

DETECCIÓN DE CAMBIOS EN IMÁGENES MULTIESPECTRALES PARA EL
SATELITE LANDSAT 7 DE LA NASA

AUTOR:

JEISSON FABIAN RAMOS GALVIS

TUTOR:

ING. DIEGO RENZA TORRES PhD.

UNIVERSIDAD MILITAR NUEVA GRANADA

FACULTAD DE INGENIERIA

INGENIERIA EN TELECOMUNICACIONES

BOGOTA D.C

2017

TABLA DE CONTENIDO

ÍNDICE DE FIGURAS	4
ÍNDICE DE TABLAS	6
1. INTRODUCCIÓN.....	7
2. ESTADO DEL ARTE	8
2.1. TELEDETECCIÓN	8
2.2. SENSOR REMOTO	9
2.3. APLICACIÓN A DETECCIÓN DE CAMBIOS	11
3. OBJETIVOS.....	12
3.1 OBJETIVO GENERAL.....	12
3.2 OBJETIVOS ESPECIFICOS	12
4. METODOLOGIA.....	13
5. ÍNDICES DE COMPARACIÓN ESPECTRAL EVALUADOS.....	14
5.1 ERGAS (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse).....	14
5.2 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)	14
5.3 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio).....	15
5.4 SAM (Spectral Angle Mapper).....	15
5.5 SCM (Spectral Correlation Mapper).....	16
5.6 SSIM (Structural Similarity Index).....	16
6. APLICACIÓN A DETECCIÓN DE CAMBIOS.....	17
6.1 IMPLEMENTACIÓN DE LOS INDICES DE COMPARACIÓN ESPECTRAL	17
6.2 UMBRALIZACIÓN	19
6.3 CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES LANDSAT7	21
7. RESULTADOS	26
8. MÉTODO PROPUESTO	30

8.1 INDICE DE COMPARACIÓN ESPECTRAL.....	30
8.2 UMBRALIZACIÓN.....	30
8.2 EVALUACIÓN	31
9. APLICACIÓN DEL MÉTODO PROPUESTO EN IMÁGENES QUICKBIRD	32
9.1 CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES QUICKBIRD.....	34
9.2 RESULTADOS	37
9.3 COMPARACIÓN CON IMÁGENES LANDSAT7	38
10. CONCLUSIONES.....	40
11. REFERENCIAS	41

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Sistema de teledetección.	8
Figura 2. Esquema de las fases del proyecto.	13
Figura 3. Imagen MS Año 2005.	17
Figura 4. Imagen MS Año 2009.	17
Figura 5 (a). Imagen de cambio ERGAS. (b). Imagen de cambio NDVI. (c). Imagen de cambio PSNR. (d). Imagen de cambio SAM. (e). Imagen de cambio SCM. (f). Imagen de cambio SSIM.	18
Figura 6 (a). Imagen de cambio binaria ERGAS. (b). Imagen de cambio binaria NDVI. (c). Imagen de cambio binaria PSNR. (d). Imagen de cambio binaria SAM. (e). Imagen de cambio binaria SCM. (f). Imagen de cambio binaria SSIM (OTSU).	20
Figura 7 (a). Imagen de cambio binaria ERGAS. (b). Imagen de cambio binaria NDVI. (c). Imagen de cambio binaria PSNR. (d). Imagen de cambio binaria SAM. (e). Imagen de cambio binaria SCM. (f). Imagen de cambio binaria SSIM (MAX ENTROPY).	21
Figura 8 (a). Imagen MS (Año 2005), en falso color, (b) Imagen MS (Año 2009), en falso color.	22
Figura 9. ROI definidas para las imágenes.	22
Figura 10 (a). Ejemplo de las zonas de donde se seleccionaron las áreas de entrenamiento para la Imagen MS (Año 2005), (b) Ejemplo de las zonas de donde se seleccionaron las áreas de entrenamiento para la Imagen MS (Año 2009). Por la resolución espacial de la imagen, las áreas de entrenamiento corresponden a regiones más pequeñas de las aquí mostradas.	23
Figura 11 (a). Selección de clases para clasificación SVM, (b) Parámetros SVM ajustados para la clasificación de las dos imágenes.	24
Figura 12 (a). Imagen MS Año 2005 clasificada mediante SVM. (b). Imagen MS Año 2009 clasificada mediante SVM.	24
Figura 13 (a). Clase Agua. (b). Clase Edificios. (c). Clase Vegetación, (d). Clase Suelo.	25
Figura 14. Detección de cambios global a partir de imágenes clasificadas (Imagen de Referencia).	255
Figura 15. Diagrama de Bloques.	30

Figura 16 (a). Imagen de cambio para el índice ERGAS, (b). Imagen de cambio binaria para índice ERGAS.	31
Figura 17. Imagen antes del Tsunami (RGB).....	32
Figura 18. Imagen después del Tsunami (RGB).	32
Figura 19 (a). Imagen de cambio binaria ERGAS. (b). Imagen de cambio binaria NDVI. (c). Imagen de cambio binaria PSNR. (d). Imagen de cambio binaria SAM. (e). Imagen de cambio binaria SCM. (f). Imagen de cambio binaria SSIM (MAX ENTROPY).	33
Figura 20 (a). Imagen QB antes del Tsunami, en falso color, (b) Imagen QB después del Tsunami, en falso color.	34
Figura 21. ROI definidas para las imágenes.....	34
Figura 22 (a). Ejemplo de las zonas de donde se seleccionaron las áreas de entrenamiento asignadas para la Imagen QB (Antes del Tsunami), (b) Ejemplo de las zonas de donde se seleccionaron las áreas de entrenamiento asignadas para la Imagen QB (Después del Tsunami).....	35
Figura 23 (a). Imagen MS Año 2005 clasificada mediante SVM. (b). Imagen MS Año 2009 clasificada mediante SVM.....	36
Figura 24 (a). Clase Agua. (b). Clase Vegetación. (c). Clase Suelo.	36
Figura 25. Detección de cambios global a partir de imágenes clasificadas (Imagen de Referencia).....	36

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Características para cada una de las bandas del satélite Landsat7 [1].....	10
Tabla 2. Características para cada una de las bandas del satélite Quickbird [1].	10
Tabla 3. Resultados de evaluación ERGAS: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K). .	27
Tabla 4. Resultados de evaluación NDVI: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).	27
Tabla 5. Resultados de evaluación PSNR: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).	27
Tabla 6. Resultados de evaluación SAM: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).....	27
Tabla 7. Resultados de evaluación SCM: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).	28
Tabla 8. Resultados de evaluación SSIM: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).	28
Tabla 9. Resultados de evaluación ERGAS: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K). .	37
Tabla 10. Resultados de evaluación NDVI: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K). ..	37
Tabla 11. Resultados de evaluación PSNR: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K). ..	37
Tabla 12. Resultados de evaluación SAM: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).....	37
Tabla 13. Resultados de evaluación SCM: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).	38
Tabla 14. Resultados de evaluación SSIM: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K). ...	38

1. INTRODUCCIÓN

La detección de cambios actualmente se ha convertido en una de las principales aplicaciones, en el campo de la teledetección. A partir de este método podemos determinar cambios que se han presentado en la superficie terrestre, durante un periodo determinado de tiempo. Con estos cambios podemos determinar las zonas afectadas, específicamente en donde ocurren fenómenos naturales.

Algunos de los fenómenos naturales que se pueden identificar a partir de la detección de cambios son: incendios forestales, deforestación, cambios urbanísticos, cambios climatológicos, etc. Para determinar los cambios en una zona determinada se deben tener imágenes multispectrales del área para diferentes fechas (fechas fenológicas), y que sean del mismo sensor remoto, es decir que presenten características similares en cuanto a resolución espacial y radiométrica principalmente.

En este documento se analizarán seis algoritmos utilizados para evaluar la calidad entre dos imágenes, específicamente índices de comparación espectral, aplicados sobre imágenes de media resolución espacial (Landsat7). Estos índices se implementarán a través de la herramienta Matlab, con el propósito de obtener una imagen de cambio para cada uno de estos. A partir de las imágenes de cambio, se planteará una metodología para detección de cambios, que permita identificar las zonas de cambio con mayor claridad. Esto se realizará a partir de la implementación de un índice de comparación espectral (método no supervisado) aplicado de forma local. Luego de esto se determinarán las zonas de cambio y no cambio para el índice de comparación espectral evaluado. La evaluación se hará respecto a un método de clasificación de imágenes (método supervisado).

Una vez se realicen estas pruebas para las imágenes Landsat7, esta metodología, se evaluará para imágenes de alta resolución espacial, específicamente las del sensor remoto Quickbird. Después de realizar este proceso, hay que comparar los resultados obtenidos en ambos casos, y así determinar la eficiencia de la metodología propuesta.

2. ESTADO DEL ARTE

2.1. TELEDETECCIÓN

La teledetección es una ciencia que se encarga de la obtención de información, sobre un objeto determinado, sin entrar en contacto con el mismo, es decir de forma remota. Para obtener esta información se utiliza un sensor remoto, el cual adquiere información de la superficie terrestre, a través de la radiación electromagnética reflejada por el objeto (Figura 1). Esta ciencia es bastante utilizada para el estudio de cambios en una determinada zona, ya sean causados por los humanos o la naturaleza. Algunos de los cambios que permite evaluar la teledetección son:

- Cambios urbanísticos
- Cambios climáticos
- Cambios en la cartografía.
- Cambios en bosques (deforestación)

A partir de los datos obtenidos a través de un sistema de teledetección, se pueden determinar cambios como los mencionados anteriormente, y otros más. Algunas de las ventajas que presenta la teledetección son las siguientes:

- Permite analizar zonas que no se pueden monitorear de forma constante.
- Ahorro en estudio de áreas determinadas, ya que el costo de implementación es menor, en comparación con otros métodos.
- Cobertura global y periódica de la superficie terrestre.
- Información sobre regiones no visibles del espectro.

Dentro de las principales desventajas se pueden encontrar:

- Medidas indirectas.
- Las señales electromagnéticas, se pueden ver afectadas al momento de la adquisición de información.
- La estimación de errores es compleja.

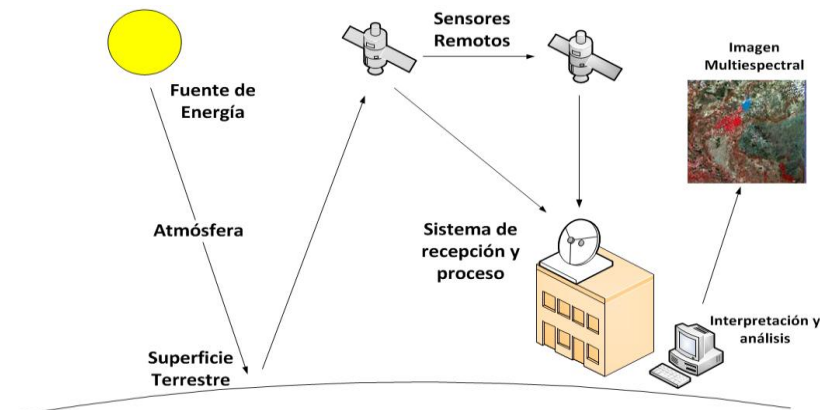


Figura 1. Sistema de teledetección.

Para realizar el proceso de teledetección se cuentan con los siguientes elementos en el sistema (Figura 1):

- **Fuente de Energía:** Es el emisor de la radiación electromagnética, la cual llega a la superficie terrestre para ser detectada por el sensor remoto. En sistemas pasivos, esta fuente de energía es el sol.
- **Atmósfera:** Es el medio por el cual se transmite la radiación electromagnética de la fuente de energía.
- **Superficie Terrestre:** Está formada por diferentes elementos (agua, suelo, vegetación, etc.), y es la que recibe la radiación electromagnética emitida por la fuente de energía.
- **Sensores remotos:** Se encargan de recibir la información de la superficie terrestre, para pre-procesarla y enviarla al sistema de recepción y proceso.
- **Sistema de recepción y proceso:** El sistema se encarga de recibir la información del sensor y guardarla en un formato adecuado para su posterior interpretación.
- **Interpretación de datos:** En esta parte se clasifica y analiza la información contenida en la imagen.
- **Resultado:** Se obtiene la imagen (multiespectral o pancromática) de la zona a estudiar [1].

