 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-27

COMPARACIÓN DE METODOS DE DESMEZCLADO USANDO IMÁGENES HIPERESPECTRALES SINTÉTICAS

Autores:

Andrés Felipe Córdoba Durango

Carlos Andrés Cataño Pérez

Directora del trabajo de grado

María Constanza Torres Madroño

Tecnología en sistemas de información

**INSTITUTO TECNOLÓGICO METROPOLITANO
FACULTAD DE INGENIERIA
SISTEMAS DE INFORMACIÓN
MEDELLIN
2017**

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

RESUMEN

En el proyecto se comparó el desempeño de métodos de desmezclado lineal a partir del procesamiento de imágenes hiperespectrales sintéticas. Para el desarrollo del proyecto se generaron imágenes sintéticas, con 4, 5 y 6 endmembers, correspondientes a diferentes materiales de suelo y vegetación. Dos métodos de desmezclado se compararon respecto a su desempeño frente al número de endmembers y presencia de ruido. Para analizar el desempeño se calculó la distancia entre las firmas extraídas por los algoritmos de desmezclado y los espectros empleados en la generación de las imágenes sintéticas. Adicionalmente, se calculó el error cuadrático medio de las abundancias estimadas.

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

RECONOCIMIENTOS

Damos infinitas gracias a Dios en primer lugar por permitirnos culminar nuestros estudios. A nuestros familiares por su apoyo incondicional y por infundirnos la ética en el rigor que guían nuestro transitar por la vida.

A nuestra asesora de tesis, María Constanza Torres Madroñero. Agradecemos especialmente la ayuda que nos ha prestado. Las correcciones exhaustivas, los acertados análisis técnicos sobre nuestros avances y la oportunidad de recurrir a su capacidad y experiencia científica en un marco de confianza, fundamentales para la concreción de este trabajo.

Expresamos nuestra gratitud a los diferentes profesores, expertos y consultores, en especial a aquellos que fueron parte de la construcción de nuestro saber.

Agradecemos al INSTITUTO TECNOLÓGICO METROPOLITANO INSTITUCIÓN UNIVERSITARIA por formar con gran empeño a sus futuros profesionales, lo cual se verá compensado en nuestras áreas laborales y profesionales.

Gracias a todas las personas que participaron en el desarrollo y elaboración de este proyecto.

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

ACRÓNIMOS

AMEE Automatic Morphological Endmember Extraction
ENDMEMBER Componente espectralmente puro en la imagen
FET Future & Emerging Technologies
HAnDy Hyperspectral Algorithms Development
HIS HyperSpectral Imaging
HYSIME Hyperspectral Signal Subspace Identification by Minimum Error
IEA Iterative Error Analysis
IEEE Xplorer Institute of Electrical and Electronics Engineers
ISRA Image Space Reconstruction Algorithm
ITK Insight ToolKit (Insight Segmentation and Registration Toolkit)
LSU Linear Spectral Unmixing
MNF Minimum Noise Fraction
MVSA Minimum Volume Simplex Analysis
NCLS Non - negativity Constrained Least Squares
N-FINDR N – finder algorithm
ORCC Open RVC – CAL Compiler
OSP Orthogonal Subspace Projection
PCA Principal Component Analysis
RVC-CAL Reconfigurable Video Coding – CAL Actor Language
SNR Relación señal a ruido (Signal to Noise Ratio)
SPP Spatial Pre - Processing
SSEE Spatial – Spectral Endmember Extraction
UCLS Unconstrained Least Squares
VCA Vertex Component Analysis
VD Virtual Dimensionality
VNL Vision Numeric Library

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

TABLA DE CONTENIDO

1.	INTRODUCCIÓN	66
1.1	Objetivos	77
1.1.1	Objetivo General.	77
1.1.2	Objetivos Específicos.	77
2.	MARCO TEÓRICO	88
2.1	Imágenes Hiperespectrales	88
2.2	El problema de la mezcla	99
2.3	Algoritmos de desmezclado	100
3.	METODOLOGÍA	1212
3.1	Técnicas de recolección de la información	1212
3.2	Recursos Tecnológicos	1313
3.3	Procedimiento	1313
4.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	2424
4.1	imagen hiperespectral sintetica 1, aplicando metodo VCA	2424
4.2	imagen hiperespectral sintetica 2, aplicando metodo VCA	2427
4.3	imagen hiperespectral sintetica 3, aplicando metodo VCA	2430
4.4	imagen hiperespectral sintetica 1, aplicando metodo MVSA	2434
4.5	imagen hiperespectral sintetica 2, aplicando metodo MVSA	2437
4.6	imagen hiperespectral sintetica 3, aplicando metodo MVSA	2441
4.7	Analisis de resultados	2445
5.	CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJO FUTURO	4446
5.1	Concluciones	2446
5.2	Recomendaciones y trabajo futuro	2447
	REFERENCIAS	4648

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad, se evidencia una gran actividad de investigación y desarrollo en las áreas de análisis y procesamiento de imágenes hiperespectrales. Anteriormente el estudio, investigación y acceso a estas imágenes hiperespectrales reales solamente estaban disponibles para investigadores, empresas de exploración minera, agricultura o incluso para el monitoreo ambiental y la observación remota y en tiempo real de la superficie de la tierra; pero en la actualidad, con el desarrollo de nuevas tecnologías y software de más fácil acceso al público en general, se ha ampliado el estudio de estas imágenes hiperespectrales.

El creciente interés en este campo ha generado que se desarrollen diversas técnicas de procesamiento de imágenes hiperespectrales. Dada la dificultad para acceder a datos de campo que permitan realizar una validación cuantitativa de los resultados de estos procedimientos, existe la alternativa de evaluar las diferentes técnicas a través de imágenes hiperespectrales sintéticas. Este tipo de imágenes permite controlar diferentes variables como cantidad de endmembers presentes en cada imagen, el tamaño de cada una de estas, el ruido o distorsión que pueden tener y la abundancia de los endmembers presente en cada píxel.

Uno de los problemas que se presenta en las imágenes hiperespectrales es el llamado mezclado. Este proceso se presenta cuando la resolución espacial del sensor no es lo suficientemente grande para separar los distintos materiales o se toman datos desde una superficie no homogénea; por lo cual, diferentes materiales pueden ocupar conjuntamente un solo píxel y el resultado de la medición del espectro será un píxel mezcla, es decir, una composición de espectros puros.

Tomamos la iniciativa realizar este proyecto de grado abordando esta problemática, dado que el desmezclado es muy importante en el procesamiento de imágenes hiperespectrales. En la literatura no se encuentra una comparación completa que permita definir que método de desmezclado es más óptimo y eficiente. Es por esto que este trabajo busca realizar una evaluación cuantitativa de dos métodos de desmezclado lineal que se encuentran en la literatura. El objetivo es determinar el desempeño de estos algoritmos en términos del número de endmembers, nivel de ruido y tamaño de la

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

imagen. Dada la dificultad de tener datos de campo para endmember y abundancias de imágenes hiperespectrales reales, es necesaria la generación de imágenes sintéticas hiperespectrales. Los datos sintéticos permiten controlar los diferentes parámetros (firmas espectrales de endmember, abundancias y número de endmembers en cada píxel) y por tanto medir el error en la estimación del número de endmembers y la precisión de las firmas espectrales y sus abundancias.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo General.

Evaluar el desempeño de métodos de desmezclado lineal a partir del procesamiento de imágenes hiperespectrales sintéticas.

1.1.2 Objetivos Específicos.

- 1)** Seleccionar métodos de desmezclado lineal a partir de una revisión de literatura.
- 2)** Comparar los métodos de desmezclados seleccionados empleando imágenes hiperespectrales sintéticas.
- 3)** Determinar el desempeño de los métodos de desmezclado de acuerdo a la complejidad de la imagen, definida en términos del número de materiales puros por píxel, nivel de ruido y tamaño de la imagen.

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

2. MARCO TEÓRICO

En esta apartado se muestran los principales temas del cual trata este proyecto. Se realizó un desglose del término imagen hiperespectral, sus características y una revisión de los métodos de desmezclado.

2.1 Imágenes Hiperespectrales

Para entender que es una imagen hiperespectral podríamos empezar por comprender la composición y el significado de las palabras que la componen:

- **Imagen:** Reproducción de la figura de un objeto por la combinación de los rayos de luz que proceden de él.
- **Híper:** hace referencia al 'exceso' o 'grado superior al normal'.
- **Espectral:** Perteneiente o relativo al espectro, distribución de la intensidad de una radiación en función de una magnitud característica, como la longitud de onda, la energía, la frecuencia o la masa.

Se puede decir entonces que una imagen hiperespectral es aquella que captura un objeto en función de la energía que esté refleja (o emite) a lo largo de cientos de longitudes de onda; o dicho de otro modo, es un set de imágenes del mismo objeto cada una de ellas con diferentes longitudes de onda. Estas bandas suelen extenderse más allá de lo visible, de forma contigua, por lo que en cada píxel se obtiene el espectro o firma espectral del objeto de análisis. En una imagen en escala de grises, un píxel está formado únicamente por un valor discreto, mientras que, en una imagen hiperespectral, un píxel posee muchos valores. Por tanto, un píxel es un vector N -dimensional. Las imágenes hiperespectrales se pueden ver como un cubo como el presentado en la Figura 1 (Keshava & Mustard 2002; Plaza et al. 2009).

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

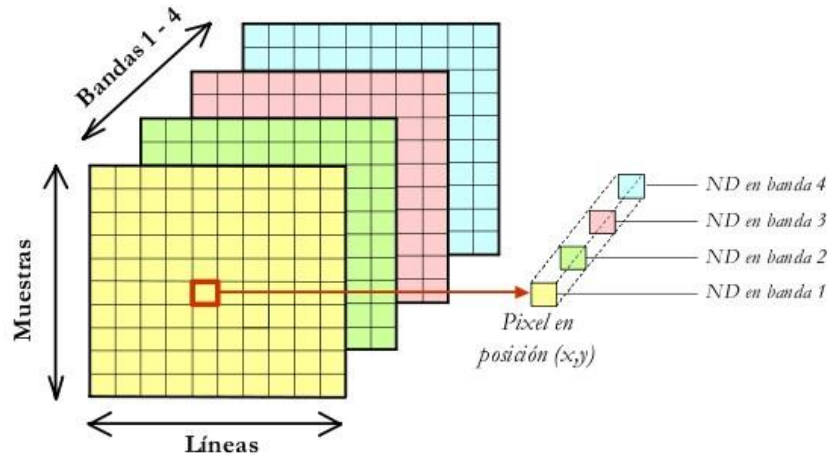


Figura 1. Imágenes hiperespectrales. (Fuente: <http://docplayer.es/4042836-Universidad-de-extremadura.html>)

2.2 El problema de la mezcla

En las imágenes hiperespectrales es normal la aparición de dos tipos de píxeles, píxeles puros y píxel mezcla. Un píxel mezcla son aquellos en los que existen diferentes materiales, usualmente conforman la mayor parte de la imagen. Un píxel mezcla se debe a la resolución del sensor o el sensado de superficies no homogéneas. La Figura 2 muestra un ejemplo del proceso de adquisición de píxeles puros (a nivel macroscópico) y mezcla en imágenes hiperespectrales.

