

## Imágenes Hiperespectrales (HSI): La nueva generación de los sensores remotos

*Hyperspectral Imaging - HSI: Remote Sensing New Generation*

Jonás C. León Pérez<sup>1</sup>

### Resumen

En este trabajo se muestran las características específicas de las imágenes hiperespectrales (HSI, HyperSpectralImagin), las que están compuestas por más de cien bandas espectrales y ancho de banda relativamente estrechas (5-10 nm). Se explica que los datos hiperespectrales pueden ser visualizados como un cubo tridimensional, con dos dimensiones representadas por las coordenadas espaciales (x, y) y la tercera representada por las bandas espectrales ( $\lambda$ ), ubicadas en el eje z. Se desarrollan los temas de firma espectral pura (endmembers), biblioteca espectral, programas con sensores hiperespectrales y procesamiento digital de datos hiperespectrales (calibración de datos de reflectancia, reducción de la dimensionalidad de la imagen y clasificación). Se concluye que las HSI son una fuente relativamente nueva de datos para que los objetos y materiales (suelos, vegetación, minerales, etc.) puedan ser detectados, identificados, discriminados y cuantificados con mayor precisión.

### Palabras clave

Imagen Hiperespectral, firma espectral pura (endmember), cubo hiperespectral, biblioteca espectral (espectroteca), procesamiento digital de HSI.

### Abstract

This paper shows the hyperspectral imaging (HSI) characteristics, composed by more than one hundred spectral bands and relatively narrow bandwidth (5-10 nm). It is explained that the hyperspectral data can be displayed through a three dimensional cube with two dimensions represented by the spatial coordinates (x, y) and third spectral bands represented by ( $\lambda$ ) located on the z axis. The following topics are developed: pure spectral signature (endmembers) spectral library, hyperspectral sensors programs and digital processing of hyperspectral data (reflectance calibration data, reducing the dimensionality of the image and classification). We conclude that the HSI is a relatively new source of data for the objects and materials (soils, vegetation, minerals, etc.) can be detected, identified, discriminated and quantified more accurately.

### Key words

Hyperspectral Image, pure spectral signature (endmember), hyperspectral cube, spectral library, digital processing of HSI.

<sup>1</sup> Centro de Investigación y Desarrollo en Información Geográfica (CIAF), Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC), Bogotá (Colombia), jonas.leon2@igac.gov.co, jleonp@unal.edu.co

## Introducción

En el amplio campo de la percepción remota, los sensores e imágenes hiperespectrales (HSI, por su sigla en inglés), también conocidas como imágenes espectroscópicas, son una fuente relativamente nueva de datos y que están siendo aplicadas en áreas tan diversas como la agricultura, la exploración de minerales e hidrocarburos, la geología y la silvicultura, entre otras. La gran sensibilidad y fina resolución espectral proporcionadas por esos sensores, ofrecen una oportunidad sin precedentes para estudiar con detalle zonas remotas y a veces inaccesibles.

El concepto de percepción remota hiperespectral se empieza a utilizar a mediados de los años 80, cuyos productos, las imágenes hiperespectrales, están compuestas por cientos de bandas espectrales contiguas, en contraposición de las imágenes multispectrales, que están integradas por menos de 10 bandas espectrales discretas. Como resultado, muchos objetos y materiales pueden ahora ser detectados, identificados, discriminados, clasificados y cuantificados con mayor precisión.

Pero, por otro lado, se ha tenido la idea de que la imagen hiperespectral es una extensión natural de la imagen multispectral, con una expansión de bandas, motivo por el cual las técnicas desarrolladas para el tratamiento de las imágenes multispectrales pueden ser aplicadas, casi sin modificarlas, a las imágenes hiperespectrales. Sin embargo, esta interpretación intuitiva puede ser errada, principalmente porque las técnicas desarrolladas para el análisis de las imágenes hiperespectrales, están generalmente orientadas a definir objetos específicos, que pueden ser detectados a nivel de pixel mezclado y/o subpixel, en contraposición a las técnicas orientadas a 'patrones', de las imágenes multispectrales, merced a su baja resolución espectral.

En consecuencia, el objetivo del presente artículo es mostrar la naturaleza específica de la imagen hiperespectral, incluyendo temas como el cubo hiperespectral, firmas espectrales puras, bibliotecas espectrales, la selección y reducción de bandas, análisis de mezclas espectrales, y los sistemas de clasificación, en la perspectiva de utilizarla adecuadamente para el estudio de los recursos naturales y del medio ambiente, en regiones de gran complejidad, como son las zonas tropicales.

## Conceptos generales

### Definiciones

El término "hiper" es una palabra de origen griego que significa "sobre", "por encima" o "una cantidad exagerada", que unida a la palabra "espectral", que denota los colores componentes de la luz, forman el término "hiperespectral", que significa "muchos colores" o, más específicamente, "una cantidad exagerada de bandas con sus correspondientes longitudes de onda" (Borengasser et al., 2008; Schmidt, 2003). En otras palabras, la percepción remota hiperespectral se refiere a tomar una porción del espectro electromagnético y partirlo en piezas o porciones (Figura 1), con el propósito de hacer un análisis riguroso de ellas (Borengasser et al., 2008), para cumplir con los objetivos prefijados, por ejemplo, discriminar las malezas presentes dentro de un cultivo en desarrollo.

Específicamente, las imágenes hiperespectrales están compuestas por más de 100 bandas espectrales con anchos de banda relativamente estrechos (5-10 nm), a diferencia de las imágenes multispectrales que están conformadas por 5 a 10 bandas espectrales con anchos de banda amplios (70-400 nm), como se muestra esquemáticamente en la Figura 2. Desde el punto de vista de la forma de la curva espectral característica de cada objeto o fenómeno sobre la superficie terrestre, es evidente que en las imágenes hiperespectrales la curva es continua, mientras que en las imágenes multispectrales esta es una representación de la unión de puntos aislados (bandas) en pocas porciones específicas, o áreas de muestreo (Figura 3).

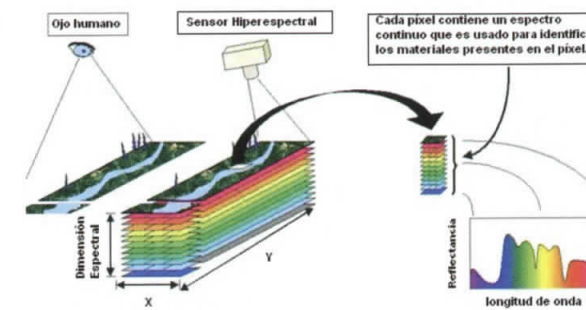


Figura 1. Concepto central de la percepción remota hiperespectral.

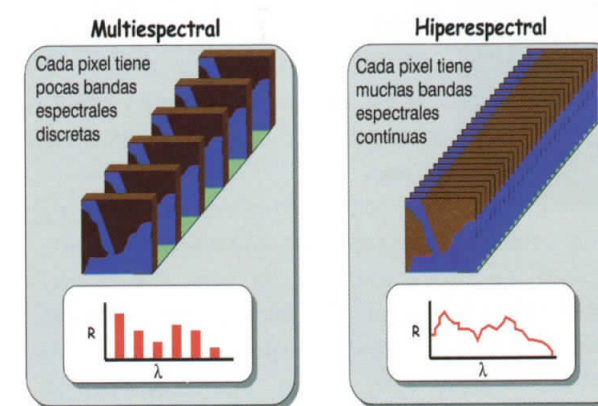


Figura 2. Número de bandas de las imágenes multispectrales (a) e hiperespectrales (b).

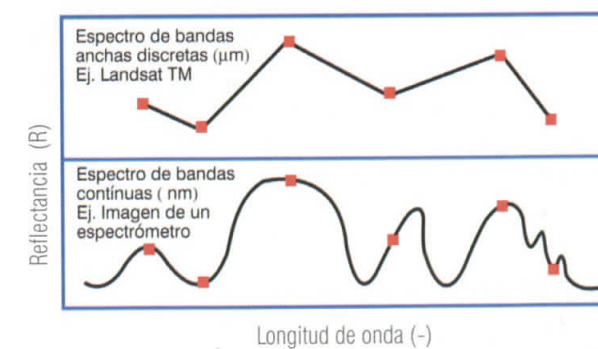


Figura 3. Curvas típicas de imágenes multispectrales e hiperespectrales.

## La tecnología

Una imagen hiperespectral es el resultado de la combinación de las siguientes tres tecnologías: I) imagen convencional, II) espectroscopía, y III) radiometría, lo que permite producir imágenes que asocian la signatura espectral con cada elemento espacial, denominado pixel (Gat and Subramanian, 1997; Gat, 1998), cuyo esquema se muestra en la Figura 4. Además, es conveniente resaltar que el término 'espectroradiometría' expresa la combinación de las técnicas espectroscópicas con las mediciones radiométricas (Kardeván, 2004).

## El concepto de un cubo hiperespectral

Los datos producidos por una imagen espectral forman un cubo hiperespectral, que es un arreglo tridimensional de la información espacial (imagen), ubicados en los ejes X y Y, y la información espectral (-), sobre el eje Z; como consecuencia, una imagen espectral produce una curva espectral completa de cada pixel (Figura 5).



Figura 4. Relación entre las técnicas radiométricas, espectrométricas y de imágenes. Fuente: Elachi, 1987.

