



TÍTULO

DESARROLLO DE METODOLOGÍA DE TELEDETECCIÓN PARA
LA DISTRIBUCIÓN ESPACIAL DE LA PLAGA MARABÚ
(DICHROSTACHYS CINÉREA) EN TRINIDAD-VALLE DE LOS
INGENIOS (PATRIMONIO CULTURAL DE LA HUMANIDAD-
UNESCO), CUBA

AUTOR

Víctor Manuel Jiménez Escudero

Esta edición electrónica ha sido realizada en 2016

Director	Dr. Eduardo Moreno Campos
Instituciones	Universidad Internacional de Andalucía ; Universidad de Huelva
Curso	<i>Máster Oficial en Tecnología Ambiental (2014/15)</i>
ISBN	978-84-7993-722-5
©	Víctor Manuel Jiménez Escudero
©	De esta edición: Universidad Internacional de Andalucía
Fecha documento	2015



Reconocimiento-No comercial-Sin obras derivadas

Usted es libre de:

- Copiar, distribuir y comunicar públicamente la obra.

Bajo las condiciones siguientes:

- **Reconocimiento.** Debe reconocer los créditos de la obra de la manera especificada por el autor o el licenciadore (pero no de una manera que sugiera que tiene su apoyo o apoyan el uso que hace de su obra).
- **No comercial.** No puede utilizar esta obra para fines comerciales.
- **Sin obras derivadas.** No se puede alterar, transformar o generar una obra derivada a partir de esta obra.
- *Al reutilizar o distribuir la obra, tiene que dejar bien claro los términos de la licencia de esta obra.*
- *Alguna de estas condiciones puede no aplicarse si se obtiene el permiso del titular de los derechos de autor.*
- *Nada en esta licencia menoscaba o restringe los derechos morales del autor.*

UNIVERSIDAD INTERNACIONAL DE ANDALUCÍA

UNIVERSIDAD DE HUELVA



Development of remote sensing methodology for spatial distribution of Marabu (*Dichrostachys cinérea*) plague in Trinidad and Valley de los Ingenios (Cultural Heritage of Humanity-UNESCO), Cuba

Desarrollo de metodología de teledetección para la distribución espacial de la plaga Marabú (*Dichrostachys cinérea*) en Trinidad-Valle de los Ingenios (Patrimonio Cultural de la Humanidad-UNESCO), Cuba.



Universidad
de Huelva

TRABAJO FIN DE MASTER

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:

MASTER EN TECNOLOGÍA AMBIENTAL

PRESENTA

VÍCTOR MANUEL JIMÉNEZ ESCUDERO

DIRECTOR DE TESIS: DR. EDUARDO MORENO CUESTA

México, Distrito Federal

Diciembre 2015

España, Huelva

DESARROLLO DE METODOLOGÍA DE TELEDETECCIÓN PARA LA DISTRIBUCIÓN ESPACIAL DE LA PLAGA MARABÚ (*DICHROSTACHYS CINÉREA*) EN TRINIDAD-VALLE DE LOS INGENIOS (PATRIMONIO CULTURAL DE LA HUMANIDAD-UNESCO), CUBA.

TRABAJO FIN DE MASTER EN TECNOLOGÍA AMBIENTAL



Autor:

Víctor Manuel Jiménez Escudero

Director:

Eduardo Moreno Cuesta (UHU)

ÍNDICE

RESUMEN	3
INTRODUCCIÓN	4
JUSTIFICACIÓN.....	14
OBJETIVO GENERAL.....	15
OBJETIVOS PARTICULARES	15
METODOLOGÍA.....	16
RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	39
Imagen WorldView-2.....	39
Imagen Landsat 8	50
CONCLUSIONES	60
BIBLIOGRAFÍA	62

RESUMEN

El Marabú (*Dichrostachys cinerea* (L.) Wight & Arn.), se ha convertido en el arquetipo de planta invasora alóctona de difícil control. La proliferación de esta plaga pone en riesgo la condición de Patrimonio Cultural de la Humanidad a causa del rápido crecimiento de sus poblaciones en las áreas que debían estar plantadas por caña de azúcar, referente obligado en el Valle, así como por la creciente reducción de la biodiversidad asociada a este tipo de cultivo, es por ello que el presente trabajo propone el siguiente objetivo: Desarrollar una metodología para realizar el análisis de la distribución espacial del Marabú (*Dichrostachys cinérea*) con imágenes satelitales en el Valle de los Ingenios, Cuba.

Para el presente estudio se utilizaron dos tipos de imágenes satelitales, una imagen multiespectral WorldView-2 y una imagen Landsat 8, las cuales fueron procesadas por el software Erdas Imagine 2014, en el cual se efectuó una clasificación supervisada para cartografiar las zonas de Marabú. Las etapas en la clasificación fueron, la fase de entrenamiento en la cual se asignaron campos de preparación para obtener las firmas espectrales de los diferentes tipos de uso de suelo y vegetación, una vez obtenido esto se realizó la fase de asignación por el método de máxima verosimilitud en las unidades paramétricas y como unidad no paramétrica el método de paralelepípedo. Por último se aplicó el método de evaluación con la herramienta de Accuracy Assesment, la cual proporciona la confiabilidad de nuestro mapa final.

El Mapa final de la distribución espacial del Marabú, obtenido a través de la combinación de técnicas de teledetección para la imagen WorldView-2, es cuantitativamente confiable en un 88.72% de precisión global y de 87.42 en el coeficiente de Kappa, y la distribución espacial del Marabú en la imagen Landsat 8, tiene una confiabilidad global de 93.75% y de 91.99 en el coeficiente de Kappa. Resultado que resulta estar en una alta confiabilidad si el objetivo de los resultados es la futura gestión y planificación del uso de la tierra y la cobertura terrestre.

Palabras clave: Marabú, WorldView-2, Landsat-8, clasificación supervisada, distribución espacial.

INTRODUCCIÓN

El Marabú (*Dichrostachys cinerea* (L.) Wight & Arn.), es un arbusto semi-caducifolio a caducifolio que logra alcanzar hasta los 7 metros de altura, con una corona abierta (Figura 1). Corteza con ramas jóvenes de color verde pero gris oscuro-marrón longitudinalmente agrietadas en ramas más viejas y tallos; espinas lisas fuertes, de hasta 8 cm de largo, casi en ángulo recto, ligeramente recurvado, crecen fuera de las ramas y pueden soportar las hojas en la base (ECOCROP, 2007).



Figura1. Especie *Dichrostachys cinérea* (Neelix, 2009. (Fuente:

http://fr.hortipedia.com/wiki/Dichrostachys_cinerea)

Hojas bipinadas, con 5-15 (máximo 19) pares pinna, cada una con 12 a 22 pares de foliolos, cara inferior de color verde oscuro. Flores muy características cilíndricas bicolor, densas, pecioladas, en forma de espigas colgantes de 6-8 cm de largo, con 1 pistilo y 10 estambres amarillos cada uno; flores superiores de un pico colgante son estériles, de color rojizo o púrpura pálido (Figura 2). Vainas estrechas, de color amarillo o marrón; generalmente trenzado o en espiral, hasta 100 x 15 mm. Cerca de 4 semillas de color negro con una mancha en un extremo por vaina (Orwa et al 2009).

Esta especie pertenece a familia de las Leguminosas (subfamilia Mimosaceae) originario de África del Sur que en Cuba se ha convertido en el arquetipo de planta invasora alóctona de difícil control. Su tolerancia al estrés, sus abundantes espinas, su resistencia al corte y quema, la dureza de sus tallos, la dispersión de semillas por el ganado, la elevada persistencia de sus semillas en el suelo, la multiplicación por yemas

radiculares y su gran capacidad para retoñar cuando no es eliminado por completo, hace su control tan trabajoso y costoso que muy a menudo las tierras invadidas son abandonadas por los productores. Muchos lugares naturales y seminaturales protegidos han sido totalmente infestados por el marabú y han perdido sus formaciones vegetales nativas, un ejemplo de ello es “El Conjunto del Valle de Los Ingenios” y “Villa de la Santísima Trinidad”, los cuales fueron declarados por la UNESCO como Patrimonio Cultural de la Humanidad en el año 1988. (Méndez y Alvares, 2011).



Figura 2. Hojas bipinadas y flor bicolor de *Dichrostachys cinérea*

(Fuente: http://fr.hortipedia.com/wiki/Dichrostachys_cinerea)

La descripción cuantitativa del patrón espacial de especies vegetales (Wiens, 1989), como estadio inicial de diversos análisis científicos, se ha acelerado y mejorado en los últimos años gracias al desarrollo de las nuevas tecnologías de la información geográfica como son los Sistemas de Información Geográfica y la Teledetección (Burrough y McDonell, 1998)

La teledetección es un modo de obtener información acerca de objetos tomando y analizando datos sin que los instrumentos empleados para adquirir los datos estén en contacto directo con el objeto (ESA, 2015). Los elementos involucrados en un proceso de teledetección desde satélites se muestran en la Figura 3. El primer requerimiento supone disponer de una fuente de energía que ilumine o provea energía al objeto de interés (cultivo, bosque, mar, ciudad, etc.). El caso más habitual consiste en que esa fuente sea el Sol (A). La radiación solar, en su “viaje” hacia la Tierra, atraviesa e interacciona con la atmósfera (B). Una vez alcanza la superficie terrestre interactúa con los objetos que en ella se encuentran. La radiación reflejada dependerá de las características de esos objetos, permitiendo distinguir a unos de otros (C). Un sensor a bordo de un satélite recoge y graba esa radiación reflejada por la superficie terrestre y

la propia atmósfera (D). La energía captada por el sensor se transmite a una estación de recepción y procesamiento donde los datos se convierten en imágenes digitales (E). La imagen procesada se interpreta, visualmente y/o digitalmente, para extraer información acerca de los objetos que fueron iluminados (F). El paso final del proceso de teledetección consiste en aplicar la información extraída de la imagen para conseguir un mejor conocimiento de la zona de estudio, revelando nuevas informaciones o ayudándonos a resolver un problema particular (G) (Labrador *et al* 2012).

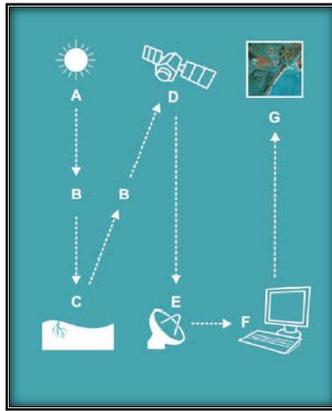


Figura 3. Elementos de un proceso de teledetección desde satélites
(Labrador *et al* 2012).

Un premisa fundamental en la teledetección es que podemos aprender acerca de los objetos y las características de la superficie de la Tierra mediante el estudio de la radiación reflejada y / o emitida por estas características (Campbell and Wynne, 2011). La reflectividad espectral se define como la proporción de energía incidente que es reflejada por una superficie. Por lo tanto, es una magnitud adimensional que puede tomar valores entre 0 y 1 ó porcentajes entre 0 y 100%. Para una determinada superficie este parámetro varía en función de la longitud de onda. Al gráfico de la reflectancia espectral frente a la longitud de onda se le denomina curva de reflectividad espectral o firma espectral (Labrador *et al* 2012).

Como puede observarse en la Figura 6, algunas cubiertas tienden a presentar una respuesta uniforme en distintas longitudes de onda, mientras otras ofrecen un comportamiento mucho más selectivo. La vegetación presenta un comportamiento muy cromático, con bajos valores de reflectividad en el espectro visible, más elevados en el infrarrojo cercano y menos en el medio (Chuvieco, 2008).

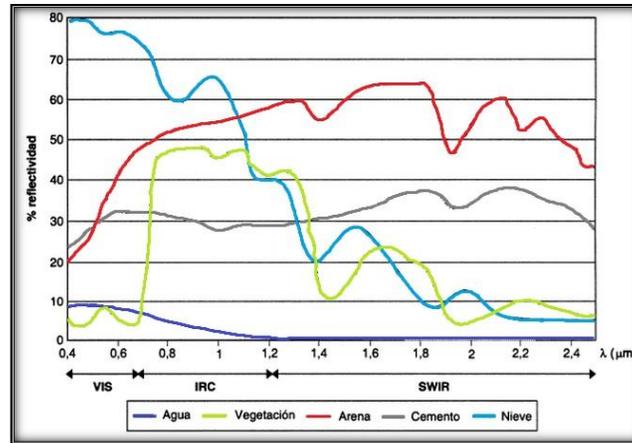


Figura 6. Firmas espectrales típicas para distintas cubiertas,
datos adquiridos con un espectro radiométrico GER-2600 (Chuvieco, 2008).

Las curvas de reflectividad espectral para la vegetación casi siempre manifiestan picos y valles, los valles en la región del visible vienen dados por los pigmentos de las hojas de las plantas, ya que la clorofila absorbe energía fuertemente en las bandas centradas en 0.45 y 0.67 μm . es por ello que nuestros ojos perciben la vegetación sana de color verde, debido a la gran absorción en azul y rojo por las hojas y la flexión en el verde. Cuando la vegetación no está sana, disminuye la clorofila y el resultado es un incremento de la reflectancia espectral en el rojo, por lo que las hojas se ven con un tono amarillento (mezcla de verde y rojo). En cambio en el infrarrojo cercano la reflectancia de la vegetación aumenta drásticamente. La región 0.7-1.3 μm refleja entre el 40 y el 50% de la energía incidente, el resto de la energía es transmitida casi en su totalidad, ya que en esta región la absorción es menor al 5%. La reflectancia de 0.7 a 1.3 μm es función de la estructura interna de las hojas (Labrador *et al* 2012).

