

Memorias



Sociedad Latinoamericana en
Percepción Remota y Sistemas
de Información Espacial
Capítulo Colombia

30
AÑOS

Medellín, Colombia
29 de Septiembre al 3 de Octubre de 2014



TÍTULO

Sinergia entre datos ópticos y radar para determinar coberturas del suelo: resultados preliminares para la región de Urabá, Colombia.

TITLE

Synergy between optical and radar satellite imagery to determine land cover: preliminary results for the Uraba region, Colombia.

AUTORES

Sebastián Palomino-Ángel

Catedrático, Facultad de Ingeniería, Universidad de Medellín, Cra 87 N° 30 – 65, Medellín, Colombia, spalomino@udem.edu.co

Jesús A. Anaya-Acevedo

Profesor Titular, Facultad de Ingeniería, Universidad de Medellín, Cra 87 N° 30 – 65, Medellín, Colombia, janaya@udem.edu.co

RESUMEN

En este trabajo se evaluó la exactitud en la determinación de coberturas del suelo a partir de un análisis multisensor, utilizando imágenes Landsat 5-TM y ALOS-PALSAR. Se efectuó una caracterización de los tipos de cobertura en la zona, a partir de los valores de reflectividad y retrodispersión, analizando la capacidad de diferenciación entre las mismas mediante el cálculo del índice Jeffries-Matusita. Posteriormente, se desarrollaron clasificaciones mediante el método de máxima verosimilitud utilizando los datos ópticos y

radar por separado, y luego fusionados mediante dos métodos: refinamiento espectral por componentes principales y datos radar como bandas adicionales a las ópticas.

Se evaluó la exactitud de las clasificaciones usando el método de matriz de confusión, obteniéndose como mejor clasificación la fusión de datos radar como bandas adicionales a las ópticas, con una exactitud global de 76.05% y coeficiente Kappa de 0.65. Se encontró además, que es posible reemplazar la información de las zonas con nubosidad utilizando datos radar, sin afectar significativamente la exactitud global de la clasificación, alcanzando valores de 70.07% y coeficiente Kappa de 0.58. Finalmente, se analizaron las dificultades en la clasificación, identificando causas de error, y proponiendo estrategias para mejorar los procesos de clasificación en zonas de alta nubosidad.

PALABRAS CLAVE

Clasificación supervisada, fusión de datos satelitales, Landsat, PALSAR, radar, Urabá.

ABSTRACT

In this research, the accuracy in determining land cover from a multisensor analysis was evaluated, using Landsat 5-TM and ALOS-PALSAR images. A characterization of the land cover classes was conducted in the study area from the reflectance and backscatter values. An analysis of spectral separability was developed by calculating the Jeffries - Matusita separability measure. Pixels were classified into land cover classes using the Maximum likelihood classifier. Different classification configurations were used: only optical data, only radar data, radar as additional band to optical data, and a fusion using the principal component method.

The confusion matrix method was used to determine the accuracy of the classifications. The best classification was obtained when using radar as additional band to optical data with an overall accuracy of 76.05 % and a Kappa coefficient of 0.65. However, it was found that it is possible to replace the information in cloudy areas using radar data without significantly affecting the overall accuracy of the classification, reaching values of 70.07 % and a Kappa coefficient of 0.58. A discussion is given in terms of classification challenges, sources of error, and strategies to improve the accuracy of land cover maps in areas with heavy cloud content.

KEYWORDS

Supervised classification, satellite data fusion, Landsat, PALSAR, radar, Urabá.

INTRODUCCIÓN

La información sobre coberturas del suelo, usos del suelo y distribución de vegetación, es relevante para la toma de decisiones a escala local, regional y global. Los diferentes sistemas productivos desarrollados por el hombre, requieren de esta información para su ubicación y el desarrollo de sus actividades económicas, así como también para la evaluación de los impactos asociados a sus actividades productivas (Ángel, *et al.*, 2001). Dicha información representa entonces un insumo valioso para garantizar la productividad y sostenibilidad de organizaciones y entidades tanto públicas como privadas.