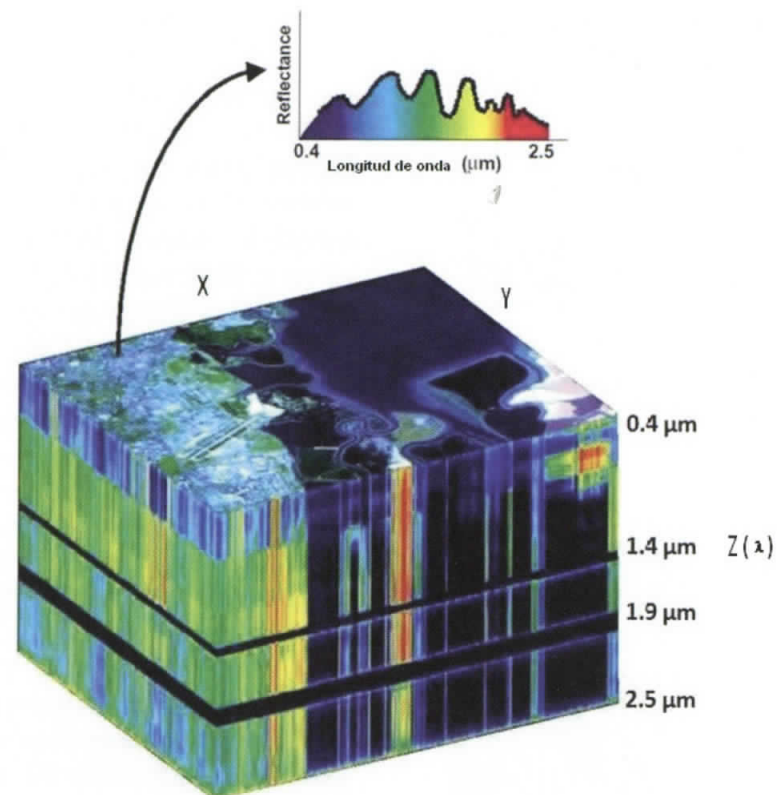


Figura 5. Representación del cubo hiperespectral.

El cubo hiperespectral o hipercubo, es un método poderoso y dinámico para visualizar, analizar y explotar los datos, ligando sus características espacial y espectral con la posibilidad de generar, entre otras, las librerías espectrales (Gat and Subramanian, 1997; Borengasser, et ál., 2008), o espectrotecas, útiles para el proceso de clasificación de imágenes.

El resultado final de las imágenes de alta resolución espectral es que con ellas se pueden identificar materiales específicos, reconociendo su composición y ciertas propiedades físicas, mientras que con los sensores multispectrales solamente se pueden discriminar entre materiales (Short, s.f.).

En resumen, una HSI tiene las siguientes ventajas e inconvenientes frente a otros sensores (Chuvieco, 2002; Gat, 1999):

### Ventajas

- Pueden analizarse las relaciones espectrales – espaciales.
- Pueden observarse pequeñas bandas de absorción.
- Puede determinarse la composición de una mezcla de materiales dentro de una resolución espacial (pixel).
- Pueden localizarse las firmas espectrales de objetos que ocupan espacios menores al tamaño de un pixel.

### Inconvenientes

- Se requieren correcciones radiométricas y geométricas precisas.
- Se generan grandes volúmenes de datos.

En relación con el segundo inconveniente, algunos autores (Gat y Subramanian, 1997; Borengasser, 2008) manifiestan que es recomendable seleccionar las bandas útiles y eliminar el gran volumen de datos que no solo no contribuyen al desarrollo de la aplicación, sino que pueden causar enorme confusión.

### Firma espectral pura (Endmember)

En el ambiente de la percepción remota hiperespectral, la habilidad para derivar información desde los datos espectrales es clave en el desarrollo de una aplicación. En consecuencia, de la gran cantidad de datos espectrales se deben extraer aquellos que sirven para definir la firma espectral de interés, que permita identificar el material u objeto bajo consideración, es decir, obtener una firma espectral pura o 'Endmember' en inglés.

Un método para recolectar firmas espectrales puras es utilizando un espectroradiómetro en el laboratorio, que se focaliza sobre un material simple (puro) y conocido. Esas firmas son luego incorporadas al sensor espectral, y los algoritmos de detección son usados para definir y refinar la escena espectral colectada que pueda servir para reconocer el material con características similares (Borengasser et ál., 2008). Finalmente, la firma espectral pura, o referencia espectral, es almacenada en una librería espectral.

Sin embargo, las firmas espectrales puras no son constantes dentro de una escena simple, lo que indica que puede haber variaciones espectrales de ellas (Bateson et ál., 2000), debido principalmente a la inherente variabilidad en la naturaleza. Así, al hacer un análisis geológico, teóricamente es posible encontrar un espectro de cada mineral puro, pero hay factores que afectan esa posibilidad, ya que materiales con idéntica composición pueden tener diferentes firmas espectrales, debido a diferentes grados de cristalización y de meteorización, presencia o ausencia de agua y grado de transparencia. Similar situación puede suceder cuando se analiza la vegetación, cuyas

firmas espectrales son afectadas por las lluvias, presencia o ausencia de minerales en el suelo, fase del ciclo de desarrollo (fenología) y orientación de las hojas con relación al sol.

Por otro lado, el uso de firmas espectrales puras para estimar la composición de un pixel se asemeja al análisis de un sistema triangular (o de mayor grado) donde los vértices son ocupados por los elementos puros (A, B y C) y la mezcla de los tres materiales, tal como X (Figura 6), corresponde a la distancia relativa a esos elementos puros (Liang, 2004), representado en porcentajes. Así, en la Figura 6 la mezcla X tiene el 10 % del elemento A, 20 % del elemento B y 70 % del elemento C. Por su parte Bohlman (2008) muestra, en contraste al ejemplo hipotético anterior, un caso de estudio en boques tropicales de Panamá, para identificar las posibles mezclas en un píxel, teniendo como vértices (elementos puros) a la vegetación verde, el suelo y la sombra.

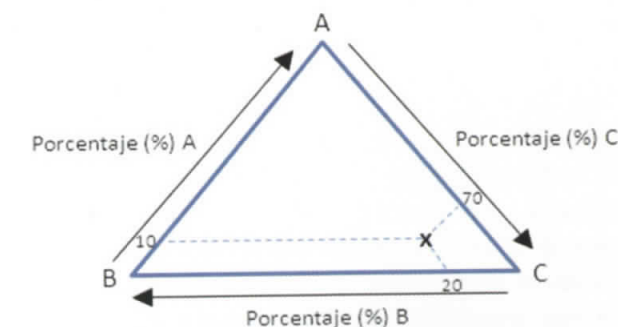


Figura 6. Composición de un pixel (x) con base en la proporción (%) de los elementos puros (A, B y C).

### Biblioteca espectral (espectroteca)

### Conceptos generales

El evidente desarrollo que están teniendo los sensores hiperespectrales, ha estimulado la creación de bibliotecas espectrales o espectrotecas. Se trata de colecciones de espectros, generalmente tomados en laboratorio, bajo condiciones controladas, que buscan recoger la reflectividad característica de materiales hechos por el hombre, de minerales puros, de

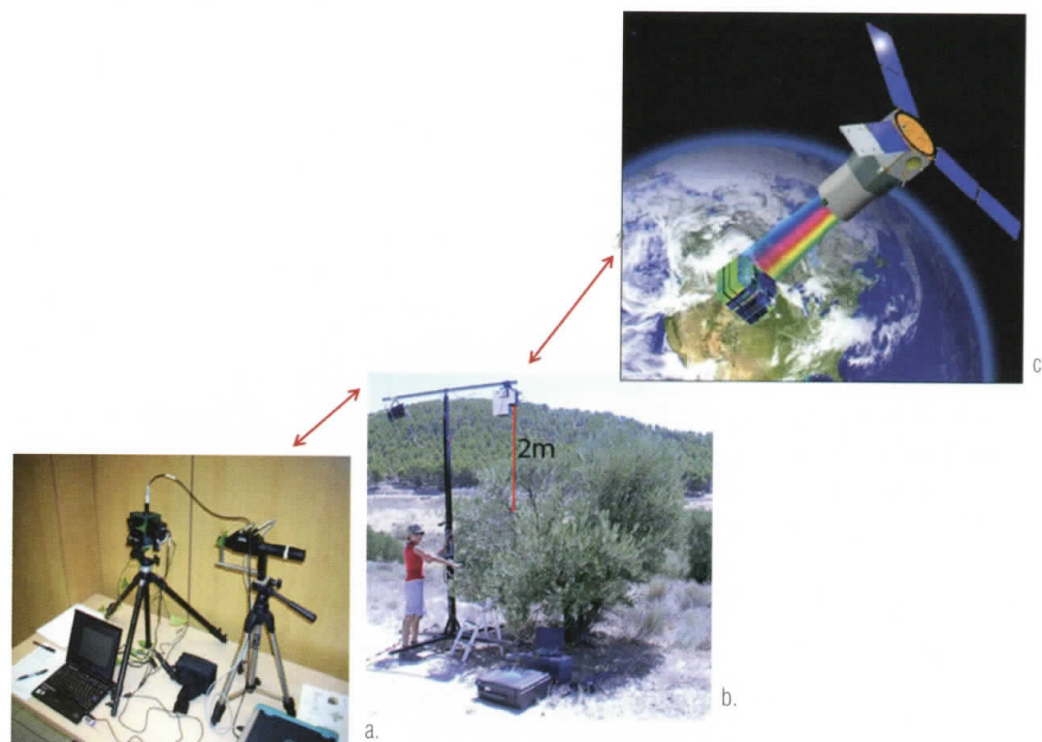


Figura 7. Tres fuentes para obtener firmas espectrales (a. en el laboratorio, b. en el campo y c. desde las imágenes) y sus relaciones.

minerales en sitios específicos, de conglomerados de vegetación pura y de variadas mezclas. Sin embargo, se pueden también obtener firmas características utilizando espectroradiómetros de campo en áreas naturales o controladas, y desde las mismas imágenes (espectros derivados de escenas) (Chuvieco, 2002). Los datos obtenidos en el campo pueden servir de puente entre los obtenidos en el laboratorio y, por los sensores ubicados en aviones o satélites (Figura 7).

