

Metodología para la Determinación de Usos del Suelo Mediante Procesamiento de Imágenes Satelitales

John Jairo Sanabria Sarmiento

MSc.(C) en Ingeniería de Sistemas e Informática,
Universidad Industrial de Santander
Investigador Grupo GIROD,
Universidad Industrial de Santander UIS
Bucaramanga, Colombia
Maeinfo7@uis.edu.co

Sergio Andrés Zabala Vargas

Ingeniero Electrónico UIS
Especialista en Gerencia de Proyectos - UNITOLIMA
Docente Tiempo Completo UDI
Director Grupo de investigación GPS - UDI
(Categoría A Colciencias)
Bucaramanga, Colombia
sergiozabala@udi.edu.co

Resumen— Mediante los sistemas satelitales ubicados en órbita alrededor del planeta es posible realizar el seguimiento de gran cantidad de sucesos ocurridos en las diferentes latitudes del globo terráqueo. Al utilizar técnicas especializadas de procesamiento de imágenes es posible conocer con gran detalle características propias del fenómeno en análisis, realizar clasificación basada en dichas características e inferir comportamientos. El presente artículo pretende aportar una serie de recomendaciones y herramientas computacionales con las cuales sea posible realizar la clasificación del suelo de manera automática mediante el análisis de imágenes satelitales con dos técnicas siendo estas la transformada ondeleta (Wavelet) y el análisis de componentes principales.

Palabras clave— Sensado remoto, imagen satelital, clasificación, componentes principales, ondeleta (wavelet), eigenvalores, eigenvectores.

Abstract— Satellites systems orbiting around earth allows continuous monitoring of some phenomenon occurring on its surface at different latitudes. Specialized image processing techniques make possible to obtain specific information about the nature of soils. This paper presents software tools and a series of recommendations for automatic classification of soils, based on the wavelet transform and principal components analysis techniques.

Keywords— Remote sensing, satelital image, classification, principal components analysis, wavelet, eigenvector, eigenvalue.

I. INTRODUCCIÓN

Cada día la cantidad de seres humanos miembros de la aldea global¹ se incrementa de manera geométrica, lo cual hace difícil garantizar el acceso de los nuevos miembros a los recursos tanto

alimenticios como a la posibilidad de contar con una solución de vivienda digna, por tal razón aparece una serie de recomendaciones orientadas a los procesos de desarrollo tanto urbano como rural que procuran por un mayor aprovechamiento de los terrenos acorde a sus características. A partir de estudios técnicos de tipo interdisciplinario se define el Plan de ordenamiento Territorial (POT) que define la hoja de ruta a partir de la cual se toman las decisiones correspondientes a la viabilización de los proyectos para el territorio², sean de tipo urbanístico o agrícola en sus diversas categorías. [1],[2],[3]

Como parte de las labores desarrolladas a fin de determinar las características recogidas dentro del POT se hace uso de técnicas de recolección de datos de tipo tanto invasivo como no invasivo, a continuación se consideran solamente las técnicas no invasivas; el mecanismo utilizado es el procesamiento digital de imágenes satelitales.

Para el análisis de la información se hace uso de componentes principales, mediante los cuales es posible reconocer patrones y detectar contornos en imágenes, como parte de la etapa de adecuación de la información se usa la transformada wavelet como base de la etapa de filtrado.

DESARROLLO DEL ARTÍCULO

A. Concepto de suelo

El concepto de territorio o suelo adquiere una connotación diferente de acuerdo con la disciplina

¹ Término atribuido al sociólogo canadiense Marshall McLuhan.

² El término se usa para referirse a la pluralidad del concepto del suelo en el cual se debe considerar una serie de variables de diversos campos del conocimiento.

desde la cual se analiza. En nuestro caso el suelo está compuesto por los factores modificantes del paisaje y los atributos propios del mismo, de tipo temporal, climático y humano por mencionar sólo los más sobresalientes. Asociado a este se determinan los tipos de cobertura.[3],[7]

B. Clasificación de cobertura

Al igual que el concepto de territorio depende de la disciplina que lo analice, entre las posibilidades están: la consideración de las formas de vegetación (fisonómico estructural), las características taxonómicas (florística), la relación entre terreno y cobertura (fisiográfica) por mencionar los más sobresalientes [3], para el caso en análisis será el tipo de constituyente de acuerdo a su estado vegetativo.