En Colombia se han desarrollado esfuerzos significativos para la elaboración de mapas nacionales de coberturas del suelo. Los más utilizados son el mapa de bosques del IGAC de 1984 con escala 1:1.500.000, el mapa de ecosistemas y coberturas del Instituto de

Investigación de Recursos Biológicos Alexander von Humboldt (IIBAvH) de 1997, con escala 1:2.000.000, el mapa de Ecosistemas continentales, costeros y marinos hecho bajo la coordinación del IGAC en 2007 con escala 1:500.000, el mapa de coberturas nacionales para el periodo 2005 – 2009 elaborado por el Comité Nacional de Coberturas de la Tierra, y otros generados por diversas entidades a partir de la metodología Corine Land Cover adaptada para Colombia.

La obtención de productos de cobertura del suelo basados en la utilización de un solo tipo de imágenes, en este caso ópticas, es limitada en cuanto a proporcionar información sobre la estructura de las coberturas. Adicionalmente, las imágenes ópticas son tomadas en un rango del espectro que abarca longitudes de onda desde 0,4 μm hasta 2,5 μm (dependiendo del sensor utilizado), obteniéndose como resultado alta interferencia con la atmósfera y las coberturas de nubes presentes en ella (Chuvienco, 2002; Lillesand y Kiefer, 1994; Sabins, 1997). Especialmente en regiones tropicales como Colombia, la presencia casi permanente de nubes a lo largo de la región Andina y Pacífica limita el uso de las imágenes ópticas ya que no es posible observar de forma directa la superficie del suelo durante gran parte del año.

En el presente trabajo se evaluó la exactitud en la determinación de coberturas del suelo a partir de un análisis multisensor. Específicamente, se desarrolló una sinergia entre datos satelitales ópticos y radar, con imágenes de satélite Landsat 5 (sensor TM) y ALOS (sensor PALSAR). Se desarrollaron clasificaciones mediante el método de máxima verosimilitud para los datos ópticos y radar por separado, fusionados mediante dos métodos diferentes, y variando el número de clases a identificar. Adicionalmente se evaluó la exactitud en la

determinación de coberturas para las diferentes clasificaciones desarrolladas, lo cual se hizo mediante la aplicación del método de matrices de confusión.

METODOLOGÍA

Área de estudio

El proyecto se desarrolla en la región del Urabá antioqueño, en la zona noroccidental de Colombia. De acuerdo a estudios realizados por la Universidad de Antioquia (2007), por el clima que predomina en la región se ven favorecidos diferentes tipos de cultivos como el banano, el plátano y la palma africana; Adicionalmente la ganadería extensiva se constituye como una actividad económica de gran relevancia para la región, y la presencia del Golfo de Urabá, el cual se ubica sobre el Mar Caribe y tiene un área aproximada de 1500 m² es una característica importante para las dinámicas que se dan en la región.

La región del Urabá antioqueño representa un especial interés debido a su gran riqueza forestal, y su creciente desarrollo que implica el deterioro y disminución de las coberturas vegetales presentes. Es una zona muy intervenida debido a la creciente expansión agrícola y ganadera que se está desarrollando en la última década. Adicionalmente, se tienen presupuestados grandes proyectos de infraestructura para la región en los próximos años, como es el caso de la construcción de la vía Panamericana, el puerto sobre el Golfo de Urabá, y grandes proyectos agrícolas como el de cultivo de palma de aceite. Esto implica una necesidad creciente de conocer con detalle las dinámicas de las coberturas del suelo en la zona, garantizando así una adecuada localización en el territorio para estos proyectos, y disminuyendo la presión sobre los ecosistemas naturales presentes en la zona (Moreno, et al., 2006).

Materiales y métodos

Conjunto de datos satelitales

Para el desarrollo del proyecto se utilizaron dos tipos de imágenes satelitales: Landsat TM y ETM+ (ópticas), e imágenes ALOS-PALSAR (radar). Estas imágenes fueron seleccionadas por la accesibilidad a los datos, la resolución espacial de las imágenes (apropiada para la escala regional del estudio), y las longitudes de onda que abarcan (con las 7 bandas de Landsat entre 0,45 y 2,35 μm , abarcando desde la región visible del espectro electromagnético hasta el infrarrojo medio, lo que ofrece la posibilidad de analizar las características físicas y químicas de las coberturas; y la banda L de PALSAR con una longitud de onda de 23,62 cm, que aporta información sobre la geometría de las coberturas). Estas longitudes de onda se complementan entre ellas y permiten analizar la superficie terrestre considerando diferentes características de la misma.