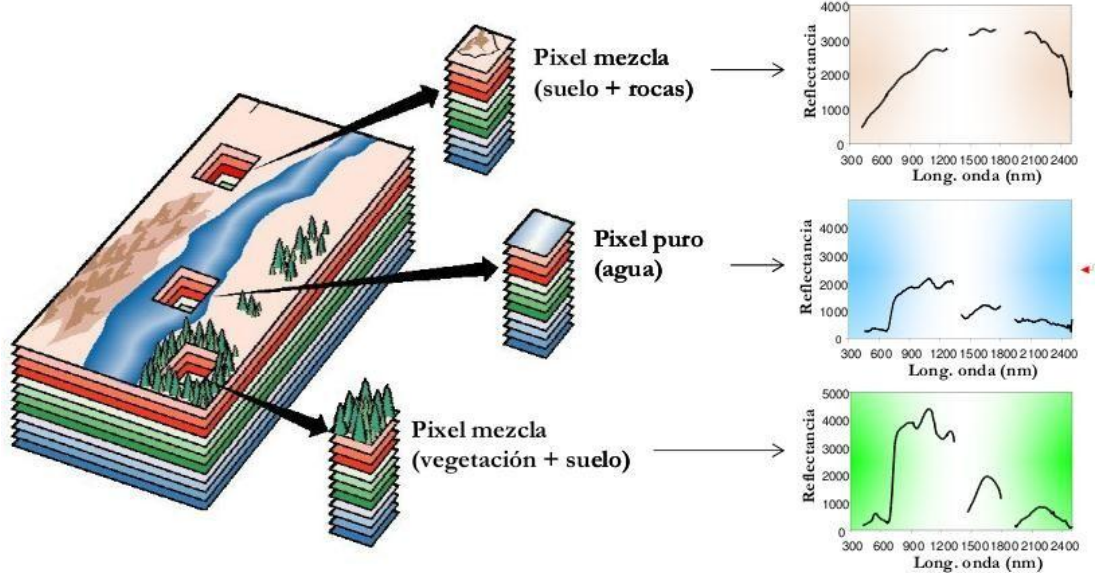


Figura 2. Tipos de píxeles en las imágenes hiperespectrales. (Fuente: SPIE Digital Library)

Un píxel mezcla puede ser dividido en una suma de espectros puros o *endmembers* y en un conjunto de valores llamados abundancias que indican el aporte individual de cada uno de los espectros puros en el píxel mezcla. La estimación del número de endmember, sus firmas espectrales y sus abundancias se realiza a través de algoritmos de desmezclado.

2.3 Algoritmos de Desmezclado

En esta sección describimos los algoritmos de extracción de *endmembers* y desmezclado espectral que se han incluido en este análisis.

Algoritmo VCA

El algoritmo, *Vertex Component Analysis* -VCA, selecciona un conjunto de píxeles de la imagen hiperespectral como los *endmembers*, por tanto, asume que los píxeles puros están en la imagen. Estos *endmembers* corresponden a los vértices de un simplex que contiene todos los espectros en la imagen. El algoritmo VCA es iterativo basado en

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

proyecciones ortogonales. El algoritmo itera hasta que todos los *endmembers* han sido extraídos (Luis Ignacio Jiménez, 2011)

Algoritmo MVSA ()

MVSA es un algoritmo de desmezclado que estima las firmas espectrales de los *endmembers* buscando el simplex con el volumen mínimo. A diferencia de VCA, MVSA no asume que los *endmembers* corresponden a píxeles dentro de la imagen (Jun Li, 2008)

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

3. METODOLOGÍA

3.1 Técnicas de recolección de la información

Fuentes primarias.

Docentes del Instituto tecnológico Metropolitano (ITM).

Fuentes Secundarias.

Se realizó la búsqueda y descarga de varios artículos relacionados con algoritmos de desmezclado lineal de imágenes hiperespectrales. La búsqueda de estos artículos se realizó empleando las siguientes bases de datos:

IEEE Xplorer

IEEE Xplorer, que es un recurso que proporciona información de contenido científico-tecnológico editado por IEEE y otros editores como la MIT y Wiley.

Tomado de: http://biblioteca.ugr.es/pages/biblioteca_electronica/bases_datos/ieeexplore

ScienceDirect

ScienceDirect, es una importante base de datos bibliográficos multidisciplinar del grupo Elsevier que proporciona artículos de más de 2.500 revistas científicas de calidad y artículos de más de 11.000 libros.

Tomado de: <http://infobib.blogspot.com.co/2010/01/scopus-y-science-direct-que-utilizar.html>.

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

Google académico

Google académico que es un buscador especializado de Internet, que indexa y rastrea todo tipo de documentación científica localizable en la Web, tanto referencias bibliográficas como documentos íntegros.

Tomado de: <http://www.buc.unican.es/node/9345>

3.2 Recursos Tecnológicos

Recursos Tecnológicos Tangibles.

Computadora.

USB.

Impresora.

Celular.

Conexión a internet.

Recursos Tecnológicos Intangibles.

Matlab.

3.3 Procedimiento

La metodología procede de la selección de métodos de desmezclado lineal a partir de una revisión de literatura, de tal forma que los métodos de desmezclados seleccionados se utilicen empleando imágenes hiperespectrales sintéticas.

Para su estudio, se efectúan los siguientes pasos:

- Reunión del grupo.
- Reunión del grupo con el asesor.
- Selección de artículos científicos sobre algoritmos de desmezclado lineal.

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

- Revisión de literatura.
- Búsqueda de algoritmos de desmezclado lineal implementados.
- Selección de firmas espectrales desde la librería USGS
- Generación de imágenes hiperespectrales sintéticas.
- Procesamiento de imágenes sintéticas con algoritmos de desmezclado.
- Calculo del desempeño de acuerdo a errores.
- Análisis de resultados.
- Escritura del documento.

Revisión de literatura

A partir de los artículos consultados, se seleccionaron los artículos más recientes para construir una revisión de literatura.

Algunos de estos artículos fueron:

- Signal Processing for Hyperspectral Image Exploitation. (Fuente: <http://ieeexplore.ieee.org/document/974715/>)
- Introduction to Hyperspectral Imaging with TNTmips. (Fuente: <http://www.microimages.com/documentation/Tutorials/hyprspec.pdf>)
- Algoritmos de extracción de endmembers en imágenes hiperespectrales. (Fuente: <http://www.aet.org.es/?q=revista21-19>)
- Vertex Component Analysis: A Fast Algorithm to Unmix Hyperspectral Data. (Fuente: <http://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1411995/>)

Búsqueda de algoritmos de desmezclado lineal implementados

A partir de la revisión de literatura se seleccionaron los dos métodos a comparar. Se buscó su disponibilidad en la red, tanto en Matlab como en C++ y que contaran con implementación *open source*.

Los métodos seleccionados fueron:

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

VCA (Vertex Component Analysis)

MVSA (Minimum Volume Simplex Analysis)

Selección de firmas espectrales desde la librería USGS

Los endmember o las firmas espectrales, se obtuvieron de la siguiente página:

<ftp://ftpeft.cr.usgs.gov/pub/cr/co/denver/speclab/pub/spectral.library/splib06.library/ASCII>

De allí solo se obtuvieron de tres tipos (minerales, suelos y vegetación) estos, se utilizaron para la generación de las tres imágenes hiperespectrales sintéticas.

Generación de imágenes hiperespectrales sintéticas

El proceso para la generación y lectura de imágenes se realizó de la siguiente manera:

- Lectura de imágenes convencionales en Matlab.
- Lectura de imágenes hiperespectrales.
- Generación de imágenes hiperespectrales sintéticas.
- Visualización de imágenes convencionales en Matlab

Para leer una imagen en Matlab se hizo uso de la función:

```
A = imread ('nombre de la imagen.jpg');
```

En este caso, lo que se encuentra dentro del paréntesis es el nombre del archivo de la imagen, esta debía encontrarse en el mismo directorio o path de Matlab; una vez ejecutada la línea, se podía de notar que se creaba la variable A, esta era de tipo double que corresponde a un arreglo de tres dimensiones: número de píxeles en la fila x número de píxeles en la columna x 3, donde el 3 corresponde al número de bandas que tiene la imagen; dado que es una imagen convencional, como las que toman las cámaras de celular, esta tiene 3 bandas, correspondientes a los canales rojo, verde y azul. La función imread solo se encarga de leer una imagen, para visualizarla se hace uso de la función:

```
Imshow(A)
```

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

La figura 3 muestra lo mencionado anteriormente

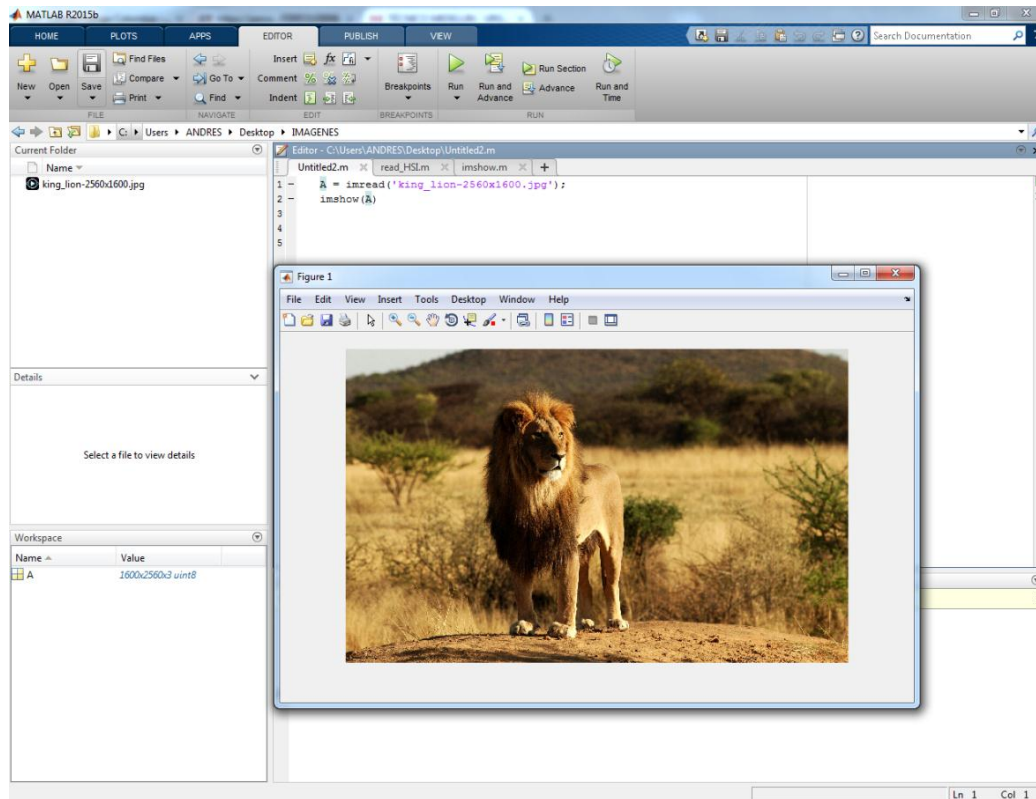


Figura 3. (Visualización de imagen convencional en Matlab)

Lectura de imágenes hiperespectrales

Las imágenes hiperespectrales no se pueden leer con funciones como `imread`, se requiere funciones especializadas que permitan trabajar con las múltiples bandas. A diferencia de las imágenes convencionales, las imágenes hiperespectrales tienen cientos de bandas (100, 200, 300, etc.) que corresponden a diferentes bandas a lo largo del espectro electromagnético. Ya no solo se tiene información de los canales rojo, verde y azul, sino que se extiende más allá de la región visible. Para leer estas imágenes se usó la función `read_HSI`.

Una vez leída la imagen en Matlab con la ayuda de esta función, se puede hacer uso de la función `imshow` para mostrar la imagen hiperespectral en una combinación de 3 bandas de la imagen, o una sola banda de la imagen en escala de grises.