2.2. SENSOR REMOTO

Es un elemento, que permite recolectar información de forma remota, es decir, sin tener contacto físico con el objeto. Los sensores se dividen en tres tipos, con respecto a su resolución espacial:

- Baja resolución espacial.
- Media resolución espacial.
- Alta resolución espacial.

Para el desarrollo de este proyecto se manejaron datos (imágenes) de dos sensores, uno de media resolución espacial y uno de alta resolución espacial, satélite Landsat y satélite Quickbird, respectivamente.

- **LANDSAT**

Es un satélite desarrollado por la NASA (National Aeronautics and Space Administration), para la observación y supervisión de la superficie terrestre. Este satélite se utiliza desde el año 1972, y actualmente se encuentra en la octava versión (Landsat8). Landsat proporciona imágenes multiespectrales de media resolución espectral. Con respecto a Landsat7, una de las principales características es que maneja 7 bandas para imágenes multiespectrales (MS), debido a la integración del sensor ETM+ (Enhanced Thematic Mapper plus), y la resolución

espacial para este tipo de imágenes es de 30 m (en imágenes multispectrales). El satélite Landsat7 adquiere datos de la superficie terrestre cada 16 días. A continuación se muestran las aplicaciones de cada una de las bandas y su respectivo rango espectral.

Banda	Longitud de Onda (µm)	Aplicaciones
1. Azul	0,45-0,52	Análisis suelo-vegetación y Batimetría.
2. Verde	0,52-0,60	Cartografía de vegetación y características urbanas.
3. Rojo	0,63-0,69	Características urbanas y análisis de vegetación.
4. Infrarrojo Cercano	0,76-0,90	Contenido de biomasa y cartografía de costas.
5. Infrarrojo de onda media	1,55-1,75	Humedad del suelo y áreas cubiertas de nubes.
6. Infrarrojo Térmico	10,4-12,50	Cartografía térmica y densidad de vegetación
7. Infrarrojo de onda corta	2,08-2,35	Análisis de minerales y tipos de rocas.

Tabla 1. Características para cada una de las bandas del satélite Landsat7 [1].

- **QUICKBIRD**

Es un satélite desarrollado por DigitalGlobe's para la supervisión de la superficie terrestre, con alta resolución espacial. Fue puesto en órbita el 18 de octubre de 2001. Este sensor cuenta con cuatro bandas (Rojo, Azul, Verde e Infrarrojo cercano), para la visualización de imágenes MS. Por otra parte la resolución espacial es de 0,7 m, permitiendo observar detalles mínimos de cambio para este tipo de imágenes. Además posee características de geolocalización para la creación de mapas en áreas remotas, sin necesidad de puntos de control en la superficie terrestre. En cuanto a la frecuencia de adquisición de datos, se maneja en un rango entre 1-3 días. A continuación se muestran la longitud de onda para cada una de las bandas espectrales.

Banda	Longitud de Onda(µm)
1. Rojo	0,45-0,52
2. Azul	0,52-0,60
3. Verde	0,63-0,69
4. Infrarrojo cercano	0,76-0,90

Tabla 2. Características para cada una de las bandas del satélite Quickbird [1].

2.3. APLICACIÓN A DETECCIÓN DE CAMBIOS

Una de las aplicaciones más conocidas en teledetección, es la detección de cambios. La detección de cambios consiste en identificar diferencias en el estado de un objeto o fenómeno, mediante la observación en diferentes momentos, analizando los datos multiespectrales, con respecto a los datos temporales de un fenómeno dado [1].

Las técnicas para detección de cambios, consideran cuatro componentes principales: pre-procesamiento de las imágenes de entrada, la unidad de análisis, un método de comparación y el mapa de cambios derivado.

En cuanto al pre-procesamiento de imágenes, se tienen dos imágenes, en un determinado intervalo de tiempo, con respecto a la fecha de adquisición de estas. Para identificar los cambios se comparan las imágenes de entrada y se evalúa la presencia del cambio. Por otra parte en la unidad de análisis, la teledetección permite comparar las imágenes a diferentes niveles, como el pixel, kernel, superposición de objeto-imagen, imagen multitemporal-objeto, híbrido y vector polígono. La unidad de análisis más conocida y aplicada para detección de cambios es el pixel. El pixel se define como el elemento fundamental de una imagen [2], utilizado para la comparación y determinación de cambios en zonas (Ej. cambios urbanísticos). Uno de los principales problemas que presenta esta unidad de análisis es la generación de pixeles de cambio con ruido en la imagen de clasificación. Este efecto se conoce como sal y pimienta, y actualmente es uno de los temas más discutidos en teledetección. Con respecto a las otras unidades de análisis, como la imagen multitemporal-objeto y la aproximación híbrida son métodos robustos en cuanto a implementación, pero al igual que el pixel, presentan limitaciones y no son tan funcionales como lo es el pixel [2].

Los métodos de comparación permiten clasificar las imágenes realizando una comparación entre las imágenes pre-procesadas a partir de la unidad de análisis escogida. Dentro de los métodos más utilizados se encuentra el método post-clasificación, que consiste en comparar dos clasificaciones supervisadas obtenidas a partir de imágenes multiespectrales, evaluadas en diferentes fechas. Otro método comúnmente evaluado es el CVA (Change Vector Analysis) o vector de análisis de cambios. Consiste en calcular la diferencia entre los vectores tanto en magnitud, como en dirección de cambio [2].

Finalmente el mapa de cambios, permite determinar las zonas donde se presentan cambios a partir de interpretación y evaluación de la exactitud en cuanto a la identificación de cambios.

3. OBJETIVOS

3.1 OBJETIVO GENERAL

- Proponer una metodología para detección de cambios en imágenes satelitales, a partir de índices de comparación espectral.

3.2 OBJETIVOS ESPECIFICOS

- Identificar y seleccionar seis índices de comparación espectral en teledetección para imágenes satelitales.
- Seleccionar imágenes multitemporales de prueba, obtenidas a través del satélite Landsat7.
- Evaluar los resultados en detección de cambios, con base en índices de comparación espectral.

4. METODOLOGIA

Para el desarrollo del proyecto, se plantearon cuatro fases, que se pueden observar en la siguiente figura.

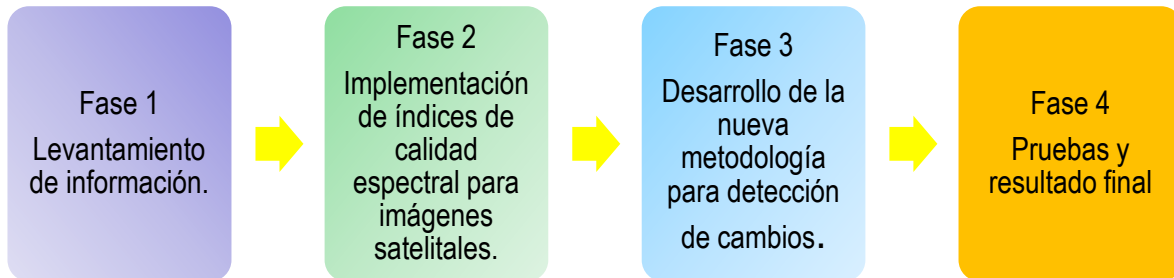


Figura 2. Esquema de las fases del proyecto.

FASE 1. LEVANTAMIENTO DE INFORMACIÓN

En esta primera parte, se hizo una revisión de los diferentes índices de comparación espectral, aplicados a detección de cambios en imágenes satelitales.

FASE 2. IMPLEMENTACIÓN DE INDICES DE CALIDAD ESPECTRAL PARA IMÁGENES SATELITALES

Una vez se determinan los índices de comparación espectral a evaluar (6 índices), se procede a implementar los algoritmos, por medio del software MATLAB, con el fin de evaluar los resultados de cada uno de estos, y determinar el índice de comparación espectral a mejorar.

FASE 3. DESARROLLO DE UNA NUEVA METODOLOGIA PARA DETECCIÓN DE CAMBIOS

Después de evaluar los resultados obtenidos en la fase 2, se propone una nueva metodología para la detección de cambios, teniendo en cuenta, los índices de comparación espectral, previamente evaluados.

FASE 4. PRUEBAS Y RESULTADO FINAL

Finalmente, en esta fase se evaluará el método planteado, utilizando imágenes Quickbird, las cuales poseen una mayor resolución espacial, y permiten visualizar mejor los cambios. Después de realizar estas pruebas, se entregará como resultado final, un documento, en el cual se evidenciará el trabajo realizado en el proyecto.

5. ÍNDICES DE COMPARACIÓN ESPECTRAL EVALUADOS

Para la detección de cambios en imágenes satelitales (Landsat7), se escogieron los siguientes índices de comparación espectral, que permitirán evaluar y analizar los resultados, y utilizarlos posteriormente para el planteamiento de una nueva metodología de detección de cambios. Los índices evaluados son los siguientes:

5.1 ERGAS (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse)

El índice ERGAS fue propuesto por Wald, L. para estimar la calidad espectral de las imágenes fusionadas. Para cumplirse esta métrica, Wald plantea tres principios [3]:

- Independencia de las unidades, y en consecuencia de los coeficientes de calibración y la ganancia del instrumento de registro espectral (sensor). Se puede aplicar a cantidades sin unidades (reflectancia) o a radiancias.
- Independencia del número de bandas espectrales resolución espectral, de la imagen evaluada.
- Independencia de la resolución espacial de las imágenes. Esto permite comparar los resultados obtenidos en casos diferentes, con diferentes resoluciones [3].

Para la evaluación de las imágenes mediante el índice ERGAS, se deben realizar unas modificaciones en la ecuación original, ya que no se puede obtener una imagen de cambio. Al realizar estas mejoras se obtiene la siguiente expresión [3]:

$$ERGAS(x, y) = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left(\frac{f_k(x, y)}{g_k(x, y)} \right)^2} \quad (1)$$

Donde:

$\frac{h}{l}$: Relación resolución espacial entre dos imagenes.

N : Número de Bandas de la imagen.

f_k : RMSE (Root Mean Square Error)

g_k : Media para un pixel específico.

5.2 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)

Este índice de comparación espectral se puede definir como un parámetro calculado a partir de los valores de la reflectancia a distintas longitudes de onda, y es particularmente sensible a la cubierta vegetal [4], es decir que permite identificar de forma eficiente las áreas en donde se encuentra vegetación. El NDVI es muy utilizado en el seguimiento de la vegetación global

porque ayuda a compensar los cambios en las condiciones de iluminación, la pendiente de la superficie, la orientación y otros factores extraños [5].

La expresión que nos permite calcular el NDVI es la siguiente:

$$NDVI = \frac{NIR - VIS}{NIR + VIS} \quad (2)$$

Donde:

NIR: Infrarrojo cercano.

VIS: Rojo visible.

El rango de NDVI se encuentra entre -1 y 1, los cuales representan las diferencias de vegetación y en el caso de los valores negativos, corresponden a otros elementos (nubes, agua) y los valores cercanos a 0, elementos como suelo desnudo [5].

5.3 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)

El término relación pico de señal a ruido (PSNR), es una expresión de relación entre el máximo valor posible de potencia en una señal y la potencia de distorsión de ruido que afecta la calidad de su representación. Debido a que muchas señales tienen un rango dinámico muy amplio (relación entre el mayor y el menor valor posible de una cantidad variable), el PSNR se expresa generalmente en términos de la escala de decibelios logarítmicos [6].

Para el cálculo de este índice se utiliza la siguiente expresión.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{N^2}{MSE} \quad (3)$$

Donde:

N: Valor máximo en escala de gris de la imagen.

MSE: Error cuadrático medio.