Tras captar la radiación proveniente de los objetos de la superficie terrestre, el sensor toma como valor un promedio de la radiación proveniente de un área específica que depende del diseño de cada sensor, a esta área en específica se le denomina pixel. El pixel es la unidad básica de la imagen, determina la resolución espacial del sensor y permite discriminar información a detalle en el espacio, puesto que entre más pequeño sea el pixel, mejor resolución tendrá la imagen (Seco, 2002; Chuvieco, 2008).

Cuando cada detector capta la radiación, la amplifica y la convierte en una señal eléctrica cuya intensidad dependerá de la radiación recibida. La señal eléctrica es

convertida en un valor numérico en una escala generalmente de 8 bits, formada por 256 valores del 0 al 255, aunque también existen sensores de 10 hasta 16 bits lo que se traduce en hasta 65,536 niveles. En general, entre mayor sea el número de niveles mayor será el detalle en la información colectada por el sensor por que se permite identificar de mejor manera objetos con niveles similares de reflectividad que no serían separables con otro sensores menos sensibles. La señal eléctrica es grabada en forma de número o dígito, al que se denomina nivel digital, los cuales se almacenan en un arreglo de filas y columnas en una matriz que puede ser convertida en una imagen similar a una fotografía (Mather, 2004).

Gracias al desarrollo de las tecnologías aeroespaciales y de análisis geoespacial, hoy en día es posible llevar a cabo el monitoreo remoto de la cobertura terrestre a través de imágenes de satélite. Esto representa una gran ventaja sobre todo en casos donde se requiere hacer estudios en áreas extensas, de difícil acceso, o bien en periodos de tiempo cortos (Chuvieco, 2008). Debido a su importancia y potencial de aplicación han surgido una gran variedad de sensores con diferentes enfoques los cuales para el presente estudios se describen a continuación.

Desde 1972, los satélites Landsat han adquirido de forma continua imágenes basadas en el espacio de la superficie terrestre de la Tierra, aguas poco profundas de la costa, y los arrecifes de coral. El programa Landsat, es un esfuerzo conjunto del Servicio Geológico de Estados Unidos (USGS) y la Administración de Aeronáutica y del Espacio (NASA), se estableció para reunir rutinariamente las imágenes de la tierra desde el espacio (tabla 1).

Tabla 1. Fechas de la misión Landsat (USGS, 2013).

Satélite	Lanzamiento	Desarmado	Sensor
Landsat 1	23/Julio/1972	6/Enero/1978	MSS/RBV
Landsat 2	22/Enero/1975	27/Julio/1983	MSS/RBV
Landsat 3	5/Marzo/1978	7/Septiembre/1983	MSS/RBV
Landsat 4	16/Julio/1982	15/Junio/2001	MSS/TM
Landsat 5	1/Marzo/ 1984	2013	MSS/TM
Landsat 6	5/Octubre/1993	No alcanzo la orbita	ETM
Landsat 7	15/Abril/1999	En operación	ETM+
Landsat 8	11/Febrero/2013	En operación	OLI/TIRS

El Landsat Data Continuity Mission (llamado Landsat 8 después de la inicialización en órbita y verificación), lleva dos sensores de barrido: la Operational Land Imager (OLI) y el sensor infrarrojo térmico (TIRS), los cuales proporcionan una mejor relación señal a ruido y 12 bits de cuantificación radiométrica de los datos. Las bandas espectrales del sensor OLI, proporcionan una mejora de los instrumentos de las misiones Landsat anteriores, debido a la incorporación de dos nuevas bandas espectrales: un canal profundo en el azul visible (banda 1), diseñado específicamente para los recursos hídricos e investigación en zonas costeras, y un nuevo canal infrarrojo (banda 9) para la detección de nubes cirrus. Por otra parte el sensor TIRS recoge dos bandas espectrales en longitudes de onda del infrarrojo térmico, las cuales continúan las imágenes térmicas y de apoyo a las aplicaciones emergentes como la modelización de la evapotranspiración para monitorizar el uso del consumo del agua de las tierras de regadío (Figura 7) (USGS, 2013).

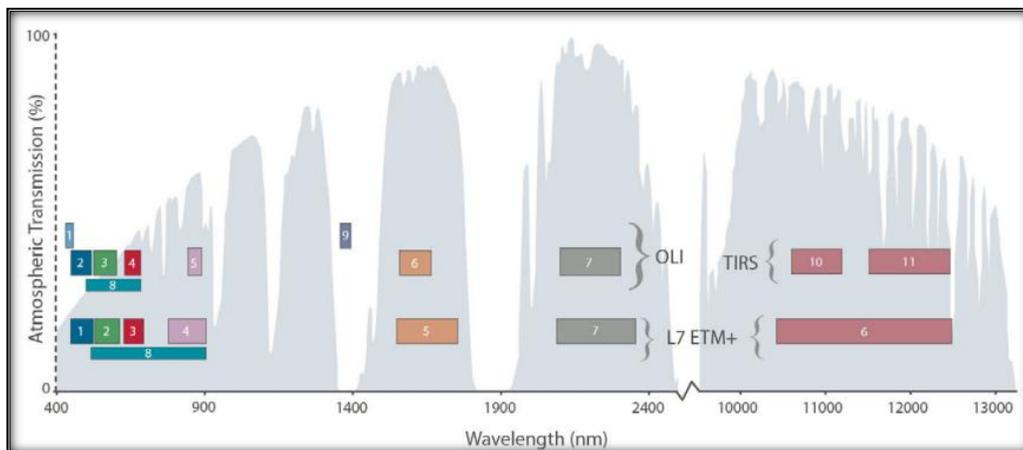


Figura 7. Bandas del Landsat 8 y los instrumentos de barrido Operational Land Imager (OLI) and Thermal Infrared Sensor (TIRS) (USGS, 2013).

WorldView-2 es nuevo satélite comercial de muy alta resolución. Fue lanzado desde la Base de la Fuerza Aérea Vandenberg en octubre de 2009 por Digital Globe, una compañía que opera otros dos satélites actualmente en órbita WorldView-1 lanzado en el 2007, y QuickBird que fue lanzado en el 2001. Opera a una altitud de 770 kilómetros y tiene un tiempo medio de re-visita de 1.1 días en los que puede obtener hasta 785 mil kilómetros cuadrados de imágenes de ocho bandas por día (Digital Globe, 2013). Como complemento de la capacidad de recolección a gran escala, el satélite Worldview-2 es capaz de capturar 46 cm en el Pancromático, y es el primer satélite comercial en

proporcionar 1.84 m de resolución en 8 bandas multiespectrales: Costero, Azul, Verde, Amarillo, Rojo, Banda espectral en el borde del rojo, Infrarrojo cercano 1 y el Infrarrojo cercano 2 (Figura 8) (Digital Globe, 2010).

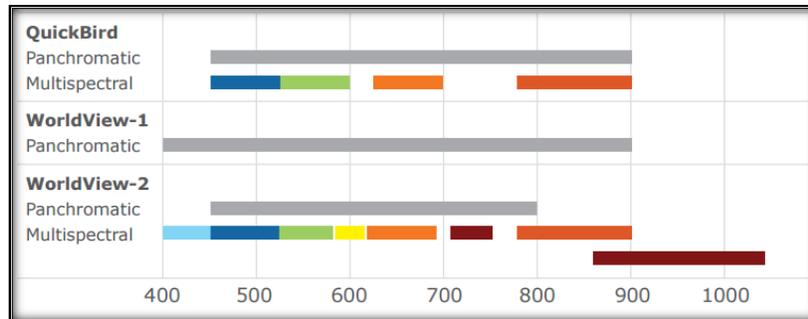


Figura 8. Las nueve bandas espectrales de Worldview-2 (Digital Globe, 2010)

WorldView-2 es el primer satélite multiespectral de alta resolución que proporciona un detector de banda espectral en el borde del rojo (red edge) para realizar análisis vegetativos que pueden revelar el tipo de planta, la edad, el estado y la diversidad con detalles sin precedentes. Las soluciones de detección remota que incluyen la banda Red-Edge son lo suficientemente sensibles para diferenciar plantas jóvenes de plantas maduras, coníferas de latifoliadas e, incluso, pueden detectar cambios sutiles en el estado de las plantas, antes de que sean visibles. Los analistas confían en la sensibilidad de la banda Red-Edge de WorldView-2 para entregar clasificaciones de campos granulares y capacidades de advertencia temprana a industrias que dependen del medioambiente (Digital Globe, 2014).

Antes de obtener información de la imagen es necesario realizar algunas correcciones que eliminen cualquier anomalía en ella, sea en su localización o en su radiometría, ya que las imágenes no están exentas de errores.

Las correcciones de la imagen están clasificadas en dos temas:

- Corrección radiométrica: mediante transformaciones de los niveles digitales (ND) a reflectancia para obtener valores parecidos a los ideales.
- Corrección geométrica: para ubicarlos en su posición geográfica correcta.

Las fuentes de error en las imágenes se deben a cuestiones relativas a las propias plataformas y sensores, pero también a fuentes naturales como pueden ser la

presencia de elementos que componen la atmosfera como aerosoles, gases y vapor de agua que modifican la radiancia original proveniente de la superficie terrestre (Chuvienco, 2008).

Las correcciones radiométricas son técnicas que convierten los niveles digitales (ND) originales registrados por el sensor a valores independientes de las condiciones atmosféricas, permitiendo comparar imágenes de diferentes fechas o directamente pixeles con medidas de campo y de laboratorio (Rodríguez-Galiano et al, 2010). Dentro de ellas se incluyen las necesarias para tratar la imagen de un mal funcionamiento del sensor, errores en las magnitudes físicas y corrección atmosférica de los datos (Chuvienco, 1995).

En cuanto a la corrección atmosférica, de debe decir que la radiancia recibida por el sensor no es la misma que la que sale desde la superficie terrestre debido a que hay que considerar los efectos de la radiancia difusa procedente de otros objetos vecinos, la dispersión atmosférica y la transmisividad ascendente y descendente de la atmosfera. Los procedimientos matemáticos para abordar estas correcciones son muy complejos, los más accesibles se basan en modelos físicos de transferencia radiativa, que suelen basarse en una serie de atmosferas estándar. Los más utilizados son llamados 6S, MODTRAN4, ATCOR, ACORN y FLAASH (Chuvienco, 2008).

El procesamiento de las imágenes está encaminado a obtener información de ellas a partir de los valores de ND o de reflectancia presentes. En esta tesis se trabaja con el objetivo de obtener información del valor espectral de la plaga Marabu (*Dichrostachys cinérea*) por lo que el interés en los procesos se centra en la detección de los diferentes tipos de vegetación en la zona de estudio con la utilización de una imagen de alta resolución y una imagen de media resolución espacial, mediante la técnicas de clasificación de imágenes satelitales.

La clasificación digital de imágenes es una técnica que permite agrupar los pixeles en una imagen en función de sus valores, haciéndoles corresponder un determinado tipo de cobertura con el objeto de obtener una cartografía e inventario de la imagen (Seco, 2002). Puede considerarse el proceso de clasificación como una forma de reconocer patrones, es decir identificar patrones asociados a la posición de cada pixel

dependiendo de las características presentes en la superficie terrestre (Mather, 2004). Se distinguen dos métodos de clasificación de acuerdo a la forma en que son obtenidas las estadísticas de entrenamiento, estas son la clasificación supervisada y la no supervisada (Chuvieco, 2008).

La clasificación supervisada parte de un conocimiento previo del terreno, lo que permite que el usuario delimite áreas representativas de cada una de las categorías de interés que compondrán la leyenda. Los píxeles de estas áreas son utilizados para que los píxeles restantes sean asignados a cada una de las categorías de acuerdo a la mayor similitud de sus valores de reflectividad o de ND. Los datos de entrada aportados por el usuario pueden provenir del trabajo de campo, fotointerpretación, artículos o mapas del área de interés (Mather, 2004).

De acuerdo con Chuvieco (2008), dentro de la clasificación digital de imágenes pueden distinguirse las siguientes fases:

- Fase de entrenamiento: definición digital de las categorías de interés.
- Fase de asignación: agrupación de los píxeles de la imagen en una de esas categorías.
- Fase de comprobación: verificación de resultados.

Fase de entrenamiento: Es la columna vertebral de la clasificación, consiste en seleccionar una muestra de píxeles de la imagen que sean representativas de las categorías de interés. Se deben definir con rigor cada una de las categorías que pretenden discriminarse, teniendo en cuenta su propia variabilidad en la zona de estudio. Los resultados de la clasificación dependen de la muestra de píxeles por lo que de tener una selección incorrecta se obtendrán pobres resultados en la clasificación. Obteniendo las áreas de entrenamiento se calculan las estadísticas elementales de cada categoría utilizando los píxeles muestra de las áreas de entrenamiento (Jesen, 1996; citado por Chuvieco, 2008).

Fase de asignación: En esta fase se agrupan los píxeles a una de las clases previamente seleccionadas, si el ND o reflectancia se encuentran dentro del dominio de

alguna clase, entonces le será asignada esa categoría. Los criterios más utilizados para determinar la clase de los píxeles son (Chuvieco, 2008).