Generación y trabajo con las imágenes hiperespectrales sintéticas

- **Obtención de las firmas para la generación de las Imágenes hiperespectrales sintéticas.**

Inicialmente se descargaron las firmas para la generación de imágenes sintéticas hiperespectrales desde la librería USGS, se obtuvieron firmas de suelos, vegetación y minerales. A continuación se puede evidenciar, en la Figura 4, las firmas descargadas y utilizadas en la generación de las imágenes:

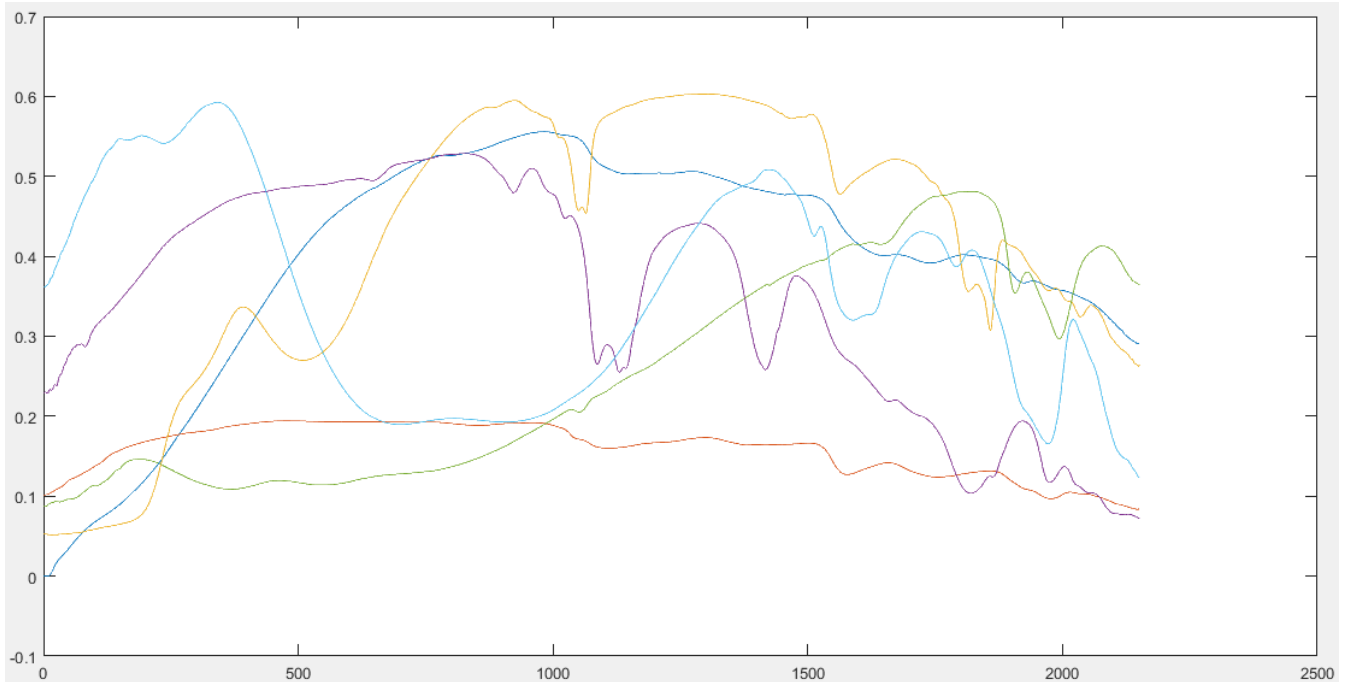


Figura 4. Firmas usadas para generar imagines sinteticas

- **Generación de las imágenes hiperespectrales sintéticas**

Tomando en cuenta lo anterior generamos tres imágenes, la primera (Figura 3.10) tenía un tamaño de 30x30 píxeles y 2151 bandas, para la generación de esta, se escogió a al azar las cuatro firmas, con las cuales se creó esta imagen y que cuenta con una abundancia que se describe a continuación:

Endmember 1 (10 píxeles)	Endmember 1 50% + Endmember 2 50%	Endmember 2 (10 píxeles)
-----------------------------	--------------------------------------	-----------------------------

Endmember 1 50% + Endmember 3 50%	Endmember 1 25% + Endmember 2 25% + Endmember 3 25% + Endmember 4 25%	Endmember 2 50% + Endmember 4 50%
Endmember 3 (10 píxeles)	Endmember 3 50% + Endmember 4 50%	Endmember 4 (10 píxeles)

Tabla 1

Nota: En la imagen anterior, se puede ver que cada endmember tiene un tamaño de 10 píxeles; esto pasa para las tres imágenes.

A continuación se puede evidenciar como es la primera imagen hiperespectral sintética, cumpliendo los parámetros anteriormente mencionados.

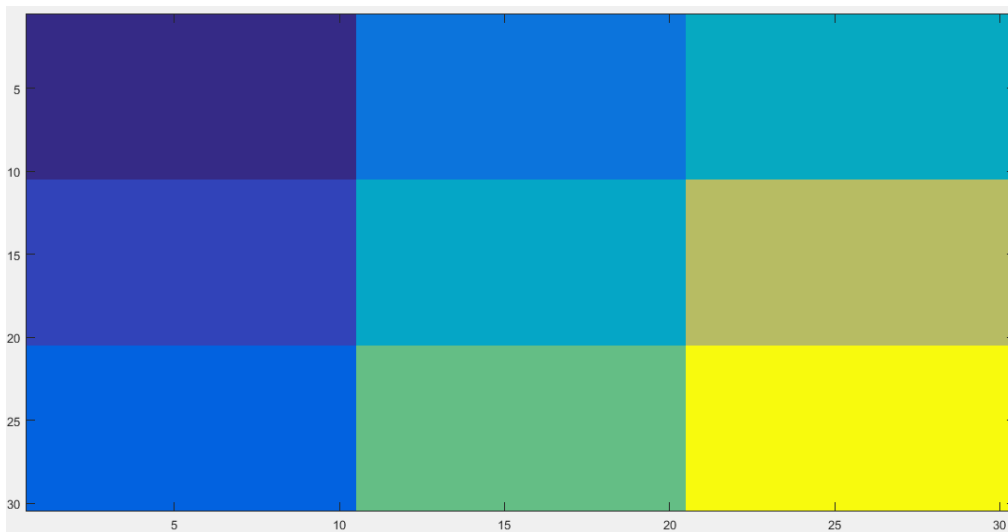


Imagen hiperespectral sintética 1

La segunda imagen (Figura 3.11) tenía un tamaño de 40x40 píxeles y 2151 bandas, para la generación de esta, se escogió a al azar las cinco firmas con las cuales se creó esta imagen y que cuentan con una abundancia que se describe a continuación:

Endmember 1	Endmember 1 75% + Endmember 2 25%	Endmember 1 25% + Endmember 2 75%	Endmember 2
Endmember 1 75% + Endmember 3 25%	Endmember 5 50% + Endmember 1 50%	Endmember 5 50% + Endmember 2 25% + Endmember 4 25%	Endmember 2 75% + Endmember 4 25%
Endmember 3 75% + Endmember 1 25%	Endmember 5	Endmember 5 50% + Endmember 4 50%	Endmember 4 75% + Endmember 2 25%
Endmember 3	Endmember 5 50% +	Endmember 4 50% +	Endmember 4

	Endmember 3 50%	Endmember 5 25% + Endmember 3 25%	
--	-----------------	--------------------------------------	--

Tabla 2

A continuación se puede evidenciar como es la segunda imagen hiperespectral sintética, cumpliendo los parámetros anteriormente mencionados.

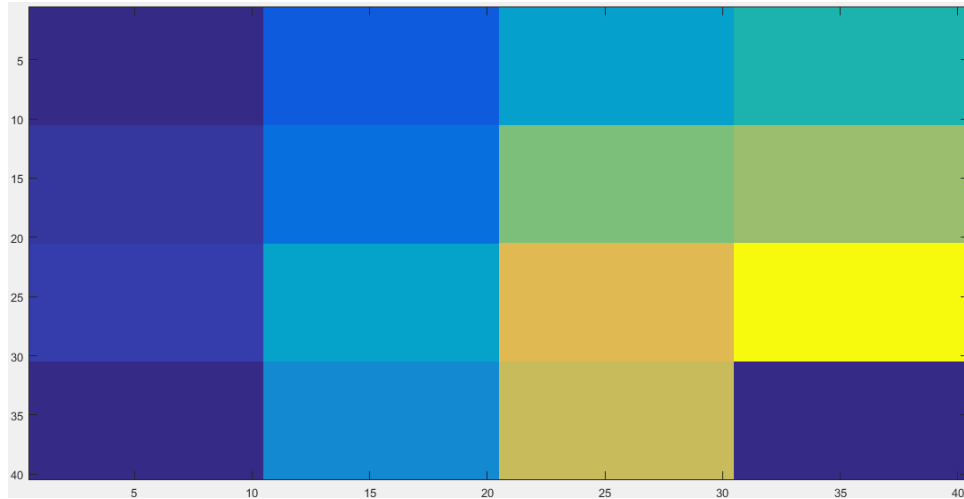


Imagen hiperespectral sintética 2

La tercera imagen (Figura 3.12) tenía un tamaño de 50x50 píxeles 2151 bandas, para la generación de esta, se escogió a al azar las seis firmas con las cuales se creó esta imagen y que cuentan con una abundancia que se describe a continuación:

Endmember 1	Endmember 1 50% + Endmember 2 25% + Endmember 5 25%	Endmember 1 50% + Endmember 2 50%	Endmember 2 50% + Endmember 1 25% + Endmember 6 25%	Endmember 2
Endmember 1 50% + Endmember 5 25% + Endmember 3 25%	Endmember 1 50% + Endmember 5 50%	Endmember 5 25% + Endmember 6 25% + Endmember 1 25% + Endmember 2	Endmember 2 50% + Endmember 6 50%	Endmember 2 50% + Endmember 6 25% + Endmember 4 25%

		25%		
Endmember 5 50% + Endmember 1 25% + Endmember 3 25%	Endmember 5	Endmember 6 50% + Endmember 5 50%	Endmember 6	Endmember 6 50% + Endmember 2 25% + Endmember 4 25%
Endmember 3 50% + Endmember 5 25% + Endmember 1 25%	Endmember 3 50% + Endmember 5 50%	Endmember 5 25% + Endmember 6 25% + Endmember 3 25% + Endmember 4 25%	Endmember 6 50% + Endmember 4 50%	Endmember 4 50% + Endmember 2 25% + Endmember 6 25%
Endmember 3	Endmember 3 50% + Endmember 5 25% + Endmember 4 25%	Endmember 3 50% + Endmember 4 50%	Endmember 4 50% + Endmember 6 25% + Endmember 3 25%	Endmember 4

Tabla 3

A continuación se puede evidenciar como es la tercera imagen hiperespectral sintética, cumpliendo los parámetros anteriormente mencionados.

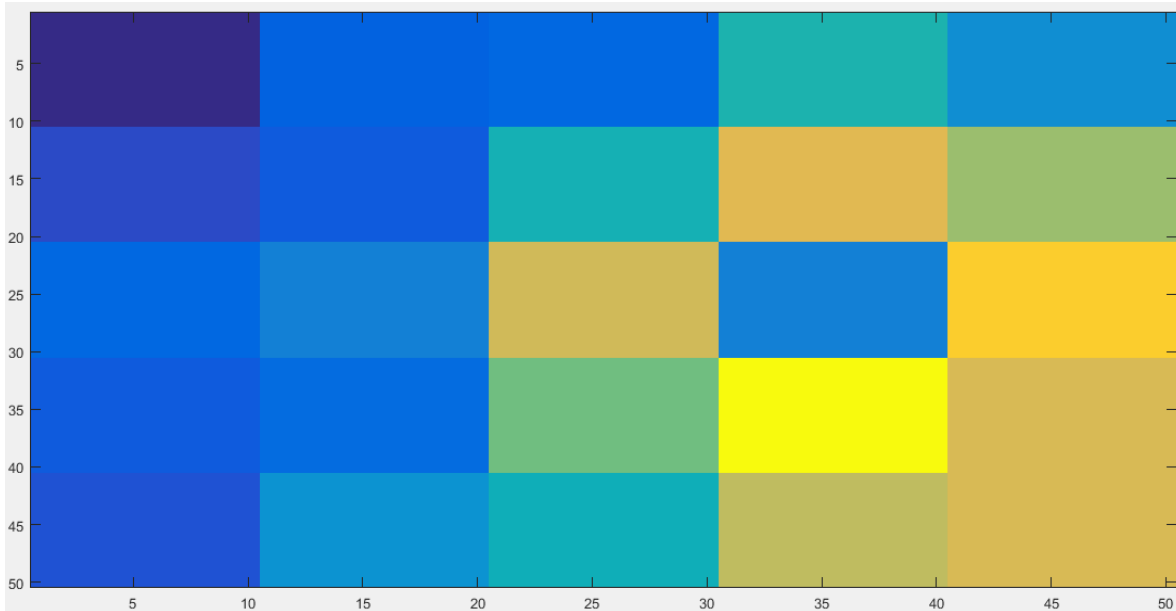


Imagen hiperespectral sintética 3

- **Extracción de Endmembers y procesamiento de imágenes sintéticas con algoritmos de desmezclado.**

Para este procesamiento y la extracción de los endmembers de las imágenes, utilizamos los métodos de VCA y MVSA.

VCA, este método lo obtuvimos de la siguiente página, en el análisis de literatura <http://www.lx.it.pt/~bioucas/code.htm>

A este método se le ingresa la imagen hiperespectral sintética que ya habíamos generado y el número de endmembers que tenía la imagen, y este método nos entrega una variable en la cual se encuentra los endmember que estimo después de haber analizado la imagen.

MVSA, este método lo obtuvimos de la siguiente página, en el análisis de literatura <http://www.lx.it.pt/~bioucas/code.htm>

A este método se le ingresa la imagen hiperespectral sintética que ya habíamos generado y el número de endmembers que tenía la imagen, y este método nos entrega una variable en la cual se encuentra los endmember que estimo después de haber analizado la imagen.