C. Uso del suelo

“El uso del suelo es un determinante en lo relacionado con el desarrollo de políticas ambientales en los países de economías primarias³[4]. Aplicándose el término a la finalidad dada por el hombre a los diversos tipos de cobertura.

En su afán por homogenizar los criterios alrededor del mundo respecto a dichos usos, la unión geográfica internacional (UGI) establece nueve (9) categorías claramente definidas a saber [3]:

- Centros poblados o tierras no agrícolas
- Tierras Horticultoras
- Árboles frutales y otros cultivos perennes
- Tierras de cultivo
- Pastos permanentemente mojados
- Praderas no mejoradas
- Tierras de bosques
- Pantanos y ciénagas
- Tierras improductivas

D. Planes de ordenamiento territorial

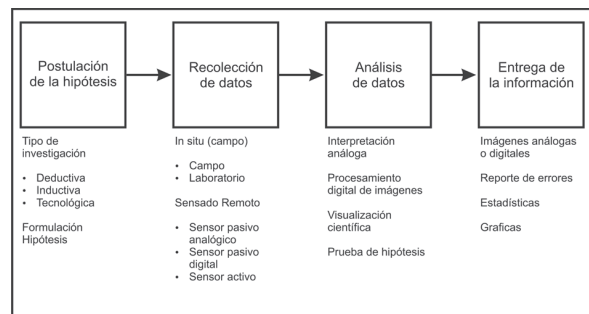
Como se nota en la sección dos el territorio se analiza como una entidad dinámica integrada por componentes la cual debe organizarse de acuerdo a un desarrollo económico, social, cultural y ambiental tal como está planteando en

la ley 388 de 1997 [1],[2], donde se dictan los lineamientos de los POT mediante los cuales se pretende cubrir las necesidades sociales, políticas, económicas y culturales de la sociedad.

E. Recolección de información

Los pasos involucrados en la recolección de información derivada del proceso de la investigación científica puede observarse en la Figura 1. Al momento de realizar estudios de cobertura del suelo mediante sensado remoto las imágenes satelitales (o fotográficas) son una herramienta fundamental, es posible en las mismas observar elementos útiles para la clasificación como son: el tono, la textura, patrón, forma, tamaño y ubicación geográfica entre otros. [5],[6]. La factibilidad de extraer información depende del tipo de registro realizado, la información espectral del mismo y la escala entre otros factores.

Fig. 1 PROCESOS ASOCIADOS AL ANÁLISIS DE INFORMACIÓN



Fuente: Tomado de [5]

F. Sensores remotos

El sensado remoto consiste en la determinación de características de objetos distantes a partir de las ondas electromagnéticas provenientes de ellos. Los orígenes de esta disciplina están ligados a los inicios de la fotografía blanco y negro, a finales del siglo XX. Se usaba inicialmente como herramienta para la toma de decisiones bélicas tomando un papel de importancia en los conflictos ocurridos en ese entonces [5],[6],[10].

En cuanto al análisis de fenómenos de naturaleza ambiental, resalta el desarrollo de la serie de satélites artificiales manejados por la misión Earth Resources Technology Satellite puestos en órbita a partir de 1972 (ERTS I. Su nombre

³ Las economías primarias se relacionan con aquellas con alta dependencia del sector agropecuario.

cambia posteriormente a Landsat⁴ 1). Dicha iniciativa actualmente maneja la séptima versión con el satélite Landsat 7 y las imágenes provenientes de él son la fuente primaria de información por excelencia para el análisis de dichos fenómenos [7],[10].

III. PROCESAMIENTO DE IMÁGENES SATELITALES

A. Conceptos generales

Muchos trabajos de interpretación e identificación en sensado remoto emplean una metodología manual. Se realizan mediante la intervención de un operario que se encarga de la revisión visual de las imágenes, sean estas en formato digital o análogo.

Cuando la información está disponible en formato digital, las tareas relacionadas pueden realizarse mediante un computador, usando las técnicas de inteligencia artificial como herramienta para la extracción e identificación de las características presentes en la imagen. Esta se considera una metodología asistida.

A pesar de las ventajas de una metodología sobre la otra, no son excluyentes. Por lo regular al momento de analizar las imágenes se realiza una mezcla de ambas metodologías. El operario es quien toma la decisión final acerca de la utilidad y relevancia de la información extraída.