- 1) Mínima distancia. Es el criterio más sencillo, consiste en incluirlo en la categoría más cercana, es decir en aquella que minimice la distancia espectral entre el píxel y el centroide de clase, obteniéndolo a través de la distancia euclidiana. No deja píxeles sin clasificar, lo que puede resultar en errores si existen categorías no incluidas en la leyenda pero que están presentes en la imagen. Se suele utilizar cuando el área de estudio presenta gran complejidad debido a que ofrece buenos resultados cuando no hay solape entre categorías.
- 2) Paralelepípedos. Un píxel es asignado a alguna determinada clase si su valor se encuentra a menos de una determinada distancia del centro de la clase, esa distancia es definida por el intérprete. Cuando mayor sea el umbral, mayor es el número de píxeles asignados a esa clase, y por lo tanto también mayor el riesgo de error y viceversa.
- 3) Máxima probabilidad. Debido a que se ajusta con más rigor a la disposición original de los datos, este criterio de clasificación es el más utilizado en teledetección, es más complejo que los anteriores y requiere mayor volumen de cálculo. Este método permite calcular la probabilidad de que un píxel pertenezca a alguna categoría.

Verificación de resultados: Como en cualquier investigación, es necesario verificar la calidad de los resultados, por lo que el último paso del procesamiento digital de imágenes, sea cual sea el método elegido, es la verificación de resultados.

La verificación es un proceso importante puesto que si se desea tomar decisiones a partir de la información generada permite conocer el riesgo que se asume al considerarlas. Existen varias formas de validar los resultados, o al menos acercarse a este objetivo; sin embargo, la forma más certera es mediante un muestreo que compare los resultados con la realidad en el terreno. El muestreo implica una inversión económica y de tiempo, por lo que algunos casos se prefiere una valoración cualitativa o una valoración no espacial; sin embargo, estos no otorgan la precisión y certidumbre de un muestreo espacial (Chuvieco, 1995).

JUSTIFICACIÓN

La UNESCO obra por preservar la insustituible riqueza de la humanidad su diversidad y patrimonio común. Se ha adoptado un conjunto de convenciones para garantizar la protección y salvaguardia del patrimonio común de la humanidad en sus formas materiales e inmateriales. La Convención para la Protección del Patrimonio Mundial Cultural y Natural, aprobada en 1972, conjunto a la creación de la Lista del Patrimonio Mundial que, en junio del 2009, comprendía 890 sitios (UNESCO, 2009).

Dentro de estos sitios del patrimonio cultural y natural de valor excepcional se encuentra Trinidad y Valle de los Ingenios, Cuba. Fundada a principios del siglo XVI en honor de la Santísima Trinidad, la ciudad de este mismo nombre fue cabeza de puente en la conquista del continente americano por los españoles. Sus edificios de los siglos XVIII y XIX, como el Palacio Brunet y el Palacio Cantero, fueron construidos en la época de prosperidad de la industria azucarera. El Valle de los Ingenios es un testimonio notable al desarrollo de la industria azucarera. Un museo vivo de la producción azucarera cubana, que incluye 75 antiguos molinos de caña de azúcar, casas de las plantaciones, cuarteles y otras instalaciones relacionadas con este sector vulnerable, que ha sido testigo de una disminución gradual y progresiva (UNESCO, 2015).

La disminución en el cultivo de la caña de azúcar se debe a diferentes factores entre los cuales tenemos al Marabú que se ha convertido en una fuerte problemática para la agricultura y la ganadería, debido a su tolerancia al estrés. En marzo de 2009, el marabú se encontraba diseminado por todo el Valle, abarcando una superficie de 2000 ha (80% del área total del Valle) (Méndez y Alvares, 2011).

La proliferación de esta plaga pone en riesgo la condición de Patrimonio Cultural de la Humanidad a causa del rápido crecimiento de sus poblaciones en las áreas que debían estar plantadas de caña de azúcar, referente obligado en el Valle, así como por la creciente reducción de la biodiversidad asociada a este tipo de cultivo, es por ello que el presente trabajo propone el siguiente objetivo:

OBJETIVO GENERAL

Desarrollar una metodología para realizar el análisis de la distribución espacial del Marabú (*Dichrostachys cinérea*) con imágenes satelitales en Trinidad-Valle de los Ingenios, Cuba.

OBJETIVOS PARTICULARES

- Obtener la distribución espacial del Marabu (*Dichrostachys cinérea*) en la imagen satelital Worldview-2, mediante técnicas de clasificación supervisada.
- Validación del algoritmo de la clasificación desarrollada en la imagen satelital Worldview-2.
- Adquirir la distribución espacial del Marabu (*Dichrostachys cinérea*) en la imagen satelital Landsat 8, mediante técnicas de clasificación supervisada.
- Obtener la distribución espacial del Marabu (*Dichrostachys cinérea*) en Trinidad-Valle de los Ingenios Cuba.

METODOLOGÍA

El Valle de los ingenios se encuentra localizado en la provincia de Sacti Spiritus, centro sur de la república de Cuba (Figura 9), el cual contiene dos de las localidades más importantes de la región, el Valle de los Ingenios y La Santísima Trinidad, declarados por la UNESCO como Patrimonio Cultural de la Humanidad en el año de 1988 (Sánchez eta al 2010). La ciudad de Trinidad se encuentra en el centro sur de la República de Cuba, a unos 450 km de la Ciudad de La Habana, la capital del país y el Valle de los Ingenios al Noreste de la ciudad de Trinidad (Figura 10).

El clima, como el de casi toda Cuba, es subtropical húmedo, con dos estaciones muy bien definidas, la de seca que coincide con el invierno (de noviembre a abril), y la de lluvia en el verano (de mayo a octubre). Las temperaturas en verano tienen promedios entre 20 y 27°C y en invierno de 20°C, con una humedad relativa del 80%. La temperatura más alta registrada es de 37°C y la más baja de 7°C. Las precipitaciones son de unos 1.300 mm de promedio anual (Díaz, eta al, 2002).

El complicado relieve de la región está representado por diferentes alturas, cuyo punto culminante es el Pico Potrerillo con 931 msnm. Extensos valles intramontanos, así como numerosos ríos y arroyos que forman una extensa red hídrica, complementan la topografía de la región (Lozada et al 2004).

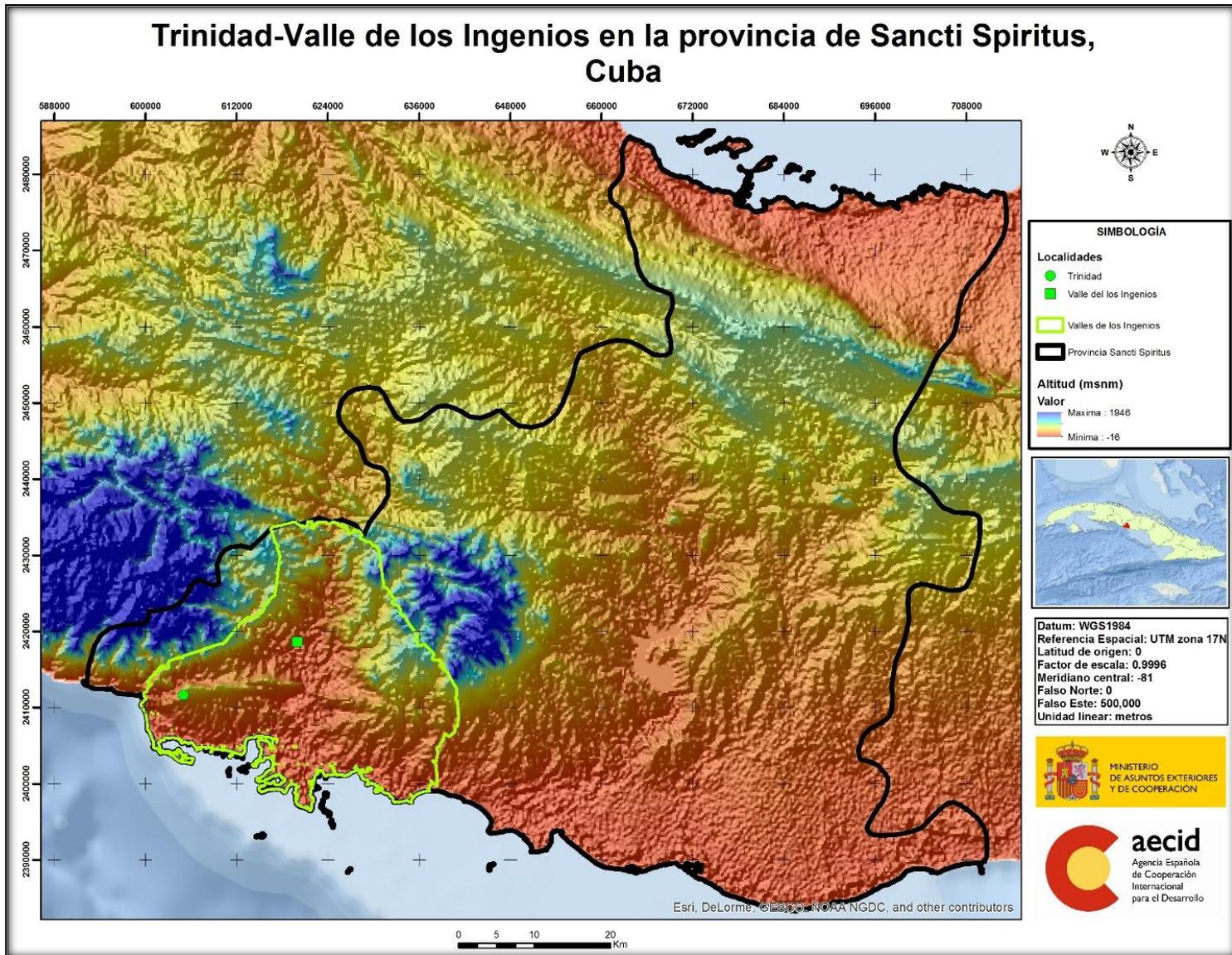


Figura 9. Trinidad-Valle de los ingenios localizado en la Provincia de Sacti Spiritus, Cuba.



Figura 10. Trinidad y Valle de los Ingenios, Cuba.

Para el presente estudio se utilizaron dos tipos de imágenes satelitales, una imagen multiespectral WorldView-2 de 8 bandas, capturada el 20 de Enero del 2014 sin condiciones de nubes (Nivel de procesamiento: Ortho ready standar); y las imágenes Landsat 8, las cuales fueron adquiridas del United State Geological Survey (USGS)/ EROS DATA CENTER Global Visualization Viewer (Glovis), los datos que ofrece el servidor son una colección de imágenes de satélite de alta resolución espectral de los sensores Landsat con información de la cubierta terrestre en formato digital y ortorectificado con un nivel de procesamiento: Standard Terrain Correction (Nivel 1T) (USGS, 2015).

Con la imagen WorldView-2, el primer proceso que se realizó fue una segmentación de la imagen con el software eCognition, que subdivide una imagen en regiones separadas. Esto significa que puede ser una operación de subdivisión, una operación de fusión o una operación de reconfiguración. Existen dos segmentaciones principales: la primera es aquella que corta algo de grande en pedazos más pequeños y la segunda es la fusión de piezas pequeñas para conseguir algo más grande (eCognition, 2015). En el caso de nuestra investigación se utilizó la primera segmentación con el subtipo Multi-threshold segmentation utilizando los siguientes criterios de homogeneidad o heterogeneidad en color y forma de 0.8, 0.2 y la suavidad y compactación de 0.5, 0.5 (Huang y Ni, 2008), sin embargo, el parámetro de la escala necesito varios intentos para obtener el mejor valor que pudo mostrar los límites de cobertura de la tierra, el cual para el presente estudio fue de 20.

Posteriormente las imágenes se procesaron con el software Erdas Imagine 2014, en el cual se efectuó una clasificación supervisada para cartografiar las zonas de Marabú. En la primera fase denominada de entrenamiento (Castleman, 1996), se consideraron algunos puntos y áreas muestra obtenidas en campo para seleccionar regiones que representan los diferentes tipos de vegetación y usos de suelo que existen en la zona, los cuales se muestran en la Tabla 2.

Tabla 2. Leyenda de vegetación y uso de suelo

Vegetación y uso de suelo	
AG	Agua
AL	Albizia
AR	Aroma
BG	Bosque de Guácima
C	Caña
CGM	Cultivo de Guayaba y Mango
GPA	Gaudin, Palma, Almendra
KG	King Grass
MMO	Mamoncillo, Mango y otros
MA	Marabú
MYA	Marabú y Aroma
MO	Marabú y Otros
PAY	Palma, Almacigo y Yagruma
PA	Plantación de Acacia
PS	Pasto
P	Potrero
S	Sombra
UR	Urbano
VR	Vegetación Rivereña

Los sitios de entrenamiento se digitalizaron sobre la imagen segmentada y las bandas que presenta la imagen con la herramienta AOI (Area of Interest) (Figura 11) y con ello obtener las firmas espectrales que se utilizaron en la siguiente fase (una firma es un conjunto de datos que define una muestra de entrenamiento) (Intergraph, 2013). El número de campos de entrenamiento fueron 389 de los cuales se obtuvieron 19 firmas para los diferentes tipos de vegetación anteriormente mencionados (Figura 12).