A partir de las imágenes obtenidas, se llevó a cabo una evaluación preliminar de las mismas, donde se seleccionó un par que cumple con la totalidad de las características descritas anteriormente:

- Óptica (TM-100/55(12-03-2011)).
- Radar (HH-1.5(09-03-2011)).

Adicionalmente, se utilizó la banda HV de la imagen PALSAR de 2009, con el fin de contar con información complementaria para la determinación de coberturas a partir de los datos radar.

Preprocesamiento de datos satelitales

Landsat

La información obtenida a través de los sensores instalados en satélites se representa mediante imágenes donde a cada pixel se le asigna un nivel digital (ND), el cual surge de escalar los datos de radiancia captados por el sensor para las diferentes longitudes de onda, por lo que no representa una medida física directa de los objetos observados (Lillesand y Kiefer, 1994; Chuvieco, 2002).

Se llevó a cabo una conversión de los ND originales de las imágenes de satélite a medidas físicas de los objetos, obteniéndose así imágenes corregidas, representadas en valores de reflectividad. Para mayor detalle sobre los procedimientos de conversión de los ND a valores de reflectividad consultar a Chander, *et al.*, 2009.

ALOS-PALSAR

Se obtuvo aquí imágenes georreferenciadas, con un tamaño de pixel uniforme, calibradas radiométricamente con coeficiente de retrodispersión sigama (σ) escalado a decibeles [dB], y filtradas para reducir los errores introducidos por el efecto “sal y pimienta” (*speckle*).

Las dos imágenes PALSAR utilizadas tenían un nivel de procesamiento 1.5, por lo que fue necesario aplicar los siguientes procedimientos:

- Calibración radiométrica

Con esta calibración, se obtuvo el coeficiente de retrodispersión (*backscatter*), que corresponden a la medida de la intensidad de la señal reflejada por un objeto, a partir de los niveles digitales (ND) de los pixeles de las imágenes radar.

- Georreferenciación y corrección geométrica

Se utilizó un modelo digital de elevación de 90 m de la zona de estudio, que sirvió para ajustar los valores de retrodispersión en las regiones montañosas de las imágenes.

- Aplicación de filtros

Se aplicaron filtros que permitieron reducir el efecto denominado como “sal y pimienta” (*speckle*) en las imágenes. En este punto se llevó a cabo una comparación evaluando tamaños de ventana de pixeles de 3x3, 5x5, 7x7 y 9x9 y diferentes filtros adaptativos: Lee, Enhanced Lee, Frost, Enhanced Frost, Gamma y Sigma. En términos generales, se considera un buen filtro el que cumple con los siguientes condiciones: reduce el *speckle*, mantiene la nitidez de las zonas de borde, conserva la información de textura de la imagen y se elabora de manera eficiente mediante un software especializado (Lee et al., 1994; Ndi et al., 2002).

Por medio de una revisión visual se identificó como el filtro más adecuado el Gamma con una ventana de 5x5. Adicionalmente, considerando que se cumple con las características anteriormente descritas para los buenos filtros, se aplicó el mismo para las imágenes evaluadas.

Análisis de la respuesta espectral para las coberturas del suelo en la zona de estudio.

Información de campo

Se utilizó el mapa de coberturas del suelo, propiedad de CORPOURABÁ (Corporación para el desarrollo sostenible del Urabá) escala 1:25000, generado en el marco del proyecto de delimitación de humedales asociados al río León en el año 2012.

El mapa de coberturas cuenta con una leyenda que discrimina un total de 14 tipos de coberturas para la zona de estudio, definidas con el propósito de apoyar la identificación de zonas de humedales en la región: Áreas de Cultivos, Arracacho, Asociación Cativo, Bosque Mixto, Bosque Secundario, Cassia, Cativo, Cativo Intervenido, Enea, Infraestructura, Manglar, Pasto, Rastrojo Bajo y Vegetación de Humedal. Posteriormente, se redefinieron

las clases a evaluar con base en el análisis de la capacidad de diferenciación entre las clases definidas.