La imagen satelital es una representación en píxeles del comportamiento de la superficie terrestre. Esta información es sensible de ser manipulada a fin de extraer de ella información relevante. Debido a la naturaleza digital de los sensores, la radiancia para cada banda espectral debe discretizarse asignándole un valor entero denominado Valor de Número Digital (DN, por su acrónimo americano) el cual es una relación de la radiancia espectral y una constante de proporcionalidad. [7] El DN para cada banda espectral se halla comprendido en el rango de valores de 0 a 255 siendo definido como:

$$DN(i) = q(i)L(i)$$

Donde $L(i)$ corresponde a la radiancia espectral la cual está relacionada con la longitud de onda de la banda i th y $q(i)$ es una constante de proporcionalidad dependiente de las características del fenómeno en estudio.

B. Pre procesamiento de la imagen

Antes de analizar cualquier información proveniente de un satélite se debe considerar los defectos provenientes de las diversas fuentes entre los cuales es posible encontrar:

- Defectos en el sistema de sensado lo cual originará imágenes defectuosas
- La pérdida de datos durante la transmisión desde el satélite a la estación terrestre
- La corrupción de información en los medios de distribución
- Las distorsiones de escala en las imágenes

Aunque dichos defectos no son observados comúnmente en las imágenes satelitales disponibles comercialmente, generalmente se ubica entre las tareas necesarias al momento de realizar el análisis. Sin embargo la pérdida de información es un fenómeno posible debido a las condiciones climáticas presentes al instante de realizar la toma.[8]

C. Métodos de mejoramiento

Posteriormente a las correcciones realizadas durante el pre procesamiento, considerando el objetivo del estudio se establecen los criterios a resaltar. Las técnicas más comunes de mejoramiento consideran:

1. Redistribución de la información estadística de la imagen
2. La manipulación de las características del espacio de color (Intensidad, Saturación y Pureza(Hue))
3. Filtrado

D. Métodos de transformación

Normalmente se involucra la manipulación de múltiples bandas mediante operaciones matemáticas con las cuales se obtiene una nueva imagen con características mejoradas (resaltadas). [8], [9],[14]

Una de las operaciones más comunes es la sustracción de bandas a fin de examinar cambios

⁴ La denominación Landsat corresponde a la serie de satélites artificiales manejados por la Nasa (National Aeronautics and Space Administration) actualmente se han desarrollado siete versiones, cuyas imágenes se señalan como Landsat x; siendo x el número del satélite del cual provienen.

como es el caso de estudios de deforestación en los cuales se emplean imágenes tomadas con periodos de tiempo entre ellas para realizar un estudio multitemporal. [3],[8],[11]. Otra técnica radica en la reducción de la información redundante sin que ello implique pérdidas de información. Este objetivo se logra mediante el análisis de componentes principales. Cada componente es una combinación lineal de las variables originales, y a su vez las combinaciones son independientes entre sí.

Al realizar el análisis se observa cómo el noventa (90) por ciento de la información presente en la imagen se ubica en los tres (3) primeros componentes

E. Métodos de clasificación

Durante la clasificación el operario usa elementos visuales para agrupar los píxeles representativos de cada cobertura o uso de interés. Para la clasificación digital la información espectral consignada en los DN es la clave de la agrupación [7],[11],[10].

En cualquiera de los dos casos el objetivo es obtener una imagen donde píxeles vinculados por un tema en particular se hallen agrupados por categorías, los resultados obtenidos deben complementarse a fin de ser de utilidad.

Para ello se usan la clasificación supervisada ó la no supervisada; durante la supervisada el operario entrega al sistema digital información acerca de ciertas clasificaciones a manera de área de comparación (valores de entrenamiento en el argot de la inteligencia artificial). La definición de dichas áreas se basa en el conocimiento previo por parte del operario de la zona. Por otro lado la clasificación no supervisada recibe los datos y mediante agrupación por características comunes genera las diversas clases presentes en la imagen.

F. Análisis de componentes principales (ACP)

La técnica de análisis de componentes principales (ACP) es una técnica clásica usada para el trabajo con datos estadísticos, extracción de comportamientos y compresión de datos [24-34]. La presente metodología se involucra con el fin de reducir la cantidad de datos de entrada.

