de la vegetación en el espectro, donde se manifiesta que una cubierta

vegetal en óptimas condiciones se caracteriza por un claro contraste espectral entre la banda roja y la banda del IRC, lo que permitió discriminar el cultivo de arroz respecto al cultivo de maíz y sorgo, que presentan menores valores de reflectividad en el IRC (0,24023 y 0,26097 respectivamente).

El maíz y el sorgo presentaron comportamientos espectrales similares en el VNIR y SWIR pudiendo ser ocasionados por el estado fenológico en el momento de la toma de la imagen, coincidiendo con la época de floración. Lo que puede indicar que estos cultivos presentaban un estado de madurez avanzado y un contenido de humedad constante, por consiguiente, su diferenciación podría ser ocasionada por la influencia del suelo en su sistema de siembra.

Discriminación de categorías. Se obtuvieron las estadísticas para evaluar la capacidad discriminadora

de cada categoría, mediante el análisis de separabilidad (Tabla 5), basado en la divergencia transformada, la cual se calculó usando las matrices de la media y covarianza de las clases seleccionadas en la fase de entrenamiento (Jensen, 2005). Se obtuvo una separabilidad promedio de 1,999800 que resulta ser adecuada, teniendo en cuenta que valores por debajo de 1,7000 indican una pobre separabilidad; entre 1,900 y 2,0000, una separabilidad adecuada, y 2,0000 una separabilidad idónea (Jensen, 2005). La mínima separabilidad se da entre maíz y sorgo (1,994905).

Clasificación de la imagen. En la Figura 4, se presenta el resultado logrado con el análisis digital de la imagen ASTER, utilizando la leyenda diseñada por el proyecto CLC-Colombia de enfoque jerárquico, discriminando las 10 categorías establecidas.

Tabla 5. Matriz de separabilidad con divergencia transformada a partir de imágenes ASTER.

Nombre	Nubes	Suelos	Arroz	Maíz	Sorgo	Pastos	Bosque de galería	Río	Sombras	Lago
Suelos	2.000000									
Arroz	2.000000	2.000000								
Maíz	2.000000	2.000000	1.996223							
Sorgo	2.000000	1.999965	1.999740	1.994905						
Pastos	2.000000	1.999999	2.000000	2.000000	1.998313					
Bosque de galería	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000				
Río	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000			
Sombras	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000		
Lago	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	1.999854	
Borde	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000	2.000000

Separabilidad promedio: 1.999800; Separabilidad mínima: 1.994905; Separabilidad máxima: 2.000000
 Par de respuestas espectrales, de cubiertas, con la mínima separabilidad: (Maíz y Sorgo)

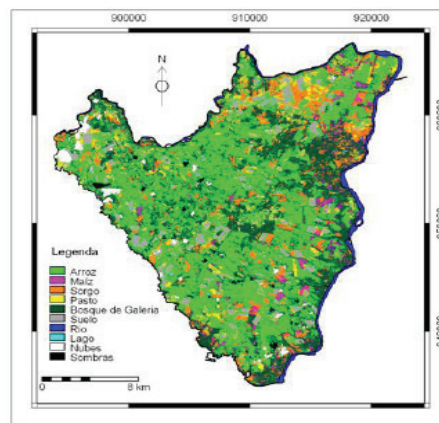


Figura 4. Mapa de uso de la tierra para el área del distrito de riego USOCOELLO a partir de imágenes ASTER.

Verificación. La precisión de la clasificación se generó a partir de la matriz de confusión (Tabla 6), en la cual se comparan las dos fuentes de información: la imagen clasificada y la información de referencia.

Tabla 6. Matriz de confusión para las coberturas vegetales con base en imágenes ASTER e información de referencia.