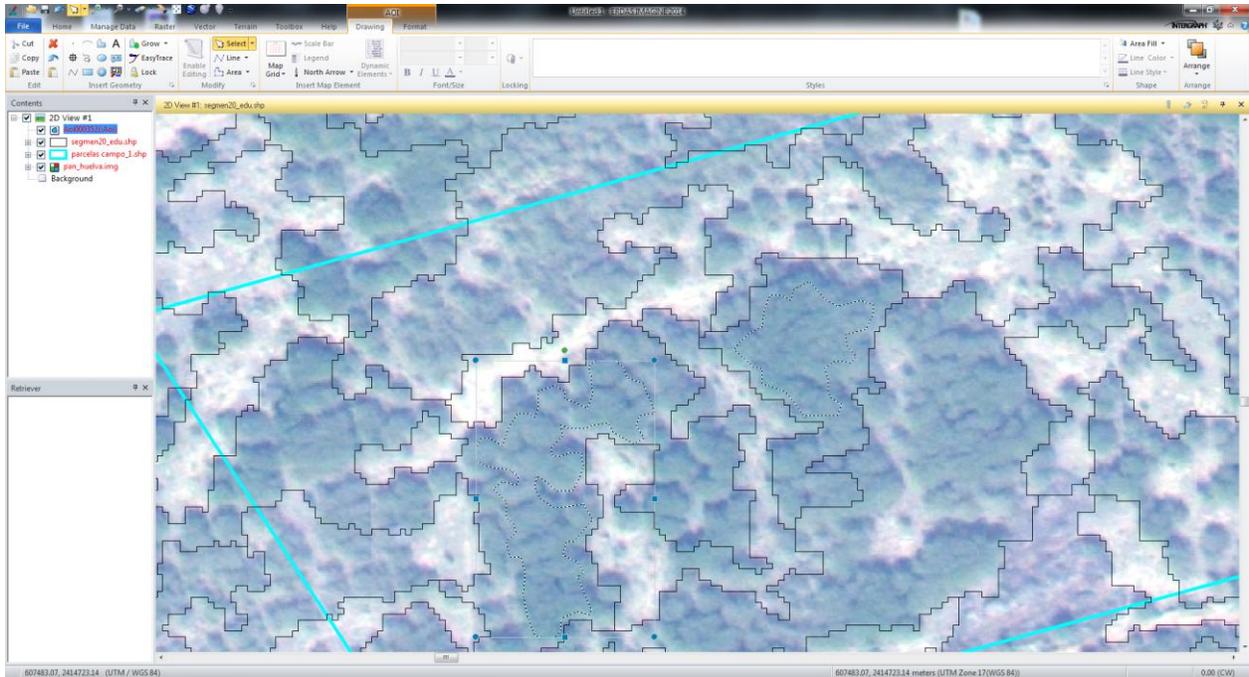
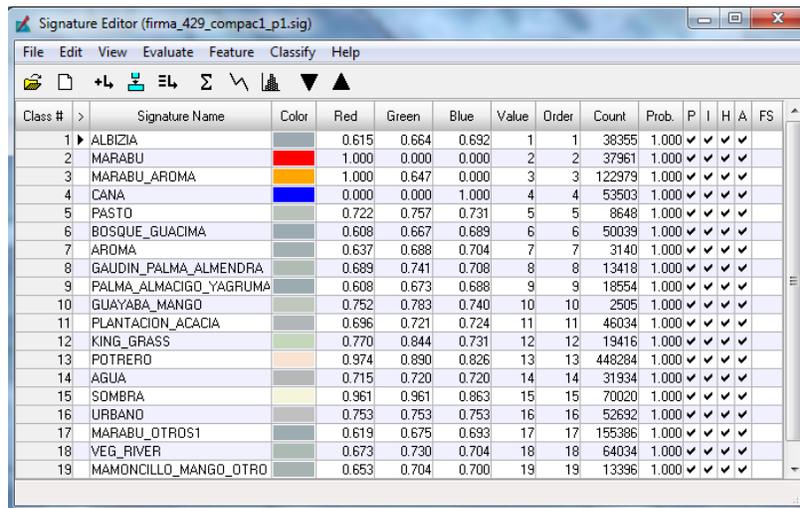


Figura 11. Digitalización de los campos de entrenamiento sobre la imagen WorldView y la segmentación en Erdas Imagine 2014.



Class #	Signature Name	Color	Red	Green	Blue	Value	Order	Count	Prob.	P	I	H	A	FS
1	ALBIZIA		0.615	0.664	0.692	1	1	38355	1.000	✓	✓	✓	✓	
2	MARABU	Red	1.000	0.000	0.000	2	2	37961	1.000	✓	✓	✓	✓	
3	MARABU_AROMA	Orange	1.000	0.647	0.000	3	3	122979	1.000	✓	✓	✓	✓	
4	CANA	Blue	0.000	0.000	1.000	4	4	53503	1.000	✓	✓	✓	✓	
5	PASTO	Green	0.722	0.757	0.731	5	5	8648	1.000	✓	✓	✓	✓	
6	BOSQUE_GUACIMA	Light Green	0.608	0.667	0.689	6	6	50039	1.000	✓	✓	✓	✓	
7	AROMA	Light Green	0.637	0.688	0.704	7	7	3140	1.000	✓	✓	✓	✓	
8	GAUDIN_PALMA_ALMENDRA	Light Green	0.689	0.741	0.708	8	8	13418	1.000	✓	✓	✓	✓	
9	PALMA_ALMACIGO_YAGRUMA	Light Green	0.608	0.673	0.698	9	9	18554	1.000	✓	✓	✓	✓	
10	GUAYABA_MANGO	Light Green	0.752	0.783	0.740	10	10	2505	1.000	✓	✓	✓	✓	
11	PLANTACION_ACACIA	Light Green	0.696	0.721	0.724	11	11	46034	1.000	✓	✓	✓	✓	
12	KING_GRASS	Light Green	0.770	0.844	0.731	12	12	19416	1.000	✓	✓	✓	✓	
13	POTRERO	Light Green	0.974	0.890	0.826	13	13	448284	1.000	✓	✓	✓	✓	
14	AGUA	Blue	0.715	0.720	0.720	14	14	31934	1.000	✓	✓	✓	✓	
15	SOMBRA	Light Green	0.961	0.961	0.863	15	15	70020	1.000	✓	✓	✓	✓	
16	URBANO	Light Green	0.753	0.753	0.753	16	16	52692	1.000	✓	✓	✓	✓	
17	MARABU_OTROS1	Light Green	0.619	0.675	0.693	17	17	155386	1.000	✓	✓	✓	✓	
18	VEG_RIVER	Light Green	0.673	0.730	0.704	18	18	64034	1.000	✓	✓	✓	✓	
19	MAMONCILLO_MANGO_OTRO	Light Green	0.653	0.704	0.700	19	19	13396	1.000	✓	✓	✓	✓	

Figura 12. Firmas espectrales de los diferentes tipos de vegetación y uso de suelo en la imagen WorldView.

Una vez obtenidas las firmas, estas fueron evaluadas por el método de separabilidad por divergencia transformada (Figura 13), el cual calcula la distancia espectral entre dos firmas dentro del conjunto de entrenamiento (Swain y King, 1973). Según Jensen (1996), la divergencia transformada da un crecimiento exponencial ponderado con el incremento de las distancias entre las clases. La escala de divergencia está en el rango de 0 a 2,000. Como regla general, si el resultado es mayor que 1,900, entonces pueden

separarse las clases. Entre 1700 y 1900 la separación es moderadamente buena. Por debajo de 1700, la separación es mala. Aquellas firmas que contenían valores por debajo de 1800 fueron eliminadas para realizar una nueva firma espectral en diferentes campos de entrenamiento. La fórmula para calcular la divergencia transformada (DT) es:

$$D_{ij} = \frac{1}{2} \text{tr} ((C_i - C_j) (C_i^{-1} - C_j^{-1})) + \frac{1}{2} \text{tr} ((C_i^{-1} - C_j^{-1}) (\mu_i - \mu_j) (\mu_i - \mu_j)^T)$$

Dónde:

i y j = las dos firmas que se comparan

C_i = la matriz de covarianza de la firma i

μ_i = el vector media de la firma i

tr = la función traza (álgebra matricial)

T = función transpuesta.

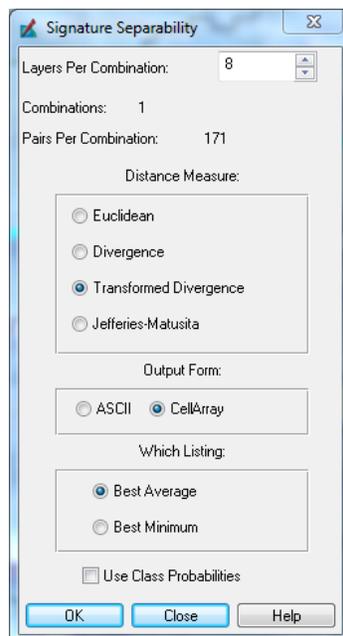


Figura 13. Evaluación de las firmas espectrales por el método de divergencia transformada.

Una vez que un número considerable de firmas ha sido creado y evaluado, el siguiente paso fue la fase denominada de asignación o clasificación de los datos en el cual cada pixel es analizado independientemente. El vector de medidas para cada pixel es comparado con cada firma, de acuerdo con la regla de decisión o el algoritmo. Los pixeles que cumplen el criterio establecido por la regla de decisión son asignados a la clase de la firma (Kloer, 1994). Para el presente estudio los pixeles se clasificaron por el algoritmo de Máxima verosimilitud en la regla paramétrica y en las no paramétricas el algoritmo de Paralelepípedo (Figura 14). La regla de decisión de máxima probabilidad está basada en la probabilidad que un pixel pertenezca a una clase particular. La ecuación básica asume que estas probabilidades son iguales para todas las clases y que las bandas de entrada tienen distribuciones normales (Hord, 1982).

La ecuación para el clasificador máxima probabilidad es:

$$D = \ln(a_c) - [0.5 \ln(|Cov_c|)] - [0.5 (X - M_c)^T (Cov_c^{-1}) (X - M_c)]$$

Dónde:

D = distancia ponderada (probabilidad)

c = una clase particular

X = el vector medida del pexel candidato

M_c = el vector media de la muestra de la clase c

a_c = porcentaje de probabilidad con que un pixel candidato es miembro de la clase c (el defecto es 1.0, o es entrado de un conocimiento a priori)

Cov_c = la matriz de covarianza de los pixeles en la muestra de la clase c

$|Cov_c|$ = determinante de Cov_c (álgebra matricial)

Cov_c^{-1} = inversa de Cov_c

\ln = función logaritmo natural

T = función traspuesta

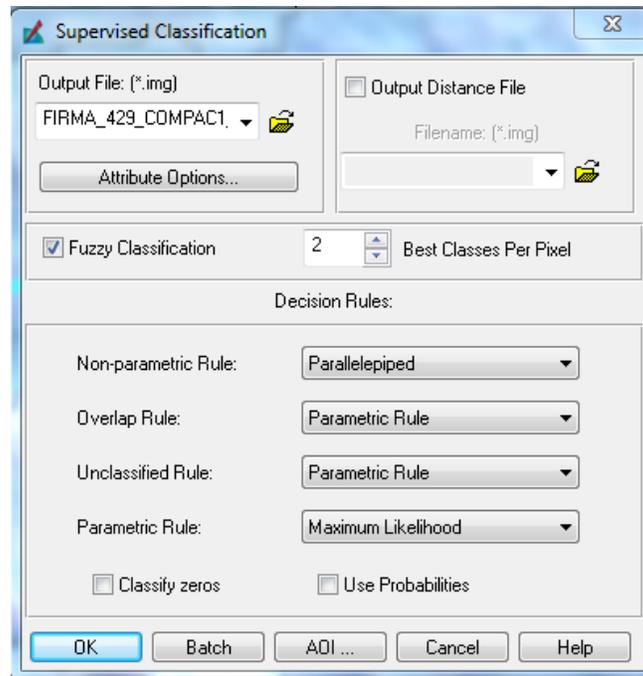
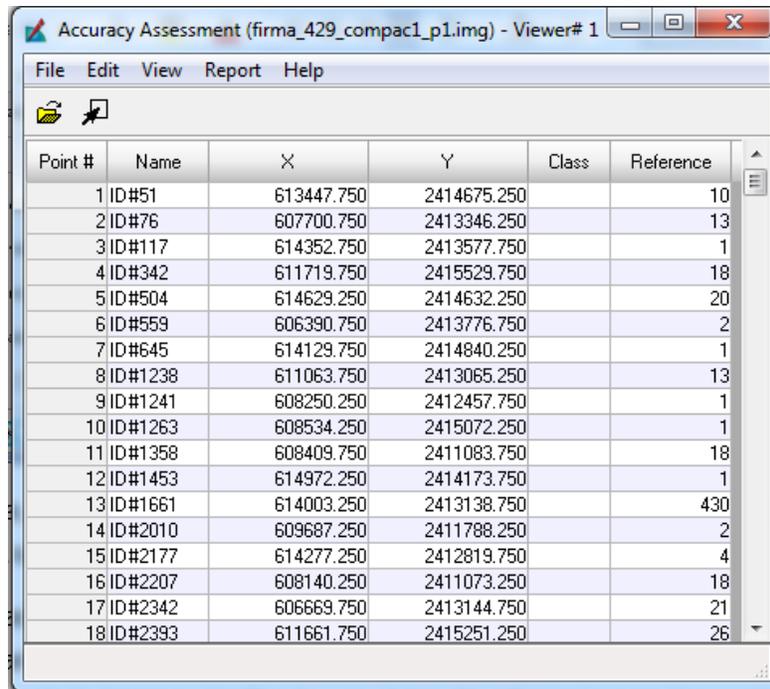


Figura 14. Clasificación supervisada por el método de máxima verosimilitud y como regla no paramétrica el algoritmo de Paralelepípedo.