La metodología empleada para el ACP se puede expresar con los siguientes pasos^{5,6}, [24],[26],[28], [30],[34]:

- A partir de la matriz K compuesta por el conjunto de datos de orden $n \times m$ siendo $n > m$ donde n es el numero de observaciones y m corresponde a la cantidad de patrones a determinar. A fin de obtener los datos de forma adimensional es preciso sustraer de los mismos la media y normalizar los datos.
- Considerado dichos datos se forma la matriz de cuadrados y productos $Z^T Z$ siendo Z la matriz adimensional obtenida con anterioridad.
- Con dicha matriz Z es posible obtener la descomposición en valores singulares o el análisis de eigenvalores con la matriz de correlación. A continuación se usará el segundo enfoque. Se puede obtener la matriz de correlaciones al racionalizar cada valor de $Z^T Z$ con el valor $(n-1)$, entregando tantos eigenvalores y eigenvectores como número de comportamientos contenidos en cada eigenvector.
- El componente principal se obtiene mediante la ecuación matricial $ACP=KC$, siendo K la matriz original de datos X , C la matriz de orden $m \times m$ cuyas columnas son los eigenvectores de $Z^T Z$ y ACP la matriz de orden $n \times m$ de componentes principales ACP_i .
- La razón entre los eigenvalores y la suma total de los mismos indica la proporción de variación definida por cada componente principal. Los valores más pequeños indican multicolinealidad⁷. Por otro lado los primeros valores explican las mayores varianzas.
- Como medida para reducir la dimensionalidad se define el porcentaje de variación total aceptado y de allí se determina la cantidad de componentes principales necesarios.

Como comentario adicional, la introducción del análisis de componentes principales permite re-

⁵ <http://biplot.usal.es/DOCTORADO/3CICLO/BIENIO-04-06/ACP/ACP.pdf>

⁶ <http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/jmmarin/esp/AMult/te ma3am.pdf>

⁷ Fuerte correlación entre variables explicativas del modelo

ducir la cantidad de procesamiento realizado por el algoritmo.

G. Transformada wavelet

Al momento de realizar procesamiento de imágenes es muy común la utilización de técnicas basadas en la transformada de Fourier, no obstante hace aproximadamente veinte años aparece un concepto matemático derivado de funciones fundamentadas en pequeñas ondas de frecuencia variable y duración limitada denominadas wavelets (ondeletas).

Dichas wavelets desde el momento de su planteamiento han demostrado su versatilidad al momento de realizar la codificación de señales (versión discreta) y en el análisis de señales (versión continua), reemplazando a menudo a la Transformada de Fourier. Entre sus aplicaciones más comunes es posible encontrar la dinámica molecular, la astrofísica, la óptica, el procesamiento digital de imágenes, el análisis de electrocardiogramas y algunos conceptos de biometría [12],[13],[14].

La transformada wavelet es un método para convertir una función de un dominio a otro. Mediante ella es posible separar datos, funciones u operadores en sus diversos componentes de frecuencia y estudiarlos separadamente con la resolución determinada por su escala [15],[16],[20],[21].

Para realizar la transformación es necesaria una forma de onda localizada denominada wavelet, para ser denominada wavelet dicha función $\psi(t)$ debe satisfacer ciertos criterios matemáticos.

Los criterios para considerar una función como

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (\text{Ecuación 3})$$

wavelet son: [16],[17]

1 Debe tener energía finita

E es la energía de la función dada por la integral de la magnitud al cuadrado. En caso de ser una función compleja debe calcularse considerando tanto la parte real como la compleja

$$\bar{\psi}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) e^{-i(2\pi f)t} dt \quad (\text{Ecuación 4})$$

2 Si $\bar{\psi}(f)$ es su transformada de Fourier

Debe cumplirse

$$C_g = \int_0^{\infty} \frac{|\bar{\psi}(f)|^2}{f} df < \infty \quad (\text{Ecuación 5})$$

lo cual implica que la wavelet no tiene componente de frecuencia cero, $\hat{\psi}(0) = 0$ es decir la wavelet tiene una mediana cero. La expresión para C_g es llamada condición de admisibilidad.

Las wavelets que satisfagan la condición 2 son de hecho filtros pasa banda

Un criterio adicional relaciona las wavelets discretas con la transformada de Fourier, lo que implica la necesidad de estar definida en el espacio real y desaparecer para las frecuencias negativas.

Hay muchas variedades de wavelets pero es posible distinguir entre: [15],[16]

1. Transformada wavelet de tipo continuo
2. Transformada wavelet discreta

En el presente trabajo se usan las transformadas discretas, para las cuales es posible distinguir dos divisiones

Sistemas discretos redundantes (frames) y Wavelets con bases ortonormales

Para el desarrollo del trabajo se consideran las wavelets de tipo ortogonal y biortogonal pertenecientes a aquellas con bases ortonormales.

La teoría wavelet tiene un papel importante al momento de analizar y procesar singularidades presentes en las imágenes, especialmente aquellas relacionadas con la detección de bordes [18],[19],[21].