### Metodología para la construcción de bibliotecas espectrales

La construcción de bibliotecas espectrales es clave para mejorar la capacidad de obtener los mejores resultados en el mapeo de los recursos de la Tierra, utilizando las nuevas fuentes de datos proporcionados por las imágenes hiperespectrales, obtenidas desde plataformas aéreas o satelitales (Zomer *et al.*, 2009).

Pero, la construcción de las mencionadas bibliotecas no es fácil debido, fundamentalmente, para el caso de la vegetación, a cómo caracterizar la variabilidad espectral expresada en cambios debidos a los estados fenológicos y a las condiciones ambientales. Para minimizar este problema, una alternativa es desarrollar bibliotecas espectrales de sitios específicos, Schmid *et al.* (2004), como las implementadas por Robles *et al.* (2008), para conocer las respuestas espectrales de las principales especies vegetales de la Comunidad de Madrid (Figura 8); por Zomer *et al.* (2009), para clasificar la cobertura vegetal de tierras húmedas asociadas a refineras de petróleo, en Texas, Mississippi, California; por Schmid *et al.* (2004) para estudiar la degradación de las tierras húmedas en la región semiárida de La Mancha (España Central) y, Ben-Dor (1994) para caracterizar los principales suelos de Israel (Figura 9).

Cada uno de los autores mencionados anteriormente utilizaron diferentes espectroradiómetros de campo,

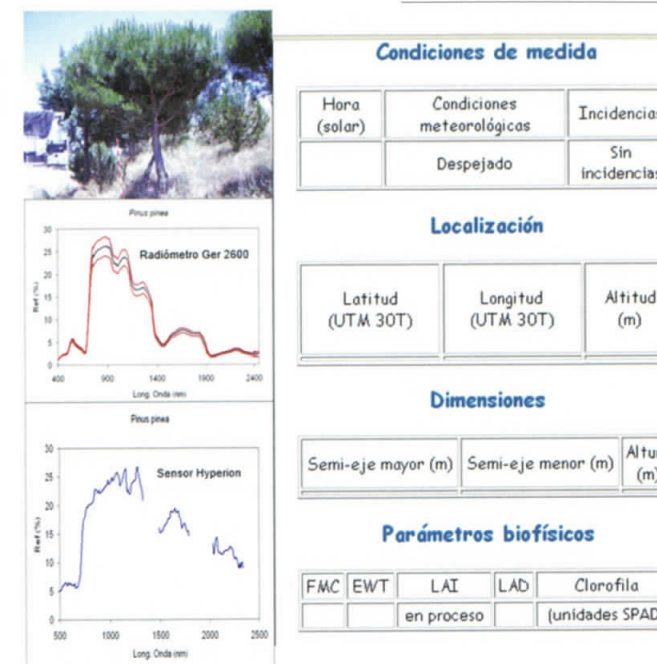


Figura 8. Parte de una librería espectral para vegetación. Fuente: Robles *et al.*, 2008.

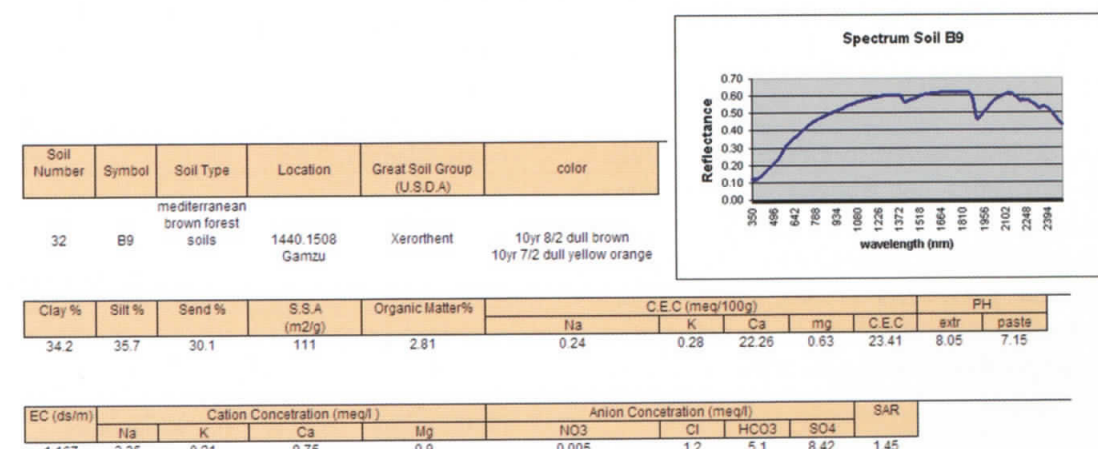


Figura 9. Parte de una librería espectral para suelos. Fuente: Ben-Dor, 1994.

diferentes imágenes hiperespectrales y diferentes datos complementarios. Así Schmid *et al.* (2004) utilizaron un espectroradiómetro ASD FieldSpec Pro (VNIR-SWIR) para hacer las lecturas espectrales y adicionalmente tomaron muestras de suelos, vegetación, sedimentos y costras de sal. En cada sitio de muestreo, seleccionaron cinco elementos de interés (vegetación), haciendo tres mediciones para cada uno de ellos. El preprocesamiento de las curvas espectrales incluyó la conversión de los

archivos espectrales del formato binario crudo a curvas de reflectancia absoluta, usando un software específico. Los datos hiperespectrales fueron proporcionados por el sensor aerotransportado DAIS 7915, adquiridos simultáneamente con las mediciones en campo, con la finalidad de hacer la calibración radiométrica de las imágenes.

Por su parte, Robles *et al.* (2003), desarrollaron una metodología siguiendo los pasos que se mencionan

a continuación: a) estudio del entorno para seleccionar las zonas de medida y especies vegetales de interés; b) definición de métodos de adquisición y procesamiento de la información de los sensores: Radiómetro GER<sup>1</sup>-2600, cámara hiperespectral Specim y sensor Hyperion y, c) selección de variables auxiliares que complementen la biblioteca espectral. Para cumplir con los pasos mencionados se seleccionaron zonas de escasa pendiente que permiten la correcta instalación del instrumental y las mediciones radiométricas se hicieron entre las 10 y las 14 horas solares para que el ángulo cenital fuera mínimo; los sensores se situaron a una altura de 2 m sobre la superficie a medir, buscando que el campo de visión efectivo (FOV, por su sigla en inglés) sea tan grande como permitan los soportes para que la reflectividad medida de la planta sea representativa de esta. Además, se obtuvieron variables auxiliares tales como la localización utilizando un GPS, las dimensiones del individuo objetivo, hora solar de medida, el índice del área foliar, la distribución angular de las hojas y la humedad de la vegetación.

Otros casos de bibliotecas espectrales exhaustivas son las desarrolladas por Roberts *et al.* (1998), quienes recogieron las reflectividades de todas las especies de ecosistemas de chaparral californiano y, por Caetano y Oliveira (1998), en Portugal, ambos centrados en la clasificación de coberturas vegetales que puedan tener alguna influencia en el riesgo de incendios.

Es importante anotar que, las bibliotecas espectrales más elaboradas son las implementadas por el Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS) (Clark *et al.*, 1993) que cuenta con una amplia variedad de espectros en el rango de 0,2 a 3,0  $\mu\text{m}$  y, la compilada por el Jet Propulsion Laboratory (JPL), denominada ASTER (<http://speclib.jpl.nasa.gov>). Esta segunda biblioteca, está a cargo del JPL, Johns Hopkins University y el USGS que en su nueva versión (V.2) proporciona una colección de 2.300 curvas espectrales situadas entre 0,4-15,4  $\mu\text{m}$ ,

1. Geophysical Environmental Research.

incluyendo espectros de minerales, rocas, suelos, meteoritos, vegetación (solamente 4 especies), agua, nieve y cubiertas humanas (asfalto, cemento, aluminio, pintura, etc.). Para cada espectro se incluye un archivo de documentación que facilita datos sustanciales sobre la fuente, condiciones de adquisición, el tipo de material observado, clase, subclase, tamaño de las partículas y composición química (Baldrige *et al.*, 2008; Chuvieco, 2002).

Cabe aclarar que en la biblioteca de minerales ASTER, han sido compiladas muestras de minerales estándar, bajo condiciones de laboratorio (VIS y NIR-SWIR), es decir, con total conocimiento de la composición del mineral puro, situación que no siempre se logra en condiciones de campo.

De lo expresado en este capítulo, se puede concluir que la base de datos espectral es absolutamente necesaria para manejar la gran afluencia de datos, productos de investigaciones actuales y del futuro, pero que tienen el inconveniente de presentar una amplia variedad de formatos, motivo por el cual es imperativo pensar en su estandarización y consolidación.

### Programas con sensores hiperespectrales

Las imágenes hiperespectrales captadas desde plataformas aéreas o espaciales, presentan generalmente una resolución espectral en el rango de 1-20 nm, contiguos o casi continuos, en las regiones visible e infrarrojo cercano (VNIR) y el infrarrojo de onda corta (SWIR) y, a veces, dentro de la región termal (Buckingham *et al.*, 2002). La Tabla 1 muestra los principales sensores hiperespectrales activos con sus principales características, incluyendo las regiones.