- **Estimación de abundancias**

Para este cálculo utilizamos la función **NNSLO**, en esta función se ingresa la variable que entrega el método VCA y MVSA, con los endmembers estimados, y la imagen hiperespectral sintética a examinar, a la salida nos arroja una estimación de abundancias para cada endmember la cual es organizada en $N \times \text{Píxeles}$, donde N es el número de endmembers.

A continuación, se puede evidenciar rápida y fácilmente en un diagrama todo el proceso de generación y procesamiento de imágenes hiperespectrales sintéticas, descrito anteriormente.

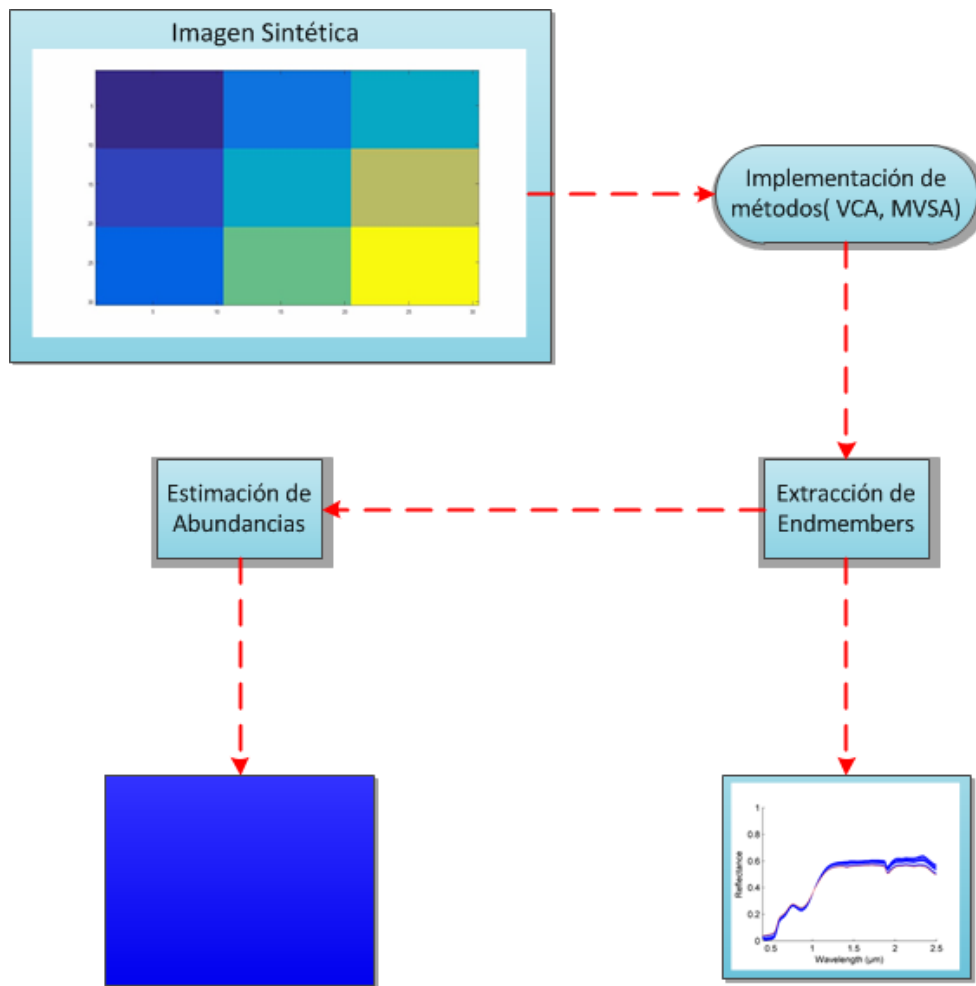


Figura 5. Diagrama del procesamiento del realizado

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

- **Calculo del desempeño de acuerdo a errores.**

Una vez conocidos los endmembers estimados por el método VCA, MSVA y los originalmente utilizados para la generación de las imágenes, creamos una matriz de errores (distancias entre endmembers estimados y endmembers reales) donde las filas son los endmembers estimados y las columnas los endmember reales. Adicionalmente para evaluar los algoritmos seleccionados, se calcula el error cuadrático medio entre los mapas de abundancia estimados y los reales.

- **Adición de ruido a las imágenes originales**

Una vez realizado todo este proceso detalladamente, como fue mostrado, procedimos a adicionarle ruido a las tres imágenes hiperespectrales sintéticas generadas, para así evidenciar la efectividad y eficiencia de los métodos al analizar imágenes cuando presenten ruido o distorsión.

Una vez se realizó nuevamente el procesamiento de las imágenes después de adicionarles ruido, en la etapa de análisis de resultados se podrá evidenciar si hubo alteración en estos o si los resultados fueron iguales.

- **Análisis de resultados**

Este análisis de los resultados obtenidos luego de realizar detalladamente el proceso anteriormente descrito, esto para cada imagen hiperespectral sintética generada, se puede evidenciar en el siguiente numeral del informe.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Para evaluar los resultados se calculó la distancia coseno entre los endmembers estimados por VCA y MSVA, y los endmembers empleados en la generación de los datos sintéticos. Posteriormente, se calculó el error cuadrático medio entre las abundancias estimadas por NNSLO y las abundancias definidas para la generación de las imágenes sintéticas. A partir de estos datos se realiza el análisis de los algoritmos.

4.1 Imagen hiperespectral Sintética 1 - método VCA

La Tabla 4.1 presenta la distancia coseno entre los cuatro endmembers originales (columnas) y los endmembers estimados por VCA (filas). Los valores que más se aproximan o que son iguales a cero, indican que los endmember comparados son iguales o muy similares.

Tabla 4.1 Distancia coseno entre endmembers estimados y reales para imagen sintética 1.

0.0527	0.0000	0.0738	0.0211
0.0919	0.0211	0.1190	0.000
0.000	0.0527	0.0122	0.0919
0.0122	0.0738	0.0000	0.1190

Tabla 4.1

De esta matriz se puede deducir que:

- El endmember 1 estimado por VCA se asemeja al endmember 2 real
- El endmember 2 estimado por VCA se asemeja al endmember 4 real
- El endmember 3 estimado por VCA se asemeja al endmember 1 real
- El endmember 4 estimado por VCA se asemeja al endmember 3 real

Una vez adicionado ruido a la imagen sintética, se realiza el mismo análisis. La Tabla 4.2 presenta la distancia coseno para los endmembers estimados desde la imagen con ruido (fila) y los endmembers reales (columna). Aunque para el caso con la imagen con ruido, no se obtiene en ningún caso distancia cero, si se puede determinar la correspondencia de los endmembers desde el valor mínimo de cada fila de la tabla.

Tabla 4.2 Distancia coseno entre endmembers estimados y reales para imagen sintética 1 con ruido.

0.09427	0.0219	0.1202	0.00011
0.00007	0.0525	0.0132	0.0915
0.0504	0.00049	0.0695	0.0238
0.0137	0.0732	0.00009	0.01221

Tabla 4.2

De la Tabla 4.2 se concluye que:

- El endmember 1 estimado por VCA se asemeja al endmember 4 real
- El endmember 2 estimado por VCA se asemeja al endmember 1 real
- El endmember 3 estimado por VCA se asemeja al endmember 2 real
- El endmember 4 estimado por VCA se asemeja al endmember 3 real

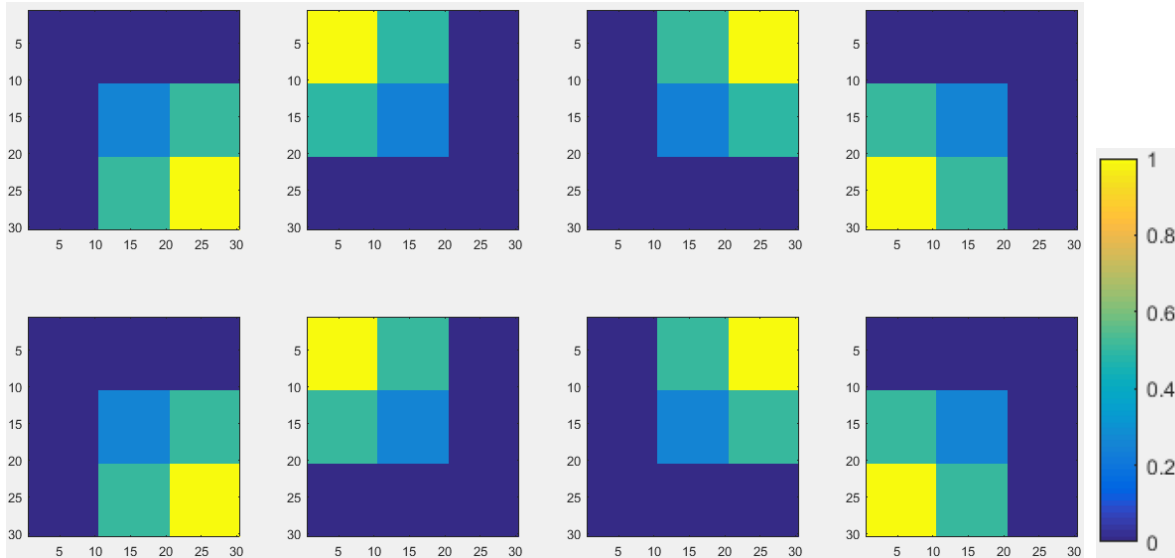


Figura 4.1

Figura 4.1 Mapas de abundancia para imagen sintética 1 usando endmembers estimados por VCA (fila superior) y abundancias originales (fila inferior).

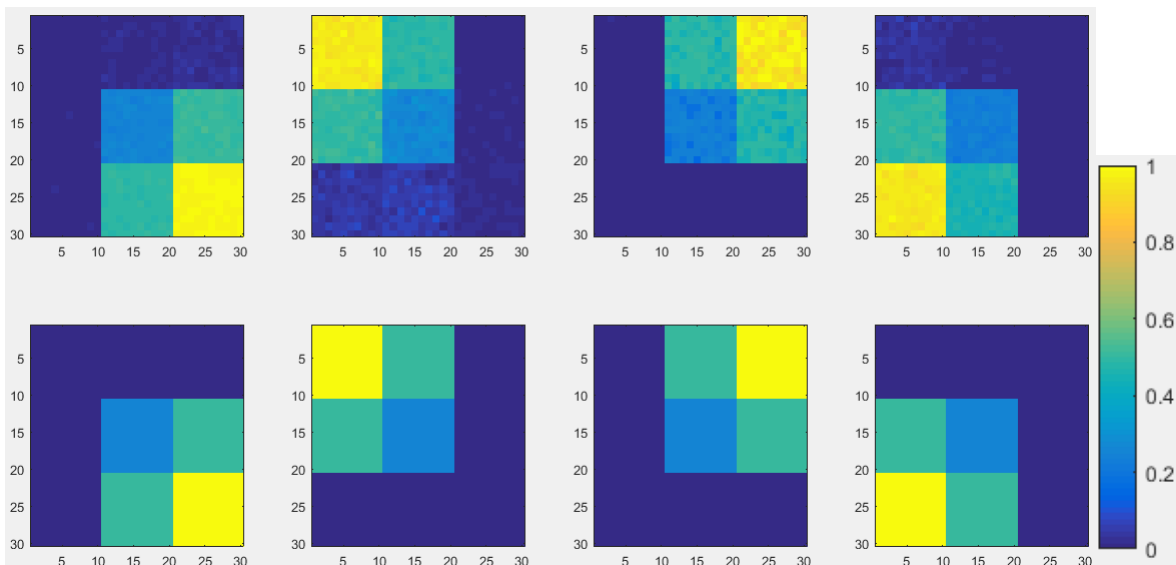


Figura 4.2

Figura 4.2 Mapas de abundancia para imagen sintética 1 con ruido usando endmembers estimados por VCA (fila superior) y abundancias originales (fila inferior).

Las Figuras 4.1 y 4.2 presentan las abundancias estimadas por NNSLO usando los endmembers estimados (fila de arriba) por el método VCA y las abundancias originales. La Figura 4.1 corresponde a las abundancias estimadas desde la imagen sintética sin ruido, y Figura 4.2 a la imagen sintética con ruido. Se puede notar como el ruido afecta la precisión de estimación de las abundancias.