5.4 SAM (Spectral Angle Mapper)

Este índice desarrollado por J.W Boardman, determina el ángulo formado entre el espectro de referencia y el espectro de la imagen, manejándolos como vectores en un espacio, con dimensionalidad igual al número de bandas de la imagen [7]. El resultado al realizar esta comparación es la diferencia angular, expresada en radianes, a partir de la siguiente expresión [8].

$$SAM_{CD} = \alpha = \cos^{-1} \frac{\sum_{i=1}^{i=N} X_i^{t_1} X_i^{t_2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{i=N} (X_i^{t_1})^2 \sum_{i=1}^{i=N} (X_i^{t_2})^2}} \quad (4)$$

Donde:

N : Número de bandas.

X_i : Pixel.

5.5 SCM (Spectral Correlation Mapper)

El SCM, se deriva del coeficiente de correlación de Pearson, que elimina los valores de correlación negativos, manteniendo las características del SAM, es decir eliminando los efectos de sombreado, obteniendo mejores resultados. Este índice puede variar de -1 a 1, mientras que el SAM varía de 0 a 1 [9].

$$SCM_{CD} = \frac{\sum_{i=1}^{i=N} (X_i^{t_1} - \overline{X^{t_1}}) (X_i^{t_2} - \overline{X^{t_2}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{i=N} (X_i^{t_1} - \overline{X^{t_1}})^2 \sum_{i=1}^{i=N} (X_i^{t_2} - \overline{X^{t_2}})^2}} \quad (5)$$

Donde:

N : Número de bandas.

X_i : Pixel.

5.6 SSIM (Structural Similarity Index)

Es una métrica que permite medir la similitud entre dos imágenes, utilizando como principio la percepción de calidad del sistema visual humano (HVS) [10].

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_1)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (6)$$

Donde:

μ_x : Luminancia de la imagen x .

μ_y : Luminancia de la imagen y .

σ_x^2 : Desviación estándar en x .

σ_y^2 : Desviación estándar en y .

σ_{xy} : Covarianza entre X y Y

C_1 : Constante 1

C_2 : Constante 2

6. APLICACIÓN A DETECCIÓN DE CAMBIOS

6.1 IMPLEMENTACIÓN DE LOS ÍNDICES DE COMPARACIÓN ESPECTRAL

Para la evaluación de los índices de comparación espectral, se utilizó el software MATLAB (MATrix LABoratory). Este software permite la implementación de algoritmos, con un lenguaje de programación propio (lenguaje M).

Inicialmente se escogieron las imágenes para detección de cambios (Figuras 3 y 4). Seguidamente se implementaron los algoritmos para cada uno de los índices de comparación espectral (6 índices).



Figura 3. Imagen MS Año 2005.



Figura 4. Imagen MS Año 2009.

Estas imágenes fueron obtenidas a través del sensor remoto Landsat7, las cuales pertenecen a una zona geográfica ubicada en Madrid, España, tomadas entre los años 2001 y 2009. La imagen de la Figura 3 corresponde al año 2005 y la Figura 4 al año 2009. Se escogieron estas imágenes, debido a los cambios que se pueden detectar a simple vista. Dichas imágenes fueron proporcionadas por el tutor del proyecto, con el fin de identificar, analizar y evaluar los cambios.

Para el análisis y evaluación de los índices, se tuvo en cuenta, principalmente el número de bandas a utilizar. A continuación se muestran los resultados obtenidos, después de realizar la implementación.

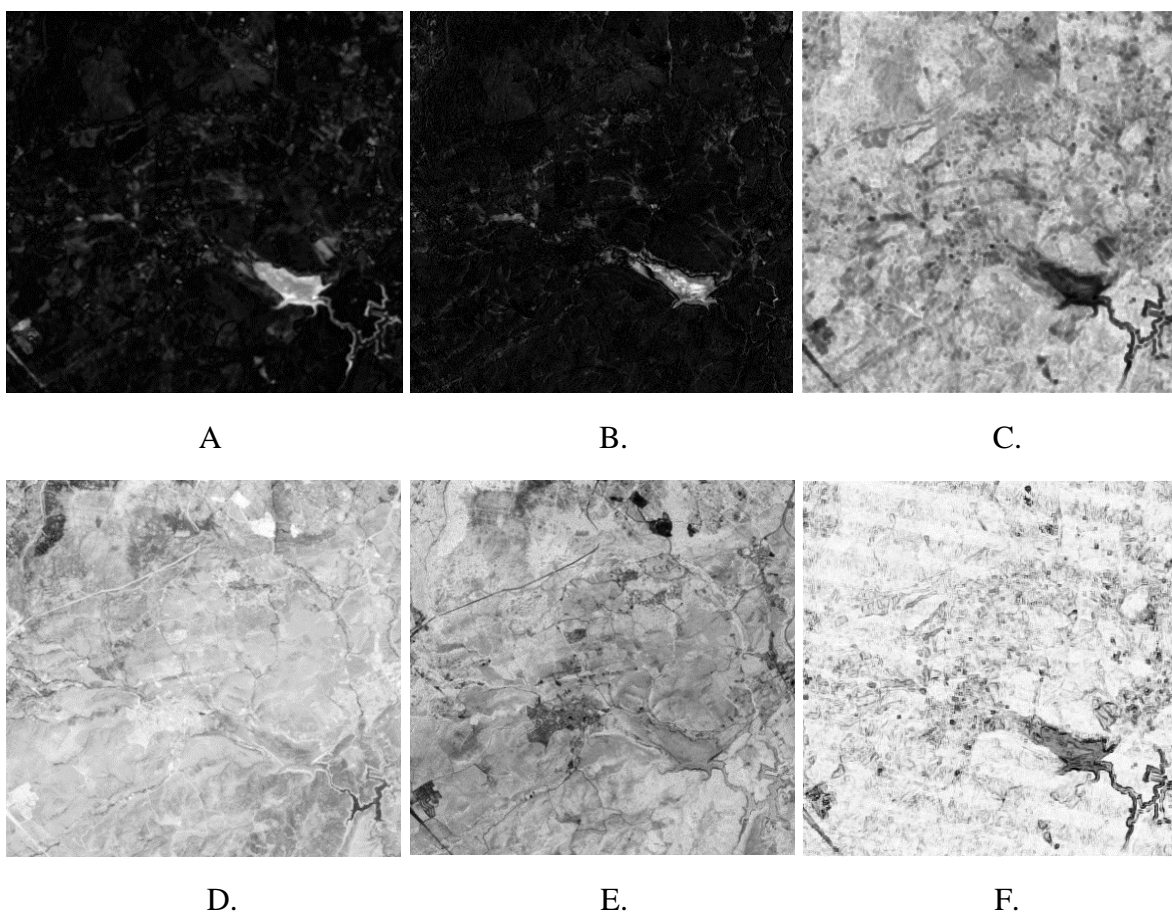


Figura 5(a). Imagen de cambio ERGAS. (b). Imagen de cambio NDVI. (c). Imagen de cambio PSNR. (d). Imagen de cambio SAM. (e). Imagen de cambio SCM. (f). Imagen de cambio SSIM.

En la Figura 5 se puede observar la imagen de cambio para cada uno de los índices de comparación espectral (ERGAS, NDVI, PSNR, SAM, SCM y SSIM), en escala de gris. Para la implementación de cada índice se utilizaron las 6 bandas que componen las imágenes Landsat7 (cuya resolución espacial es de 30 m), exceptuando el índice NDVI, en el cual solamente se analizan las bandas 3 y 4 (rojo e infrarrojo cercano). En otros índices como PSNR y SSIM, la expresión matemática se debe modificar para obtener una imagen de las

mismas dimensiones, mediante su aplicación como filtro espacial. Así mismo, hay que tener en cuenta que al tener una imagen con varias bandas, en algunos casos no se puede obtener una única imagen de cambio. Para la integración de las imágenes de cambio obtenidas para los índices PSNR y SSIM se utilizó el método de Distancia Euclidiana, que consiste en medir la distancia entre un punto de un hiper-plano respecto al origen del sistema. La ecuación utilizada para la integración de las bandas es la siguiente:

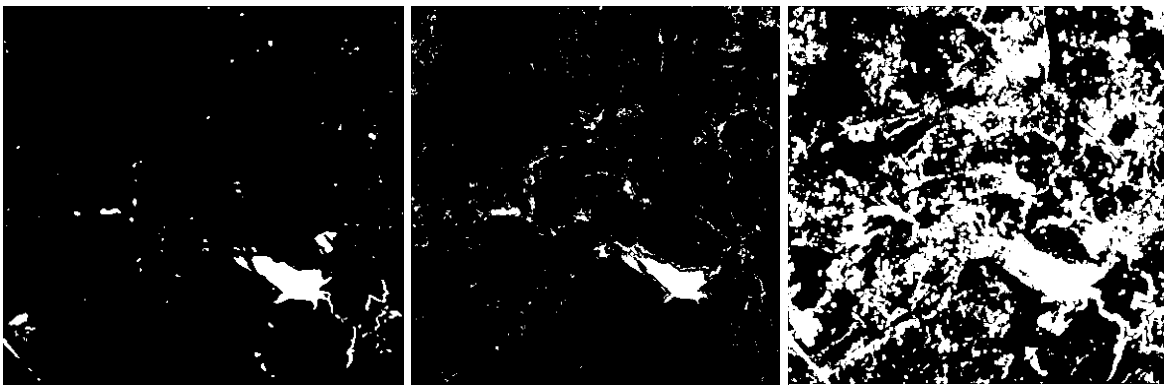
$$D_E(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (p_i - q_i)^2} \quad (7)$$

Donde $p_i - q_i$ es la diferencia de las distancias entre dos puntos, en un sistema de coordenadas cartesianas y N , el número de bandas de la imagen. A partir de esta expresión matemática se obtuvo como resultado una única imagen de cambio.

Los índices ERGAS, SAM y SCM, no presentan este problema, debido a que su algoritmo se ajusta al número de bandas de la imagen.

6.2 UMBRALIZACIÓN

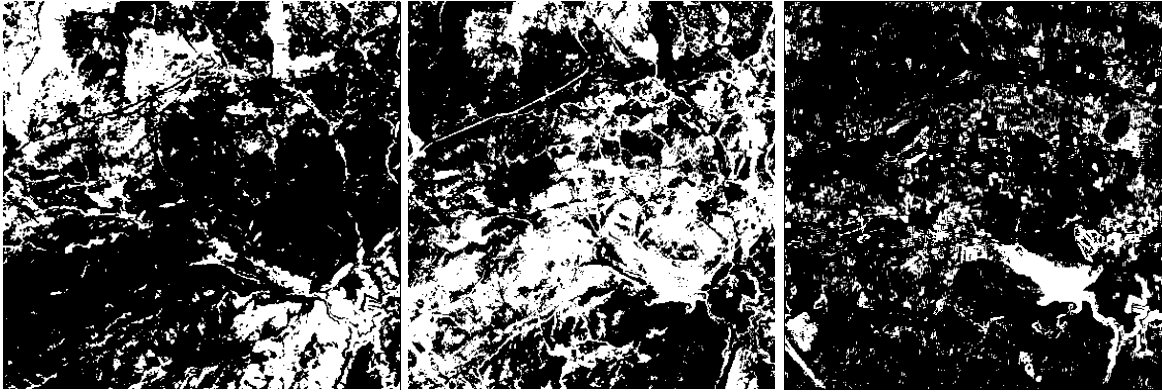
A partir de las imágenes en escala de gris se pueden observar las zonas de cambio, pero una forma de visualizar mejor estas zonas, es por medio de una técnica conocida como umbralización, que básicamente consiste en obtener una imagen binaria. Para este proceso se escogieron dos métodos basados en selección automática del umbral, comúnmente aplicados en procesamiento de imágenes, que son el método OTSU y el método MAX ENTROPY. Los métodos de selección automática se encargan de ajustar automáticamente el valor del umbral, para obtener un resultado ideal. En las Figuras 6 y 7, se visualizan las zonas de cambio, para cada uno de los índices de comparación espectral.