Cabe destacar que fue a partir de 1970, con el desarrollo de la electrónica, las tecnologías de la computación y de la óptica, cuando se llega a la madurez que permite la creación de las imágenes

Tabla 1. Algunos sensores hiperespectrales y sus correspondientes características

Nombre del sensor	Empresa responsable	Plataforma	Máximo número de bandas	Máxima resolución espectral	Rango espectral
Hyperion en EO-1	NASA Goddard Space Flight Center	Satélite	220	10 nm	0.4 - 2.5 $\mu\text{m}$
MODIS	NASA	Satélite	36	40 nm	0.4 - 14.3 $\mu\text{m}$
CHRIS Proba (Compact High-Resolution Imaging Spectrometer)	ESA	Satélite	hasta 63	1.25 nm	0.415 - 1.05 $\mu\text{m}$
MERIS (Medium Resolution Imaging Spectrometer)	ESA	Satélite	15	2.5 nm	0.39 - 1.040 $\mu\text{m}$
AVIRIS (Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer)	NASA Jet Propulsion Lab	Avión	224	10 nm	0.4 - 2.5 $\mu\text{m}$
HYDICE	Naval Research Lab	Avión	210	7.6 nm	0.4 - 2.5 $\mu\text{m}$
PROBE-1	EarthSearchSciences Inc.	Avión	128	12 nm	1.4 - 2.45 $\mu\text{m}$
CASI 550 (Compact Airborne Spectrographic Imager)	ITRES Research Limited	Avión	288	1.9 nm	0.4 - 1 $\mu\text{m}$
CASI 1500	ITRES Research Limited	Avión	288	2.5 nm	0.4 - 1.05 $\mu\text{m}$
CASI 600	ITRES Research Limited	Avión	100	15 nm	0.95 - 2.45 $\mu\text{m}$
TASI 600	ITRES Research Limited	Avión	64	250 nm	8 - 11.5 $\mu\text{m}$
Hymap (Hyperspectral Mapping Imaging Spectrometer)	Integrated Spectronics	Avión	125	17 nm	0.4 - 2.5 $\mu\text{m}$
EPS-H (Environmental Protection System)	GER Corporation	Avión	133	0.67 nm	0.43 - 12.5 $\mu\text{m}$
DAIS 7915 (Digital Airborne Imaging Spectrometer)	GER Corporation	Avión	79	15 nm	0.43 - 12.3 $\mu\text{m}$
AISA Eagle (Airborne Imaging Spectrometer for Applications)	SpectralImaging	Avión	244	2.3 nm	0.4 - 0.97 $\mu\text{m}$
AISA Eaglet	SpectralImaging	Avión	200	---	0.4 - 1.0 $\mu\text{m}$
AISA Hawk	SpectralImaging	Avión	320	8.5 nm	0.97 - 2.45 $\mu\text{m}$
AISA Dual	SpectralImaging	Avión	500	2.9 nm	0.4 - 2.45 $\mu\text{m}$
AVNIR	OKSI	Avión	60	10 nm	0.43 - 1.03 $\mu\text{m}$

Fuente: adaptado de Dalponte *et al.* (2009).

hiperespectrales (Schaepman, 2009). Con el arribo de esas tecnologías aparece la primera generación de instrumentos representado por el Airborne Imaging Spectrometer (AIS), bajo la responsabilidad del Jet Propulsion Laboratory (JPL) (1984), que fue el precursor del sensor más elaborado a la fecha (1995), denominado AVIRIS (Airborne Visible / Infrared Imaging Spectrometer)

(Green *et al.*, 1998). Este sistema, también operado por el JPL, vuela sobre un avión U2, trabaja en el rango espectral de 0.4 a 2.5  $\mu\text{m}$ , con 224 canales contiguos y un intervalo de muestreo de  $\pm 10$  nm. La gama de estudios realizados con este sensor es muy amplia, si bien el análisis de rasgos vegetales y de tipos de suelos han tenido mayor atención (Chuvieco, 2002).

Además de AVIRIS, hay otros sensores hiperespectrales en plataformas aéreas, entre los que se pueden destacar los siguientes: DAIS, gestionado por el DLR alemán, que es capaz de registrar 79 canales, la mayor parte en el VIS-IRC-SWIR, pero también con algunos en el infrarrojo medio (IRM) e infrarrojo térmico (IRT); el canadiense CASI, con dos versiones; el australiano HyMap; el japonés AISA y, Hy dice, desarrollado por la Fuerza Naval de los Estados Unidos (Chuvieco, 2002; Schott, 2000; Shaepman et ál., 2009).

Pero el avance continúa ampliando sus perspectivas, ya que en los últimos años se han puesto en órbita sensores espaciales de observación de la Tierra con capacidades hiperespectrales. De ellos, el que tiene mayor relevancia, junto con CHRIS-sobre Proba (ESA)<sup>2</sup>, por cumplir con todos los requisitos de un sensor hiperespectral, es el Hyperion, instalado en la plataforma EO-1 lanzada en noviembre de 2000 por la NASA, proporciona 220 bandas espectrales entre 0.4 y 2.5  $\mu\text{m}$  con una resolución espacial de 30 m y un área que cubre 7,5 x 180 km. En este mismo grupo se encuentra el MODIS a bordo de la nave espacial Terra, con solo 36 bandas espectrales y no presenta un registro continuo del espectro, sino diversas bandas aisladas y, el MERIS (Medium Resolution Imaging Spectrometer de la ESA), a bordo de Envisat, con 15 bandas espectrales. Estos dos últimos programas, que tienen más de 10 bandas espectrales, pero discontinuas, no encajan adecuadamente en el carácter hiperespectral, motivo por el que se plantea una urgente necesidad por una definición apropiada de la terminología utilizada en este tema.

Muchas iniciativas nuevas están siendo puestas a prueba y aprobación para la observación espacial de la Tierra con sensores hiperespectrales, entre las que se pueden citar, HERO (Hyperspectral Environment and Resource Observer), EnMAP (Environmental Mapping and Analysis Program) y Spectra Sat (propuesta para el desarrollo del programa Landsat de amplio espectro) (Shaepman, 2009).

<sup>2</sup> European Spatial Agency.

Complementarios a los avances en el diseño de nuevos sensores, son también significativas las mejoras en la capacidad de procesamiento de la información y en el desarrollo de algoritmos, que en conjunto auguran un aprovechamiento más eficiente de las imágenes hiperespectrales.

### Procesamiento de datos hiperespectrales

Como se advirtió en la introducción, la aplicación directa de técnicas de clasificación para imágenes multiespectrales no son eficientes para las HSI, por las siguientes razones: los costos de computación para una dimensión - K son muy altos; se requieren muchos más datos de entrenamiento y, los clasificadores tradicionales no explotan adecuadamente la inmensa cantidad de información que hay en ellas (Schowengardt, 2007). Además, hay dos modos de clasificación que son exclusivas para HSI, tal como lo describen Mazer *et al.* (1988):

- Emparejar el espectro de todos los píxeles de la imagen con un espectro simple proveniente de una biblioteca espectral. Este modo es utilizado para localizar toda la ocurrencia de un material en particular, en toda la imagen.
- Emparejar un espectro simple, proveniente de imágenes de sensores remotos, con un espectro presente en la biblioteca espectral. En este caso se busca encontrar materiales que hacen juego con el espectro de una imagen dada.

Para ambos casos se requiere de la calibración de los datos obtenidos de los sensores remotos, con la finalidad de eliminar los efectos negativos de los gases atmosféricos (bandas de absorción y dispersión) en el procesamiento de los datos hiperespectrales cuyo proceso integral se muestra en la Figura 10.

### Calibración de los datos de reflectancia

El paso más crítico en el análisis de imágenes hiperespectrales es la corrección precisa de los efectos atmosféricos (dispersión y absorción) y por esa vía convertir la radiación medida por el sensor a