Capacidad de diferenciación entre las clases definidas

Se llevó a cabo un análisis de la capacidad de diferenciación entre las clases definidas, mediante el cálculo de la distancia *Jeffries-Matusita* (JM) para la totalidad de las clases definidas a partir de las regiones de interés. La distancia JM da una medida de la capacidad de diferenciación entre clases, como una función de la distancia entre los valores medios de estas, y su covarianza (Thomas et al., 2002).

Para las regiones de interés definidas a partir del mapa de CORPOURABA, se encontró clases con problemas de diferenciación, por lo que fue necesario redefinir la leyenda y el número de clases a evaluar. En el caso de los datos ópticos, se encontró una capacidad de diferenciación de diez clases: Áreas de Cultivos, Bosque Mixto, Bosque Secundario, Cassia, Cativo, Cativo Intervenido, Infraestructura, Pasto, Rastrojo Bajo y Vegetación de Humedal. En el caso de los datos radar, se encontró una capacidad de diferenciación de cinco clases: Áreas de Cultivos, Bosque de tierra firme, Bosque asociado a vegetación de humedal, Infraestructura y Pasto.

Generación de clasificaciones para la zona de estudio

En el presente trabajo, la estrategia de evaluación se enfocó en la comparación de la exactitud de siete clasificaciones desarrolladas a partir de los datos satelitales procesados previamente. Las clasificaciones generadas varían en el tipo de datos utilizados para las mismas, la consideración o no de las zonas con presencia de nubes y sombras de nubes en las imágenes, y la definición del número de clases a identificar. Las clasificaciones desarrolladas se enuncian en la tabla 1.

Tabla 1. Listado de clasificaciones desarrolladas

No.	Datos de origen	Número de clases identificadas
1	Ópticos (Clasificación 1).	10
2	Ópticos (Clasificación 2).	5
3	Radar.	5
4	Datos fusionados como bandas extra, en las zonas libres de nube y sombras de nube (Clasificación 1).	10
5	Datos fusionados como bandas extra, en las zonas libres de nube y sombras de nube (Clasificación 2).	5
6	Datos fusionados con el método de refinamiento espectral por componentes principales, en las zonas libres de nube y sombras de nube.	10
7	Datos fusionados como bandas extra, en toda el área de estudio.	5

Para la generación de las clasificaciones se utilizó el método de clasificación supervisada de máxima verosimilitud. Este método se deriva del teorema de Bayes, y consiste en calcular la probabilidad de que un pixel en la imagen que se está clasificando, pertenezca a una de las clases específicas. De esta manera, se asigna cada pixel a la clase a la que tenga la mayor probabilidad de pertenecer (Ahmad y Quegan, 2012).

Determinación de la exactitud en la identificación de coberturas del suelo

En el presente estudio se seleccionó el método de matriz de confusión para la determinación de la exactitud de las clasificaciones desarrolladas. La aplicación de éste método consiste en la construcción de un arreglo de filas y columnas conformando una matriz cuadrada, donde se compara los resultados obtenidos en la clasificación desarrollada con la información de referencia.

Con la matriz de confusión es posible identificar dos tipos de errores: los de omisión y los de comisión. Adicionalmente, la matriz permite el cálculo de diferentes parámetros que dan información sobre la exactitud de la clasificación (exactitud global y por clase), y la

coincidencia con la información de referencia, mediante el coeficiente Kappa (Congalton y Green, 2009).

RESULTADOS

Tres de las clasificaciones desarrolladas cuentan con una leyenda de diez clases, que fue el número máximo de clases que se pudo separar para la zona de estudio mediante los procedimientos aplicados. Estas tres clasificaciones se desarrollaron a partir de los datos ópticos (ver tabla 2), y la fusión de datos ópticos y radar (ver tabla 3 (fusión como bandas extra) y tabla 4 (fusión por componente principal)), obteniéndose una exactitud global de 60.24%, 60.18% y 50.50% respectivamente, y coeficientes Kappa de 0.48 para los dos primeros y 0.37 para el tercero.

Tabla 2. Resultados matriz de confusión (clasificación 1 a partir de datos ópticos en las zonas libres de nube y sombra de nube (diez clases temáticas)).