A.

B.

C.



D.

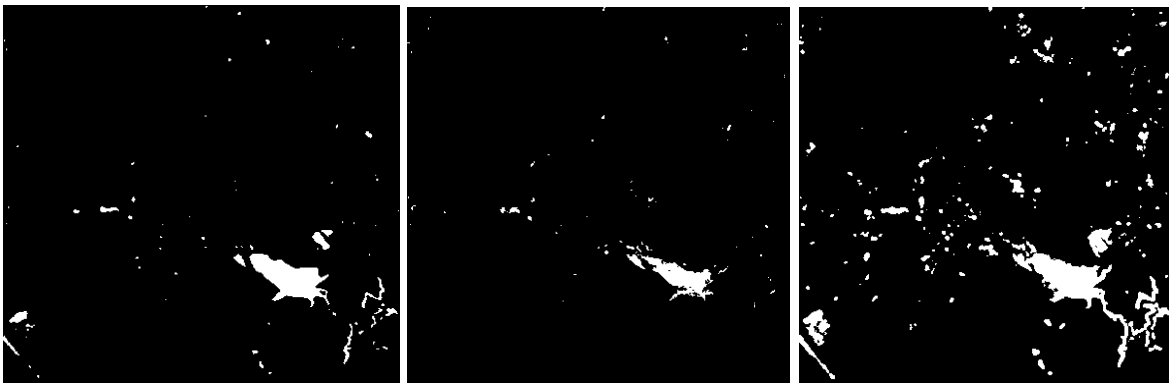
E.

F.

Figura 6(a). Imagen de cambio binaria ERGAS. (b). Imagen de cambio binaria NDVI. (c). Imagen de cambio binaria PSNR. (d). Imagen de cambio binaria SAM. (e). Imagen de cambio binaria SCM. (f). Imagen de cambio binaria SSIM (OTSU).

Se puede observar la umbralización para cada uno de los índices, mediante la técnica *Otsu (1975)*, propuesto por Nobuyuki Otsu. Este método se basa en que los valores de pixel del objeto manejan una distribución normal, es decir que analiza el valor medio y la desviación estándar, para determinar el umbral óptimo de la imagen binaria [11]. En estas imágenes binarias, las zonas de color blanco, representan los cambios, de acuerdo al algoritmo implementado, y las zonas de no cambio tienen un valor menor al umbral (zonas negras de la imagen). Para la Figura 6, se puede decir que para los índices ERGAS y NDVI, en la imagen no se observan cambios significativos, a diferencia de índices como PNSR, SAM y SCM, que presentan grandes cambios.

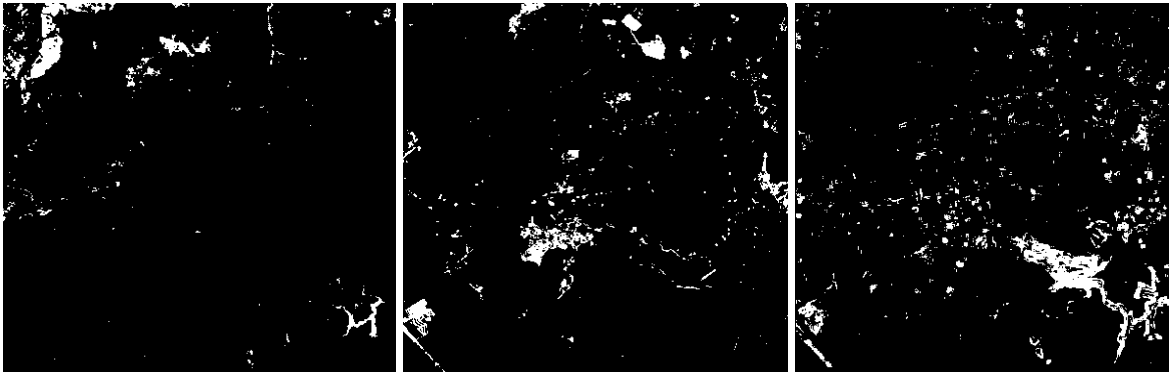
A continuación se evidencia el método de umbralización *Max Entropy*, aplicado a las imágenes de cambio obtenidas, para establecer la diferencia entre ambos métodos de umbralización de forma inicial.



A.

B.

C.



D.

E.

F.

Figura 7(a). Imagen de cambio binaria ERGAS. (b). Imagen de cambio binaria NDVI. (c). Imagen de cambio binaria PSNR. (d). Imagen de cambio binaria SAM. (e). Imagen de cambio binaria SCM. (f). Imagen de cambio binaria SSIM (MAX ENTROPY).

El método de umbralización *Max Entropy (2004)*, propuesto por Kapur, Sezgin y Sankur consiste básicamente en considerar el fondo y la imagen en primer plano como dos señales diferentes. Para cada una de las clases se calcula y se suma la entropía, de tal forma que cuando su valor es máximo el umbral se considera óptimo [12]. Con respecto a los índices ERGAS Y NDVI, estos no presentan cambios significativos, realizando la comparación entre ambos métodos de umbralización. En el caso del índice SSIM, al igual que los índices mencionados, no se visualizan cambios relevantes al realizar la comparación entre los métodos. Para los demás índices de comparación espectral, se puede observar que las zonas de cambio disminuyeron de forma considerable, respecto al método Otsu.

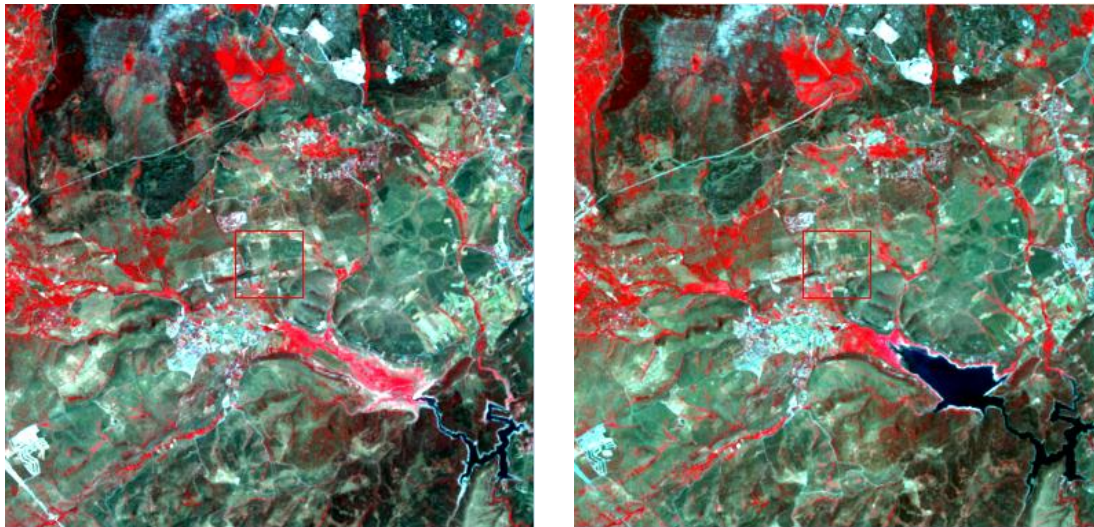
Para obtener las imágenes de cambio binarias mediante el método Max Entropy, se utilizó el programa *Fiji*, a través de la herramienta *thresholding*, que permite evaluar diferentes métodos de umbralización basados en selección automática.

Para comprobar las zonas de cambio y no cambio, en los métodos de umbralización escogidos, se evaluarán dos métricas que permiten determinar el número de píxeles que cambiaron en la imagen en cada uno de los índices de comparación espectral. El procedimiento se explicará más adelante en el documento, específicamente en la parte de resultados.

6.3 CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES LANDSAT7

Para evaluar la eficiencia de los algoritmos implementados en Matlab, y las técnicas de umbralización escogidas, para esto se compararon los resultados con los respectivos resultados de un método de detección de cambios supervisado, conocido como post-clasificación. La imagen obtenida de este último método se utilizó como referencia para determinar las zonas de cambio y no cambio entre las imágenes multiespectrales utilizadas evaluadas mediante índices de comparación espectral.

En este contexto, se utilizó el software ENVI, que permite realizar el procesamiento y análisis de imágenes geospaciales, específicamente obtener la imagen de clasificación. Como primer paso se muestran las imágenes originales en falso color, con las bandas 4 (Infrarrojo cercano), banda 3 (Rojo) y banda 2 (Verde) (Figura 8).



A.

B.

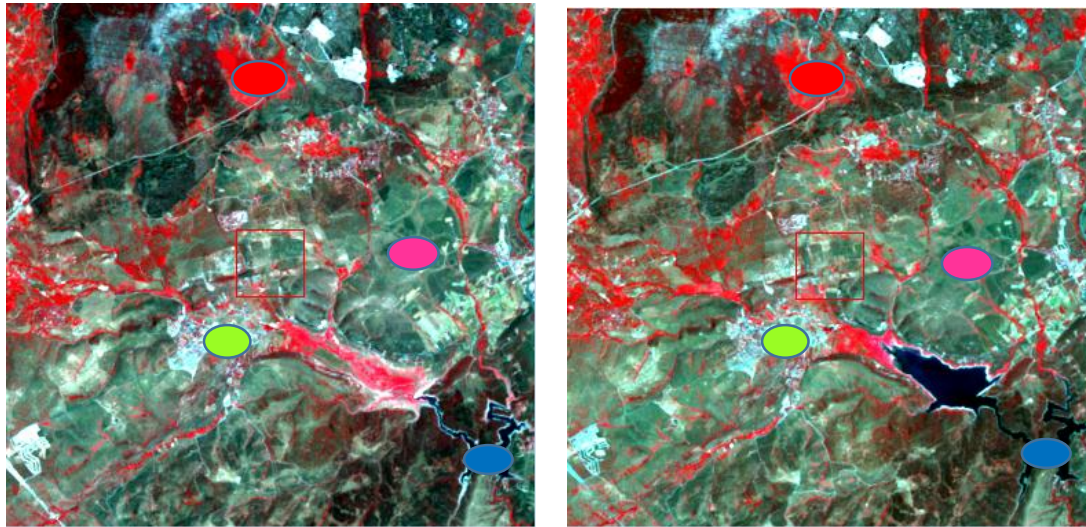
Figura 8(a). Imagen MS (Año 2005), en falso color, (b) Imagen MS (Año 2009), en falso color.

Al realizar esta combinación de bandas para obtener la imagen en falso color, se busca resaltar la vegetación presente en la zona (color rojo), y otros elementos como agua (color oscuro), suelo (color verde) y zonas en las cuales la vegetación es nula, o que corresponden a edificaciones (color claro). Para realizar la clasificación de estas, el software ENVI, cuenta con una herramienta llamada ROI (Region of Interest), que permite definir las áreas de entrenamiento, utilizadas por el clasificador en el método de clasificación supervisado.

ROI Name	Color	Pixels	Polygd
Vegetación	Red	62	11/62
Edificios	Green	41	16/41
Agua	Blue	11	5/11
Suelo	Magenta	30	8/30

Figura 9. ROI definidas para las imágenes.

Como se observa en la Figura 9, para las regiones de interés, en las dos imágenes se seleccionaron las siguientes clases: Vegetación (Color Rojo), Agua (Color Azul), Edificios (Color Verde) y suelo (Color Magenta). Además del color, se muestra el número de píxeles utilizados para cada una de las clases y su respectivo polígono. Una vez seleccionado el ROI, se procede a clasificar las imágenes.



A. ● *Vegetación* ● *Agua* ● *Edificios* ● *Suelo*

Figura 10 (a). Ejemplo de las zonas de donde se seleccionaron las áreas de entrenamiento para la Imagen MS (Año 2005), (b) Ejemplo de las zonas de donde se seleccionaron las áreas de entrenamiento para la Imagen MS (Año 2009). Por la resolución espacial de la imagen, las áreas de entrenamiento corresponden a regiones más pequeñas de las aquí mostradas.