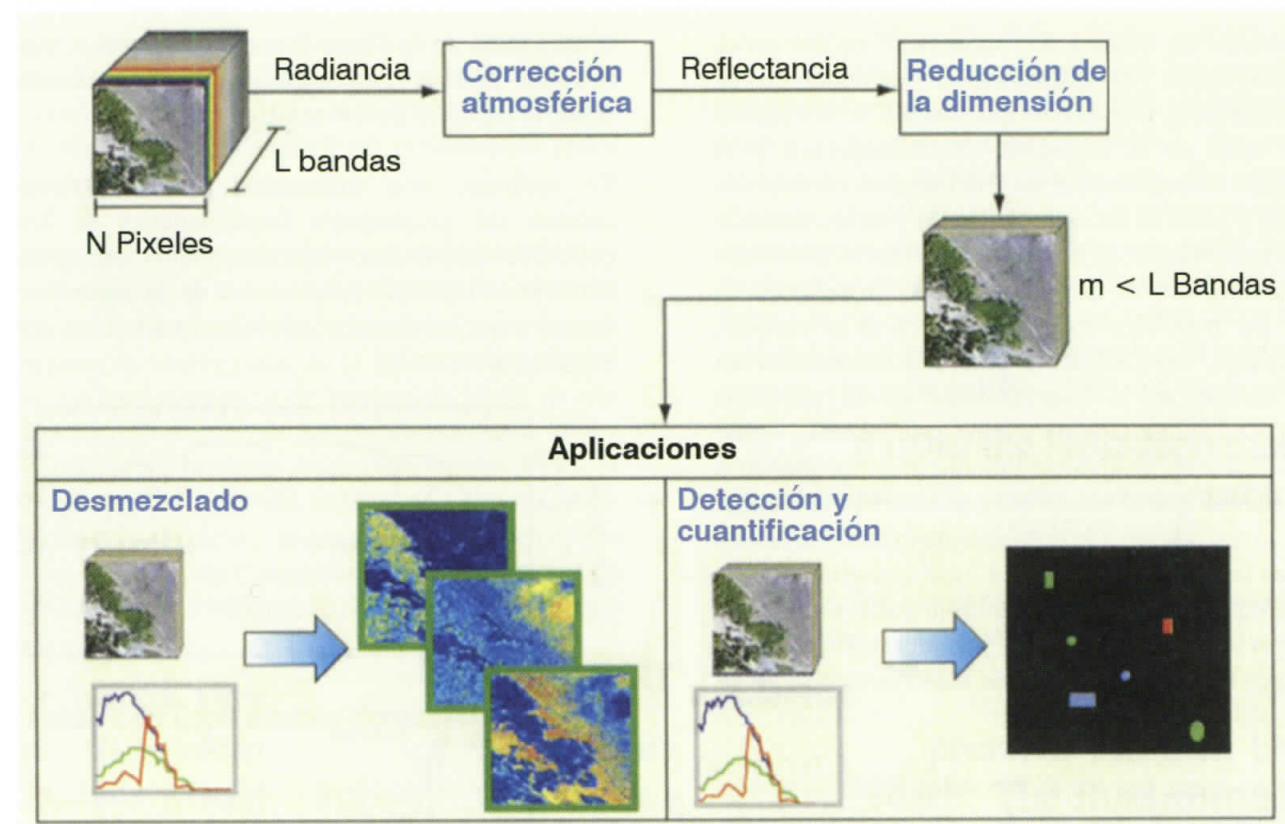


Figura 10. Proceso para el tratamiento de datos hiperespectrales.

valores de reflectancia, de tal manera que el espectro individual puede ser directamente comparado con los datos de campo y laboratorio que permita la identificación del material en estudio (Kruse, 1995; Clark et ál., 2002).

Lo anterior requiere que las longitudes de onda sean calibradas adecuadamente, donde las mediciones hechas en el laboratorio, antes y después de la adquisición de los datos, son el punto de partida. Adicionalmente, se pueden hacer chequeos a la calibración comparando la posición de las bandas de absorción atmosféricas conocidas y su localización en las imágenes hiperespectrales. Así, se conoce que la absorción por gases atmosféricos es dominado por el vapor del agua que hace opacas algunas regiones (por ejemplo en las bandas 0.69, 0.72, 0.76 y, principalmente, en las bandas 1.4 y 1.9  $\mu\text{m}$ ), con la contribución en menor grado del  $\text{CO}_2$  (bandas localizadas a 2.005 y 2.055  $\mu\text{m}$ , en el IR), ozono y otros gases (Kruse, 1995).

Para la calibración y corrección atmosférica de los datos de las HSI, se han desarrollado muchos métodos mostrados en los trabajos de Gao *et al.* (1993), Clark *et al.* (2002), Kruse (1995), de los cuales, los dos últimos, también presentan una revisión completa y detallada sobre los métodos, analizando sus resultados, alcances y limitaciones. Para los investigadores mencionados, los métodos pueden ser agrupados en cuatro categorías: correcciones derivadas de la escena, modelos de transferencia radiativa, métodos de calibración en campo, y métodos híbridos considerando los procedimientos de transferencia radiativa y la calibración en el campo.

El método derivado de la escena se refiere a la habilidad potencial para corregir a bordo los datos de sensores remotos, sin la dependencia de información o mediciones externas. Los modelos referidos a la calibración de datos de HSI usando las bases físicas de la transferencia de radiación, describen la importancia de la irradiancia solar, los

procesos de absorción y dispersión de los gases atmosféricos y la reflexión desde los materiales en la superficie, todos como una función de la longitud de onda de la radiación electromagnética y el ángulo direccional del sol y del sensor con respecto a los píxeles de los datos de la HSI y su localización correspondiente en la superficie terrestre. El método que hace uso de las mediciones de la reflectancia de los materiales en el campo y en el laboratorio, requiere, especialmente para las mediciones en el campo, de la disponibilidad de un adecuado espectroradiómetro de campo que permita tomar los datos en el área de influencia de la imagen y al tiempo que el sensor remoto sobrevuela el lugar de investigación y la consecuente toma de muestras para las mediciones con un espectroradiómetro de laboratorio. El método híbrido hace uso de las capacidades del segundo y tercer métodos que, según Clark (2002), produce mejores resultados en la calibración de las HSI.

Cualesquiera que sea el método utilizado, la ventaja que ofrece el espectro de reflectancia calibrado, comparado con los datos de radiancia sin corregir, incluye: 1) Las formas de los espectros calibrados son principalmente influenciados por las propiedades físicas y químicas de los materiales en la superficie, y, 2) el espectro calibrado del sensor remoto puede ser comparado directamente con los espectros de los materiales conocidos, obtenidos en el campo y en el laboratorio. Un ejemplo gráfico (Figura 11) de lo expresado líneas arriba, lo presentan Clark *et al.* (2002), quienes utilizaron datos del sensor hiperespectral AVIRIS. La Figura 11a muestra un espectro de radiación de un área sin vegetación, donde la forma del espectro está fuertemente influenciada por la función solar y los rangos de absorción (bandas) causadas por los gases atmosféricos, incluyendo también los efectos de dispersión de los aerosoles (pathradiance). Después de la calibración, el espectro (Figura 11b) revela los rasgos de absorción causados por los minerales sobre la superficie. Posteriormente se pueden examinar los espectros de los minerales del laboratorio para identificar los minerales causantes de los rasgos de absorción, en este caso hematita y montmorillonita. Las brechas en 11b están donde

la atmósfera de la Tierra es totalmente opaca, que impiden generar una superficie de reflectancia desde el espectro de radiancia en 11a.

En resumen, una calibración precisa permite mostrar las propiedades fundamentales de los materiales (minerales, vegetales, suelos, etc.) y es clave para ligar las propiedades de la superficie captados por los sensores remotos con los datos del laboratorio.

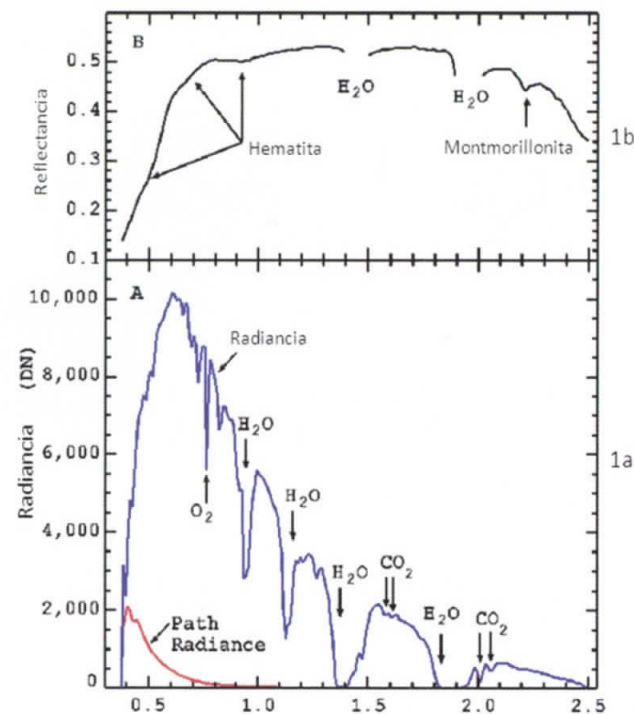


Figura 11. Efecto de la calibración de las imágenes hiperespectrales (la explicación en detalle, en el texto).  
Fuente: Clark *et al.* (2002).

### Reducción de la dimensionalidad de la imagen

Como se mencionó anteriormente, las características de las imágenes hiperespectrales se sintetizan en la presencia de un gran número de bandas espectrales, alta resolución espectral y grandes cantidades de datos, que pueden permitir una fácil discriminación de objetos presentes en una escena. Sin embargo, la gran cantidad de datos no solo dificulta su transmisión y almacenamiento sino también la clasificación (Su and Shu, 2009; Sobhan, 2007), así

como los análisis estadísticos que surgen cuando las bandas son redundantes y tienen una alta correlación entre sí (Chuvienco, 2002; Su and Shu, 2009), además de requerir un considerable poder de computación.

Para minimizar esos problemas (almacenamiento y redundancia) se recurre a las técnicas de reducción de la dimensionalidad de los datos, que buscan retener la mayor parte de la información original en un menor número de bandas, en razón de que mucha información de una banda puede ser total o parcialmente predicha desde otras bandas dentro de la base de datos (Lewis, Salvador y Gómez, 2005). Entre las técnicas más utilizadas se mencionan dos: Análisis de Componentes Principales (ACP) y Fracción del Mínimo Ruido (MNF, por su sigla en inglés).

### Análisis de Componentes Principales (ACP)

El ACP es una técnica frecuentemente usada en análisis espectral que permite sintetizar las bandas originales, creando unas nuevas bandas no correlacionadas – los componentes principales de la imagen – que recojan la parte más elevada de la información original (Lewis, Salvador and Gómez, 2005; Chuvienco, 2002).

En términos matemáticos, los componentes principales de una imagen se obtienen de acuerdo con la siguiente fórmula:

$$CP_j = \sum_{i=1,p} a_{i,j} ND_i + R_j$$

Donde  $CP_j$  indica el número digital (ND) correspondiente al componente principal  $j$ ,  $a_{i,j}$  el coeficiente aplicado al ND de la banda  $i$  para generar el componente  $j$  y  $R_j$  una constante que se incluye en cada componente para evitar valores negativos. Como resultado se obtendrán tantos componentes ( $p$ ) como bandas, pero la forma de extraer esos componentes implica que solo los primeros tienen una información significativa con los que se

pueden separar o clasificar píxeles individuales dentro de las escenas, mientras que los restantes pueden ser ignorados debido a su baja contribución (Lewis, Salvador y Gómez, 2005). Un caso presentado por Sobhan (2007), para discriminar especies forestales, indica que los primeros cinco componentes principales explican más del 95 % de la variabilidad. El mismo autor manifiesta que las longitudes de onda del borde rojo<sup>3</sup> (entre 740 y 750 nm) domina el primer CP, seguido por el infrarojo cercano, alrededor de 1280 a 1380 nm; que la parte visible de las bandas espectrales dominan en el segundo y tercer CP, y que en el cuarto y quinto CP predominan las bandas correspondientes al infrarojo de onda corta (SWIR).