Además de las características propias de filtro inherentes a sus características de energía. Presentan la propiedad de identificar discontinuidades en una señal. [8],[18],[20],[21].

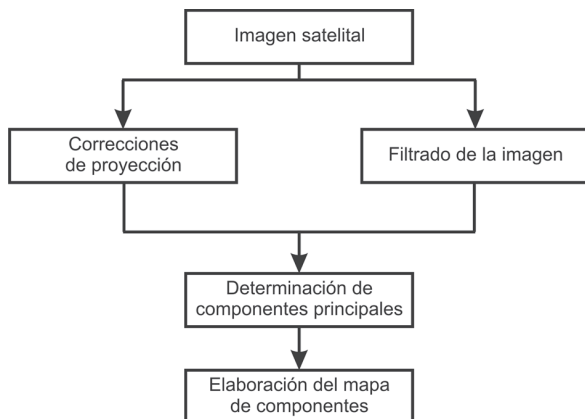
Por dichas características generalmente son empleadas como pre-procesadores antes de pasar las imágenes por un sistema de inteligencia artificial [8],[19],[21]. A fin de eliminar la información adicional presente en la imagen se emplearan las transformadas ortogonales y biortogonales

H. Herramienta de desarrollo

A fin de desarrollar el producto se utiliza la metodología estructurada orientada al proceso, implementada mediante el ciclo de trabajo de tipo espiral donde cada iteración del proceso entrega un producto más maduro y completo, denominada prototipo evolutivo.[22],[23]. El paquete es desarrollado considerando los principios de la fundación para el software libre (FSL) mediante la IDE Netbeans con el lenguaje java al cual se lleva la

imagen satelital para realizar el pre-procesamiento y la clasificación por componentes

Fig. 2 PROCESOS DESARROLLADOS



Fuente desarrollo del proyecto

IV. DESARROLLO DEL TRABAJO

De acuerdo con el trabajo iniciado en la fase 1 se utilizan imágenes del área metropolitana de Bucaramanga (AMB), con énfasis en aquellas en las cuales es posible observar comportamientos espectrales diversos. Son utilizadas 12 escenas⁸ las cuales son parte de una imagen mayor correspondiente al AMB:

Bucaramanga

- Sector comprendido entre la calle 7 y 12 con carreras 21 y 23 (alrededores UDI)
- Campus Universitario UIS sede Central
- Sector calle 45 con carrera 1 y carrera 3 Occ.
- Sector Estadio Alfonso López
- Sector carrera 17 y carrera 20 con calle 16 y calle 18
- Sector Calle 18 y calle 32 con carrera 27
- Sector Polideportivo Las Américas

Girón

- Sector Girón entrada palenque Zona industrial
- Sector Cárcel de mujeres

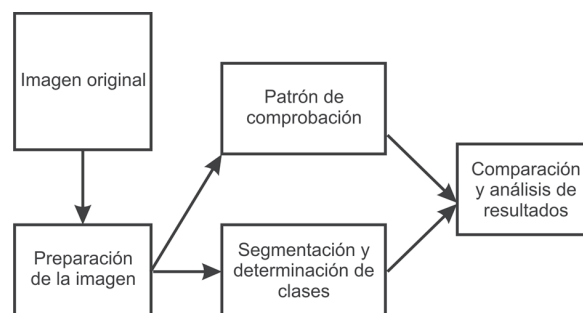
Floridablanca

- Sector Floridablanca Planta de tratamiento Aguas residuales Petar
- Sector Anillo vial a la altura de Papi quiero piña
- Sector anillo vial Floridablanca-Girón Barrios

⁸ Porciones de una imagen de mayor tamaño

Las imágenes se presentan en formato RGB. El trabajo concerniente a la fase II del proyecto se orienta a diseñar e implementar el aplicativo software usando la transformada wavelet como herramienta de pre-procesamiento, a fin de emplearlo como base de una metodología para el manejo de la información contenida en las imágenes satelitales.

Fig. 3 METODOLOGÍA USADA PARA LAS PRUEBAS DE CLASIFICACIÓN



Fuente desarrollo del proyecto

A. Descripción de la metodología

- Preparación de la imagen, mediante la aplicación desarrollada en Java se procesa la información adicional presente en la imagen mediante filtros basados en la transformada wavelet.
- Creación del patrón de comprobación para el proceso de clasificación.
- Segmentación mediante la utilización del análisis de componentes principales (ACP).
- Determinación de las clases obtenidas.
- Comparación de los resultados obtenidos.