En teledetección existen dos métodos para clasificación de imágenes: supervisados y no supervisados. Los métodos supervisados consisten en utilizar los datos de entrenamiento, basado en la clase de información identificada por los usuarios. El área de entrenamiento se utiliza para clasificar el pixel que tiene una identidad desconocida en una clase que posee las mismas características [13]. Por el contrario, para los métodos no supervisados se realiza la identificación de los pixeles, sin ninguna clase de información [14]. Para la clasificación de estas imágenes se utilizará el método supervisado, porque se tiene mayor control en el área de entrenamiento y los resultados de la clasificación serán más exactos.

Un método supervisado, que maneja el software ENVI, es el SVM (Support Vector Machine). Este método desarrollado por Vapnik y su grupo en AT&T Bell Laboratories, tiene como principio la separación de clases a través de un hiperplano que está a una máxima distancia entre las clases. Cuando no se puede realizar la separación de forma lineal, se utilizan técnicas basadas en Kernel, que permiten una asignación no lineal a un espacio de características [15] [16].

Para ejecutar en el software este método de clasificación, se seleccionaron las áreas de entrenamiento, y se conservaron los valores predeterminados que del software para las opciones SVM, tal como se observa en la Figura 11.

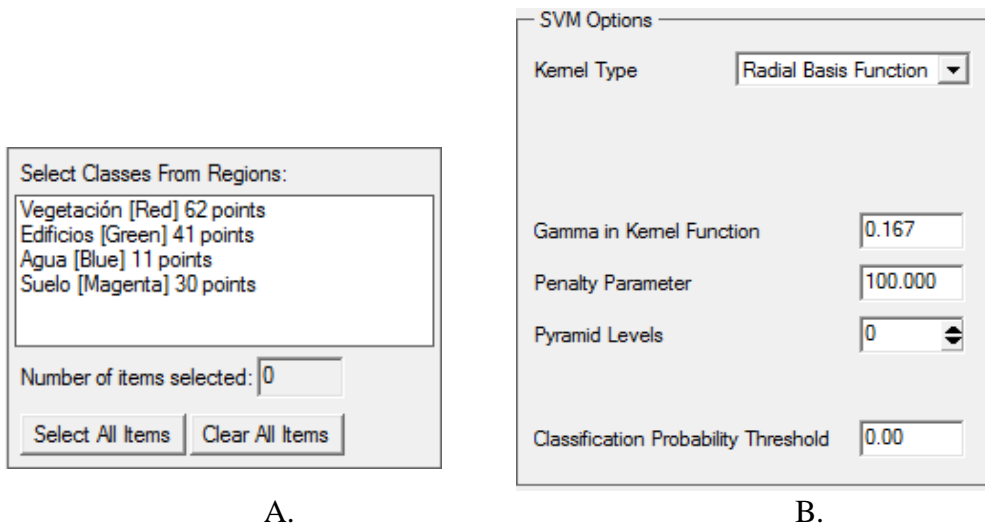


Figura 11(a). Selección de clases para clasificación SVM, (b) Parámetros SVM ajustados para la clasificación de las dos imágenes.

A continuación se seleccionan las cuatro clases de entrenamiento, obtenidas anteriormente, y después se muestran las opciones para el algoritmo SVM. Para esta parte se conservan los parámetros configurados por defecto, ya que en las pruebas realizadas se observó que su variación no afectaba el resultado de forma considerable.

Una vez se verifican los parámetros de configuración, el software ENVI ejecuta el algoritmo, obteniendo las imágenes de clasificación (Figura 12).

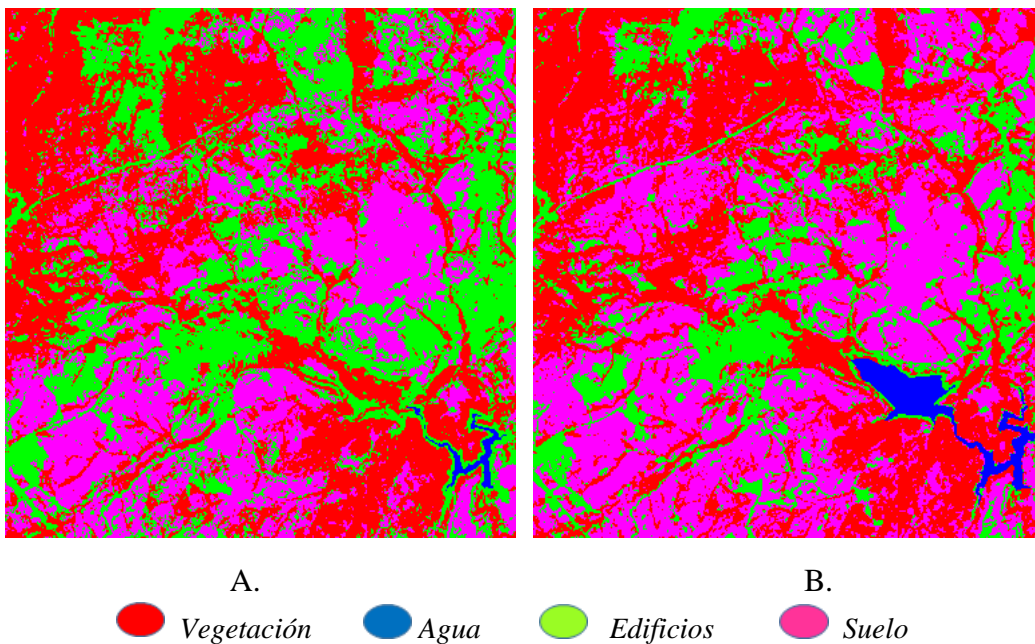


Figura 12(a). Imagen MS Año 2005 clasificada mediante SVM. (b). Imagen MS Año 2009 clasificada mediante SVM.

A partir de estas imágenes de clasificación supervisada, es posible determinar a simple vista algunas zonas de cambio para clases específicas, particularmente la zona de color azul (agua), y la zona de color verde entre las dos imágenes landsat7. Para determinar de forma más detallada las zonas de cambio, por medio de matlab, se implementó un programa que permite separar cada una de las clases de la Figura 10, lo que permitió evaluar las zonas de cambio para cada una los tipos de cobertura (clase). Los resultados se muestran en la Figura 13, y su respectiva integración muestra la detección de cambios global entre las dos imágenes, tal como se observa en la Figura 14.

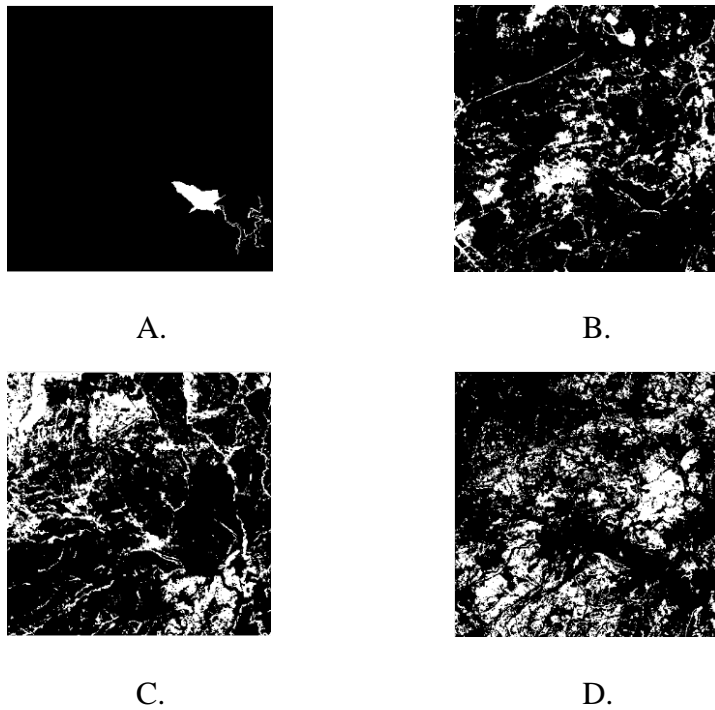


Figura 13(a). Clase Agua. (b). Clase Edificios. (c). Clase Vegetación, (d). Clase Suelo.

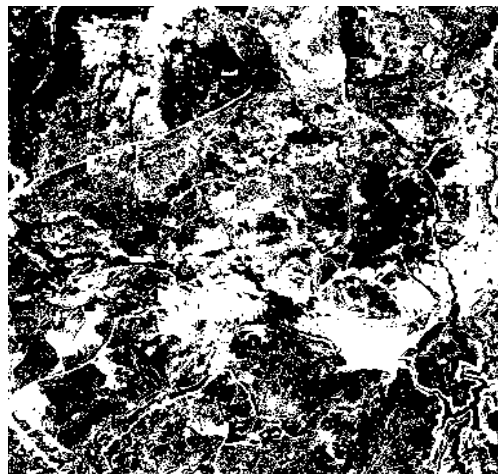


Figura 14. Detección de cambios global a partir de imágenes clasificadas (Imagen de Referencia).

7. RESULTADOS

En esta parte se evidencian los resultados obtenidos, a partir de la implementación de los índices *Overall Accuracy (OA)* y *Kappa Index (K)*, que permiten evaluar la precisión al realizar la clasificación de una imagen, mediante un método supervisado, con respecto a los índices de comparación espectral implementados.

El índice de precisión global (OA), se expresa como la suma de píxeles clasificados correctamente, dividido por el número total de píxeles de referencia [17].

$$OA = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (8)$$

Donde *TP*, *TN*, *FP* y *FN* son el Verdadero Positivo, Verdadero Negativo, Falso Positivo y Falso Negativo, respectivamente.

El índice Kappa (K), es una medida estadística de la coincidencia entre dos mapas (clasificación y referencia), [17].

$$k = \frac{OA - P_e}{1 - P_e} \quad (9)$$

Donde P_e se define:

$$P_e = \{P_1 * P_2\} + \{(1 - P_1) * (1 - P_2)\} \quad (10)$$

P_1 : Es el número de píxeles clasificados como cambios, dividido por el número total de píxeles de la imagen.

P_2 : Es el número real de píxeles con cambios, dividido por el número total de píxeles.

Para el proceso de evaluación, las imágenes de cambio binarias obtenidas para los índices de comparación espectral se compararon con las imágenes resultantes del proceso de clasificación mediante SVM. En este sentido, esta comparación permite obtener el número de Falsos positivos, Falsos negativos, Verdaderos positivos y Verdaderos negativos, y las respectivas matrices de confusión. A partir de estos valores es posible calcular los índices OA y K.

Las siguientes tablas muestran las matrices de confusión y los respectivos valores de OA y K para cada una de los parámetros mencionados anteriormente.

MÉTODO		C	NC	TOTAL	OA	K
Max	C	2525	580	3105	75,56%	0,0874
Entropy	NC	35451	108900	144351		
Otsu	C	2838	803	3641	75,63%	0,0956
	NC	35138	108677	143815		
	TOTAL	37976	109480	147456		

Tabla 3. Resultados de evaluación ERGAS: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).

MÉTODO		C	NC	TOTAL	OA	K
Max	C	1541	154	1695	75,19%	0,0569
Entropy	NC	36435	109326	145761		
Otsu	C	2820	1424	4244	75,19%	0,0863
	NC	35156	108056	143212		
	TOTAL	37976	109480	147456		

Tabla 4. Resultados de evaluación NDVI: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).

MÉTODO		C	NC	TOTAL	OA	K
Max	C	4587	3237	7824	75,16%	0,1232
Entropy	NC	33389	106243	139632		
Otsu	C	17932	36756	54688	61,48%	0,1193
	NC	20044	72724	92768		
	TOTAL	37976	109480	147456		

Tabla 5. Resultados de evaluación PSNR: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).

MÉTODO		C	NC	TOTAL	OA	K
Max	C	0	3541	3541	71,84%	-0,0460
Entropy	NC	37976	105939	143915		
Otsu	C	6494	34954	41448	54,95%	-0,1440
	NC	31482	74526	106008		
	TOTAL	37976	109480	147456		

Tabla 6. Resultados de evaluación SAM: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).