La clasificación supervisada obtenida fue evaluada para conocer su nivel de exactitud mediante la herramienta de Accuracy Assessment, la cual permite comparar ciertos pixeles de la imagen clasificada con datos de referencia para los cuales se conoce su clase real por muestreos en campo (Figura 15). Con esta herramienta se obtuvo una matrices de error la cual compara los puntos de referencia con los puntos clasificados en una matriz $c \times c$, donde c es el número de clases.; se obtuvo a su vez un reporte de exactitud donde calcula las estadísticas del porcentaje de precisión, basado en los resultados de la matriz de error. Con esta herramienta también se adquirió el Coeficiente de Kappa el cual expresa la reducción proporcional de error generado por un proceso de clasificación (Congalton, 1991).



Point #	Name	X	Y	Class	Reference
1	ID#51	613447.750	2414675.250		10
2	ID#76	607700.750	2413346.250		13
3	ID#117	614352.750	2413577.750		1
4	ID#342	611719.750	2415529.750		18
5	ID#504	614629.250	2414632.250		20
6	ID#559	606390.750	2413776.750		2
7	ID#645	614129.750	2414840.250		1
8	ID#1238	611063.750	2413065.250		13
9	ID#1241	608250.250	2412457.750		1
10	ID#1263	608534.250	2415072.250		1
11	ID#1358	608409.750	2411083.750		18
12	ID#1453	614972.250	2414173.750		1
13	ID#1661	614003.250	2413138.750		430
14	ID#2010	609687.250	2411788.250		2
15	ID#2177	614277.250	2412819.750		4
16	ID#2207	608140.250	2411073.250		18
17	ID#2342	606669.750	2413144.750		21
18	ID#2393	611661.750	2415251.250		26

Figura 15. Herramienta Accuracy Assessment, para la obtención de los métodos de comprobación del modelo.

El tamaño mínimo para la muestra fue de 354 puntos, los cuales fueron distribuidos por un muestreo dirigido no probabilístico en lugares donde se observaban diferentes tipos de vegetación y no se encontrara muy alejado de los caminos y veredas (Figura 16), esto debido a diferentes factores, como la falta de un Sistema de Posicionamiento Global (GPS) ya que el gobierno de la zona de estudio no permite el uso de los GPS dentro del territorio, el muestreo también se limitó debido a las características de la especie de estudio y otras especies de la familia de las Mimosaceas que comparten el territorio, ya que dificulta el acceso a las masas de vegetación debido a lo impenetrable de los marabuzales.

El cálculo del mínimo número de muestras que fueron referenciados para asignarles una categoría se obtuvieron de la formula simplificada de estimación de población de Murray y Larry (2005):

$$N = \frac{Z^2 (p)(q)}{E^2}$$

Dónde:

N = Tamaño de la muestra (número de píxeles a seleccionar para el análisis).

$Z = 2$ de la desviación estándar normal de 1.96 para el 95% del nivel de confianza de dos caras.

p = porcentaje de precisión esperado (90)

$q = 100 - p$ (10).

E = error permisible (5).

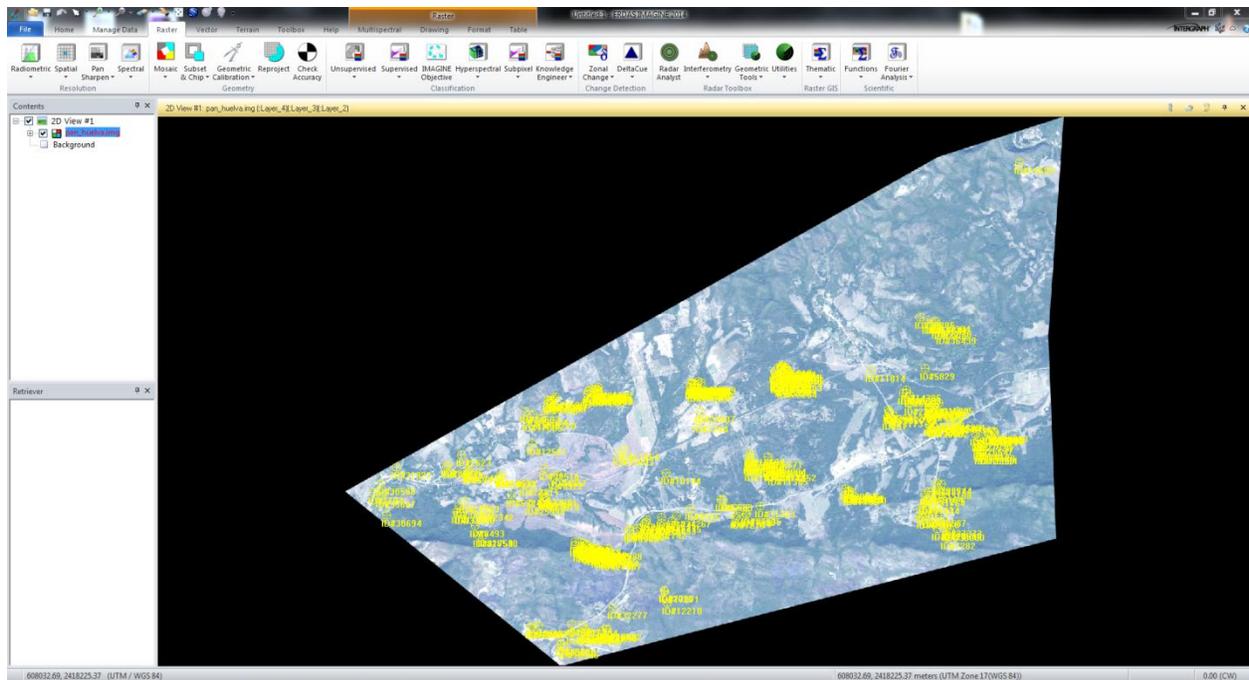


Figura 16. Puntos de muestreo y verificación de los diferentes tipos de vegetación en el área de estudio.

Una vez obtenida y validada la clasificación en WordView, las diferentes categorías de vegetación fueron exportadas como polígonos en formato shape eliminando aquellas superficies inferiores a 30 m, esto debido a que estos polígonos se utilizaran como campos de entrenamiento para clasificar la imagen Landsat 8 que tiene un tamaño de pixel de 30 m.

Antes de realizar los procesos para obtener la información de la imagen se realizaron algunas correcciones que eliminan cualquier anomalía en ella, sea en su localización y

en su radiometría. En este caso se aplicaron correcciones radiométricas y atmosféricas, el cual implica la transformación de los ND de la imagen a valores de radiancia y reflectancia, por lo que para ello se utilizó el software ENVI 5.1, el cual incluye técnicas automatizadas para realizar este proceso. La corrección atmosférica utilizada se basó en el método FLAASH (Fast Line of sight Atmospheric Analysis of Hypercubes), herramienta que corrige longitudes de onda en el visible hasta las regiones del infrarrojo cercano y de onda corta, de hasta 3 μm (Exelis Visual Information Solutions, 2010), los parámetros utilizados en la corrección se enlistan continuación:

- Scene Center location: Lat 21° 39' 58.01" Lon -79° 54' 47.91"
- Sensor type: Landsat-8 OLI
- Sensor Altitude (Km): 705.00
- Pixel size (m): 30.00
- Flight date: 04-01-214
- Flight time: 15:45:15
- Atmospheric model: Tropical
- Aerosol model: Rural
- Aerosol retrieval: 2-Band (K-T)
- Initial visibility (km): 30

Una vez obtenida la imagen corregida, se realizaron dos recortes de la misma, uno del tamaño de la imagen WorldView-2 y el otro del tamaño del área que abarca el Valle de los ingenios que es nuestra área total de estudio. En el primer recorte se efectuó la misma metodología de clasificación excepto en la etapa de entrenamiento, en cual la obtención de las firmas espectrales se realizó utilizando las áreas ya clasificadas en WorldView-2 como campos de entrenamiento y así poder obtener las firmas espectrales para las categorías que se muestran en la Tabla 3. Una vez obtenidas las firmas de los diferentes campos de entrenamiento, fueron evaluadas, clasificadas y por ultimo verificadas con la herramienta de Accuracy Assessment y poder conocer la confiabilidad de la distribución del Marabú en la imagen.

Una vez realizada la clasificación en Landsat 8 en el primer recorte, se procesó el área total de estudio, para esto se utilizaron las firmas espectrales obtenidas en el primer recorte con sus diferentes tipos de vegetación y uso de suelo las cuales ya habían sido validadas y correctamente clasificadas por el proceso anterior lo cual nos da la confiabilidad de suponer que la distribución final obtenida es correcta.

Tabla 3. Leyenda de las diferentes categorías de uso de suelo y vegetación para la obtención de firmas espectrales en Landsat 8.

Vegetación y uso de suelo	
AG	Agua
CGM	Cultivo de Guayaba y Mango
GPA	Gaudin, Palma, Almendra
MA	Marabú
MYA	Marabú y Aroma
PAY	Palma, Almacigo, Yagruma
PA	Plantación de Acacia
P	Potrero
UR	Urbano
VR	Vegetación rivereña

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Imagen WorldView-2

En la imagen WorldView-2, para cubrir todas las posibilidades de identificación de los tipos de vegetación y uso de suelo durante la clasificación supervisada, y abarcar una gama más amplia de áreas de entrenamiento, se consideró tanto la segmentación como la diversidad de coberturas vegetales. Se observó que debido a estos factores la respuesta espectral variaba entre elementos de la misma clase como pertenecientes a otras coberturas. Considerando esto, se logró obtener 389 subcategorías de los diferentes tipos de vegetación y uso de suelo durante la selección de las áreas de entrenamiento con la finalidad de abarcar la variabilidad espectral de cada clase (Tabla 4), las cuales fueron agrupadas a su categoría correspondiente para realizar los análisis posteriores. Pese a tener una imagen libre de nubes se identificaron en toda la imagen, regiones de tonalidad oscura, mismas que fueron asociadas a sombras provocadas por las copas de los árboles y la hora de la toma de la imagen, por lo que se agregó una firma espectral para esta categoría.

El resultado obtenido de los campo de entrenamiento para cada firma espectral respecto a sus niveles digitales en las diferentes bandas se observa en la Figura 17, donde se aprecia una mayor separación de cada firma en la banda 7 que pertenece al infrarrojo cercano (IR), el cual registra parámetros vitales en la actividad de las plantas, además de ser sensible a la humedad, es por eso que la reflectividad mas alta se da en esta parte del espectro (Upadhyay, et al., 2013).

Tabla 4. Leyenda de vegetación y uso de suelo con sus respectivos campos de entrenamiento en la clasificación de WorldView-2

Categoría principal	Áreas de entrenamiento
Agua	7
Albizia	8
Aroma	7
Bosque de Guácima	12
Caña	15
Cultivo de Guayaba y Mango	22
Gaudin, Palma, Almendra	7
King Grass	7
Mamoncillo, Mango y otros	7
Marabú	49
Marabú y Aroma	51
Marabú y Otros	69
Palma, Almacigo y Yagruma	14
Plantación de Acacia	30
Pasto	12
Potrero	7
Sombra	21
Urbano	30
Vegetación Riverieña	35
Total	389

También se aprecia que las categorías como el Marabú y el Marabú con Aroma, obtuvieron un nivel digital medio en la banda del IR de 583.64 y 514.709 respectivamente, valores que están por debajo de los 600 niveles digitales en comparación con los demás clases, excepto el agua, la sombra y la categoría de urbano. Esto se debe al comportamiento espectral de la vegetación que depende fundamentalmente de las propiedades de las hojas, la estructura del dosel y de su orientación. La porción de la radiación que es reflejada en diferentes partes del espectro (patrón de reflectividad) depende de la pigmentación de la hoja, de la densidad y composición de la misma (estructura celular) y además de la cantidad de agua en el tejido fino de esta (Woldai, 2001), lo cual resulta conveniente para el presente estudio

ya que el sensor permite identificar espectralmente el Marabú de los diferentes tipos de vegetación y con ellos reducir el error de separabilidad de las demás especies.