El error cuadrático medio calculado, para cada endmember presente en la imagen hiperespectral sintética 1 sin ruido, se muestra a continuación:

- **Endmember 1:** 2.633582820910291e-30
- **Endmember 2:** 7.139863667101290e-30
- **Endmember 3:** 3.150658754933325e-29
- **Endmember 4:** 9.002342801102844e-30

El error cuadrático medio calculado, para cada endmember presente en la imagen hiperespectral sintética 1 luego de adicionar ruido a esta imagen, se muestra a continuación:

- **Endmember 1:** 2.509253709737302e-04
- **Endmember 2:** 4.259139895791405e-04

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

- **Endmember 3:** 2.179726021091331e-04
- **Endmember 4:** 8.156751995192620e-04

4.2 Imagen hiperespectral Sintética 2 - método VCA

La Tabla 4.3 presenta la distancia coseno entre los endmembers estimados por el método VCA y los endmembers reales, en esta matriz se muestra en las filas los endmembers estimados por el método VCA y las columnas los endmember reales. Los valores que más se aproximan o que son iguales a cero, indican que los endmember comparados son iguales o muy similares.

Tabla 4.3 Distancia coseno entre endmembers estimados y reales para imagen sintética 2.

0.0848	0.0162	0.1112	0.000331011654944757	0.2892
0.0318	0.0941	0.0165	0.1699	0.0413
0.1277	0.1869	0.1087	0.3058	1.11022302e-16
0.000	0.0527	0.0122	0.0919	0.1277
0.0527	2.22044604e-16	0.0738	0.0211	0.1869

Tabla 4.3

De esta matriz se puede deducir que:

- El endmember 1 estimado por VCA se asemeja al endmember 4 real
- El endmember 2 estimado por VCA se asemeja al endmember 3 real
- El endmember 3 estimado por VCA se asemeja al endmember 5 real
- El endmember 4 estimado por VCA se asemeja al endmember 1 real
- El endmember 5 estimado por VCA se asemeja al endmember 2 real

La Tabla 4.4 presenta la matriz de distancia entre endmembers estimados por el método VCA y los endmembers reales después de agregar ruido a la imagen, en esta matriz se muestra en las filas los endmembers estimados por el método VCA y las columnas los endmember reales. Los valores que más se aproximan o que son iguales a cero, indican que los endmember comparados son iguales o muy similares.

Tabla 4.4 Distancia coseno entre endmembers estimados y reales para imagen sintética 2 con ruido.

0.0877	0.0165	0.1145	0.000404801671709087	0.2913
0.000967093278747	0.0585	0.0064	0.0994	0.1209
0.1278	0.1860	0.1108	0.3054	0.000187470807
0.0497	0.00034767347056	0.0701	0.0200	0.1889
0.0321	0.0966	0.0158	0.1716	0.0428

Tabla 4.4

De esta matriz se puede deducir que:

- El endmember 1 estimado por VCA se asemeja al endmember 4 real
- El endmember 2 estimado por VCA se asemeja al endmember 1 real
- El endmember 3 estimado por VCA se asemeja al endmember 5 real
- El endmember 4 estimado por VCA se asemeja al endmember 2 real
- El endmember 5 estimado por VCA se asemeja al endmember 3 real

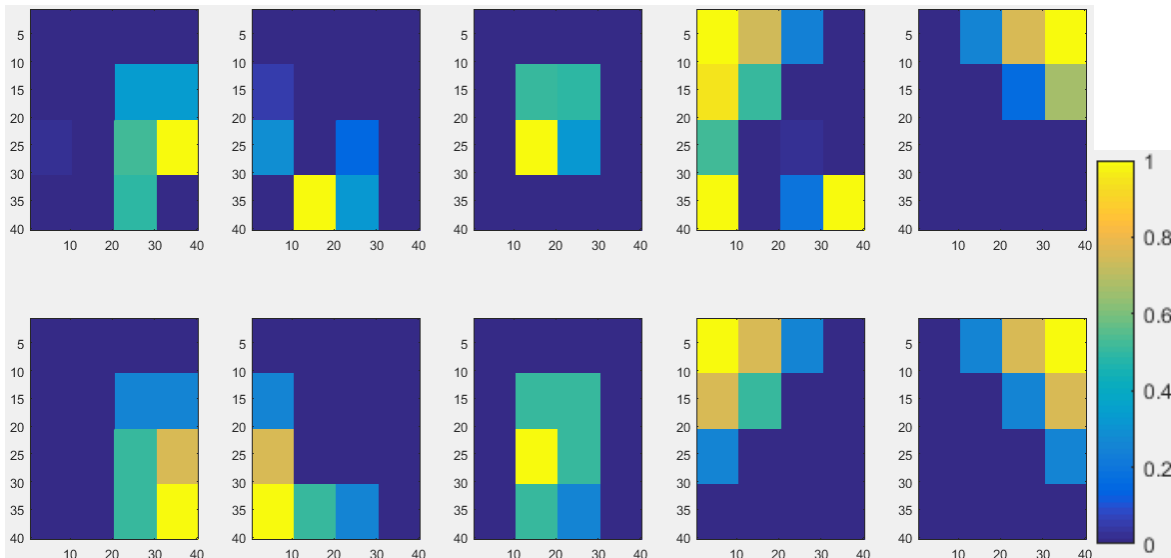


Figura4.3

Figura 4.3 Mapas de abundancia para imagen sintética 2 usando endmembers estimados por VCA (fila superior) y abundancias originales (fila inferior).

En la Figura 4.3 se compara las abundancias de los endmembers estimados (fila de arriba) por el método VCA y los endmembers reales usados para crear la imagen (fila de abajo), esta comparación se hace con base en la matriz de error mostrada anteriormente

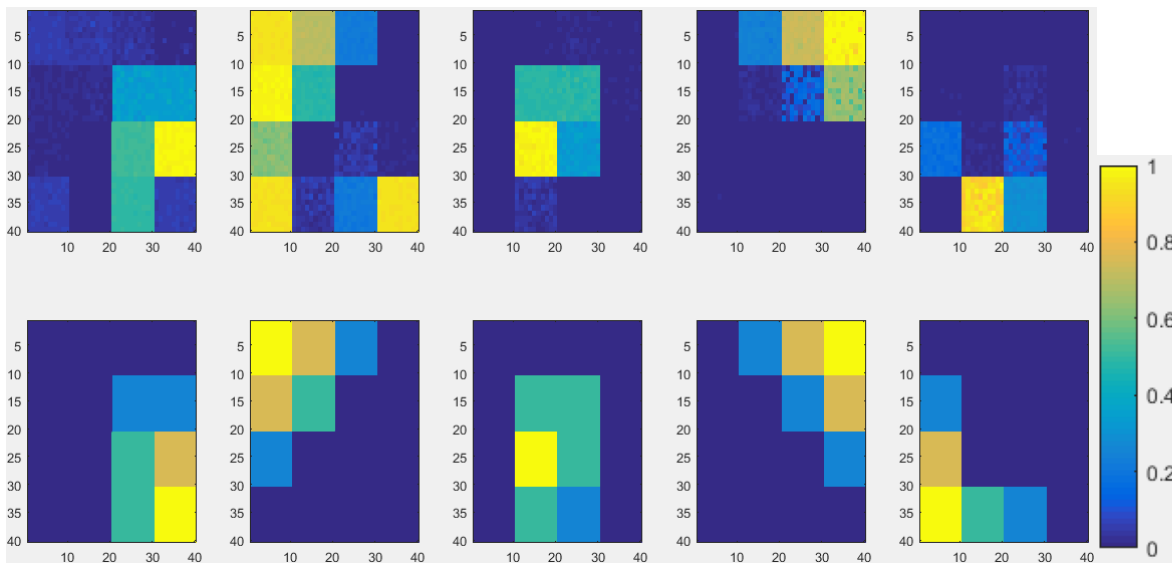


Figura 4.4

Figura 4.4 Mapas de abundancia para imagen sintética 2 con ruido usando endmembers estimados por VCA (fila superior) y abundancias originales (fila inferior).

En la Figura 4.4 se compara las abundancias de los endmembers estimados (fila de arriba) por el método VCA luego de haberle agregado ruido a la imagen original y los endmembers reales usados para crear la imagen (fila de abajo), esta comparación se hace con base en la matriz de error mostrada anteriormente

El error cuadrático medio calculado, para cada endmember presente en la imagen hiperespectral sintética 2, se muestra a continuación:

- **Endmember 1:** 0.086499784840618
- **Endmember 2:** 0.067347174119161
- **Endmember 3:** 0.001408004846617
- **Endmember 4:** 0.004774305555556
- **Endmember 5:** 0.155926977467101

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

El error cuadrático medio calculado, para cada endmember presente en la imagen hiperespectral sintética 2 luego de adicionar ruido a esta imagen, se muestra a continuación:

- **Endmember 1:** 0.061026934295524
- **Endmember 2:** 0.126701620420109
- **Endmember 3:** 0.099929420065753
- **Endmember 4:** 0.019147158904302
- **Endmember 5:** 0.006331661587088

4.3 Imagen Hiperespectral Sintética 3 - Método VCA

La Tabla 4.5 presenta la distancia coseno calculadas para la imagen sintética 3, calculados entre endmembers estimados por el método VCA y los endmembers reales, en esta matriz se muestra en las filas los endmembers estimados por el método VCA y las columnas los endmember reales. Los valores que más se aproximan o que son iguales a cero, indican que los endmember comparados son iguales o muy similares.

Tabla 4.5 Distancia coseno entre endmembers estimados y reales para imagen sintética 3.

3.330669e-16	0.0527	0.0122	0.0919	0.1277	0.1853
0.1227	0.0849	0.1099	0.1701	0.0573	0.0323
0.0122	0.0738	0	0.1190	0.1087	0.1781
0.0919	0.0211	0.1190	0	0.3058	0.1303
0.0527	2.220446e-16	0.0738	0.0211	0.1869	0.0770
0.1277	0.1869	0.1087	0.3058	3.330669e-16	0.1718

Tabla 4.5

De esta matriz se puede deducir que:

- El endmember 1 estimado por VCA se asemeja al endmember 1 real
- El endmember 2 estimado por VCA se asemeja al endmember 6 real
- El endmember 3 estimado por VCA se asemeja al endmember 3 real
- El endmember 4 estimado por VCA se asemeja al endmember 4 real
- El endmember 5 estimado por VCA se asemeja al endmember 2 real
- El endmember 6 estimado por VCA se asemeja al endmember 5 real

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

La Tabla 4.6 presenta las distancias coseno calculada a partir de los endmembers estimados por el método VCA y los endmembers reales después de agregar ruido a la imagen, en esta matriz se muestra en las filas los endmembers estimados por el método VCA y las columnas los endmember reales. Los valores que más se aproximan o que son iguales a cero, indican que los endmember comparados son iguales o muy similares.

Tabla 4.6 Distancia coseno entre endmembers estimados y reales para imagen sintética 3 con ruido.