MÉTODO		C	NC	TOTAL	OA	K
Max	C	33	5158	5191	70,77%	-0,0644
Entropy	NC	37943	104322	142265		
Otsu	C	17235	43876	61111	56,18%	0,0443
	NC	20741	65604	86345		
	TOTAL	37976	109480	147456		

Tabla 7. Resultados de evaluación SCM: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).

MÉTODO		C	NC	TOTAL	OA	K
Max	C	3617	3980	7597	74,00%	0,0797
Entropy	NC	34359	105500	139859		
Otsu	C	8471	14861	23332	69,91%	0,0999
	NC	29505	94619	124124		
	TOTAL	37976	109480	147456		

Tabla 8. Resultados de evaluación SSIM: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).

A partir de los resultados observados en las tablas, se puede decir que los índices de comparación espectral con mejores resultados, en cuanto a precisión global son: ERGAS, NDVI y PSNR. El programa desarrollado en Matlab permite determinar los pixeles de cambio y no cambio, para cada uno de los índices, y calcular el porcentaje de precisión global (OA), y el índice Kappa (K). Se realizaron pruebas para cada una de las imágenes de cambio obtenidas (6 imágenes), utilizando los dos métodos de umbralización escogidos anteriormente (OTSU y MAX ENTROPY), con el fin de determinar con cuál de estas dos técnicas de umbralización se presenta mejores resultados. Con la umbralización MAX ENTROPY, se observó que el porcentaje de precisión global es mejor, en comparación con el resultado obtenido al utilizar la imagen de cambio que maneja la umbralización OTSU. Este resultado también se evidenció en el índice Kappa, que presenta un mejor resultado para las imágenes de cambio, mediante este método.

Como se mencionó inicialmente, índices como ERGAS, PSNR y SSIM, presentan buenos resultados ante esta comparación, pero al ser implementados de forma local, en algunos casos los resultados obtenidos pueden variar, disminuyendo la eficiencia respecto a la imagen de cambio para estos. Otra observación que se puede realizar con base a los resultados, es que el mejor porcentaje para el parámetro de precisión global es apenas del 75,63%, para el índice ERGAS utilizando el método OTSU, mientras que el índice Kappa es del 12,32%, obtenido para PSNR, con el mismo método de umbralización. Esto quiere decir que los resultados obtenidos de forma general no son óptimos, ya que el valor de precisión global debe ser cercano al 100% y el índice Kappa a 1. La razón principal de estos resultados, es que en la imagen Landsat utilizada, se observan demasiados cambios en las diferentes zonas, debido a la diversidad de coberturas y al gran desarrollo que sufrió dicha zona en la ventana de tiempo

evaluada, sumado a la resolución espacial de este tipo de imágenes (30 m). Por estas razones es más complejo determinar los píxeles de cambio y no cambio, a partir de las métricas escogidas.

Para determinar la eficiencia del método propuesto, en cuanto a la implementación de los índices de comparación espectral, se realizaron pruebas adicionales para imágenes obtenidas a través del sensor remoto Quickbird, que a diferencia de las imágenes Landsat7, presentan mejor resolución espacial, y la imagen utilizada presenta zonas de cambios que son más fáciles de determinar a simple vista. Una vez se realice la evaluación de la metodología, se hará una comparación de los resultados obtenidos entre las imágenes Landsat7 y Quickbird.

8. MÉTODO PROPUESTO

Después de realizar la evaluación de los índices de comparación espectral, se plantea una modificación en unos de estos, con el propósito de obtener una imagen de cambio con mayor facilidad. Para esta modificación, se escogió el índice ERGAS.

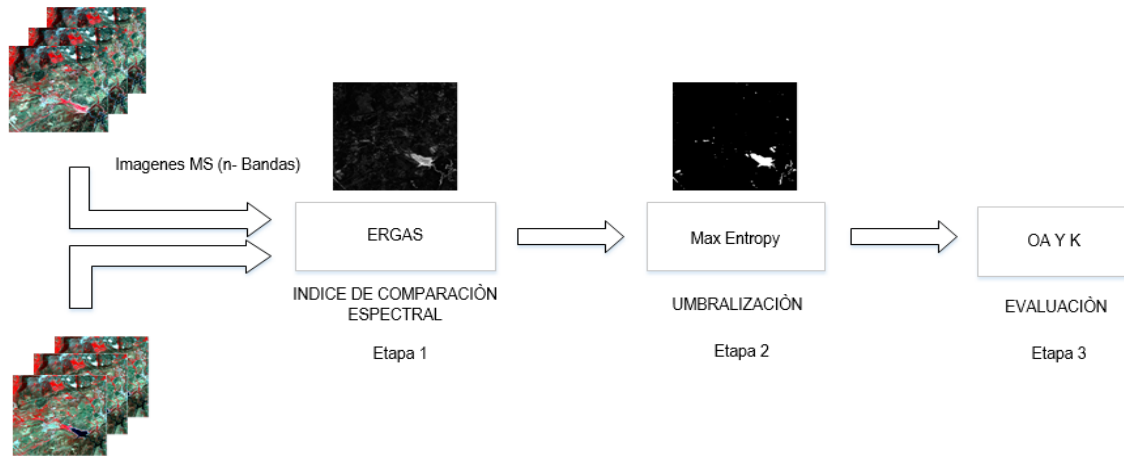


Figura 15. Diagrama de Bloques.

Como se puede observar en el diagrama, se tienen los siguientes bloques: comparación espectral, Integración de bandas, Umbralesización y Evaluación. A continuación se explicará cada uno de los bloques, y los métodos implementados, específicamente en los bloques de integración de bandas y umbralesización.

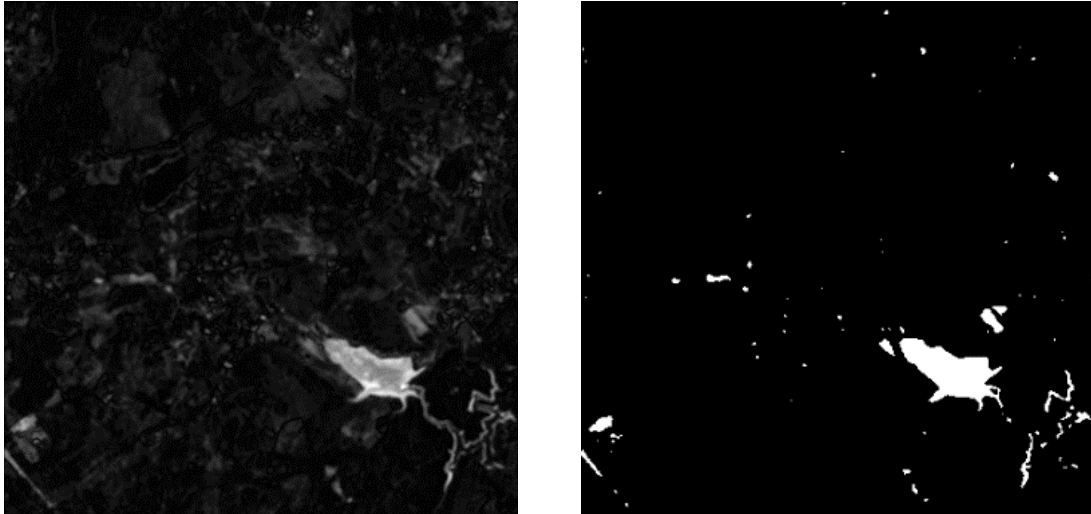
8.1 INDICE DE COMPARACIÓN ESPECTRAL

Para escoger el índice de comparación espectral, para el planteamiento de la metodología, se tuvieron en cuenta los resultados obtenidos en la parte de implementación de índices de comparación espectral. Con base a estos resultados se observó que el índice ERGAS, presenta mejores resultados en la imagen de cambio, y además en las imágenes de cambio binarias obtenidas a partir de los métodos de selección automática del umbral (OTSU y MAX ENTROPY).

8.2 UMBRALIZACIÓN

Una vez se obtiene la imagen de cambio, se procede a realizar la umbralesización de las imágenes obtenidas. Este procedimiento se ejecuta, para determinar las zonas de cambios, que se detectan, a partir del índice ERGAS.

Para la umbralesización de estas imágenes, se implementaron los métodos utilizados en la parte de *implementación de índices de comparación espectral*, MAX ENTROPY y OTSU.



A.

B.

Figura 16(a). Imagen de cambio para el índice ERGAS, (b). Imagen de cambio binaria para índice ERGAS.

8.2 EVALUACIÓN

Finalmente en la parte de evaluación, se realiza lo siguiente:

- Se visualiza la imagen de cambio global, obtenida con el método propuesto.
- Para determinar las zonas de cambio, se debe tener una imagen de referencia (ground truth).
- Al no disponer de datos de referencia verdaderos, se utilizaron datos provenientes de un método de detección de cambios supervisado (post-clasificación).
- Una vez se define esta imagen de referencia, se utilizan dos índices (Overall Accuracy y Kappa Index), que nos permiten evaluar la exactitud de los píxeles clasificados respecto a los datos de referencia.

9. APLICACIÓN DEL MÉTODO PROPUESTO EN IMÁGENES QUICKBIRD

Para la implementación de la metodología, inicialmente se deben evaluar los índices de comparación espectral, para las imágenes Quickbird.



Figura 17. Imagen antes del Tsunami (RGB).



Figura 18. Imagen después del Tsunami (RGB).

En las Figuras 17 y 18, se observan las imágenes multiespectrales de alta resolución Quickbird. Las imágenes se pueden encontrar en la siguiente URL: <http://exelis.http.internapcdn.net/exelis/data/ENVITutorialData.zip>. La zona geográfica tomada es en Indonesia, en donde se muestra el antes y después de un tsunami ocurrido en el año 2004.

Como se realizó la implementación de los algoritmos en Matlab, para las imágenes Landsat7, se utilizó como base estos programas para evaluar los índices de comparación espectral para las imágenes Quickbird. El principal ajuste se realizó en el número de bandas, porque estas imágenes se componen de 4 bandas, a diferencia de las imágenes Landsat7 que se componen

de 6 bandas (30 m), lo que facilita el análisis de las mismas. Esto quiere decir que las modificaciones se realizaron en las expresiones matemáticas de cada uno de los índices, a excepción del índice NDVI, que maneja las bandas 3 y 4. Una vez ajustados los índices, se obtuvieron las respectivas imágenes de cambio mostradas en la Figura 19.