Un desarrollo completo sobre la técnica de ACP, relacionado con el procesamiento digital de imágenes, se puede encontrar en Gonzales y Wintz (1977).

### Fracción del Mínimo Ruido

La Fracción del Mínimo Ruido (MNF, por su sigla en inglés) es una transformación lineal relacionada con los componentes principales que ordena los datos de acuerdo al cociente señal/ruido<sup>4</sup>. Ella puede ser utilizada para reducir la dimensionalidad de los datos, para segregarse el ruido en los datos y para reducir los requerimientos computacionales en el proceso (Green *et al.*, 1988). Más específicamente, la MNF, llamada también método de análisis de componentes principales en dos cascadas (Liu *et al.*, 2008), consiste en aplicar dos ACP consecutivos: el primero, basado sobre una estimación de la matriz de covarianza del ruido, permite eliminar redundancias y re-escalar el ruido de los datos; el segundo es un ACP convencional de los datos

<sup>3</sup> Borde rojo (red edge, en inglés) es un fenómeno que se produce como resultado de las propiedades espectrales diferenciales de las hojas verdes, que contienen pigmentos que absorben fuertemente las longitudes de onda del visible. Mientras la estructura celular refleja considerablemente el IRc, es decir, hay un marcado contraste entre la absorción de la clorofila y la reflectancia de la celulosa. Un valor alto del borde rojo indica una vegetación saludable; un valor bajo, sugiere enfermedad, marchitamiento o daño foliar (Liang, 2004).

<sup>4</sup> Proporción entre la señal detectada por el sensor y el ruido aleatorio (mide la precisión del instrumento).

ya depurados. El ruido se estima a partir de los componentes más marginales de los autovalores, centrando el análisis en aquellos que retienen la mayor parte de la información original. Entonces, cuando se utiliza solamente la porción coherente en los procesos posteriores, el ruido es separado del dato, mejorando los resultados del procesamiento espectral (Kruse, 2003).

En un trabajo para estudiar la vegetación, utilizando datos del sensor HyMap, Addink, de Jong and Pebesma (2006) justifican el uso de la MNF, por dos razones: 1) el número de bandas (124) es muy grande para incluirlos en el procedimiento de segmentación y 2) los datos hiperespectrales muestran un alto nivel de colinearidad (collinearity) cuya aplicación permite reducir el número de variables mientras se mantiene mucho de la varianza. El análisis continuó con las 20 bandas MNF, que explicaban el 84 % de la varianza total en la imagen depurada.

Con los componentes no correlacionados y seleccionando los tres más significativos, también se pueden obtener imágenes de composición a color de una alta calidad, para un eficiente despliegue que proporciona un impacto visual máximo para el proceso de fotointerpretación y selección de áreas de entrenamiento (Jia and Richards, 1999).

Finalmente, sobre el tema tratado hay una pregunta interesante: ¿es necesario la reducción de datos? La respuesta de Resmini (2005) es: no con el desarrollo actual y futuro de las computadoras; no con la aplicación de nuevos algoritmos diseñados para el tratamiento de imágenes hiperespectrales y, sí, si se utilizan técnicas de clasificación tradicionales orientados a las imágenes multiespectrales, como también lo confirman Bakos and Gamba (2009), en un trabajo donde evalúan el potencial de las HSI para el mapeo de vegetación. En relación con los algoritmos, Díaz (2002) manifestaba que “no hay algoritmos desarrollados al presente que sean capaces de producir resultados tan precisos como aquellos disponibles para el análisis de las imágenes multiespectrales actuales”, merced a que ellos (los algoritmos) deben de ser más sensibles

para detectar cambios en pequeñas magnitudes que permitan identificar diferentes objetos, sin perder información valiosa.

### Clasificación de la imagen hiperespectral

Hay muchas técnicas para la clasificación de imágenes hiperespectrales basadas en algoritmos, entre las que se encuentran aquellas que miden ángulos, distancias y correlaciones. Para las primeras, se admite que en un espacio espectral N-dimensional, donde la imagen hiperespectral se considera como un cubo, cada píxel puede ser definido como un vector X (Figura 12), que tiene una magnitud (longitud) y un ángulo medido con respecto a los ejes que define el sistema de coordenadas espacial. Con esta definición se deduce que las curvas espectrales son variaciones dentro de píxel como una función de las longitudes de onda (Homayouni and Roux, 2003).

De las técnicas que se basan en la medición de ángulos, se destaca el clasificador angular (SAM), cuyas particularidades se describen a continuación.

### Clasificador angular (SAM, Spectral Angle Mapper)

El SAM es una técnica automatizada de clasificación supervisada, que utiliza exclusivamente el valor del ángulo entre dos vectores y no la longitud de los vectores (Kruse, 2003; IISC, 2008., Crósta, Sabine and Tavanik, 1996). Según Freeman (2003), la magnitud del vector puede estar relacionada con la iluminación del píxel y, el ángulo, con la forma de la curva espectral.

En esencia, el clasificador angular calcula la similitud entre el espectro de la imagen y un espectro de referencia que puede ser obtenido de una librería espectral o directamente del campo o del laboratorio. SAM determina la similitud espectral calculando el “ángulo espectral”, entre los dos espectros, tratando a ellos como vectores en un espacio n-dimensional, con n representando el número de bandas usadas (Kruse, 2003; Crósta,

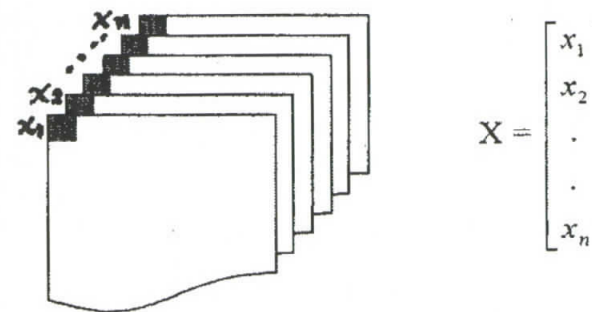


Figura 12. Cada píxel corresponde a un vector de observaciones.  
Fuente: Adaptado de Homayouni and Roux (2003).

Sabine, Taranik, 1996). Valores pequeños del ángulo representan una alta similaridad espectral entre el píxel que se desea clasificar y el espectro de referencia. En la Figura 13 se observa que el ángulo  $\theta_2$  es menor que el ángulo  $\theta_1$ , por lo que se deduce que el material 2 tiene mayor semejanza con el material de referencia que el material 1 (Lathrop, 2006), pero  $\theta_2$  debe ser más pequeño que un valor especificado de tolerancia (IISC, 2008).

Este método no es afectado por los factores de iluminación solar, en consecuencia, el ángulo entre los dos vectores no varía con respecto a la longitud de los vectores.

La fórmula matemática de SAM, tiene numerosas presentaciones según los autores que, a su vez, utilizan diferentes notaciones. Para el presente caso se utilizará la fórmula mencionada por Chuvieco (2002), y que se expresa como sigue:

$$\theta = \arcsin \frac{\sum_{k=1,m} ND_{i,k} ND_{j,k}}{\sqrt{\sum_{k=1,m} ND_{i,k}^2} \sqrt{\sum_{k=1,m} ND_{j,k}^2}}$$

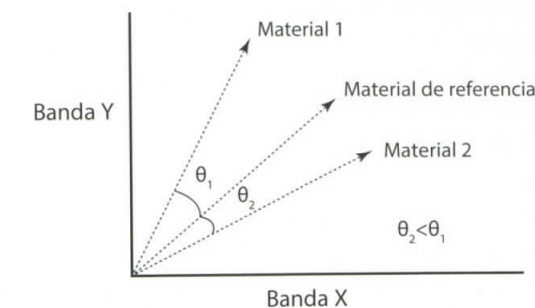


Figura 13. Representación esquemática de un clasificador angular.  
Fuente: Lathrop, 2006.

Donde  $ND_{i,k}$  es el valor del píxel i (el espectro objetivo) en una determinada banda k de la imagen,  $ND_{j,k}$  el del espectro de referencia j en la misma banda, y m el número de bandas. Cabe aclarar que lo habitual para HSI es trabajar con valores de reflectancia pero, según explica el mismo autor, se utiliza ND porque estos pueden ser escalados de la forma que estime oportuno el intérprete, siempre que los dos vectores tengan las mismas unidades de medida.

Los resultados utilizando SAM proporcionan una buena aproximación para el mapeo del material espectralmente predominante en un píxel, sin embargo, la naturaleza raramente está compuesta de materiales simples y uniformes, configurándose, por el contrario, una mezcla espectral, cuyos componentes deben ser detectados espectral y espacialmente para su adecuada mapeación. Para la situación mencionada, se puede utilizar la técnica denominada Análisis Lineal de Mezclas Espectrales (ALME) o Linear Spectral Mixture Analysis (LSMA) en inglés.