0.1309	0.1902	0.1107	0.3095	0.00010467	0.1729
0.0909	0.0210	0.1188	0.00012527590	0.3072	0.1314
0.0127	0.0735	4.677330e-05	0.1187	0.1079	0.1763
7.32520e-05	0.0549	0.0127	0.0946	0.1279	0.1894
0.0523	5.2315e-05	0.0737	0.0202	0.1940	0.0808
0.1246	0.0859	0.1118	0.1715	0.0585	0.0315

Tabla 4.6

De esta matriz se puede deducir que:

- El endmember 1 estimado por VCA se asemeja al endmember 5 real
- El endmember 2 estimado por VCA se asemeja al endmember 4 real
- El endmember 3 estimado por VCA se asemeja al endmember 3 real
- El endmember 4 estimado por VCA se asemeja al endmember 1 real
- El endmember 5 estimado por VCA se asemeja al endmember 2 real
- El endmember 6 estimado por VCA se asemeja al endmember 6 real

La Figura 4.5 presenta la comparación entre las abundancias de los endmembers estimados (fila de arriba) por el método VCA y los endmembers reales usados para crear la imagen (fila de abajo), esta comparación se hace con base en la matriz de error mostrada anteriormente

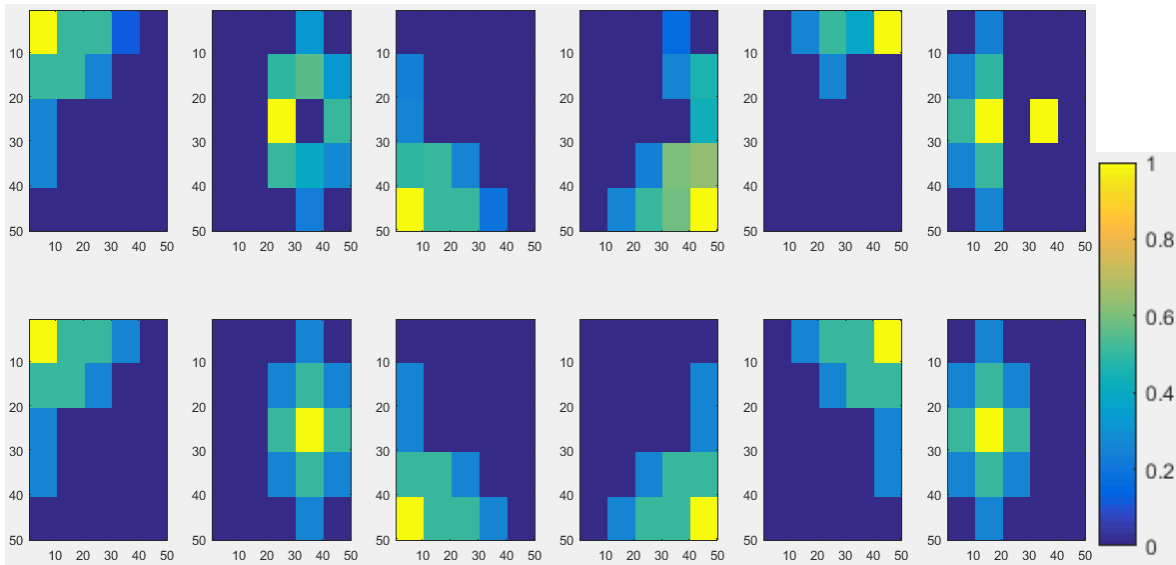


Figura 4.5

Figura 4.5 Mapas de abundancia para imagen sintética 3 usando endmembers estimados por VCA (fila superior) y abundancias originales (fila inferior).

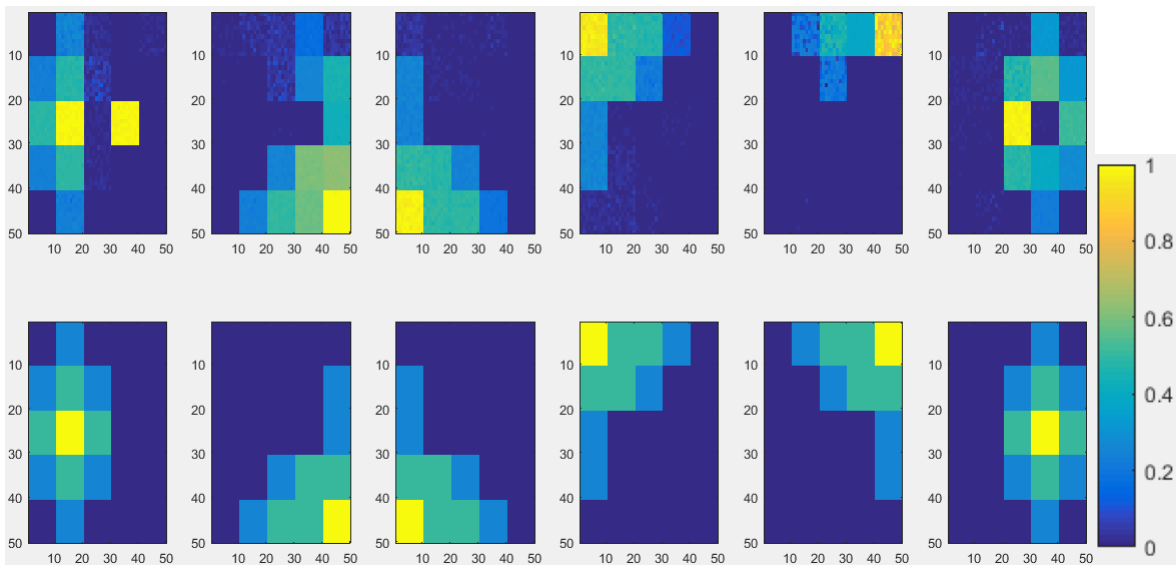


Figura 4.6

Figura 4.6 Mapas de abundancia para imagen sintética 3 con ruido usando endmembers estimados por VCA (fila superior) y abundancias originales (fila inferior).

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

La Figura 4.6 presenta la comparación entre las abundancias de los endmembers estimados (fila de arriba) por el método VCA luego de haberle agregado ruido a la imagen original y los endmembers reales usados para crear la imagen (fila de abajo), esta comparación se hace con base en la matriz de error mostrada anteriormente

El error cuadrático medio calculado, para cada endmember presente en la imagen hiperespectral sintética 3, se muestra a continuación:

- **Endmember 1:** 0.042292523511440
- **Endmember 2:** 8.914750653693811e-30
- **Endmember 3:** 0.001111318816207
- **Endmember 4:** 0.001276402253347
- **Endmember 5:** 0.064208410374800
- **Endmember 6:** 0.022500000000000

El error cuadrático medio calculado, para cada endmember presente en la imagen hiperespectral sintética 3 luego de adicionar ruido a esta imagen, se muestra a continuación:

- **Endmember 1:** 0.001356402665806
- **Endmember 2:** 0.041860681788819
- **Endmember 3:** 0.021323017828821
- **Endmember 4:** 0.065552927458954
- **Endmember 5:** 2.702783966337344e-04
- **Endmember 6:** 0.018782514356414

4.4 Imagen hiperespectral sintética 1 - método MVSA

La Tabla 4.7 presenta las distancias entre endmembers estimados por el método MVSA y los endmembers reales, en esta matriz se muestra en las filas los endmembers estimados por el método MVSA y las columnas los endmember reales. Los valores que más se aproximan o que son iguales a cero, indican que los endmember comparados son iguales o muy similares.

Tabla 4.7 Distancia coseno entre endmembers estimados y reales para imagen sintética 1.

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

0.0122	0.0738	0	0.1190
0.0527	0	0.0738	0.211
0	0.0527	0.0122	0.0919
0.0919	0.0211	0.1190	0

Tabla 4.7

De esta matriz se puede deducir que:

- El endmember 1 estimado por MVSA se asemeja al endmember 3 real
- El endmember 2 estimado por MVSA se asemeja al endmember 2 real
- El endmember 3 estimado por MVSA se asemeja al endmember 1 real
- El endmember 4 estimado por MVSA se asemeja al endmember 4 real

La Tabla 4.8 presenta las distancias entre endmembers estimados por el método MVSA y los endmembers reales después de agregar ruido a la imagen, en esta matriz se muestra en las filas los endmembers estimados por el método MVSA y las columnas los endmember reales. Los valores que más se aproximan o que son iguales a cero, indican que los endmember comparados son iguales o muy similares.

Tabla 4.8 Distancia coseno entre endmembers estimados y reales para imagen sintética 1 con ruido.

0.0140	0.0780	0.000131093216585998	0.1243
0.0867	0.0050	0.1119	0.0225
0.000149496935728743	0.0559	0.0132	0.0963
0.1124	0.0290	0.1418	0.0012

Tabla 4.8

De esta matriz se puede deducir que:

- El endmember 1 estimado por MVSA se asemeja al endmember 3 real
- El endmember 2 estimado por MVSA se asemeja al endmember 2 real
- El endmember 3 estimado por MVSA se asemeja al endmember 1 real
- El endmember 4 estimado por MVSA se asemeja al endmember 4 real

En la Figura 4.7 se presenta la comparación entre las abundancias de los endmembers estimados (fila de arriba) por el método MVSA y los endmembers reales usados para crear la imagen (fila de abajo), esta comparación se hace con base en la matriz de error mostrada anteriormente

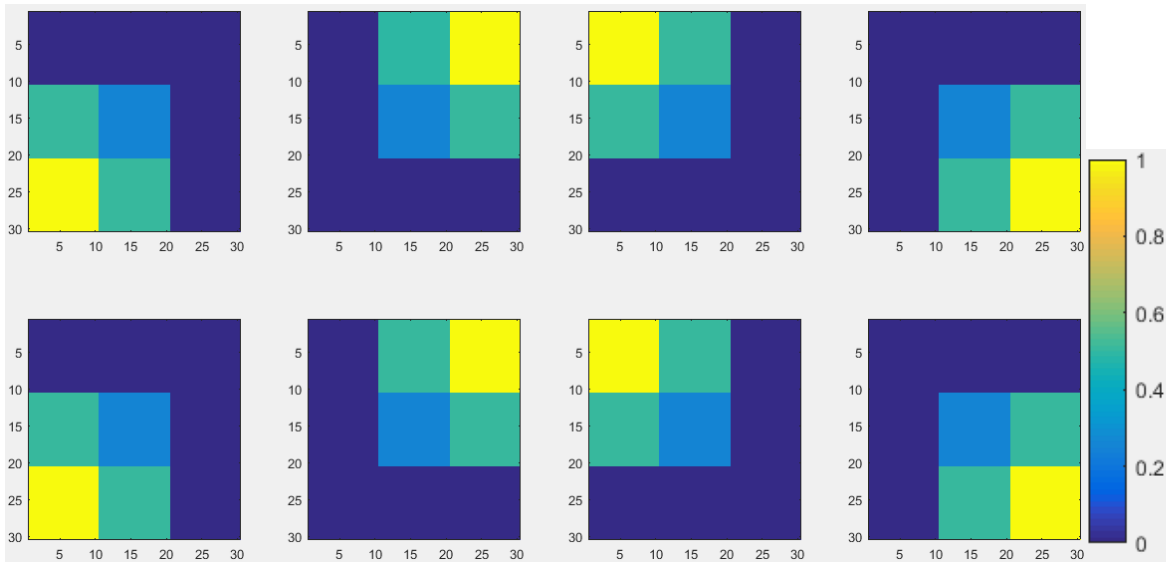


Figura 4.7

Figura 4.7 Mapas de abundancia para imagen sintética 1 usando endmembers estimados por VCA (fila superior) y abundancias originales (fila inferior).

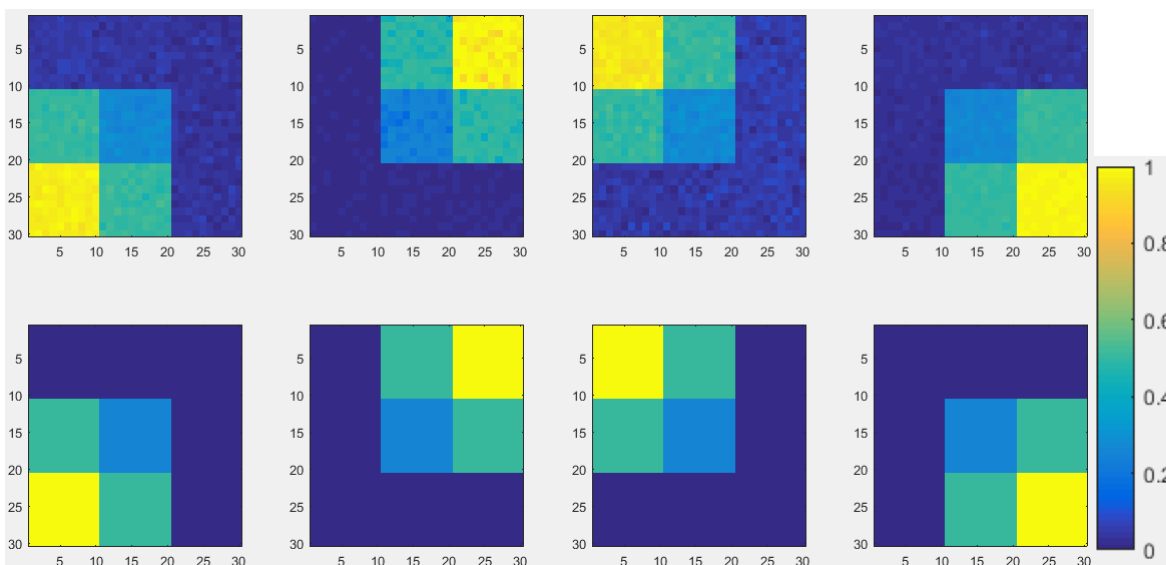


Figura 4.8

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

Figura 4.8 Mapas de abundancia para imagen sintética 1 con ruido usando endmembers estimados por VCA (fila superior) y abundancias originales (fila inferior).