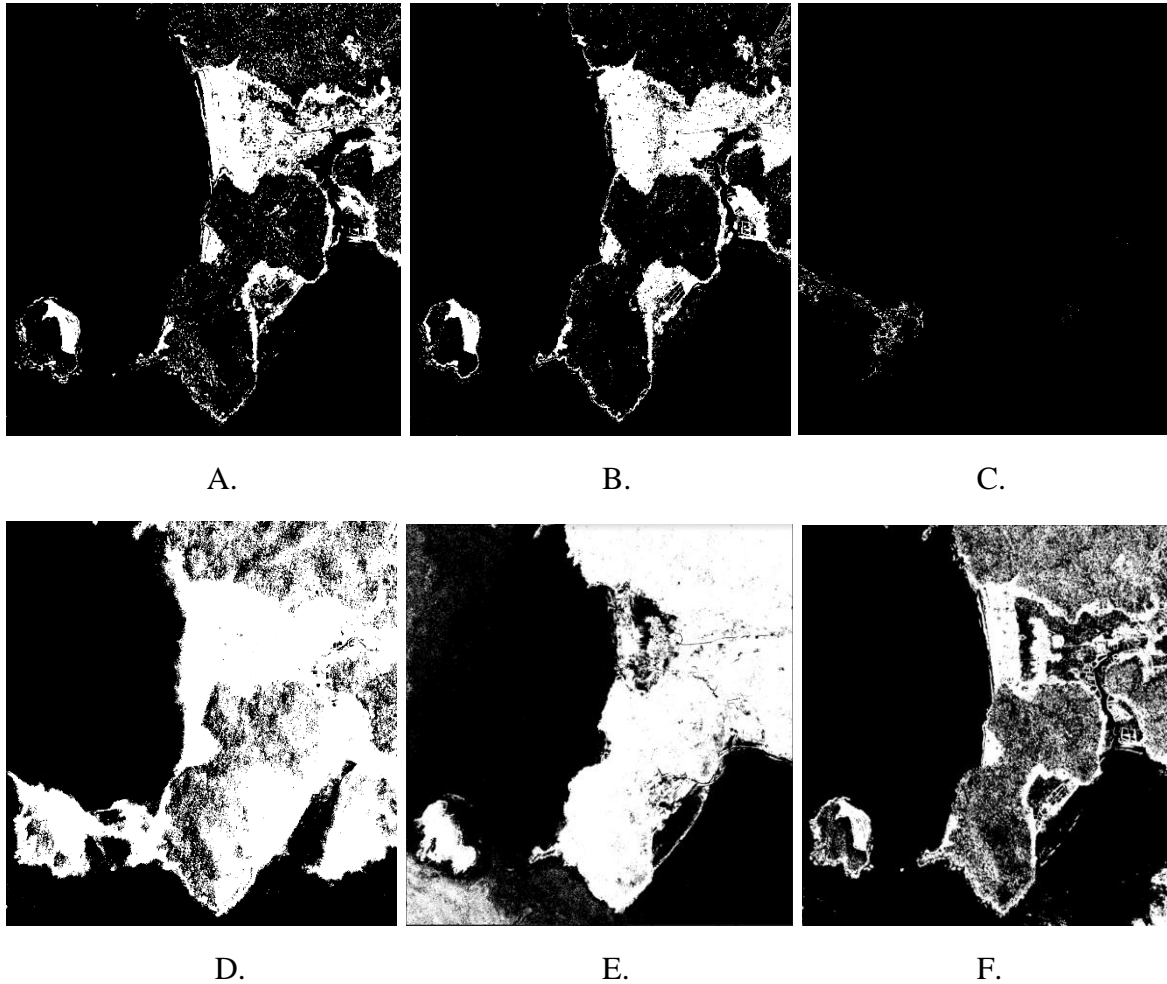
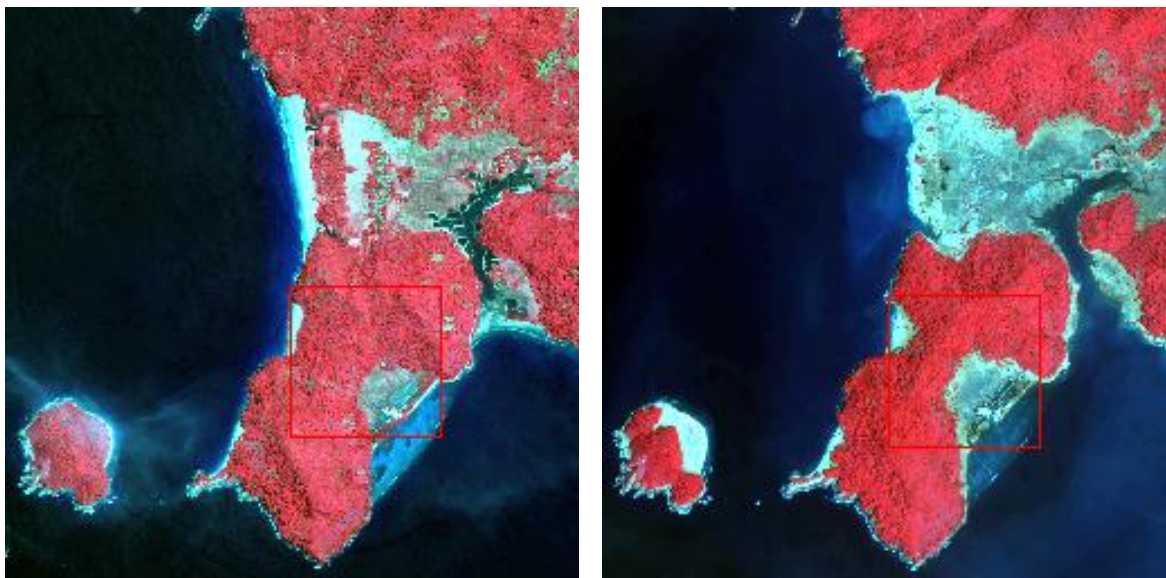


Figura 19(a). Imagen de cambio binaria ERGAS. (b). Imagen de cambio binaria NDVI. (c). Imagen de cambio binaria PSNR. (d). Imagen de cambio binaria SAM. (e). Imagen de cambio binaria SCM. (f). Imagen de cambio binaria SSIM (MAX ENTROPY).

Las imágenes de cambio obtenidas se muestran en forma binaria, es decir, luego del proceso de umbralizado, como se visualiza en la Figura 19, para cada uno de los índices de comparación espectral. Con respecto a los cambios, se observan específicamente en la vegetación de la zona (índice NDVI). Por otra parte en la imagen de cambio binaria del índice PSNR, no se presentan cambios significativos, con respecto a la imagen de referencia, es decir que los cambios en la zona son mínimos, a diferencia de los algoritmos SAM y SCM, en los cuales se observan varias zonas donde los cambios son más evidentes. La umbralización escogida para el proceso de la imagen de cambio binaria fue el MAX ENTROPY, que presentó mejores resultados, durante la evaluación de las imágenes Landsat7.

9.1 CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES QUICKBIRD

Utilizando el software ENVI, al igual que para las imágenes Landsat7, se realiza la clasificación de las imágenes Quickbird. Como primer paso se visualizan las imágenes multiespectrales en falso color (Bandas 4, 3 y 2). Se escogieron estas bandas para resaltar la vegetación presente en la zona, observando el cambio entre las dos imágenes a simple vista.



A.

B.

Figura 20(a). Imagen QB antes del Tsunami, en falso color, (b) Imagen QB después del Tsunami, en falso color.

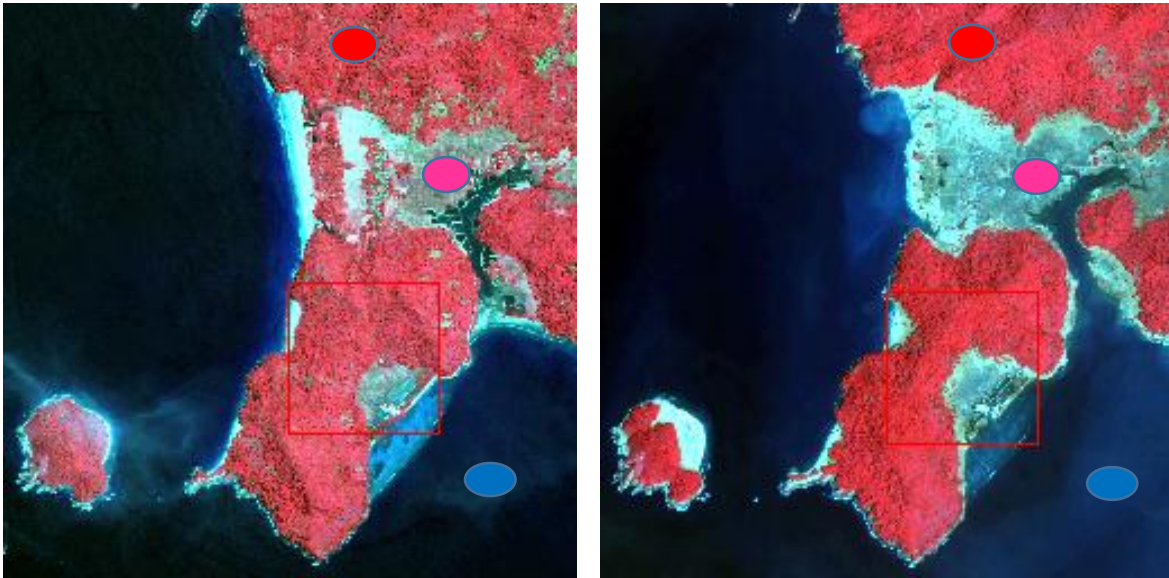
Para estas imágenes se debe realizar el mismo proceso de post- clasificación para obtener la imagen de referencia.

Mediante la herramienta ROI (Region of Interest), el clasificador determina las áreas de entrenamiento, para realizar la clasificación supervisada en las imágenes multiespectrales.

ROI Name	Color	Pixels	Polygd
Vegetación	Red	56	11/56
Suelo	Magenta	19	10/19
Agua	Blue	27	6/27

Figura 21. ROI definidas para las imágenes.

Como se observa en la Figura 21, se seleccionaron las siguientes clases: Vegetación (Color Rojo), Suelo (Color Magenta) y Agua (Color Azul). Se muestra el número de píxeles y áreas de entrenamiento seleccionados, que son menores, en comparación con los del ROI para las imágenes Landsat7.



A.

B.



Vegetación



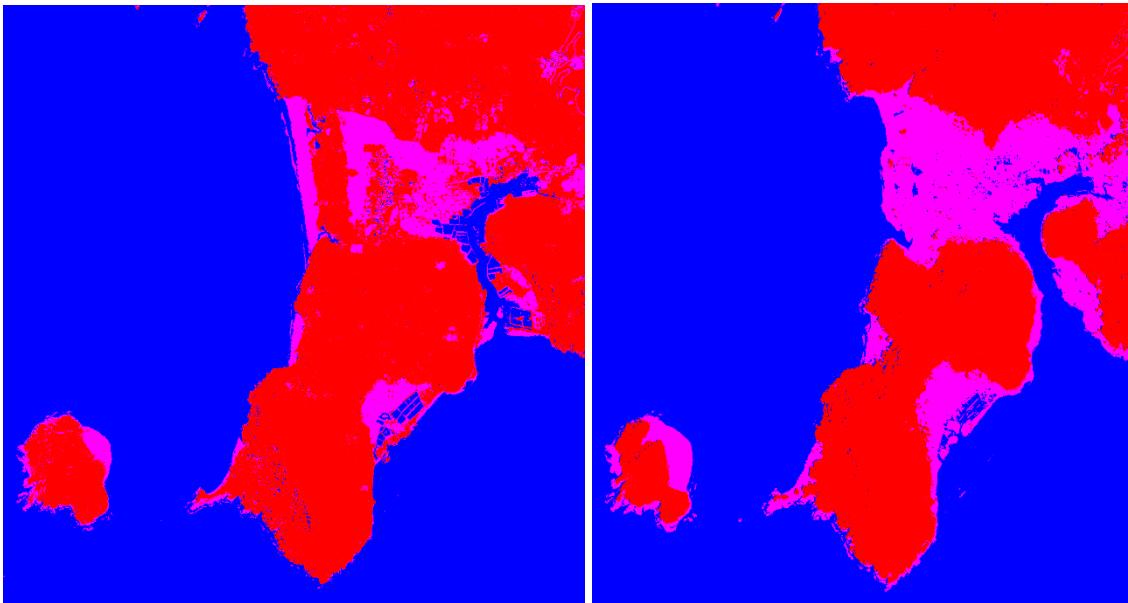
Agua



Suelo

Figura 22 (a). Ejemplo de las zonas de donde se seleccionaron las áreas de entrenamiento asignadas para la Imagen QB (Antes del Tsunami), (b) Ejemplo de las zonas de donde se seleccionaron las áreas de entrenamiento asignadas para la Imagen QB (Después del Tsunami).

Después de seleccionar las ROI, se procede a clasificar las imágenes. Para esta clasificación supervisada se utilizó el método SVM.



A.

B.



Vegetación



Agua



Suelo

Figura 23 (a). Imagen MS Año 2005 clasificada mediante SVM. (b). Imagen MS Año 2009 clasificada mediante SVM.

En las imágenes de clasificación supervisada (Figura 23), se puede observar entre las dos imágenes, algunos cambios considerables en la vegetación de la zona. Para determinar estos cambios, se utilizó el programa implementado en Matlab para esta parte, separando las clases, como se muestra en la Figura 24. En la Figura 25 se muestra la detección de cambios global.