Cobertura	Exactitud del usuario (%)	Error de comisión (%)	Exactitud del productor (%)	Error de Omisión (%)
Área de cultivo	77.26	22.74	72.54	27.46
Bosque mixto	26.77	73.23	62.76	37.24
Bosque secundario	75.11	24.89	40.33	59.67
Cassia	1.58	98.42	35.60	64.40
Catavo	28.68	71.32	47.17	52.83
Catavo intervenido	21.04	78.96	37.55	62.45
Infraestructura	95.12	4.88	68.57	31.43
Pasto	66.60	33.40	82.31	17.69
Rastrojo bajo	4.84	95.16	2.76	97.24
Vegetación humedal	68.09	31.91	16.01	83.99

Tabla 3. Resultados matriz de confusión (clasificación 1 a partir de datos fusionados como bandas extra en las zonas libres de nube y sombra de nube (diez clases temáticas)).

Cobertura	Exactitud del usuario (%)	Error de comisión (%)	Exactitud del productor (%)	Error de Omisión (%)
Área de cultivo	77.71	22.29	77.96	22.04

Bosque mixto	18.58	81.42	51.47	48.53
Bosque secundario	69.17	30.83	30.99	69.01
Cassia	4.67	95.33	32.92	67.08
Cativo	26.97	73.03	56.53	43.47
Cativo intervenido	22.70	77.30	38.57	61.43
Infraestructura	96.77	3.23	61.87	38.13
Pasto	67.34	32.66	85.04	14.96
Rastrojo bajo	4.87	95.13	1.30	98.70
Vegetación humedal	70.21	29.79	18.64	81.36

Tabla 4. Resultados matriz de confusión (clasificación 1 a partir de datos fusionados con el método de fusión de datos de refinamiento espectral por componentes principales en las zonas libres de nube y sombra de nube (diez clases temáticas)).

Cobertura	Exactitud del usuario (%)	Error de comisión (%)	Exactitud del productor (%)	Error de Omisión (%)
Área de cultivo	71,15	28,85	56,04	43,96
Bosque mixto	10,41	89,59	73,39	26,61
Bosque secundario	75,59	24,41	6,42	93,58
Cassia	0,59	99,41	51,60	48,40
Cativo	27,04	72,96	47,52	52,48
Cativo intervenido	18,73	81,27	29,27	70,73
Infraestructura	98,38	1,62	61,83	38,17
Pasto	70,93	29,07	84,83	15,17
Rastrojo bajo	8,51	91,49	0,66	99,34
Vegetación humedal	71,11	28,89	22,09	77,91

Se llevó a cabo otras dos clasificaciones utilizando los mismos datos (ópticos y la fusión entre ópticos y radar (como bandas extra)), pero considerando una leyenda más comprimida de cinco clases, en donde se agruparon las clases con valores de JM menores. En este caso se utilizó una clase de Bosque de tierra firme para agrupar las clases correspondientes a los bosques de la zona montañosa del área de estudio (bosque mixto y bosque secundario); y se utilizó además una clase de Vegetación de humedal para agrupar las clases boscosas presentes principalmente en las partes bajas de la zona de estudio (Cassia, Cativo, Cativo intervenido y Vegetación de humedal). Para esta clasificación se obtuvo una exactitud global de 75.65% en el caso de los datos ópticos (ver tabla 5), y de 76.05% en el caso de los

datos fusionados (ver tabla 6); y un coeficiente Kappa de 0.65 en ambos casos, lo que corresponde a un grado de acuerdo sustancial entre las clasificaciones desarrolladas y la información de referencia. De esta manera se evidencia una mejora en la exactitud global de la clasificación al disminuir el número de clases a identificar.

Tabla 5. Resultados matriz de confusión (clasificación 2 a partir de datos ópticos en las zonas libres de nube y sombra de nube (cinco clases temáticas)).

Cobertura	Exactitud del usuario (%)	Error de comisión (%)	Exactitud del productor (%)	Error de Omisión (%)
Área de cultivo	77.26	22.74	72.54	27.46
Bosque de vegetación asociada a humedales	50.43	49.57	65.13	34.87
Bosque tierra firme	84.01	15.99	66.01	33.99
Infraestructura	95.12	4.88	68.57	31.43
Pasto	76.26	23.74	85.17	14.83

Tabla 6. Resultados matriz de confusión (clasificación 2 a partir de datos fusionados como bandas extra en las zonas libres de nube y sombra de nube (cinco clases temáticas)).