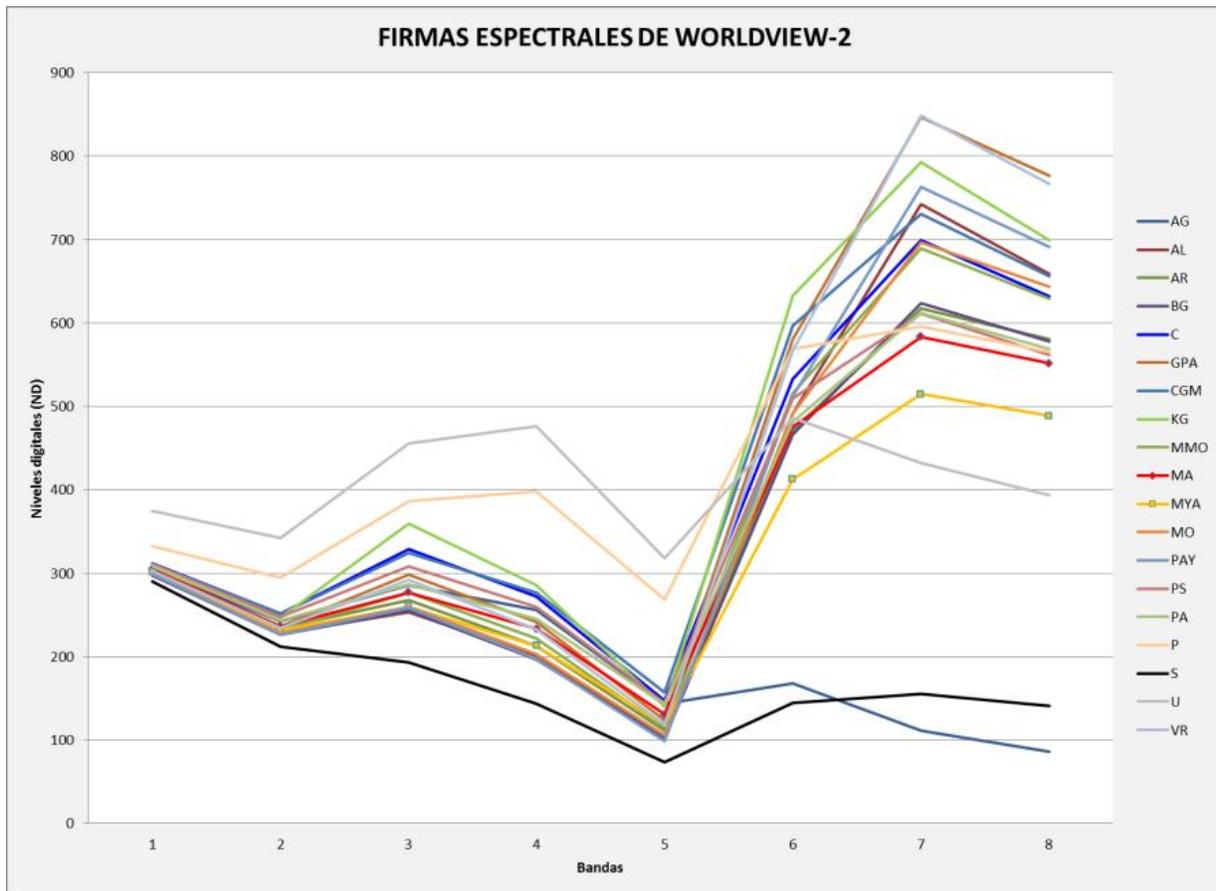


Figura 17. Firmas espectrales de las diferentes categorías de vegetación y uso de suelo en la imagen WorldView-2.

Registrados los píxeles de entrenamiento correspondientes a las diversas categorías de cada clase establecida, donde se integraron las subcategorías a una sola, se obtuvo la primera evaluación de las firmas espectrales por separabilidad mediante el método de divergencia transformada (Tabla 5), en donde se observa una aceptable separación entre clases, de acuerdo a las distancias establecidas por dicho método, siendo 2000 la mejor separabilidad de una clase respecto a otra. Por lo cual, podemos confirmar que las clases donde existe una distancia más baja es la plantación de Acacia (PA), Mamoncillo, Mango y Otro (MMO), y la clase Marabú y Aroma (MYA), comparándola con la clase Marabú. Los valores obtenidos fueron de 1723, 1805 Y 1855 respectivamente, lo cual de acuerdo a su valor, PA entraría en una mala separabilidad, MYA y MMO en una media separabilidad. La poca separación de las clases: Acacia y

Marabú y Aroma, se podría explicar debido a la similitud que presentan las especies en las hojas alternas pinnadas, pari e imparipinadas, que es una característica general de la Familia Fabaceae (Lewis *et al* 2005), familia a la cual pertenece el Marabú, compartiendo muchas de las características fenológicas, con lo cual la reflectividad de las hojas podría ser igual o muy similar, no permitiendo tener una mejor separabilidad en estas clases.

Tabla 5. Matriz de separabilidad por el Método de Divergencia Transformada.

	AL	MA	MYA	C	PS	BG	AR	GPA	PAY	CGM	PA	KG	P	A	S	UR	MO	VR	MMO
ALBIZIA	0	1999	1988	2000	2000	1383	1999	2000	705	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	792	1998	1959
MARABU	1999	0	1855	1999	1966	1998	1981	1982	1999	1999	1723	2000	2000	2000	2000	2000	1989	1985	1805
MARABU Y AROMA	1988	1855	0	2000	2000	1751	1712	2000	1991	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	1858	2000	1955
CANA	2000	1999	2000	0	1473	2000	2000	1997	2000	1943	1957	1873	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000
PASTO	2000	1966	2000	1473	0	2000	2000	1987	2000	1685	1672	1972	2000	2000	2000	2000	2000	1996	1995
BOSQUE DE GUACIMA	1383	1998	1751	2000	2000	0	1868	2000	1409	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	1218	2000	1978
AROMA	1999	1981	1712	2000	2000	1868	0	2000	1999	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	1993	2000	1993
GAUDIN, PALMA, ALMENDRA	2000	1982	2000	1997	1987	2000	2000	0	1999	1999	1877	2000	2000	2000	2000	2000	1992	286	1447
PALMA, ALMACIGO, YAGRUMA	705	1999	1991	2000	2000	1409	1999	1999	0	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	552	1994	1923
CULTIVO DE GUAYABA Y MANGO	2000	1999	2000	1943	1685	2000	2000	1999	2000	0	1927	1982	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000
PLANTACION DE ACACIA	2000	1723	2000	1957	1672	2000	2000	1877	2000	1927	0	2000	2000	2000	2000	2000	2000	1927	1881
KING GRASS	2000	2000	2000	1873	1972	2000	2000	2000	2000	1982	2000	0	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000
POTRERO	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	0	2000	2000	2000	2000	2000	2000
AGUA	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	0	2000	2000	2000	2000	2000
SOMBRA	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	0	2000	2000	2000	2000
URBANO	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	0	2000	2000	2000
MARABU Y OTROS	792	1989	1858	2000	2000	1218	1993	1992	552	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	0	1971	1731
VEGETACION RIBEREÑA	1998	1985	2000	2000	1996	2000	2000	286	1994	2000	1927	2000	2000	2000	2000	2000	1971	0	1147
MAMONCILLO, MANGO Y OTRO	1959	1805	1955	2000	1995	1978	1993	1447	1923	2000	1881	2000	2000	2000	2000	2000	1731	1147	0

Una vez que un número considerable de firmas ha sido creado y evaluado, el siguiente paso fue la fase denominada de asignación o clasificación de los datos en el cual cada pixel es analizado independientemente. Para seleccionar el mejor clasificador se realizaron diferentes pruebas utilizando las técnicas programadas en el Software Erdas Imagen 2014, obteniendo así, que el método de paralelepípedos dejaba sin clasificar una gran cantidad de pixeles de Marabú que es la especie de mayor importancia en el presente estudio, mostrando en el resultado una imagen temática muy fragmentada y

con regiones de pixeles bastante amplias sin una significación específica; el método de mínima distancia clasificó erróneamente pixeles cuya categoría correspondía en realidad a otra y dejó sin clasificar algunos de ellos, se mostraba por lo tanto, categorías clasificadas erróneamente y una gran cantidad de pixeles aislados sin una clase determinada. Considerando lo anterior, la fase de asignación fue realizada sobre las ocho bandas espectrales aplicando el método de Máxima verosimilitud (Maximum likelihood) como regla paramétrica y como regla no paramétrica en método de paralelepípedo. Este método de clasificación resultó ser el que mejor separó cada una de las categorías de vegetación y usos de suelo, y que además, le asignó a cada píxel alguna categoría establecida, por lo que ninguno de ellos se quedó fuera de ser clasificado (Figura 18). Esto concuerda y valida nuestro clasificador ya que Ayala y Menenti en el 2001, indican que el mejor clasificador con máximo índice de rendimiento es el de máxima probabilidad como regla paramétrica y como regla no paramétrica el clasificador de paralelepípedos con una confiabilidad del 96%.

Visualmente, comparando el resultado de este proceso (Figura 19) con la composición en color 432 de la imagen original (Figura 20), se observó que la zona donde se sabe con certeza se encuentra el Marabú, el dosel de dichas especies fueron cubiertos casi en su totalidad por la categorización, dando a entender una clasificación supervisada correcta. Durante la clasificación también se pudo observar que hay zonas donde hay presencia de Marabú pero en un estadio juvenil, en el cual la clasificación no pudo asignarles el valor espectral correspondiente a dicha clase, esto debido a que los campos de entrenamiento para la obtención de la firma para la especie en estudio, solo fueron con individuos de Marabú en una etapa adulta que tenían una mayor facilidad de reconocimiento con la imagen satelital e imágenes observadas en GoogleEarth.

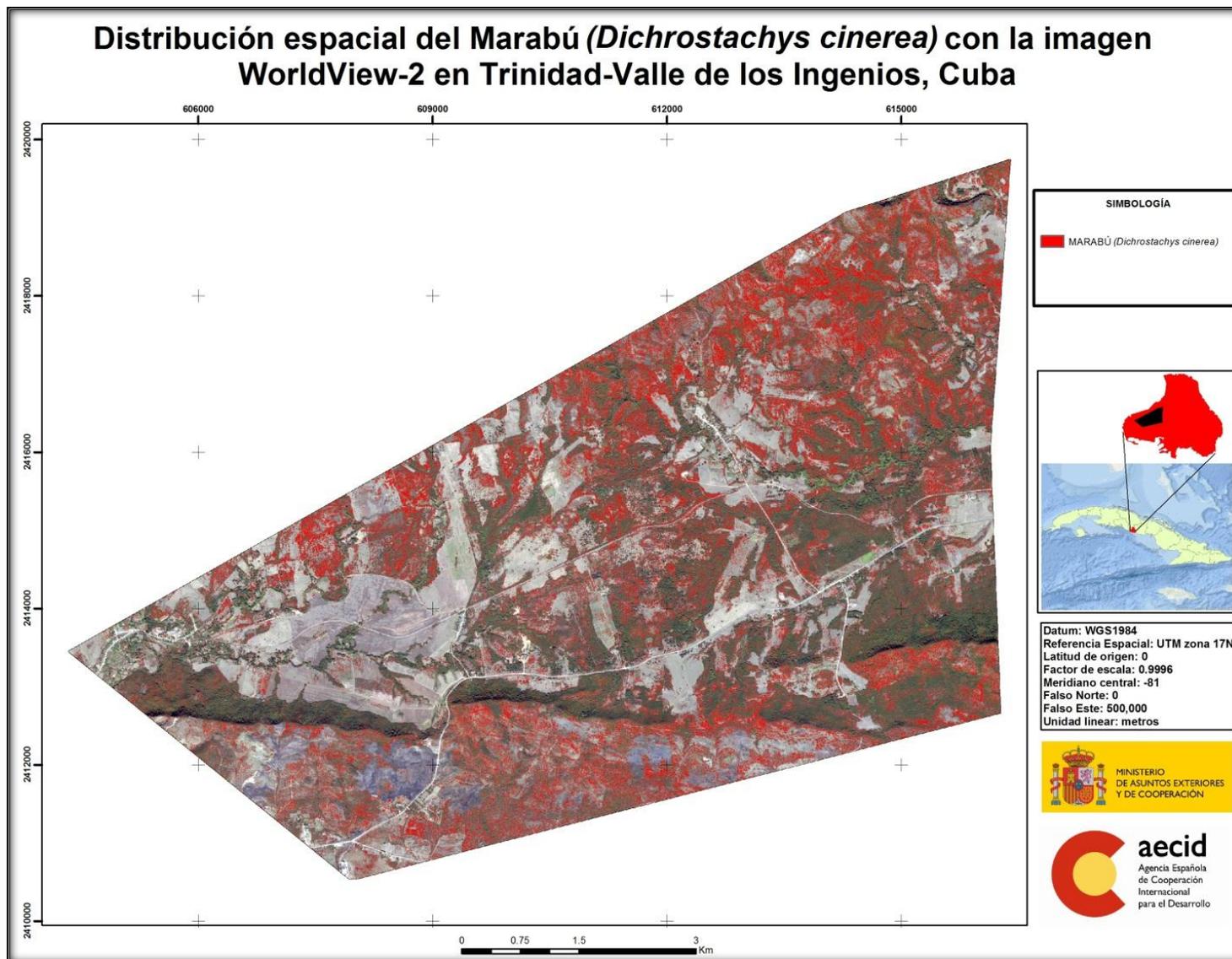
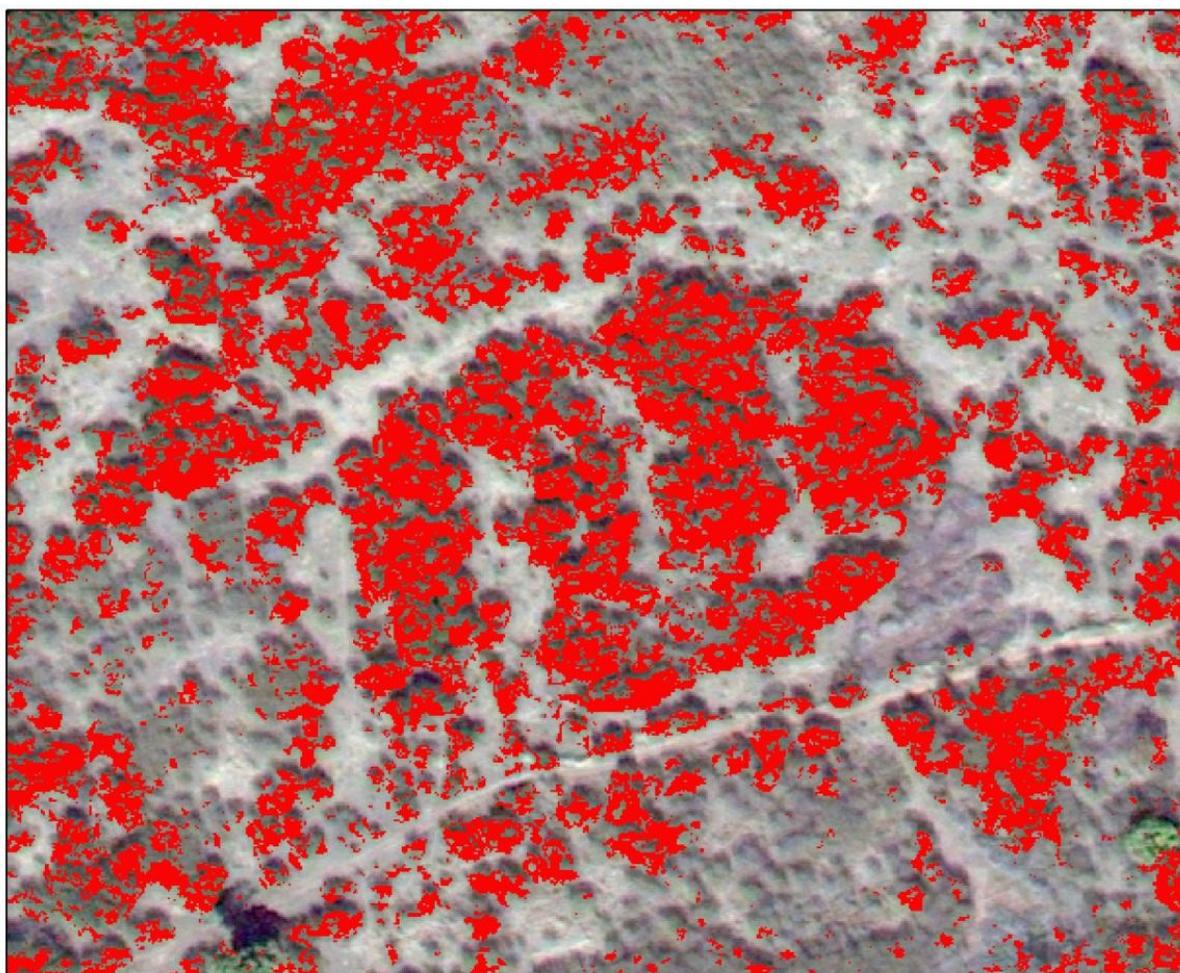