B. Patrón de comparación

El patrón de comprobación para la clasificación corresponde a los usos del suelo establecidos en el POT vigente⁹

C. Procesamiento de la información

Como resultado del filtrado se elimina el ruido de tipo gaussiano presente en la imagen mediante un filtro wavelet. Mediante la aplicación de la transformada wavelet la presencia de ruido se disminuye en gran medida. En dicho proceso se emplean una carga computacional y tiempo míni-

⁹ La norma se encuentra disponible en <http://www.bucaramanga.gov.co/planeacion/POT.htm>

mos, lo cual representa un comportamiento superior al logrado con la toolbox wavelet empleada en la fase I del proyecto

Tabla 1 Tiempos empleados durante el filtrado

Función	Tiempo promedio Matlab (s)	Tiempo promedio Java (s)
Filtrado	46,08	30.4

Fuente desarrollo del proyecto

D. Clasificadores de la imagen

Se realiza la reducción de información mediante el análisis de componentes principales siendo su producto el mapa de zonas clasificadas, siendo presentadas mediante la utilización de pseudo color. De las doce imágenes se presentan aquellas imágenes en las cuales es posible observar comportamientos espectrales diversos dentro del entorno urbano. Para el caso se inicia con el campus UIS a fin de revisar el comportamiento de sus zonas verdes

Fig. 4 IMAGEN CAMPUS UIS



Fuente desarrollo del proyecto

En la imagen resultado obtenida se aprecian zonas con totalidades claramente definidas, las cuales se pueden clasificar como;

- 1 Verde Edificaciones
- 2 Amarillo Cuerpos poco reflectivos
- 3 Cyan Vegetación
- 4 Negro Espacios sin respuesta espectral (nubes, agua)
- 6 Rojo Suelos desnudos
- 7 Blanco Calles, edificaciones y vegetación

Fig. 5 CLASIFICACIÓN RESULTADO



Fuente desarrollo del proyecto

Del resultado es posible resaltar la diferencia en el comportamiento espectral de la vegetación. Es posible observar cómo parte de la vegetación se clasifica en la categoría 3 mientras otra se asemeja más a la categoría 2 ó a 7.

A continuación se revisa dicha respuesta con otra zona con mayor presencia de vegetación

Fig. 6 IMAGEN CAMPO HERMOSO



Fuente desarrollo del proyecto

Fig. 7 CLASIFICACIÓN RESULTADO



Fuente desarrollo del proyecto

En la imagen resultado obtenida se aprecian zonas con totalidades claramente definidas, las cuales se pueden clasificar como;

- 1 Verde Edificaciones
- 2 Amarillo Cuerpos poco reflectivos
- 3 Cyan Vegetación
- 4 Negro Espacios sin respuesta espectral (nubes, agua)
- 6 Rojo Suelos desnudos
- 7 Blanco Calles, edificaciones y vegetación

Nuevamente se observa la diferencia en el comportamiento espectral de la vegetación. Es posible observar cómo parte de la vegetación se clasifica en la categoría 3 mientras otra se asemeja más a la categoría 7.

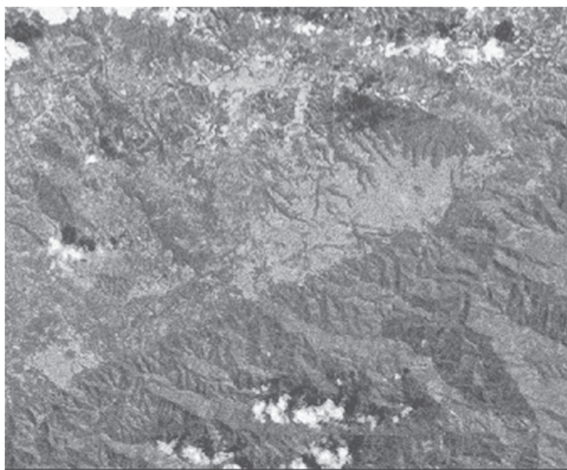
Para finalizar se revisa el comportamiento del desarrollo realizado para la fase I comparado con el resultado de la fase II