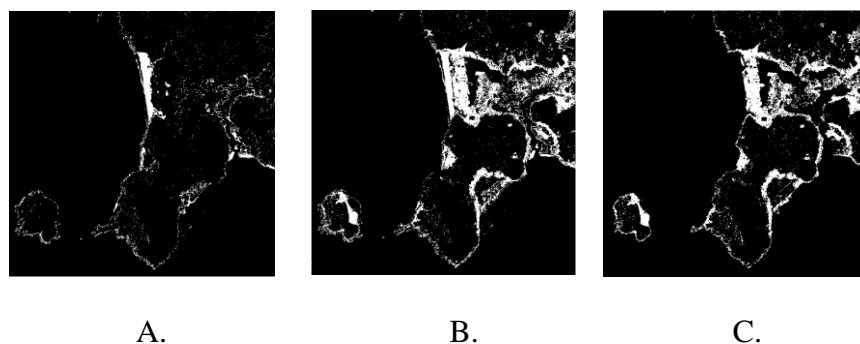


Figura 24(a). Clase Agua. (b). Clase Vegetación. (c). Clase Suelo.

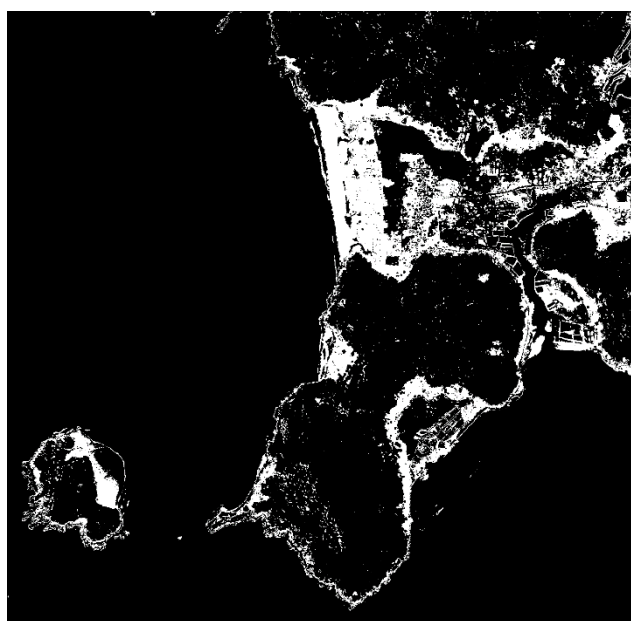


Figura 25. Detección de cambios global a partir de imágenes clasificadas (Imagen de Referencia).

9.2 RESULTADOS

En esta parte se mostrarán los resultados obtenidos, a partir de la implementación de los índices *Overall Accuracy (OA)* y *Kappa Index (K)*, que permiten evaluar la precisión de la imagen de cambio resultante con respecto a los índices de comparación espectral implementados.

Las siguientes tablas muestran los valores obtenidos para cada una de los parámetros mencionados anteriormente.

MÉTODO		C	NC	TOTAL	OA	K
Max	C	183492	98845	282337	93,85%	0,6921
Entropy	NC	39527	1928136	1967663		
TOTAL		223019	2026981	2250000		

Tabla 9. Resultados de evaluación ERGAS: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).

MÉTODO		C	NC	TOTAL	OA	K
Max	C	180659	113058	293717	93,09%	0,6610
Entropy	NC	42360	1913923	1956283		
TOTAL		223019	2026981	2250000		

Tabla 10. Resultados de evaluación NDVI: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).

MÉTODO		C	NC	TOTAL	OA	K
Max	C	0	6941	6941	89,78%	-0,0060
Entropy	NC	223019	2020040	2243059		
TOTAL		223019	2026981	2250000		

Tabla 11. Resultados de evaluación PSNR: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).

MÉTODO		C	NC	TOTAL	OA	K
Max	C	222838	750016	972854	66,66%	0,2521
Entropy	NC	181	1276965	1277146		
TOTAL		223019	2026981	2250000		

Tabla 12. Resultados de evaluación SAM: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).

MÉTODO		C	NC	TOTAL	OA	K
Max	C	161881	722840	884721	65,16%	0,1591
Entropy	NC	61138	1304141	1365279		
TOTAL		223019	2026981	2250000		

Tabla 13. Resultados de evaluación SCM: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).

MÉTODO		C	NC	TOTAL	OA	K
Max	C	37278	1724004	1761282	15,12%	0,4466
Entropy	NC	185741	302977	488718		
TOTAL		223019	2026981	2250000		

Tabla 14. Resultados de evaluación SSIM: Overall Accuracy (OA) y Kappa Index (K).

A partir de los resultados observados en las tablas, se puede decir que los índices de comparación espectral con mejores resultados, en cuanto a precisión global son: ERGAS y NDVI. En este caso solamente se utilizó el método MAX ENTROPY, porque se presentaron mejores resultados en las pruebas realizadas anteriormente, y al compararlo con el método OTSU, no se evidenciaron diferencias considerables. Los resultados para el OA y K mejoraron considerablemente en los índices mencionados, obteniendo valores ideales para poder detectar las zonas de cambio/ no cambio con mayor facilidad.

En cuanto a los demás métodos (SAM, SCM y SSIM), los índices mejoraron, pero es más difícil determinar las zonas de cambio, y la clasificación puede ser más compleja. En cuanto al índice mejorado (PSNR), el OA tiene un porcentaje de 89,78%, es decir que obtener una imagen de cambio local, facilita el análisis de las zonas de cambio para ciertos índices de comparación espectral.

9.3 COMPARACIÓN CON IMÁGENES LANDSAT7

Con respecto a la comparación de los resultados obtenidos de los índices OA y K, para las imágenes Landsat7 y Quickbird, se puede decir que las imágenes QB, presentan mayores ventajas en cuanto a resolución espacial (se refiere al tamaño de pixel) y resolución radiométrica, por lo tanto son imágenes de alta resolución, que al implementar un algoritmo para detección de cambios presentarán mejores resultados, como se observó en las pruebas realizadas en este tipo de imágenes. Por medio de estas pruebas se pudo determinar cuáles son los índices más eficientes para la detección de cambios y la diferencia entre ambos tipos de imágenes es amplia, porque el OA, en el índice ERGAS para la imagen Landsat fue del 75,63% , mientras que en la imagen QB este valor fue casi ideal (93,85%). Una de las grandes diferencias fue en el índice Kappa, donde la imagen Landsat7 el valor fue 0,0957, mientras que en la imagen QB es 0,6610.

Esto evidencia una mejora considerable tanto al utilizar este índice, como los restantes. De acuerdo a lo anterior, los resultados de la metodología propuesta mejoran significativamente para este tipo de imágenes.

10. CONCLUSIONES

Con base a los resultados y pruebas desarrolladas en el proyecto se puede decir lo siguiente:

- Al realizar la comparación de imágenes mediante índices de comparación espectral, se debe tener en cuenta las zonas que se desean analizar (agua, suelo, vegetación, etc.), para determinar que índice se puede ajustar al momento de evaluar los cambios.
- El resultado de la comparación en cada índice puede variar, por lo cual, en ocasiones es necesario adaptar la expresión matemática para que el resultado sea una matriz con las mismas dimensiones de las imágenes originales. En otras ocasiones, se requiere integrar en una sola banda los resultados de las n bandas, como al usar PSNR
- A partir de una imagen de cambio, es necesario umbralizar el resultado, por ejemplo con métodos de selección automática. Sin embargo, dichos métodos no son válidos universalmente. Para las imágenes utilizadas, el método MAX ENTROPY, permitió obtener una imagen binaria con mejores resultados, a diferencia del método OTSU, que es uno de los más utilizados en procesamiento de imágenes.
- Para obtener una buena imagen de clasificación en métodos supervisados, es recomendable seleccionar áreas de entrenamiento pequeños y diversas, principalmente en imágenes con baja resolución espacial (Ej. Landsat).
- En cuanto a los resultados obtenidos, las imágenes Quickbird utilizadas facilitaron la obtención de resultados más precisos, en comparación con las imágenes Landsat7. Esto se debe a que en el caso Landsat7, la imagen de clasificación obtenida presentó demasiadas zonas de cambio, y su clasificación se tornó más compleja.

11. REFERENCIAS

- [1] Renza Torres, D. (2015). *Transformada Wavelet Compleja de Doble Árbol (DT-CWT) y su aplicación en Teledetección. Nuevos modelos y aplicaciones* (Doctoral dissertation, ETSI_Informatica).
- [2] Tewkesbury, A. P., Comber, A. J., Tate, N. J., Lamb, A., & Fisher, P. F. (2015). A critical synthesis of remotely sensed optical image change detection techniques. *Remote Sensing of Environment*, 160, 1-14.
- [3] L.Wald, *Data Fusion: Definitions and Architectures: Fusion of Images of Different Spatial Resolutions*. Paris, France: Presses des MINES, 2002.
- [4] ArGIS for Desktop, Función NDVI, Página Web, recuperado de <http://desktop.arcgis.com/es/arcmap/10.3/manage-data/raster-and-images/ndvi-function.htm>
- [5] Índice de Vegetación Diferencial Normalizado (NDVI) Formato PDF, recuperado de <http://www.dpa.gov.ar/clima/informes/NDVI.pdf>
- [6] Akramullah, S. (2014). *Digital video concepts, methods, and metrics: quality, compression, performance, and power trade-off analysis*. Apress.
- [7] Yuhas, R. H., Goetz, A. F., & Boardman, J. W. (1992). Discrimination among semi-arid landscape endmembers using the spectral angle mapper (SAM) algorithm.
- [8] Kuching, S. (2007). The performance of maximum likelihood, spectral angle mapper, neural network and decision tree classifiers in hyperspectral image analysis. *Journal of Computer Science*, 3(6), 419-423.
- [9] De Carvalho, O. A., & Meneses, P. R. (2000, February). Spectral correlation mapper (SCM): an improvement on the spectral angle mapper (SAM). In *Summaries of the 9th JPL Airborne Earth Science Workshop, JPL Publication 00-18* (Vol. 9). Pasadena, CA: JPL Publication
- [10] A. Hore and D. Ziou, "Image Quality Metrics: PSNR vs. SSIM," *2010 20th International Conference on Pattern Recognition*, Istanbul, 2010, pp. 2366-2369. doi: 10.1109/ICPR.2010.579
- [11] A. F. Torres-Monsalve and J. Velasco-Medina, "Hardware implementation of ISODATA and Otsu thresholding algorithms," *2016 XXI Symposium on Signal Processing, Images and Artificial Vision (STSIVA)*, Bucaramanga, 2016, pp. 1-5.
- [12] L. J. Uribe-Valencia and J. F. Martínez-Carballido, "Thesholding methods review for the location of the Optic disc in retinal fundus color images," *2016 13th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE)*, Mexico City, 2016, pp. 1-6.

- [13] E. Sedyono, G. A. Hanindito and A. Setiawan, "Analyzing land conversion in South East Minahasa, Indonesia, under Landsat Satellite image data using the supervised classification method," *2016 1st International Conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)*, Yogyakarta, 2016, pp. 75-80.
- [14] D. I.M.Enderle and R. C. WeihJr, "Integrating Supervised and Unsupervised Classification Methods to Develop a More Accurate Land Cover Classification," *J. Ark. Acad. Sci.*, vol. 59, pp. 65–73, 2005. ULTIMA PARTE
- [15] C. Cortes and V. Vapnik, Support Vector Networks, *Machine Learning*, 20, 273-297, 1995.
- [16] E.E. Osuna, R. Freund and F. Girosi, Support Vector Machines: Training and Applications, Technical Report, Massachusetts Institute of Technology, Artificial Intelligence Laboratory, AI Memo No. 1602, , 1997.
- [17] Renza, D., Martinez, E., & Molina, I. (2017). Unsupervised change detection in a particular vegetation land cover type using Spectral Angel Mapper. *Advances in Space Research*.