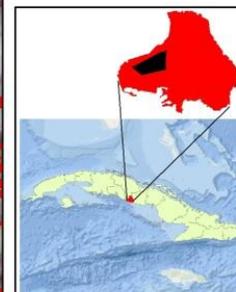
Figura 18. Distribución espacial del Marabú con el método de clasificación de Máxima verosimilitud.

Distribución espacial del Marabú (*Dichrostachys cinerea*) con la imagen WorldView-2 en Trinidad-Valle de los Ingenios, Cuba



SIMBOLOGÍA

 MARABÚ (*Dichrostachys cinerea*)



Datum: WGS1984
Referencia Espacial: UTM zona 17N
Latitud de origen: 0
Factor de escala: 0.9996
Meridiano central: -81
Falso Norte: 0
Falso Este: 500,000
Unidad linear: metros



Figura 19. Distribución espacial del Marabú con el método de clasificación de Máxima verosimilitud.

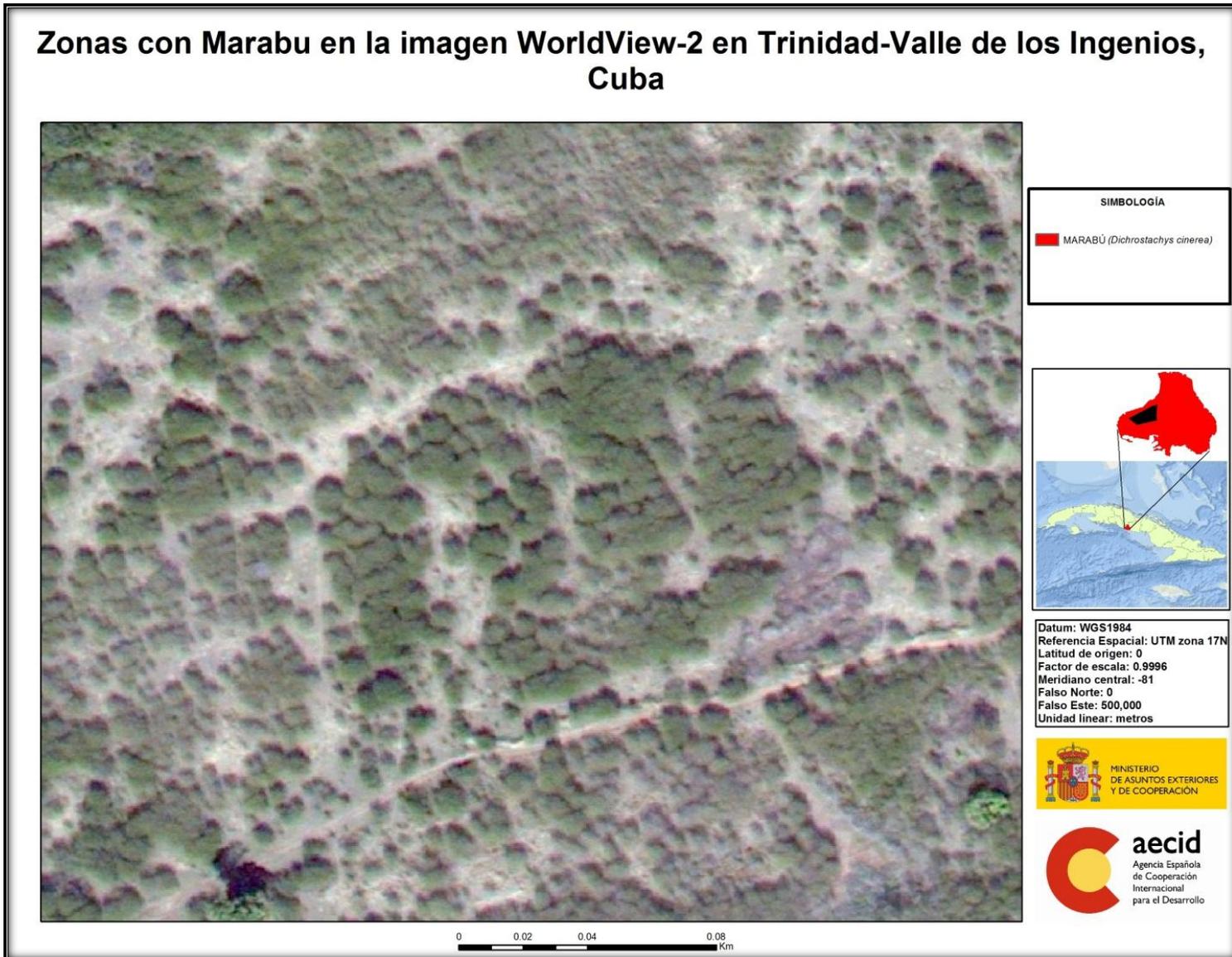


Figura 20. Zonas con Marabú en la imagen WorldView-2 en una composición de color 4, 3,2.

Para validar el nivel de exactitud de la clasificación resultante, se elaboró un muestreo dirigido, en el cual se seleccionaron 65 parcelas de diferente tamaño que representaran los diferentes tipos de vegetación que utilizamos en las categorías del presente trabajo, esto debido a la problemática existente en el área de estudio descrita en la metodología. Dentro de estas parcelas se seleccionaron al azar 257 píxeles para calcular la fiabilidad y el grado de exactitud para cada clase mediante una matriz de confusión. Esta matriz presenta los aciertos y dos tipos de errores. Los aciertos corresponden a la coincidencia de clave asignada en los sitios de clasificación a evaluar y la clave de esos mismos sitios en nuestros datos de referencia, estos aciertos o coincidencias, son colocados en la diagonal principal de la matriz de confusión (tabla 5).

La coincidencia entre puntos de referencia y la clasificación supervisada tiene una exactitud global del 88.72% que resulta una clasificación media considerando a Anderson, *et al* (1976), quien sugiere que la exactitud global de la clasificación deber ser de al menos de un 85% y que dicha exactitud debe ser similar para todas las categorías utilizadas.

La mayoría de las categorías estuvo por arriba del 70%, excepto la vegetación rivereña con un nivel de exactitud del 66%, la confusión por parte del clasificador fue con la categoría de Gaudin, Palma, Almendra; este nivel tan bajo de precisión es debió al bajo número de píxeles verificados el cual solo fue de 3, de los cuales 1 fue clasificado en otra categoría, esta clasificación errónea se justifica desde el análisis de separabilidad donde el valor entre estas dos firmas es muy bajo con 286, es decir, píxeles que siendo clasificados como vegetación rivereña pertenecen realmente a otra como es el caso del Gaudin, Palma y Almendra.

Otras categorías con un valor bajo de exactitud fueron el pasto y el king grass con el 75%, para la primera categoría se obtuvo un punto de confusión con la categoría de caña, esto puede explicarse al igual que la vegetación ribereña por el bajo número de muestras empleado para validar la clasificación ya que es una de clases que menor número de puntos validados tiene, ya que al revisar las firmas espectrales de las clases involucradas presentan una buena separabilidad, lo cual no es tan relevante para nuestro objetivo de estudio.

Para el caso del Marabú se obtuvo una precisión del 94.74%, es decir que del total de píxeles con esa categoría, un 94.74% coincidió con los píxeles clasificados como tal, mientras que el resto de los píxeles fueron clasificados erróneamente en otra categoría que en este caso el error es con la clase aroma en un píxel (Tabla 6), esto se debe como anteriormente se mencionó, a la similitud en las características fisiológicas entre estas dos especies ya que pertenecen a la misma familia de las Fabaceae.

La coincidencia del 100% de los puntos de referencia de algunas categorías como el potrero, sombra y urbano, es justificable considerando que visualmente son una unidad de fácil discriminación tanto en la imagen WorldView como lo observado en Google Earth, permitiendo más puntos de referencia para su ubicación, tales como las parcelas o caminos diversos.

La precisión obtenida al aplicar el coeficiente de Kappa fue de 87.42%, como puede notarse la precisión general es mayor al valor obtenido por el coeficiente de Kappa. Esta situación se debe a que la precisión general sobreestima la magnitud de concordancia ya que incluye la concordancia al azar, mientras que el coeficiente de Kappa la excluye. Landis y Koch, en 1977 elaboraron una clasificación de valores del coeficiente Kappa, la cual considera las siguientes clases de fuerzas de concordancia:

Para valores de 0 la concordancia es nula, de 0.01-0.20 leve, 0.2-0.40, aceptable, 0.61-0.80 considerable y 0.81-1 casi perfecta. En el presente trabajo se obtuvo un valor de 0.8742 o 87.42% formulado por la clasificación supervisada y los datos de referencia, el cual se ubica en el nivel casi perfecto en su fiabilidad.

A través de una inspección visual de la clasificación obtenida pudimos observar que algunos píxeles como el pasto habían sido mal clasificados como potrero al igual que otras coberturas y viceversa, pero esta mala clasificación se observa en píxeles aislados en esas coberturas vegetales con lo cual podemos decir que el efecto de sal y pimienta es muy evidente en nuestro proceso, lo cual permite deducir que debido a que la imagen utilizada para esta clasificación es considerada de alta resolución, el valor espectral en cada píxel es muy detallado y a pesar de haber hecho una segmentación de la imagen y agrupar ciertos píxeles el efecto de sal y pimienta no se puede evitar, lo cual concuerda con Estoque et al 2015, el cual al comparar diferentes tipos de

clasificadores el basado en pixeles, el efecto de sal y pimienta es más evidente que aquellos que están basado en objetos en el caso de las imágenes de alta resolución espectral como es nuestra imagen de estudio. Esto también nos lleva a pensar en nuestra clasificación, la cual no obtuvo un nivel más alto de confiabilidad global ya que posiblemente los pixeles muestreados tuvieran este efecto, a pesar de tener en su alrededor la correcta cobertura perteneciente a la parcela corroborada en campo.

Tabla 6. Matriz de confusión, resultado de la validación de la clasificación supervisada.