En la Figura 4.7 se presenta la comparación entre las abundancias de los endmembers estimados (fila de arriba) por el método MVSA luego de haberle agregado ruido a la imagen original y los endmembers reales usados para crear la imagen (fila de abajo), esta comparación se hace con base en la matriz de error mostrada anteriormente

El error cuadrático medio calculado, para cada endmember presente en la imagen hiperespectral sintética 1, se muestra a continuación:

- **Endmember 1:** 4.142112040554914e-21
- **Endmember 2:** 6.761477346622996e-22
- **Endmember 3:** 1.087561143312233e-21
- **Endmember 4:** 6.608869475065436e-21

El error cuadrático medio calculado, para cada endmember presente en la imagen hiperespectral sintética 1 luego de adicionar ruido a esta imagen, se muestra a continuación:

- **Endmember 1:** 0.001447702691471
- **Endmember 2:** 0.002874336716758
- **Endmember 3:** 0.002359481022555
- **Endmember 4:** 0.001746201706216

4.5 Imagen Hiperespectral Sintética 2 - método MVSA

La Tabla 4.9 presenta las distancias entre endmembers estimados por el método MVSA y los endmembers reales, en esta matriz se muestra en las filas los endmembers estimados por el método MVSA y las columnas los endmember reales. Los valores que más se aproximan o que son iguales a cero, indican que los endmember comparados son iguales o muy similares.

Tabla 4.9 Distancia coseno entre endmembers estimados y reales para imagen sintética 2.

0.0851	0.0168	0.1108	0.000283835595704773	0.2891
3.7497394e-08	0.0526	0.0122	0.0919	0.1277

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

0.0864	0.0136	0.1177	0.0044	0.2922
0.2509	0.3080	0.2199	0.4523	0.0226
0.0247	0.1209	0.0072	0.1800	0.0935

Tabla 4.9

De esta matriz se puede deducir que:

- El endmember 1 estimado por MVSA se asemeja al endmember 4 real
- El endmember 2 estimado por MVSA se asemeja al endmember 1 real
- El endmember 3 estimado por MVSA se asemeja al endmember 2 real
- El endmember 4 estimado por MVSA se asemeja al endmember 5 real
- El endmember 5 estimado por MVSA se asemeja al endmember 3 real

Luego de haber agregado ruido a la imagen original, nuevamente calculamos la matriz de distancia. La Tabla 4.10 presenta las distancias entre endmembers estimados por el método MVSA y los endmembers reales después de agregar ruido a la imagen, en esta matriz se muestra en las filas los endmembers estimados por el método MVSA y las columnas los endmember reales. Los valores que más se aproximan o que son iguales a cero, indican que los endmember comparados son iguales o muy similares.

Tabla 4.10 Distancia coseno entre endmembers estimados y reales para imagen sintética 2 con ruido.

0.1080	0.0255	0.1364	0.000833774344	0.3235
0.2597	0.3208	0.2296	0.4676	0.0258
9.93713813e-05	0.0554	0.0134	0.0945	0.1303
0.0353	0.1410	0.0125	0.2033	0.0943
0.2038	0.0683	0.2478	0.0318	0.4447

Tabla 4.10

De esta matriz se puede deducir que:

- El endmember 1 estimado por MVSA se asemeja al endmember 4 real
- El endmember 2 estimado por MVSA se asemeja al endmember 5 real
- El endmember 3 estimado por MVSA se asemeja al endmember 1 real
- El endmember 4 estimado por MVSA se asemeja al endmember 3 real

- El endmember 5 estimado por MVSA se asemeja al endmember 2 real

En la Figura 4.9 se presenta la comparación entre las abundancias de los endmembers estimados (fila de arriba) por el método MVSA y los endmembers reales usados para crear la imagen (fila de abajo), esta comparación se hace con base en la matriz de error mostrada anteriormente

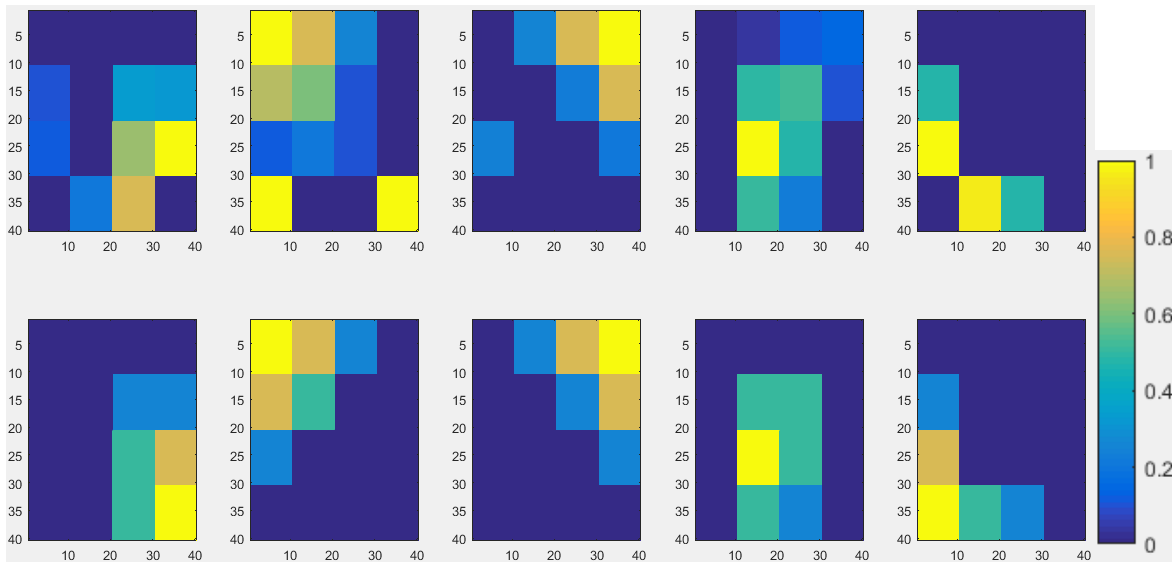


Figura 4.9

Figura 4.9 Mapas de abundancia para imagen sintética 2 usando endmembers estimados por MVSA (fila superior) y abundancias originales (fila inferior).

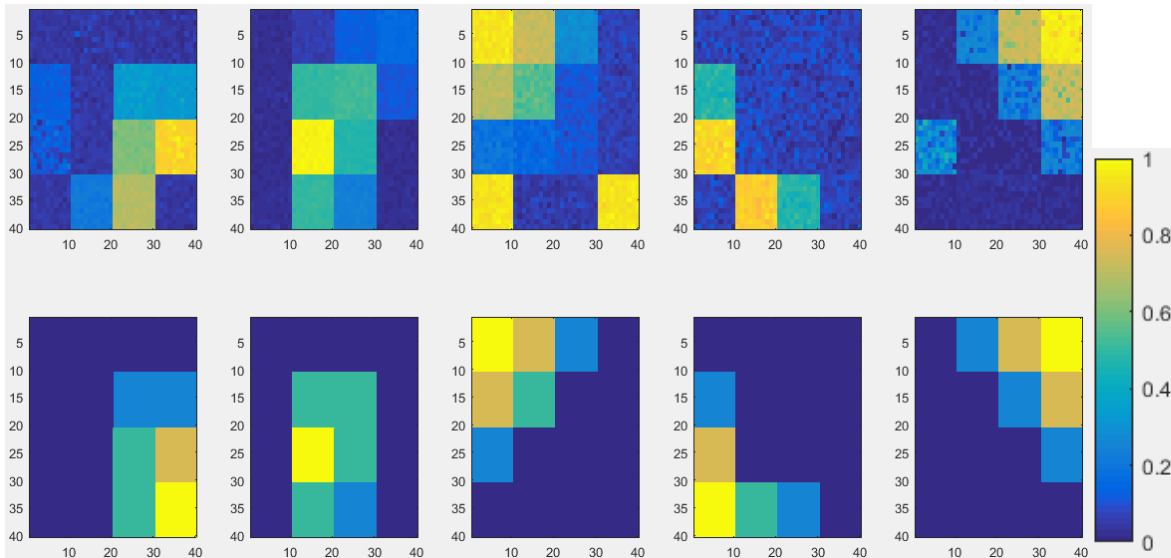


Figura 4.10

Figura 4.10 Mapas de abundancia para imagen sintética 2 con ruido usando endmembers estimados por MVSA (fila superior) y abundancias originales (fila inferior).

En la Figura 4.10 se presenta la comparación entre las abundancias de los endmembers estimados (fila de arriba) por el método MVSA luego de haberle agregado ruido a la imagen original y los endmembers reales usados para crear la imagen (fila de abajo), esta comparación se hace con base en la matriz de error mostrada anteriormente

El error cuadrático medio calculado, para cada endmember presente en la imagen hiperespectral sintética 2, se muestra a continuación:

- **Endmember 1:** 0.066092793444060
- **Endmember 2:** 0.131498623521982
- **Endmember 3:** 0.005146693185246
- **Endmember 4:** 0.008165496043675
- **Endmember 5:** 0.068153431548654

El error cuadrático medio calculado, para cada endmember presente en la imagen hiperespectral sintética 2 luego de adicionar ruido a esta imagen, se muestra a continuación:

- **Endmember 1:** 0.062313075676653
- **Endmember 2:** 0.009529917263142
- **Endmember 3:** 0.106824775153553

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

- **Endmember 4:** 0.069306342463318
- **Endmember 5:** 0.013712094101948

4.6 Imagen Hiperespectral Sintética 3 - método MVSA

La Tabla 4.11 presenta las distancias entre endmembers estimados por el método MVSA y los endmembers reales, en esta matriz se muestra en las filas los endmembers estimados por el método MVSA y las columnas los endmember reales. Los valores que más se aproximan o que son iguales a cero, indican que los endmember comparados son iguales o muy similares.

Tabla 4.11 Distancia coseno entre endmembers estimados y reales para imagen sintética 3.

0.0527	2.261524e-13	0.0738	0.211	0.1869	0.0770
0	0.0527	0.0122	0.0919	0.1277	0.1853
0.1277	0.1869	0.1087	0.3058	3.968159e-12	0.1718
0.0919	0.0211	0.1190	2.300382e-13	0.3058	0.1303
0.0122	0.0738	1.11022e-15	0.1190	0.1087	0.1781
0.1853	0.0770	0.1781	0.1303	0.1718	1.002087e-12

Figura 4.11

De esta matriz se puede deducir que:

- El endmember 1 estimado por MVSA se asemeja al endmember 2 real
- El endmember 2 estimado por MVSA se asemeja al endmember 1 real
- El endmember 3 estimado por MVSA se asemeja al endmember 5 real
- El endmember 4 estimado por MVSA se asemeja al endmember 4 real
- El endmember 5 estimado por MVSA se asemeja al endmember 3 real
- El endmember 6 estimado por MVSA se asemeja al endmember 6 real

Luego de haber agregado ruido a la imagen original, nuevamente calculamos la matriz de distancias. La Tabla 4.12 presenta las distancias entre endmembers estimados por el método MVSA y los endmembers reales después de agregar ruido a la imagen, en esta matriz se muestra en las filas los endmembers estimados por el método MVSA y las columnas los endmember reales. Los valores que más se aproximan o que son iguales a cero, indican que los endmember comparados son iguales o muy similares.

Tabla 4.12 Distancia coseno entre endmembers estimados y reales para imagen sintética 3 con ruido.