Cobertura	Exactitud del usuario (%)	Error de comisión (%)	Exactitud del productor (%)	Error de Omisión (%)
Área cultivo	76.09	23.91	75.77	24.23
Bosque de tierra firme	79.98	20.02	54.31	45.69
Bosque de vegetación asociada a humedales	36.58	63.42	73.26	26.74
Infraestructura	96.77	3.23	49.93	50.07
Pasto	76.88	23.12	75.07	24.93

Por otra parte, se desarrollaron dos clasificaciones adicionales utilizando la leyenda comprimida que agrupa las clases de Bosques de tierra firme y vegetación de humedal, a partir de la utilización de datos radar (ver tabla 7), y la fusión de datos ópticos y radar como bandas extra, eliminando la máscara de nubes utilizada para las demás clasificaciones (ver tabla 8). En este se obtuvo una exactitud global de 50.58% para los datos radar y de 70.07%

para los datos fusionados, así como un coeficiente Kappa de 0.35 (grado de acuerdo discreto) para los primeros y 0.58 (grado de acuerdo moderado) para los segundos.

Tabla 7. Resultados matriz de confusión (clasificación a partir de datos radar en las zonas libres de nube y sombra de nube (cinco clases temáticas)).

Cobertura	Exactitud del usuario (%)	Error de comisión (%)	Exactitud del productor (%)	Error de Omisión (%)
Área de cultivo	68.34	31.66	70.15	29.85
Bosque tierra firme	57.38	42.62	16.34	83.66
Bosque de vegetación asociada a humedales	16.51	83.49	83.76	16.24
Infraestructura	0.00	0.00	0.00	100.00
Pasto	76.18	23.82	54.11	45.89

Tabla 8. Resultados matriz de confusión (clasificación 1 a partir de datos fusionados como bandas extra, en toda el área de estudio (cinco clases temáticas)).

Cobertura	Exactitud del usuario (%)	Error de comisión (%)	Exactitud del productor (%)	Error de Omisión (%)
Área cultivo	76.09	23.91	75.77	24.23
Bosque de tierra firme	79.98	20.02	54.31	45.69
Bosque de vegetación asociada a humedales	36.58	63.42	73.26	26.74
Infraestructura	96.77	3.23	49.93	50.07
Pasto	76.88	23.12	75.07	24.93

En la tabla 9 se presenta el consolidado de los resultados de las matrices de confusión para los diferentes ensayos desarrollados. Se encuentra aquí que la mayor exactitud global y coeficiente Kappa se da para la clasificación generada a partir de la leyenda comprimida (cinco clases), mediante la fusión de datos ópticos y radar, aplicando la máscara sobre las zonas con presencia de nube y sombra de nube. Sin embargo, estos resultados son similares a los obtenidos con los datos ópticos únicamente. Las diferencias en el área evaluada para

las clasificaciones donde se utiliza la máscara, corresponden a la variación en el número de píxeles no clasificados en cada uno de los ensayos.

Es importante resaltar aquí, que para la clasificación desarrollada mediante la fusión de datos ópticos y radar sin máscara, se mantiene una exactitud global buena, y se logra aumentar en aproximadamente un 28% el área con información sobre la zona de estudio, lo que evidencia la ventaja de la utilización de aproximaciones multisensor para este tipo de clasificaciones.

Tabla 9. Consolidado de resultados matrices de confusión.