	Arroz	Maíz	Sorgo	Pastos	Bosque de galería	Suelos	Río	Sombras	Nubes	Lago	Total	Error de comisión (%)	Exactitud del usuario (%)
Arroz	182	4	6	1	24	4	4	5	1	5	236	22,88	77,12
Maíz	0	9	6	0	4	0	0	1	0	0	20	55,00	45,00
Sorgo	8	2	35	3	1	1	0	0	0	0	50	30,00	70,00
Pastos	4	0	3	10	1	0	0	0	2	0	20	50,00	50,00
Bosque de galería	26	1	5	1	84	3	0	0	6	0	126	33,33	66,67
Suelos	10	0	0	1	0	33	0	0	2	0	46	28,26	71,74
Río	0	0	0	0	0	0	15	0	0	0	15	0,00	100,00
Sombras	1	0	0	0	0	0	0	23	0	2	26	11,54	88,46
Nubes	0	0	0	0	0	0	0	0	50	0	50	0,00	100,00
Lago	0	0	0	0	0	0	1	0	0	10	11	9,09	90,91
Total	231	16	55	16	114	41	20	29	61	17	600		
Error de omisión (%)	21,21	43,75	36,36	37,50	26,32	19,51	25,00	20,69	18,03	41,18			
Exactitud del productor (%)	78,79	56,25	63,64	62,50	73,68	80,49	75,00	79,31	81,97	58,82			

La fiabilidad global estimada para la imagen del VNIR-SWIR, fue de 75%, obtenido de los píxeles correctamente clasificados sobre el total de píxeles. Y la fiabilidad real con un nivel de significación del 0,05 se encuentra entre 71,5 y 78,4%. Lo que significa que de cada 10 muestras seleccionadas 7 u 8 son correctas.

Al analizar la precisión de la clasificación para los cultivos se encontró que el cultivo de arroz muestra los valores más altos, tanto como en la precisión del productor (78,8%), como en la precisión del usuario (77,1%), lo que significa que la superficie clasificada en el mapa esta realmente ocupada por el cultivo de arroz, de cada 10 muestras, 8 corresponden a arroz, además permite al usuario utilizar esta información con una fiabilidad aproximada al 70%. El cultivo de sorgo presenta valores por debajo de fiabilidad que los presentados en el arroz, la precisión del productor fue de 63,64% y del usuario 70%, lo que indica que la probabilidad de encontrar sorgo en el terreno es de 7 de cada 10 muestras seleccionadas aleatoriamente, no siendo así para el cultivo de maíz, que presenta valores medios en la precisión del productor (56,25%) y precisión del usuario (45%) lo que garantiza una probabilidad media de obtener esta cobertura en el mapa y una pobre fiabilidad de utilizar la información. Igual sucede con los pastos, la

precisión del productor fue del 62% y una fiabilidad del usuario del 50%. Los suelos, nubes, sombras, bosques de galería y río, presentan una precisión del productor superior al 73%, y una confiabilidad de ser utilizada superior al 70%.

El índice de *Kappa* (κ) obtenido fue de 0,75. Un valor κ igual a 1, indica un acuerdo pleno entre la realidad y el mapa, mientras un valor cercano a 0, sugiere que el acuerdo observado es debido al azar. Según Landis y Koch (1977), el margen valorado en la clasificación fue de grado "acuerdo sustancial": es decir, bueno. Lo que indica que la clasificación a partir de las bandas originales es 75% mejor de lo esperable al azar.

CONCLUSIONES

Con la utilización de la imagen ASTER se obtuvo un mapa con 10 categorías mediante el algoritmo de clasificación de *máxima probabilidad* obteniendo, para la imagen de bandas originales VNIR-SWIR1-SWIR2, una fiabilidad global del 75% con respecto a la verdad terreno. Sin ser elevada, esta fiabilidad es satisfactoria si se tiene en cuenta la variabilidad de los estados fenológicos de los cultivos de arroz, maíz y sorgo en el área que influyen en las respuestas espectrales, y, aún así, es posible discriminar los

cultivos con una fiabilidad del 78,79%, 56,25% y 63,64%, respectivamente. El cultivo de arroz presenta mayor fiabilidad pudiendo ser ocasionada por sus características de siembra y por tener el 80% de la superficie cultivada en el distrito de riego.

La transformación de la imagen mediante el IH mejoró notablemente las características espaciales de la imagen ASTER, así como su capacidad para ser utilizada en interpretación visual.

La fiabilidad obtenida en el proceso de verificación está relacionada en forma directa con los resultados de los datos estadísticos obtenidos en el proceso separabilidad. Una óptima discriminación entre coberturas al inicio del proceso de clasificación es un paso importante para asegurar la confiabilidad de la verificación de la clasificación.