### Análisis Lineal de Mezclas Espectrales (ALME)

Es un hecho conocido que los píxeles individuales de una imagen de la superficie terrestre están constituidos por más de una clase de cobertura de la Tierra y que, cada clase contribuye a la respuesta espectral total de cada píxel (Shrestha, 2002). En consecuencia, el método ALME (Chuvieco, 2002) asume que la señal captada para un determinado píxel puede ser una mezcla de la reflectividad procedente de varias cubiertas, en función de la superficie que ocupan en ese píxel, y pretende calcular esas proporciones.

Para su implementación ALME parte de tres supuestos básicos: 1) la radiación recibida por el sensor desde cada clase de cubierta se restringe al ámbito de la parcela ocupada por ese píxel y, en consecuencia, considera que no está influyendo en la radiación reflejada la señal procedente de una cubierta vecina; 2) la radiancia global es proporcional a la superficie ocupada por cada cubierta, es decir, que no existe una cubierta que tienda a “ensombrece” al resto, en la radiación final reflejada al sensor y, 3) existen firmas espectrales puras, válidas para toda la zona estudiada.

Si se aceptan estos tres supuestos, se puede asumir que la reflectancia de un determinado píxel con mezcla es una combinación lineal de la reflectancia característica de cada una de las cubiertas básicas (componentes puros, endmembers), en proporción equivalente a la superficie que ocupan, situación que se expresa en la siguiente fórmula (Shrestha, 2002; Resmini, 2005), desglosada por Chuvieco (2002):

$$\rho_{i,j,k} = \sum_{m=1,p} F_{i,j,m} \rho_{m,k} + e_{i,j}$$

Donde  $\rho_{i,j,k}$  indica la reflectancia observada en el píxel  $i,j$  en la banda  $k$ ;  $F_{i,j,m}$  es la proporción del componente  $m$  en el píxel  $i,j$  para cada uno de los  $p$  componentes puros;  $\rho_{m,k}$  representa la reflectancia

característica de ese componente  $m$  en la banda  $k$ , y  $e_{i,j}$  es un término del error residual asociado a la estimación de las proporciones en cada píxel  $i,j$ . En esta metodología, el punto crítico es la extracción de los componentes puros, para cuya solución se puede recurrir a los espectros de laboratorio o los almacenados en las espectrotecas disponibles.

Hay otros métodos para clasificar imágenes hiperespectrales entre los que se pueden citar el valor de la similaridad espectral (SSV, Spectral Similarity Value) y análisis de absorción diferencial frente a la tendencia (Continuum removal). SSV (Homayouni y Roux, 2004; Lewis, Salvador y Gómez, 2005) es una medición que combina el coeficiente de correlación y la distancia Euclidiana, como se expresa en la siguiente fórmula:

$$SSV = \sqrt{d^2 + r^2}$$

Donde  $d$  es la distancia Euclidiana y  $r$  el coeficiente de correlación. La distancia Euclidiana mide principalmente la diferencia de brillo (brightness) entre dos vectores (un espectro se considera un vector), y el coeficiente de correlación compara la forma de dos espectros. Así, un valor pequeño de SSV, indicará que los espectros son más similares (Homayouni and Roux, 2004).

El método del análisis de absorción diferencial es importante porque además de considerar la longitud de onda promedio de las bandas de absorción, también analiza cuál es la intensidad de la absorción, que vendría dada por la “profundidad” o, lo que es lo mismo, la magnitud de la diferencia frente a la tendencia (unión de los valores máximos en los diferentes segmentos del espectro), así como su anchura y asimetría. Estos rasgos facilitan el análisis de un espectro desconocido, delimitando los detalles de gran interés para determinar sus propiedades biofísicas (Chuvieco, 2002).

En la Figura 14 se muestra un espectro específico de la vegetación, donde se observan una serie de bandas de clara absorción, centradas principalmente

en torno a las longitudes de onda de 0.46, 0.65, 1.4 y 1.9  $\mu\text{m}$ , causadas, las dos primeras por los pigmentos (clorofila, xantofila, etc.) y las dos últimas por el agua.

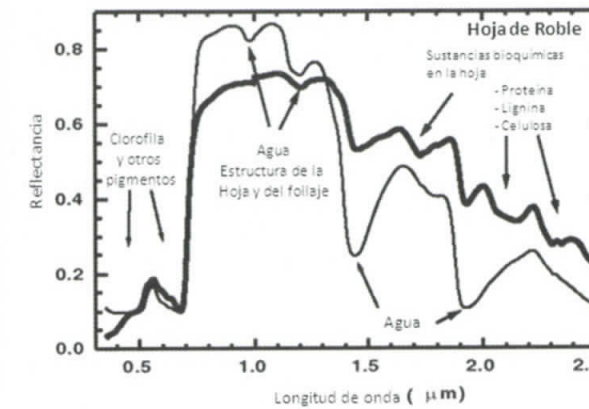


Figura 14. Reflectancia espectral obtenida en laboratorio, de una hoja fresca de roble (línea fina) y seca (línea gruesa). La reflectancia espectral de la hoja seca muestra la absorción característica de la proteína, lignina y celulosa en la región comprendida entre los 1.5 y 2.5 micrómetros.

Hay muchas otras técnicas para clasificar HSI, las que se pueden documentar en Homayouni y Roux (2004); Crósta, Sabine y Taramik (1996); Resmini (2005); Freeman (2003) y VanderMeer (2005).

### Conclusiones

La imagen hiperespectral, compuesta por cientos de bandas contiguas, es el resultado de la combinación de tres tecnologías: imagen convencional, la espectroscopía y la radiometría, con la finalidad de producir imágenes que asocian la signature espectral con cada elemento espacial (píxel).

El cubo hiperespectral, es un método para visualizar, analizar y explotar los datos, ligando sus características espacial ( $x, y$ ) y espectral ( $\lambda$  en  $z$ ), con la posibilidad de generar, entre otras, las librerías o bibliotecas espectrales (espectrotecas).

Las firmas espectrales puras (endmembers) son el resultado de la aplicación de un espectroradiómetro en el laboratorio, sobre un material simple (puro)

y conocido. También se pueden obtener firmas características utilizando espectroradiómetros de campo, en áreas naturales o controladas y, desde las mismas imágenes. La colección de las firmas espectrales puras constituyen la espectroteca.

Hay actualmente numerosos programas con sensores hiperespectrales, cada vez más sofisticados, tanto en plataformas aéreas o satelitales, que aunados a las mejoras en la capacidad de procesamiento de la información y al desarrollo de algoritmos, auguran un aprovechamiento más eficiente de los HSI.

El procesamiento digital de datos hiperespectrales contempla, en general, tres pasos principales: la calibración de los datos de reflectancia, la reducción de la dimensionalidad de la imagen y la clasificación. La primera consiste en la corrección precisa de los efectos atmosféricos (dispersión y absorción) y por esa vía transforma la radiación medida por el sensor a valores de reflectancia, de tal manera que el espectro individual puede ser directamente comparado con los datos de campo y laboratorio que permita la identificación del material en estudio. La segunda, busca retener la mayor parte de la información original en un menor número de bandas, utilizando técnicas como el análisis de componentes principales y la fracción del mínimo ruido. La tercera, busca identificar y cuantificar los elementos presentes en la imagen, utilizando técnicas como el clasificador angular (SAM) y el Análisis Lineal de Mezclas Espectrales (ALME).

Aún cuando las imágenes hiperespectrales requieren de correcciones radiométricas y geométricas precisas y generan grandes volúmenes de datos, estas son una fuente valiosa y relativamente nueva de datos, para que los objetos y materiales (suelos, vegetación, minerales, etc.) puedan ser detectados, identificados, discriminados y cuantificados con mayor precisión.

## Referencias bibliográficas

Addink, E.A., De Jong, S.M. and Pebesma, E.J. 2006. Spatial Object Definition for Vegetation Parameter Estimation from HyMap data. In Proceedings, "Remote Sensing: From Pixel to Processes", Enschede, The Netherlands, 8-11 may; p. 368-372.

Bakos, K. and Gamba, P. 2009. Potential of Hyperspectral Remote Sensing for Vegetation Mapping of High Mountain Ecosystems.

Baldrige, A.M. et al. 2008. The Aster Spectral Library Version 2.0. Pasadena, CA: JPL, 15p.

Bateson, C.A.; Asner, G.P. and Wessman, C.A. 2000. Endmember Bundles: A New Approach to Incorporating Endmember Variability into spectral Mixture Analysis. IEEE Transactions of Geoscience and Remote Sensing, Vol 38, No.2, pp. 1083-1094.

Ben-Dor, E. The Remote Sensing and GIS Laboratory. Israel: Tel Aviv University. Available from Internet: <http://www.tav.ac.il/~rslweb/sils.html>.

Bohman, Stephanie. 2008. Hyperspectral Remote Sensing of Exposed Wood and Deciduous Trees in Seasonal Tropical Forests. En: Kalacika, M. and Sánchez-Ajofeifa (Ed.). Hyperspectral Remote Sensing of Tropical and Subtropical Forests. USA: CRC Press, p. 177-192.

Borengasser, Marcus; Hungate, W.S.; Watkins, R. Hyperspectral Remote Sensing: Principles and Applications. London: CRC Press, 119p.

Caetano, M. y Oliveira, T. 1998. The CNIG Digital Spectral Library. Lisboa: CNIG.

Chuvieco, Emilio. 2002. Teledetección ambiental. España: Ariel, 586 p.

Clark, R.N. et al. 2002. Surface reflectance calibration of terrestrial imaging spectroscopy data: a tutorial using AVIRIS. In: Proceeding of the 10th Airborne Earth Science Workshop, (JPL Publication 02-1).

Crósta, A.P.; Sabine, CH. and Tamanik. 1996. High-spectral resolution remote sensing for mineral mapping in the bodie and paramount mining districts, California. In: International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing. Vol. 31, part B7. Viena, p. 161-166.