No.	Datos de origen	# de clases identificadas	Exactitud global (%)	Coefficiente Kappa	Área evaluada (km ²)
1	Ópticos (Clasificación 1).	10	60.24	0.48	805.40
2	Ópticos (Clasificación 2).	5	75.65	0.65	805.40
3	Radar (Clasificación 1).	5	50.58	0.35	930.82
4	Datos fusionados como bandas extra, en las zonas libres de nube y sombras de nube (Clasificación 1).	10	60.18	0.48	823.33
5	Datos fusionados como bandas extra, en las zonas libres de nube y sombras de nube (Clasificación 2).	5	76.05	0.65	823.33
6	Datos fusionados con el método de refinamiento espectral por componentes principales, en las zonas libres de nube y sombras de nube.	10	50.50	0.37	803.37
7	Datos fusionados como bandas extra, en toda el área de estudio.	5	70.07	0.58	1136.95

DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Respecto al número de clases a identificar se encontró que a mayor número de estas, se presenta una menor exactitud global y mayores errores de comisión y omisión en las clasificaciones. Esta condición se presenta en los resultados obtenidos para las clasificaciones donde se usaron 10 clases, encontrándose por debajo de los obtenidos para

las clasificaciones donde se usaron cinco clases. Esto se presenta principalmente porque hay una mayor probabilidad de clasificar los píxeles de manera correcta a medida que se disminuye el número de clases. Sin embargo, se encontró además que esta condición depende también de los datos usados para la clasificación, y la capacidad de los mismos para separar las clases presentes en la zona de estudio. Este es el caso de la clasificación a partir de la imagen radar a pesar de solo clasificar cinco clases. Esta situación se presenta debido a que los datos radar usados (longitud de onda de 23.62 cm (banda L)) interactúa de manera similar con las coberturas que presentan geometría y características físicas similares, como es el caso de los bosques de tierra firme y la vegetación de humedal, que son clases que presentan un solapamiento muy alto al clasificarlas con los datos radar.

Por otro lado, el tipo de datos utilizado influye de manera significativa en las clasificaciones, dado que dependiendo de la longitud de onda utilizada, las interacciones con las características físicas y químicas de las coberturas son muy diferentes. Esto facilita la diferenciación entre clases para algunas longitudes de onda más que en otras. Un ejemplo de esto, es que no fue posible diferenciar mediante los datos radar, las regiones boscosas en la zona de estudio, de la infraestructura presente, dado que ambas clases presentan valores de retrodispersión de la señal similares.

En el presente estudio se evaluaron dos métodos de fusión de datos: fusión de datos utilizando los datos radar como bandas adicionales a las bandas ópticas (método 1), y el método de fusión de datos de refinamiento espectral por componentes principales (método 2). Se encontró aquí que el primer método de fusión de datos presenta ventajas para la clasificación de las coberturas separadas en el área de estudio, lo que es coherente con lo encontrado por Lu *et al.*, 2011 para la Amazonía Brasileña.

En cuanto los errores de comisión y omisión, en términos generales para todos los ensayos se presentan errores relativamente altos (por encima del 20%) en su mayoría, siendo muy evidentes para las clases relacionadas con bosque de tierra firme y vegetación de humedal, que alcanzan valores por encima del 80% para las clasificaciones con 10 clases. Esto se debe principalmente a que la diferenciación entre ellos es limitada tal y como lo indicó el cálculo de la distancia JM. De igual forma, se evidencia una disminución notable de estos errores al hacerse clasificaciones donde se agrupan estas clases (clasificaciones con cinco clases), donde los errores disminuyen hasta valores cercanos al 30%.

Los datos radar presentan una confusión muy alta para separar las diferentes clases de bosque, y esto se evidencia en los altos valores de los errores de comisión para la clase vegetación de humedal mediante la clasificación efectuada solo con datos radar (83.49%). Esta confusión se transfiere cuando se fusionan los datos ópticos con radar y aumenta el error de comisión para la misma clase, sin embargo, esto se compensa con la mejora en la discriminación de otras clases y por lo tanto no se afecta la exactitud global.

CONCLUSIONES

Los datos radar presentan ventajas sobre los datos ópticos al mostrar una menor interferencia con las condiciones atmosféricas, y por lo tanto permiten observar la totalidad de la superficie terrestre en condiciones que para los datos ópticos sería imposible. La utilización de datos radar complementa entonces los estudios desarrollados con datos ópticos, permitiendo generar datos en zonas con presencia de nube. Los métodos de fusión de datos permiten tomar las potencialidades de cada sensor y combinarlas para obtener un producto de mejores características que el generado con los datos de manera individual.