0.0012	0.0670	0.0152	0.1074	0.1329	0.2114
0.1429	0.0270	0.1795	0.0221	0.3189	0.0968
0.0162	0.0882	0.00082236098	0.1332	0.1147	0.1980
0.1501	0.0525	0.1839	0.0086	0.4013	0.1678
0.2439	0.1117	0.2361	0.1652	0.2108	0.0047
0.2423	0.3258	0.2127	0.4717	0.0227	0.2706

Figura 4.12

De esta matriz se puede deducir que:

- El endmember 1 estimado por MVSA se asemeja al endmember 1 real
- El endmember 2 estimado por MVSA se asemeja al endmember 2 real
- El endmember 3 estimado por MVSA se asemeja al endmember 3 real
- El endmember 4 estimado por MVSA se asemeja al endmember 4 real
- El endmember 5 estimado por MVSA se asemeja al endmember 6 real
- El endmember 6 estimado por MVSA se asemeja al endmember 5 real

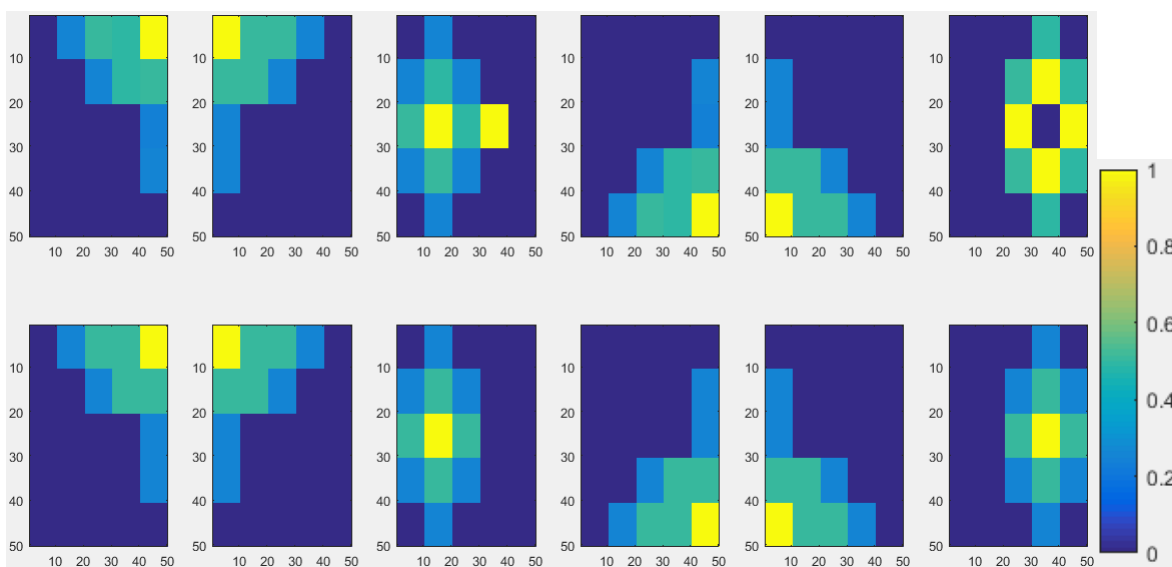


Figura 4.11

Figura 4.11 Mapas de abundancia para imagen sintética 3 usando endmembers estimados por MVSA (fila superior) y abundancias originales (fila inferior).

La Figura 4.11 presenta la comparación entre las abundancias de los endmembers estimados (fila de arriba) por el método y los endmembers reales usados para crear la imagen (fila de abajo), esta comparación se hace con base en la matriz de error mostrada anteriormente.

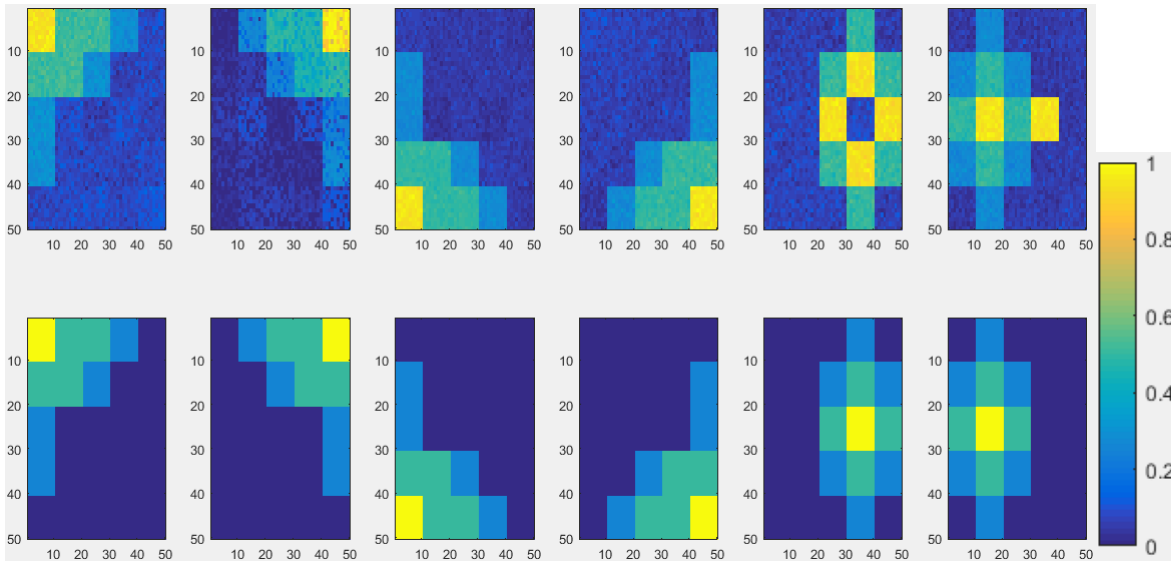


Figura 4.12

Figura 4.12 Mapas de abundancia para imagen sintética 3 con ruido usando endmembers estimados por MVSA (fila superior) y abundancias originales (fila inferior).

En la Figura 4.12 se presenta la comparación entre las abundancias de los endmembers estimados (fila de arriba) por el método MVSA luego de haberle agregado ruido a la imagen original y los endmembers reales usados para la crea la imagen (fila de abajo), esta comparación se hace con base en la matriz de error mostrada anteriormente

El error cuadrático medio calculado, para cada endmember presente en la imagen hiperespectral sintética 3, se muestra a continuación:

- **Endmember 1:** 1.359266640486068e-12
- **Endmember 2:** 1.009763883037237e-14
- **Endmember 3:** 0.039999668832864
- **Endmember 4:** 1.590607760980202e-12
- **Endmember 5:** 8.858333503678255e-15

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

- **Endmember 6:** 0.039999976520920

El error cuadrático medio calculado, para cada endmember presente en la imagen hiperespectral sintética 1 luego de adicionar ruido a esta imagen, se muestra a continuación:

- **Endmember 1:** 0.005570718241543
- **Endmember 2:** 0.007740131123416
- **Endmember 3:** 0.003584464099095
- **Endmember 4:** 0.008270820215802
- **Endmember 5:** 0.037874055003866
- **Endmember 6:** 0.027895061573265

4.7 Análisis de resultados

Con base en los resultados obtenidos concluimos que la estimación de los endmembers para imágenes hiperespectrales sintéticas generadas, no se ve afectada en un gran porcentaje al adicionar un bajo nivel de ruido. Sin embargo, la precisión en la estimación de los endmembers indiferente del método utilizado, si se ve afectada por el número de endmembers. Basándonos en las estimaciones y cálculo de abundancia para las imágenes de 5 y 6 endmembers, se evidencia de que este cálculo es muy impreciso y presenta un error cuadrático medio más alto en comparación del obtenido para la imagen con 4 endmembers.

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

5. CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJO FUTURO

5.1 Conclusiones

En el presente trabajo se han implementado el estudio de dos métodos de desmezclado de imágenes hiperespectrales, que fueron obtenidos a partir de una revisión de la literatura, dichos métodos fueron el VCA Y MVSA. Para su comparación se utilizó imágenes hiperespectrales sintéticas, con el objetivo de determinar el desempeño de estos algoritmos en términos del número de endmembers y la presencia de ruido.

- Dando respuesta al objetivo de seleccionar métodos de desmezclado lineal a partir de una revisión de literatura, la cual se realizó en varias página web y texto físico, se seleccionaron los dos métodos a comparar, los cuales se necesitaban que fueran compatibles tanto en Matlab como en C++ y que contaran con una implementación *open source*. Los métodos seleccionados luego de este análisis fueron VCA y MVSA.
- Como respuesta al objetivo de comparar los métodos de desmezclados seleccionados empleando imágenes hiperespectrales sintéticas, se generaron tres imágenes de diferentes tamaños cada una, con las firmas espectrales obtenidas de la librería USGS, dichas imágenes se procesaron con los métodos seleccionados en la revisión de literatura, y luego se le agrego ruido a las tres imágenes originales para procesarlas nuevamente con los métodos seleccionados.
- Al final, se le da cumplimiento al objetivo de determinar el desempeño de los métodos de desmezclado de acuerdo a la complejidad de la imagen, definida en términos del número de materiales puros por píxel, nivel de ruido y tamaño de la imagen, concluimos que en general el desempeño de ambos métodos fue prácticamente igual, ya que para la imagen sintética 1 al analizarla con ambos métodos la abundancia estimada se aproximó mucho a los datos reales aun

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

después de haberle aplicado ruido a la imagen, por el contrario al analizar las imágenes sintéticas 2 y 3 con ambos métodos, las cuales tienen un mayor número de endmembers, se evidencia que al calcular los endmembers y abundancias estimadas por los métodos y el error cuadrático medio de cada imagen antes y después de haberle agregado ruido, los resultados obtenidos no se aproximaron lo suficiente a los datos reales. Por esto concluimos que el número de endmembers afecta en un buen porcentaje los resultados de desmezclado luego de ser procesadas las imágenes por los métodos VCA y MVSA.

5.2 Recomendaciones y trabajo futuro

Ha quedado la posibilidad en el presente trabajo de utilizar imágenes reales, ya que solo se han utilizado imágenes sintéticas y sería importante comparar los algoritmos en otras circunstancias con imágenes reales, para corroborar las conclusiones obtenidas en el presente trabajo con otros contenidos.

Líneas futuras de trabajo, se deberían centrar en la introducción de nuevos algoritmos para la extracción de *endmembers*, dando la posibilidad que existan muchos más de los planteados aquí. Además como día a día la actualización de librerías va en aumento, sería de suma importancia utilizar opciones de ejecución como puede ser la extracción de imágenes en formatos estándar (jpeg, png, entre otros) para almacenar los resultados obtenidos en las gráficas, endmembers y mapas de abundancia.

Otra posibilidad bastante interesante sería la utilización de otro software diferente a MATLAB para el estudio de desmezclado de imágenes hiperespectrales.

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

REFERENCIAS

Keshava, N., & Mustard, J. F. (2002). Spectral unmixing. IEEE signal processing magazine, 19(1), 44- 57.

Plaza, A., Benediktsson, J. A., Boardman, J. W., Brazile, J., Bruzzone, L., Camps-Valls, G., ... & Marconcini, M. (2009). Recent advances in techniques for hyperspectral image processing. Remote sensing of environment, 113, S110-S122.

J.C. Harsanyi and C.-I. Chang, "Hyperspectral image classification and dimensionality reduction: An orthogonal subspace projection", IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 32,

A. Plaza, P. Martinez, R. Perez, and J. Plaza, "A quantitative and comparative analysis of endmember extraction algorithms from hyperspectral data", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol.42

J.W. Boardman, F.A. Kruse, and R. O. Green, "Mapping Target Signatures Via Partial Unmixing of Aviris Data", Proc. VII NASA/JPL Airborne Earth Science Workshop

G. Shaw Lincoln Lab., MIT, Lexington Signal Processing for Hyperspectral Image Exploitation. IEEE Signal Processing Magazine (Volume: 19, Issue: 1, Jan 2002.

Randall B. Smith, Ph.D. Introduction to Hyperspectral Imaging with TNTmips. 5 January 2012© MicrolImages, Inc., 1999-2012.

J.M.P. Nascimento and J.M.B. Dias. Vertex Component Analysis: A Fast Algorithm to Unmix Hyperspectral Data. IEEE Geoscience and Remote Sensing Society. pages 898 – 910.

Luis Ignacio Jiménez, 2011. Desarrollo de nuevos algoritmos para procesamiento de imágenes hiperespectrales en ORFEO Toolbox. Universidad de Extremadura. España

Jun Li. Minimum Volume Simplex Analysis: A Fast Algorithm to Unmix Hyperspectral Data. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

Cibergrafía

- <http://www.umbc.edu/rssipl/people/aplaza/Papers/Spanish/2004.TELE.Endmember.PDF>. Página consultada en el mes de abril del 2017
- <http://www.agenciasinc.es/Alertas/Algoritmo-de-deteccion-de-nubes-para-las-imagenes-espectrales-de-ENVISAT-MERIS> Página consultada en el mes de abril del 2017
- <http://www.aet.org.es/?q=revista21-19> Página consultada en el mes de abril del 2017

FIRMA ESTUDIANTES _____

FIRMA ASESOR _____

FECHA ENTREGA: _____

FIRMA COMITÉ TRABAJO DE GRADO DE LA FACULTAD _____

RECHAZADO___ ACEPTADO___ ACEPTADO CON MODIFICACIONES___

ACTA NO. _____

FECHA ENTREGA: _____

FIRMA CONSEJO DE FACULTAD _____

ACTA NO. _____

FECHA ENTREGA: _____