Dalponte, Michele et al. 2009. The Role of spectral Resolution and Classifier Complexity in the Analysis of Hiperespectral Images of Forest Areas. Remote Sensing of Environment, Vo. 113, p. 2345-2355.

Dias, N. Earth Observation Magazine Current Issues. 2002. Available from Internet: <http://www.eonline.com/common/currentissues/feb02/dias.htm>.

Elachi, C. 1987. Introduction to the Physics and Techniques of Remote Sensing. New York: Wiley Interscience.

Freeman, H. 2003. Evaluation of the use of hyperspectral imagery for identification of microseeps near Santa Barbara, California. 22p. Report-2 (master of Science in Geology). West Virginia University.

Gat, Nahum. 1999. Directions in Environmental Spectroscopy. Available from Internet: <http://www.techexpo.com/www/opto-knowledge/march99.pdf>

Gat, Nahum and Subramanian, Suresh. 1997. Spectral Imaging: Technology & Applications. En: Hyperspectrum Newsletter, Vol 3, No. 1, Available from internet: <http://www.techexpo.com/opto-knowledge/>

Gat, Nahum. 1998. Real Time Multi and Hyperspectral Imaging for Remote Sensing and Machine Vision. An Overview. An ASAE Meeting Presentation, Florida, 11 p. (paper No. 983027).

Gonzales, R.C. and Wintz, P. 1977. Digital Image Processing. Massachusetts (USA): Addison-Wesley, 431 pp.

Green, R.O. et al. 1998. Imaging Spectroscopy and the Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS). Remote Sensing of Environment, vol. 65, P. 227-248.

Homayouni, s. and Roux, M. 2003. Hyperspectral image analysis for material mapping using spectral matching, 6p.

Indian Institute of Science-IISC. 2008. Hard classification techniques. Available from internet: <http://wgbis.ces.iisc.ernet.in/energy/pape/TR-111/Chapter3.htm>.

Jia, X. and Richards, J.A. 1999. Segmented principal components transformation for efficient hyperspectral remote sensing image display and classification. In: IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 27, No. 1, P. 535-542.

Kardeván, Péter. 2004. Reflectance Spectroradiometry. A New Tool for Environmental Mapping. In: Carpth J. of Earth Environmental Sciences. Vol. 2, No. 2, pp. 29-38.

Kruse, F.A. 1995. Imaging Spectrometer Data analysis – a tutorial. Pasadena, CA: JPL, 12p.

Kruse, F.A. 2003. Preliminary results-hiperspectral mapping of coral reef systems using EO-1 Hyperion, buck Island, U.S. Virgin Islands. In: 12 JPL Airborne Geoscience Workshop, 24-28 feb, Pasadena, California. 18 p.

Lathrop, R. 2006. Hyperspectral Remote Sensing. Available from internet: <http://www.crssa.rutgers.edu/courses/remsens.ppt/remensing-hyper.ppt>

Lewis, A.J.; Salvador, M.Z. and Gómez, R.B. 2004. Hyperspectral remote sensing of chemical and biological agents. USA, George Mason University, P. 1-13.

Liang, Shunlin. 2004. Quantitative Remote Sensing of Land Surfaces. USA: John Wiley, 534 p.

Liu, X. et al. 2008. An improved MNF transform algorithm on hyperspectral images with Complex Mixing Ground Objects. In: Proceeding 2008 Congress on Image and Signal Processing, Vol. 3, P. 479-483.

Mazer, A.; Martin, M., Lee, M. and Solomon, J.E. 1988. Image processing software for imaging spectrometry data analysis. Remote Sensing of Environment, Vol. 24: 201-210.

Resmini, R.G. 2005. Hyperspectral imagery (HSI) dimensionality reduction. Available from internet.

Robles, C. et al. 2003. Proyecto Espectra. España: Universidad de Alcalá de Henares, Disponible en internet: <http://www.geogra.uah.es/~espectra/>

Roberts, D.A. et al. 1998. Mapping Chaparral In the Santa Monica Mountains using multiple endmembers spectral mixture models. *Remote Sensing of Environment*, 65, pp. 267-279.

Schmidt, Karin S. *Hyperspectral Remote Sensing of Vegetation Species Distribution in a Saltmarsh*.

Schmid, T. et al. 2004. A spectral library for a semi-arid wetland and its application to studies of wetland degradation using hyperspectral and multispectral data. *Int. J. Remote Sensing*, Vol. 25, No. 13, pp. 2485-2496.

Schott, John. *Spectral data adds a new dimension to remote imaging of earth*. Available from internet: <http://www.optoiq.com/index/photronics-technologies-applications/lfw-display/>

Schowengerdt, Robert A. 2007. *Remote sensing: models and methods for image processing*. USA: Academic press, 515 p. (Third Edition).

Shaepman, Michael E. 2009. *Earth system science related imaging spectroscopy – An assessment*. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 113, P. 5127-5137.

Short, Nicholas M. *Hyperspectral Remote Sensing; Imaging Spectrometers*. Available from internet: [http://rst.gsfc.nasa.gov/sec13/sect13\\_5.html](http://rst.gsfc.nasa.gov/sec13/sect13_5.html)

Sobhan, I. 2007. *Species discrimination from hyperspectral perspective*. Available from internet: [http://www.itc.nl/library/papers\\_2007/phd/sobhan.pdf](http://www.itc.nl/library/papers_2007/phd/sobhan.pdf)

Su, J. and Shu, N. 2008. A dimensionality reduction algorithm of hyperspectral image based on fractal analysis. In: *the International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and spatial Information Sciences*. Vol. 37, part B7. P. 297-302.

Van Der Meer, F. 2006. The effectiveness of spectral similarity measures for the analysis of hyperspectral imagery. In: *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. Vol. 8, No. 1, P. 3-17.

Voughan, P. 2001. *Estimación del contenido de humedad de la vegetación mediante espectroradiometría*. España, Tesis para optar al título de Doctor; Universidad Alcalá de Henares. 150 p.

Zomer, R.J.; Trabucco, A. and Ustin, S.L. 2009. Building spectral libraries for wetlands land cover classification and hyperspectral remote sensing. *Journal of environmental Management*, Vol. 90, pp. 2170-2177.

Voughan, P. 2001. *Estimación del contenido de humedad de la vegetación mediante espectroradiometría*. España, Tesis para optar al título de Doctor; Universidad Alcalá de Henares. 150 p.

Zomer, R.J.; Trabucco, A. and Ustin, S.L. 2009. Building spectral libraries for wetlands land cover classification and hyperspectral remote sensing. *Journal of environmental Management*, Vol. 90, pp. 2170-2177.

## Micrositio del geoportal ICDE. Un avance para la consolidación del nodo de riesgo y emergencia ICDE

*Microsite of Colombian spatial data infrastructure.*

*A step towards the consolidation of risk and emergency node*

Óscar Mauricio Puentes<sup>1</sup>

### Resumen

Este artículo pretende realizar una primera aproximación a los intereses que enmarcan la comunicación entre la ICDE, la cabeza del sector de riesgos y emergencias UNGRD (Unidad Nacional para la Gestión de Riesgos y Desastres) y las entidades que lo componen; fijando la trascendencia y provechos que brindan las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC), en un contexto oportuno y de ventajas para la sociedad en general (sean productores o consumidores de información geográfica) por medio de el micrositio de riesgos y emergencias del geoportal ICDE.

La información geográfica tiene una influencia fundamental en la toma de decisiones, por eso la necesidad de garantizarle al sector de riesgos y emergencias un derecho y un deber en el marco de la Infraestructura Colombiana de Datos Espaciales (ICDE) a través de medios como noticias, comunicaciones internas y externas, redes sociales, chats, etc., buscando evolucionar la comunicación y el trabajo en conjunto entre las partes con resultados más eficaces y colaborativos, ligados a estas dinámicas tecnológicas, pudiendo ser el primer progreso hacia lo que se denomina una Infraestructura de Datos Espaciales en enlace total con la UNGRD y las entidades correspondientes del sector de riesgo y emergencias, otorgándole a la ICDE en conjunto y con la totalidad del sector un papel comunicativo y receptivo, un rol protagónico para la construcción de la información y noticias en su propio espacio, permitiendo con esta dinámica un mayor acceso a las problemáticas actuales y a información en general para la toma de decisiones.

### Palabras clave

Geoportal, riesgos, emergencias, comunicación, desastres.

### Abstract

This article tries to make a first approximation to the interests that frame ICDE communication between the head of sector UNGRD risk and emergency (Unit National Risk and Disaster Management) and the entities that constitute it, setting the significance and advantages offered by Information Technology and the Communication (ICT) in an appropriate context and benefits for society in general (whether producers or consumers of GIS) through the microsite and emergency risk ICDE portal.

Geographic information is a fundamental influence on decision making, hence the need to guarantee to the field of risk and emergency a right and a duty under the Colombian Spatial Data Infrastructure (ICDE) through the news medias, internal and external communications, social networking, chatting and so on., seeking to develop communication and teamwork between the parties resulting in more effective and collaborative technology associated with these dynamics and can be the first progress toward what is called an Infrastructure Spatial Data UNGRD total binding and the relevant entities and emergency risk sector, giving the ICDE together with the whole sector and receptive communicative role, a leadership role for the construction of news and information their own space, allowing this dynamic better access to current issues and general information for decision-making.

### Key words

Geoportal, risks, emergencies, communication, disaster.

<sup>1</sup> Centro de Investigación y Desarrollo en Información Geográfica (CIAF), Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC). Bogotá (Colombia), oscar.puentes@igac.gov.co