Con los resultados obtenidos es evidente que la definición del número de clases es uno de los principales factores que influye sobre la exactitud de los productos generados. Debe garantizarse una adecuada capacidad de diferenciación de las clases para poder correr procesos de clasificación que arrojen resultados confiables. En este sentido, se encuentra que los datos ópticos tiene una mayor capacidad para diferenciar entre clases que lo datos radar.

Se encuentra que puede superarse la dificultad de las condiciones atmosféricas para la determinación de coberturas sin afectar significativamente la exactitud global de la clasificación mediante la fusión de los datos ópticos y radar. A partir de esto se concluye que los datos provenientes de diferentes sensores (en este caso ópticos y radar), más que sustitutivos los unos de los otros son complementarios, y la sinergia entre estos tipos de datos mediante las aproximaciones multisensor para la identificación de coberturas del suelo, presentan impactos positivos en cuanto a la exactitud y la cobertura espacial de la información generada.

Es necesario tener en cuenta consideraciones adicionales para futuras investigaciones, con el fin de optimizar los procesos de clasificación descritos aquí, y mejorar la exactitud de las clasificaciones desarrolladas:

- Incluir variables adicionales que permitan una mayor diferenciación entre las clases definidas, como es el caso de la región térmica del espectro electromagnético, y los análisis de textura de las diferentes clases a partir de los datos disponibles.
- Complementar las clasificaciones con otras longitudes de onda radar (como la X y la C), y datos polarimétricos.

- Evaluar otros métodos de clasificación diferentes al de máxima verosimilitud.
- Evaluar el efecto de las correcciones aplicadas a los datos radar, principalmente en las zonas con relieve significativo mediante el uso de modelos digitales de elevación con diferente precisión.
- Desarrollar una comparación entre las aproximaciones multisensor (utilizando datos ópticos y radar), y la construcción de series de tiempo (utilizando datos ópticos), para la determinación de coberturas en zonas de alta nubosidad.

REFERENCIAS

Ahmad, A., Qeegan, S. (2012). Analysis of Maximum Likelihood Classification on Multispectral Data. *Applied Mathematical Sciences*, 6(129), 6425 – 6436.

Ángel, E., Carmona, S. & Villegas, L. C. (2001). *Gestión ambiental en proyectos de desarrollo*. Tercera edición. Medellín: Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín. 2001.

Chander, G., Markham y B., Helder, D. (2009). Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113, 893–903.

Congalton, R. G., & Green, K. (2009). *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices* (2 ed.): CRC Press Taylor & Francis Group.

Chuvieco, E. (2002). *Teledetección Ambiental: La observación de la tierra desde el espacio*. Barcelona, España: Ariel S.A.

IDEAM, IGAC, IAvH, Invemar, & Sinchi, I., IIAP. (2007). *Ecosistemas continentales, costeros y marinos de Colombia*.

IGAC (Cartographer). (1984). *Mapa de Bosques de Colombia (1:1.500.000)*.

Lee, J.S., Jurkevich, I., Dewaele, P., Wambacq, P., Oosterlinck, A. (1994). Speckle filtering of synthetic aperture radar images: a review. *International journal of remote sensing* 32 (23), 8207-8230.

Lillesand, T., & Kiefer, E. (1994). *Remote sensing and image interpretation*. Estados Unidos: John Wiley and Sons Inc.

Moreno, H., Vargas, C. A., López, M. A., Montoya, H. F., Robledo, C., Yépez, R. A., et al. (2006). *Parque Nacional Natural y sitio de patrimonio mundial Los Katíos. Plan de manejo 2005 - 2009*.

Ndi, A., Tonye, E., Akono, A. (2002). Evaluation of speckle filtering and texture analysis methods for land cover classification. *Remote Sensing Of Environment* 86 (4), 554-565.

Sabins, F. (1997). *Remote sensing: Principles and interpretation*. Nueva York, Estados Unidos: W. H. Freeman and Company.

Thomas, V., Treitz, P., Jelinski, D., Miller, J., Lafleur, P., McCaughey, J.H. (2002). Image classification of the northern peatland complex using spectral and plant community data. *Remote Sensing of Environment* 84, 83-99.

Universidad de Antioquia (2007). *Consultoría Gobernación de Antioquia: Sector Agroindustrial Región Urabá Antioqueño*. Departamento de Antioquia - Secretaría de Productividad y Competitividad.