La utilización de imágenes ASTER se presenta como alternativa para la generación de cartografía a escalas mayores. Debido a los aceptables resultados obtenidos al utilizar un solo clasificador, se propone el uso de otros métodos y técnicas que puedan mejorar estos resultados, bajo condiciones de variabilidad espacial y temporal existentes en los ciclos fenológicos de las coberturas vegetales.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen al distrito de riego Usocoello por facilitar los datos geográficos a nivel de lotes de su área de jurisdicción y al *Land Processes Distributed Active Archive Center (LP DAAC)*, localizado en el *U.S. Geological Survey (USGS) Center for Earth Resources Observation and Science (EROS)* (<http://LPDAAC.usgs.gov>), por proporcionar los datos ASTER. Finalmente, al doctor Luis Marino Santana por sus contribuciones en una primera revisión del borrador de este artículo y a dos evaluadores anónimos por sus sugerencias.

BIBLIOGRAFÍA

Abrams, M. 2000. The advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer (ASTER): data products for the high spatial resolution imager on NASA's Terra platform. *International Journal of Remote Sensing*. 21(5): 847-859.

Abrams, M., S. Hook and B. Ramachandran. 2002. Aster user handbook version 2. NASA, Jet Propulsion Laboratory. Pasadena, California. En: ASTER,

http://asterweb.jpl.nasa.gov/content/03_data/04_Documents/aster_user_guide_v2.pdf. 135 p.; consulta: febrero 2008.

Akbari, M., A.R. Mamanpoush, A. Gieske, M. Miranzadeh, M. Torabi and H.R. Salemi. 2006. Crop and land cover classification in Iran using Landsat 7 imagery. *International Journal of Remote Sensing* 27(19): 4117-4135.

Arango, G.M., J.W. Branch y V. Botero. 2005. Clasificación no supervisada de coberturas vegetales sobre imágenes digitales de sensores remotos: "Landsat - ETM+". *Revista Facultad Nacional Agronomía-Medellín* 58(1): 2611-2634.

Apan, A., R. Kelly, T. Jensen, D. Butler, W. Strong and B. Basnet. 2002. Spectral discrimination and separability analysis of agricultural crops and soil attributes using ASTER imagery. pp. 396-411. In: *Proceedings 1th Australasian Remote Sensing and Photogrammetry Conference*. Brisbane, Queensland.

Beaulieu, N., P. Hill, G. Leclerc y G. Escobar. 1999. Cartografía de la cobertura de la tierra en el municipio de Puerto López, Colombia, utilizando imágenes de RADARSAT-1 y de JERS-1. pp. 345-351. En: *Memorias. Simposio final GlobeSAR 2, Aplicaciones de RADARSAT en América Latina*. Buenos Aires, Argentina.

Bragachini, M. y A. Méndez. 2005. Agricultura de precisión: una realidad en el campo argentino. En: *Proyecto Agricultura de Precisión - INTA Manfredi*, <http://www.agriculturadeprecision.org/presfut/agPrecRealidad2005.htm>. 1 p.; consulta: junio 2008.

Congalton, R.G. 1989. Considerations and techniques for assessing the accuracy of remotely sensed data. pp.1847-1850. In: *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1989. IGARSS'89. 12th Canadian Symposium on Remote Sensing*. Canada.

Chander, G. and B. Markham. 2003. Revised Landsat-5 TM radiometric calibration procedures and postcalibration dynamic ranges. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 41(11): 2674-2678.

Chavez, Pat S., Sides, S. C. and Anderson, J. A. 1991. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: LANDSAT TM and SPOT panchromatic. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 57(3): 295-303.