Fig. 8 IMAGEN SECTOR BARRIOS ANILLO VIAL FLORIDABLANCA



Fuente desarrollo del proyecto

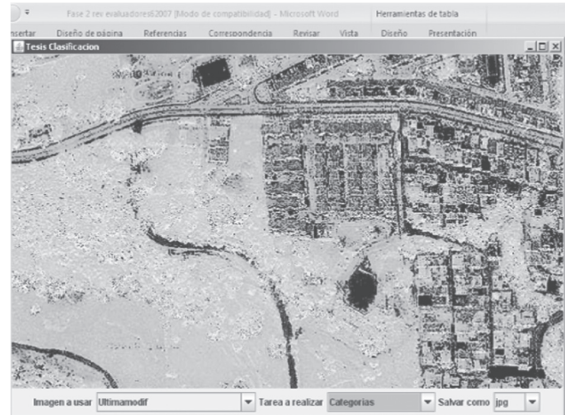
Fig. 9 RESULTADO DE LA CLASIFICACIÓN FASE I



Fuente desarrollo del proyecto

De los resultados obtenidos es posible inferir la utilidad de la metodología de extracción de información basada en la técnica ACP, resaltando las ventajas a pesar de presentar tiempo y carga computacional superiores como se observa en la Tabla 1 para el caso del filtrado.

Fig. 10 RESULTADO DE LA CLASIFICACIÓN FASE II



Fuente desarrollo del proyecto

V. RESULTADOS OBTENIDOS

A. Clasificación

Como resultado se resalta la obtención de perfiles de uso más definidos respecto a los resultados obtenidos en la fase I, siendo ellos de carácter aceptable para un análisis de tipo exploratorio. Sin embargo, para el caso de la tesis considerada se concluye que para una correcta clasificación basada en los usos del suelo deben involucrarse técnicas de análisis automático (IA o lógica difusa) como mecanismos de discriminación.

B. Pre-procesamiento

Como técnica de pre-procesamiento la transformada wavelet juega un papel de importancia al momento de preparar la información para su introducción al mecanismo de clasificación, convirtiéndose en pieza clave de la fase II

VI. CONCLUSIONES

El uso del análisis de componentes principales arroja resultados notablemente superiores a los obtenidos durante la realización de la fase I, en la cual se empleó la transformada wavelet como elemento clasificador.

Durante la elaboración de las pruebas se observa la eficiencia de la técnica ACP respecto a la transformada wavelet en términos de la gestión de recursos de la herramienta computacional [7,8,11,12,20,21]. Sin embargo, el comportamiento sobresaliente de la transformada wavelet al momento de realizar la remoción de ruido presente en la imagen, la constituye en pilar constitutivo de la aplicación.

Se comprueba que la transformada wavelet representa una poderosa herramienta al momento de manejar imágenes debido a sus propiedades, siendo las wavelets de tipo biortogonal las de mejor comportamiento. A pesar de tratarse de un concepto con grandes ventajas tanto para el análisis, como la compresión de imágenes es poca la literatura especializada al respecto.

Como recomendación para trabajos relacionados con la clasificación y parametrización de características sean estas provenientes de imágenes o sensores se hace necesario involucrar técnicas diseñadas con tal fin como pueden ser los algoritmos matemáticos o técnicas de inteligencia artificial. [17,19, 20 ,21]

La metodología recomendada para la extracción de información se basa en la eliminación de ruido mediante la transformada wavelet para extraer la información posteriormente mediante análisis de componentes principales que arrojan resultados aceptables en la mayoría de los casos, excepto en aquellos en los cuales está presente vegetación mixta (vegetación relativamente joven y plantas en un estado vegetativo maduro) en los cuales la vegetación responde poco a las componentes espectrales.