- Chuvieco, E. 2002. Teledetección ambiental. La observación de la tierra desde el espacio. Ariel, Madrid. 586 p.
- Eshtehardi, A., H. Ebadi, Z. Valadan, and A. Mohammadzadeh. 2007. Image fusion of Landsat ETM+ and SPOT satellite image using IHS, Brovey and PCA. In: Conference on information extraction from SAR and optical data, with emphasis on developing countries. ISPRS commission VII. Istanbul, Turkia.
- Eva, H. and E.F. Lambin. 1998. Burnt area mapping in Central Africa using ATSR data. *International Journal of Remote Sensing*. 19(18): 3473-3497.
- Fujisada, H. 1998. ASTER Level-1 data processing algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 36(4): 1101-1112.
- Galvão, L.S., A.R. Formaggio and D.A. Tisot. 2005. Discrimination of sugarcane varieties in Southeastern Brazil with EO-1 Hyperion data. *Remote Sensing of Environment*. 94(4): 523-534.
- Gomes, A. and A. Marçal. 2003. Land cover revision through object based supervised classification of ASTER data. pp. 1-9. In: ASPRS 2003 Annual Conference. Anchorage, Alaska.
- Gómez, I.D. 2006. Política de información geográfica: consolidación de la infraestructura colombiana de datos espaciales –ICDE. En: *The Global Spatial Data Infrastructure*, <http://gsdidocs.org/gsdiconf/GSDI-9/slides/TS1.3.pdf>. 10 p.; consulta: junio 2008.
- Gónima, L. y J. Durango. 2005. Aplicaciones ambientales de imágenes digitales de satélite. En: *Geotrópico* 3(1): 21-30.
- Hansen, M.C., R.S. Defries, J.R. Townshend and R. Sohlberg. 2000. Global land cover classification at 1 km spatial resolution using a classification tree approach. *International Journal of Remote Sensing*. 21(6-7): 1331-1364.
- Jensen, J.R. 2005. Introductory digital image processing: a remote sensing perspective. Series in geographic information science. Pearson Prentice Hall, South California. 526 p.
- Jinlong, F., W. Bingfang and H. Huiping. 2003. Comparative assessment of ASTER image and ETM+ fusion image for agricultural applications. In: *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2003. IGARSS '03. Proceedings. 2003 IEEE International 4*: 2203-2205.
- Kumpula, T., S. Nedkov and M. Nikolova. 2006. Land cover classification of Sinite Kamani natural park using ASTER TERRA satellite image. In: *International conference on cartography and GIS. Borovets, Bulagaria*.
- Landis, J.R. y G.G. Koch. 1977. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics* 33(1): 159-174.
- Lobo, A., O. Chic, A. Casterad y L. Solé. 1995. Estudio de la información aportada por las imágenes radar ERS-1.SAR.PRI a las TM para la identificación de cultivos. *Revista de Teledetección*. 4: 33-37.
- Martini, A., M. Bragachini, A. Bianchini, E. Martellotto y A. Méndez. 2006. Percepción remota. En: *Agricultura de precisión* <http://www.agriculturadeprecision.org/percrem/PercepcionRemota.htm>. p. 1.; consulta: junio 2008.
- Mas François, J., J.R. Díaz-Gallegos y A. Pérez Vega. 2003. Evaluación de la confiabilidad temática de mapas o de imágenes clasificadas: una revisión. *Investigaciones Geográficas. Boletín del Instituto de Geografía, UNAM* 51(2): 53-72.
- Melo, L.H. y M.A. Camacho. 2005a. Adaptación de la metodología Corine Land Cover para Colombia. pp. 1-14. En: *Memorias. Semana de Geomática – 2005. Bogotá D.C.*
- Melo, L.H. y M.A. Camacho. 2005b. Interpretación visual de imágenes de sensores remotos y su aplicación en levantamientos de cobertura física y uso de la tierra. *IGAC, Bogotá D.C.* 156 p.
- Mendoza, E.H., J.R. Santos, A.N.C. Santa Rosa and N.C. Silva. 2004. Land use/land cover mapping in Brazilian Amazon using neural network with ASTER/TERRA data. In: *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing Congreso* 20: 12-23.
- Paruelo, J.M., J.P. Guerschman, G. Baldi y C.M. Di Bella. 2004. La estimación de la superficie agrícola. Antecedentes y una propuesta metodológica. *Interciencia* 29(8): 421-427.