REFERENCIAS

- [1] LA LEY 388 DE 1997. UN REPASO A UNA DÉCADA. [revisado mayo 10 2008]. Disponible en Internet URL:http://www.territorioysuelo.org/documentos/Presentaciones_foros/2007/Seminario_ley/10.JM_Caicedo_F.pdf artículo 2
- [2] Seminario diez años después de ley 388 de 1997 ponente Gina Parody: Bogotá disponible en Internet en http://www.ginaparody.com/eventos/seminario_ley_188.htm
- [3] E, Vargas . Análisis y clasificación del uso y cobertura de la tierra con interpretación de Imágenes: Bogotá: Instituto Geográfico Agustín Codazzi, 1992. 120P
- [4] R Lombo: Ecología y Usos del Suelo [revisado mayo 10 2008] disponible en internet URL:<http://www.sogeocol.edu.co/documentos/Ecologia.pdf>
- [5] J Jensen R. Introductory Digital Image Processing Second edition: USA: Prentice Hall, 1996. 318P
- [6] F. Kuehn. Remote sensing for site characterization, USA: Editorial Springer, 2000
- [7] R.Vincent Fundamentals of geological and environmental remote sensing USA: Prentice Hall, 1997. 285P
- [8] H. Araki. Fusao de informacoes espectrais, altimétricas e de dados auxiliares na classificacao de imagens de alta resolucao espacial, Universidade Federal do Paraná, Curitiba 2005. Tesis doctoral Facultad de Geodesia y ciencias de la información
- [9] J Donnay. Remote Sensing and Urban Analysis, Premier edition. London: Taylor y Francis, 2001. 268P
- [10] P. Gibson, C. Power., Introductory Remote Sensing Principles and Concepts V.2: Routledge. London, 2000. 250P
- [11] J. Richards Remote Sensing Digital Image Analysis: An introduction, Berlin: Ed Springer Verlag, 1993. 320P
- [12] J Walker. A primer on wavelets and their Scientific applications USA: Editorial CRC, 1999 380P
- [13] V. Vega. Aplicación de la Transformada Wavelet discreta (TWD) en la detección e identificación de eventos de la calidad de la energía eléctrica, Bucaramanga. UIS, 2004 Tesis de Pregrado Facultad de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones
- [14] R Gonzalez, R. Woods. Digital Image Processing using Matlab, Upper Saddle River : Pearson - Prentice Hall, 2004. 954P
- [15] I. Daubechies. Teen Lectures on Wavelets, USA, SIAM 1992
- [16] S. Mallat. A wavelet tour of signal processing. Second edition, USA Prentice Hall, 1999. 250P
- [17] P. Addison. The illustrated Wavelet transform Handbook. Second Edition. London Institute of Physics, 2002. 420P
- [18] F Tadeo, T., Álvarez, S. González. Seguimiento de la cristalización de azúcar mediante procesado de imagen con wavelets Valladolid, Universidad de Valladolid 2002 Tesis de pregrado Departamento de Sistemas y Automática
- [19] Y Tang, I Yang. Wavelet theory and its application to pattern recognition, USA: World Scientific, 2000. 456P

- [20] R Medina, I. Lizarazo, Fusión de imágenes satelitales usando la transformadora de wavelet, Bogota: Universidad Francisco José de Caldas, 2004. 80P
- [21] "Wavelet smoothing of fMRI activation images" [online], 2002 [citado: Agosto de 2008]. University College London. Disponible desde: www.fil.ion.ucl.ac.uk/~wpenny/publications/wave.pdf
- [22] B Bruegge, Object-oriented Software Engineering: Using UML, Patterns and Java, Second Edition, Carnegie Mellon University. 2005
- [23] E Braude, Ingeniería de Software- Una perspectiva orientada a objetos. Alfaomega. 2000
- [24] Lu We-Zhen et al, Performance assessment of air quality monitoring networks using principal component analysis and cluster analysis, Building and Environment (2010)
- [25] Boente Graciela et al, Detecting influential observations in principal components and common principal components, Computational Statistics and data analysis 54 (2010) 2976-2975
- [26] Ravi V, Pramodh C, Threshold accepting trained principal component neural network and feature subset selection: Application to bankruptcy prediction in Banks, Applied soft computing 8 (2008) 1539-1548
- [27] Cho chien-wen et al, A vision-based analysis system for gait recognition in patients with Parkinson's disease, Expert systems with applications 36 (2009) 7033-7039
- [28] Heij Christiaan et al, Forecast comparison of principal component regression and principal covariate regression, Computational Statistics & Data analysis 51 (2007) 3612-3625
- [29] Al-Alawi Saleh et al, Combining principal component regression and artificial neural networks for more accurate predictions of ground-level ozone.
- [30] Tamura Masayuki, Tsujita Shinsuke, A study on the number of principal components and sensitivity of fault detection using PCA, Computers and chemical Engineering 31 (2007) 1035-1046
- [31] Salinelli Ernesto, Nonlinear principal components, II: Characterization of normal distributions, Journal of Multivariate Analysis 100(2009) 652-660
- [32] Chester Victoria, Wrigley Allan, The identification of age-related differences in kinetic gait parameters using principal component analysis, Clinical Biomechanics 23 (2008) 212-220
- [33] Keithley Richard et al, Multivariate concentration determination using principal component regression with residual analysis, Trends in analytical chemistry Vol. 28, No 9, 2009
- [34] Boik Robert, Shirvani Amin, Principal components on coefficient of variation matrices, Statistical Methodology 6 (2009) 21-46