- Pérez, U. y C. Salvatierra. 1998. Identificación de cultivos bajo riego y secano con imágenes RADARSAT 1. pp. 146–154. En: Primer simposio GlobeSAR 2: "Las aplicaciones de RADARSAT en América Latina". Cartagena, Colombia.
- Pérez, U. y N.E. Ortiz. 2005. Geomática aplicada a la planificación del uso de la tierra. Informe de investigación. IBAL E.S.P. Oficial – Universidad del Tolima. Ibagué, Colombia. 187 p.
- Posada, E. and H.M. Ramírez. 2007. Rice crop monitoring in oriental plains of Colombia. In: Canadian Space Agency, <http://www3.space.gc.ca/soar/evaluator/evaldossierProp.asp?tmpProject=1012>. 1 p.; consulta: febrero 2008.
- Posada, E. y M. Melo. 1999. Integración de imágenes de RADARSAT para cartografía de cobertura del suelo del ambiente tropical, Golfo de Uraba, Colombia. pp. 116-121. En: Memorias. Simposio final GlobeSAR 2, Aplicaciones de RADARSAT en América Latina. Buenos Aires, Argentina.
- Rahman, M. and S. Saha. 2009. Spatial dynamics of cropland and cropping pattern change analysis using landsat TM and IRS P6 LISS III satellite images with GIS. *Geo-Spatial Information Science* 12(2): 123-134.
- Richards, J.A. and X. Jia. 2006. Remote sensing digital image analysis. An introduction. Fourth edition. Springer, Canberra. 439 p.
- Santana, L.M., Y. Rubiano y N. Beaulieu. 2004. Planificación del uso de la tierra en los llanos orientales colombianos: El caso de Puerto López, Meta. *Geotrópico* 2(1): 21-33.
- Santana, L.M. y J. Salas. 2007. Análisis de cambios en la ocupación del suelo ocurridos en sabanas de Colombia entre 1987 y 2001, usando imágenes LANDSAT. *GeoFocus* 7: 281-313.
- Smith, M.S. 2004. How to convert ASTER radiance values to reflectance. An online guide. En: University of Idaho, <http://www.cnrhome.uidaho.edu/default.aspx?pid=85984>. 3 p.; consulta: noviembre 2007.
- Soares, A., J. Delgado y J. Carvalho. 2005. Fusión de imágenes SPOT-P y Landsat-TM mediante el método de simulación geoestadística estocástica. *Revista del Ilustre Colegio Oficial de Ingenieros Técnicos en Topografía* 22(128): 16-26.
- Thome, K., F. Palluconi, T. Takashima and K. Masuda. 1998. Atmospheric correction of ASTER. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 36(4): 1199-1211.
- Tuia, D., D. Fasbender, P. Bogaert and M. Kanevski. 2007. Spatial resolution enhancement of ASTER images using bayesian data fusion. En Université de Lausanne, http://www.unil.ch/webdav/site/igar/shared/preprints/2007_Tuia_Fasbender_Bogaert_Kanevski.pdf. 14 p.; consulta: noviembre 2007.
- United Nations Office on Drugs and Crime (UNODC). 2005. Análisis multitemporal de cultivos de coca. Sistema integrado de monitoreo de cultivos ilícitos (SIMCI). Naciones Unidas, Oficina contra la droga y el delito. Bogotá D.C. 109 p.
- Vani, K. and S. Sanjeevi. 2002. Fusion of ASTER image data for enhanced mapping of landcover features. En: The Geographic Information Systems Portal, <http://www.gisdevelopment.net/application/environment/pp/envp0005.htm> 1 p.; consulta: noviembre 2007.
- Vani, K., S. Shanmugavel and M. Marruthachalam. 2001. Fusion of IRS-LISS III and pan images using different resolution ratios. pp. 146-151. In: 22nd Asian conference on remote sensing-ACRS 2001. Singapore, National University of Singapore.
- Wooster, M.J. 1996. In orbit calibration of the ATSR-1 1.6 mm channel using high resolution data from the JERS-1 (Fuyo-1) optical sensor. *International Journal of Remote Sensing* 17(5): 1069-1074.
- Yamaguchi, Y., H. Fujisada, M. Kudoh, T. Kawakami, H. Tsu, A.B. Kahle and M. Pniel. 1999. ASTER instrument characterization and operation scenario. *Advances in Space Research* 23(8): 1415-1424.
- Yamaguchi, Y. and C. Naito. 2003. Spectral indices for lithologic discrimination and mapping by using the ASTER SWIR bands. *International Journal of Remote Sensing* 24(22): 4311-4323.
- Yüksel, A., A.E. Akay and R. Gundogan. 2008. Using ASTER imagery in land use/cover classification of eastern mediterranean landscapes according to CORINE land cover project. *Sensors* 8: 1237-1251.
- Zhang, W. and Y. Shucheng. 1999. Analysis of advantage on radar remote sensing for agricultural application. Asian conference on remote sensing – 1999. En: The Geographic Information Systems Portal, <http://www.gisdevelopment.net/aars/acrs/1999/radarsat/agriculture/agri008.asp>. 1 p.; consulta: noviembre 2007.
- Zwiggelaar, R. 1998. A review of spectral properties of plants and their potential use for crop/weed discrimination in row-crops. *Crop Protection* 17(3): 189-206.