CATEGORÍAS	DATOS DE REFERENCIA																			TOT AL	Nivel de exactitud	
	MY A	C	VR	MM O	PS	BG	AR	GPA	PAY	CG M	PA	KG	P	A G	S	UR	MO	AL	MA			
MYA	56	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	57	98.25%	
C	0	9	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	11	81.82%	
VR	0	0	2	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	66.67%	
MMO	0	0	1	17	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	85.00%	
PS	0	1	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	75.00%	
BG	1	0	0	0	0	34	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	3	1	0	41	82.93%	
AR	0	0	0	0	0	0	4	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	80.00%	
GPA	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	100.00%	
PAY	0	0	0	0	0	0	0	0	15	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	18	83.33%	
CGM	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	1	0	0	6	83.33%	
PA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	0	0	0	0	0	1	0	1	17	88.24%	
KG	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	4	75.00%	
P	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13	0	0	0	0	0	0	13	100.00%	
AG	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	---	
S	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	2	100.00%	
UR	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	11	100.00%	
MO	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	1	0	10	80.00%	
AL	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	12	0	15	80.00%	
MA	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	18	19	94.74%	
TOTAL	57	10	3	17	5	35	5	6	16	5	15	4	13	0	2	11	19	14	20	257		
Erros de omisión	1.75 %	10.00 %	33.33 %	0.00 %	40.00 %	2.86 %	20.00 %	83.33 %	6.25 %	0.00 %	0.00 %	25.00 %	0.00 %	0.00 %	0.00 %	0.00 %	57.89 %	14.29 %	10.00 %			
Exactitud global =		88.72%																				

Imagen Landsat 8

Para el análisis de la imagen Landsat 8, se realizó un recorte de la misma al tamaño de la imagen WorldView-2, esto con la finalidad de utilizar las zonas potenciales de distribución de los diferentes tipos de vegetación clasificados en la imagen WorldView-2 como campos de entrenamiento donde tenemos la certeza se encuentra cualquiera de los tipos de vegetación y con ello obtener las firmas espectrales, que posteriormente se utilizaron para realizar la clasificación supervisada. La leyenda de trabajo (Tabla 7) se estableció en relación a los diferentes tipos de vegetación y usos de suelo presentes en la zona y considerando las observaciones realizadas por el personal que realizó el trabajo de campo, mismo criterio que utilizamos en la imagen WorldView-2, pero en este caso se consideraron las características de Landsat 8, en cuanto a su capacidad para discriminar un elemento de otro, ya que la resolución espacial de la primera imagen clasificada fue de 0.5 m del tamaño del pixel y en el caso de Landsat tenemos una resolución espacial de 30 m (Figura 21). Por esta razón, el número de clases o tipos de vegetación se redujo solo aquellas que podían diferenciarse.

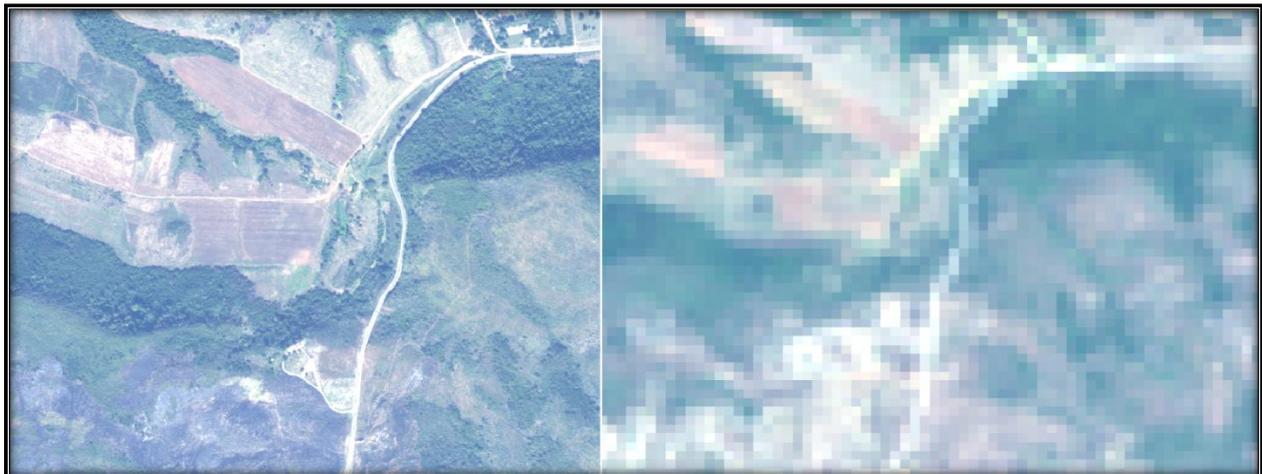


Figura 21. Diferencia en el tamaño del pixel de WorldView-2 (izquierda) y Landsat 8 (derecha).

Tabla 7. Leyenda de vegetación y uso de suelo con sus respectivos campos de entrenamiento en la clasificación de Landsat 8.

Categoría principal	Áreas de entrenamiento
Agua	2
Cultivo de Guayaba y Mango	3
Gaudin, Palma, Almendra	6
Marabú	19
Marabú y Aroma	11
Palma, Almacigo, Yagruma	6
Plantación de Acacia	2
Potrero	9
Urbano	9
Vegetación rivereña	3

Un elemento más que fue considerado al elaborar la leyenda de trabajo fue la escala de representación; la Asociación Cartográfica Internacional menciona que la escala límite idónea para las imágenes Landsat es de 1:100,000 (Lopez-Vizoso, 1989). Sin embargo, lo anterior no impide que estas mismas imágenes puedan ser utilizadas para obtener productos cartográficos a escala 1:50,000, dado que a esta escala se pueden realizar estudios de áreas urbanas, agricultura y uso del suelo (Sausen et al, 1997).

Las firmas espectrales obtenidas de las áreas de entrenamiento para el procedimiento de clasificación supervisada de la imagen se presentan en la Figura 22, en ella se aprecia que la firma espectral de Marabú y Marabú y Aroma se distinguen de las demás clases en la banda 5 (Infrarrojo cercano) obteniendo los valores más bajos en reflectividad con 0.245 y 0.228 respectivamente, este mismo resultado fue obtenido en la imagen WorldView en el cual los valores más bajos de reflectividad en vegetación fueron para estas mismas clases. Este comportamiento de reflectividad es típico en la vegetación, mostrando una baja reflectividad en las bandas del visible especialmente en la porción del rojo del espectro, por el contrario, en el infrarrojo cercano presenta una elevada reflectividad, reduciéndose puntualmente al infrarrojo medio (Chuvieco, 1995).

La baja reflectividad en la porción del visible del espectro se debe al efecto absorbente de los pigmentos de la hoja, principalmente la clorofila (Gate et al 1965). En cuanto a la elevada reflectividad en el infrarrojo cercano, parece deberse a la estructura interna de

la hoja, como la capa esponjosa del mesofilo, con sus cavidades de aire internas, ejerce un papel importante, al difundir y dispersar la mayor parte de la radiación en esta banda del espectro (Harris, 1987).

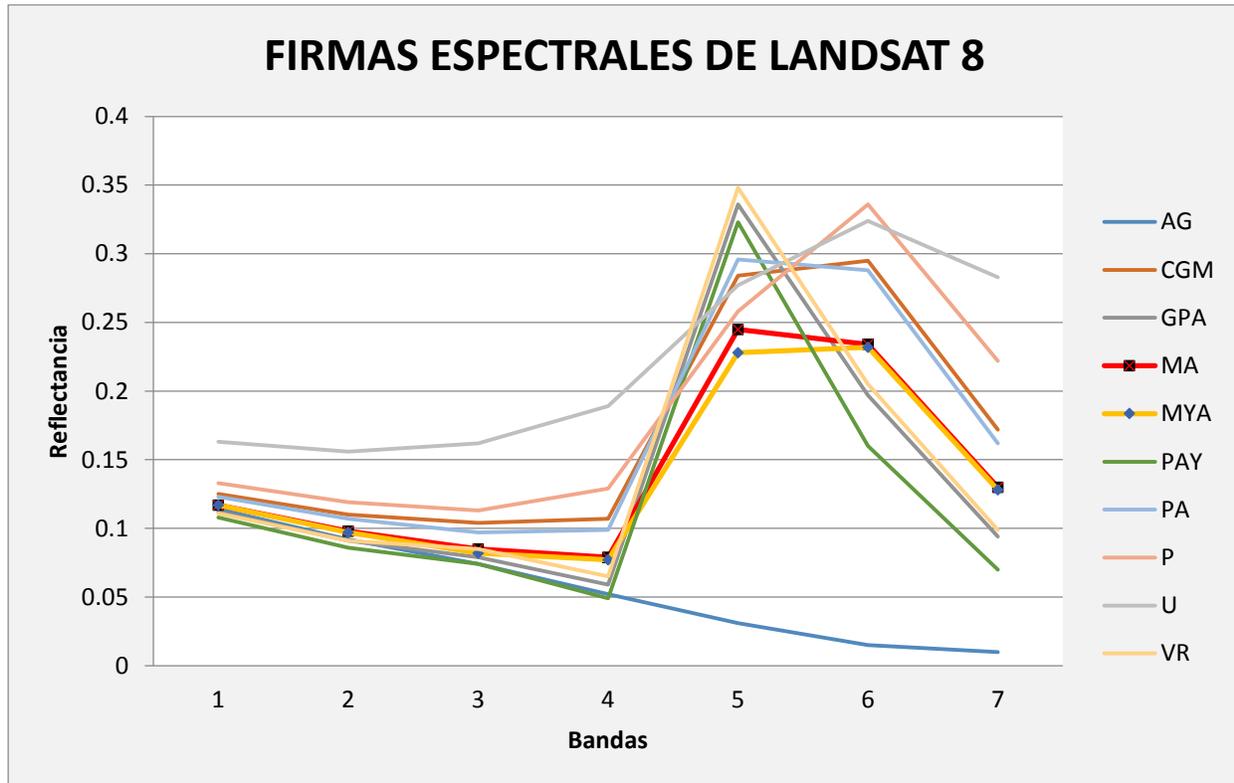


Figura 22. Firmas espectrales de las diferentes categorías de vegetación y uso de suelo en la imagen Landsat 8.

Con la final de confirmar que las firmas obtenidas para los diferentes tipos de vegetación y uso de suelo, estuvieran separadas espectralmente de la categoría Marabú que mayor importancia tiene en el presente estudio, se aplicó la evaluación de separabilidad por el método de divergencia transformada. Es importante realizar esta prueba ya que ayuda a determinar si los datos de una firma son una verdadera representación de los píxeles a ser clasificados para cada clase.

Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 8, donde podemos observar una buena separabilidad entre los diferentes tipos de vegetación ya que la mayoría se encuentran por arriba del valor 1900, según lo establecido por Jensen (1996), excepto

la clase Marabú y Aroma con un valor 1086, el cual caería en la categoría de mala separabilidad. Esto es debido a que la firma es un compuesto de vegetación dentro del cual está incorporado el mismo Marabú, no permitiendo obtener una separabilidad significativa entre estas dos categorías; el compuesto se realizó de esta forma ya que los dos tipos de vegetación se encuentran mezclados en gran parte del área de estudio.

Otra razón podría ser la selección de los campos de entrenamiento y el tamaño del pixel de la imagen. La primera razón podría explicarse debido a que en la imagen WorldView no presentamos el mismo problema, para el compuesto de vegetación de la firma Marabú y Aroma se obtuvo una separabilidad de 1855 que representa una media separabilidad, lo cual nos lleva a pensar que los sitios seleccionados en WorldView fueron campos de entrenamiento con una mayor cobertura de Aroma que de Marabú, caso contrario en Landsat 8. En cuanto al tamaño del pixel, es posible que el alcance del sensor no permita diferenciar entre Marabú y Aroma, haciendo una generalización entre estas dos coberturas vegetales. Esto debido a que el Aroma presenta características morfológicas similares al Marabú como las hojas ramificadas compuestas bipinadas, separadas, abiertas y planas durante el día (Ramón, 1993).

Tabla 8. Matriz de separabilidad por el Método de Divergencia Transformada.

	CGM	PA	MA	GPA	MYA	VR	P	AG	UR	PAY
CULTIVO DE GUAYABA_MANGO	0	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000
PLANTACION DE ACACIA	2000	0	1997	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000
MARABU	2000	1997	0	1990	1086	1986	1994	2000	2000	2000
GAUDIN, PALMA, ALMENDRA	2000	2000	1990	0	1992	1868	2000	2000	2000	1999
MARABU Y AROMA	2000	2000	1086	1992	0	1998	2000	2000	2000	2000
VEGETACIÓN RIVEREÑA	2000	2000	1986	1868	1998	0	2000	2000	2000	1999
POTRERO	2000	2000	1994	2000	2000	2000	0	2000	2000	2000
AGUA	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	0	2000	2000
URBANO	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	0	2000
PALMA, ALMACIGO, YAGRUMA	2000	2000	2000	1999	2000	1999	2000	2000	2000	0

Posteriormente a la validación de las firmas espectrales, se realizó la fase asignación para obtener la clasificación supervisada por el método de Máxima verosimilitud (Maximum likelihood) como regla paramétrica y como regla no paramétrica en método de paralelepípedo; técnica que se ajustó perfectamente a lo observado en la imagen en

los campos de entrenamiento, ya que separo cada una de las categorías de vegetación y usos de suelo. Es importante resaltar que la clasificación se hizo para todos los tipos de vegetación utilizados en las firmas espectrales, pero para el presente estudio solo se cartografió la distribución obtenida para Marabú que es el objeto de estudio del presente trabajo.

El resultado de dicha clasificación se muestra en la Figura 23, en la cual podemos observar que la distribución del Marabú se encuentra en la mayor parte del área analizada. Realizando una comparación visual del resultado obtenido con la imagen Landsat original en una combinación de bandas 5,4,3, combinación que resalta la densidad de vegetación (Figura 24); se observó que la colonización de la especie se está llevando a cabo en lugares con una densidad de vegetación baja o en espacios donde la vegetación se encuentra muy fragmentada, resultado que concuerda con lo dicho por Godínez et al (2006), donde menciona que es una especie invasora que coloniza espacios abiertos formando una trama de ramas y espinas, haciendo inaccesible el paso, además de resaltar el predominio de esta plaga en lugares con tipo de vegetación de Matorral secundario.

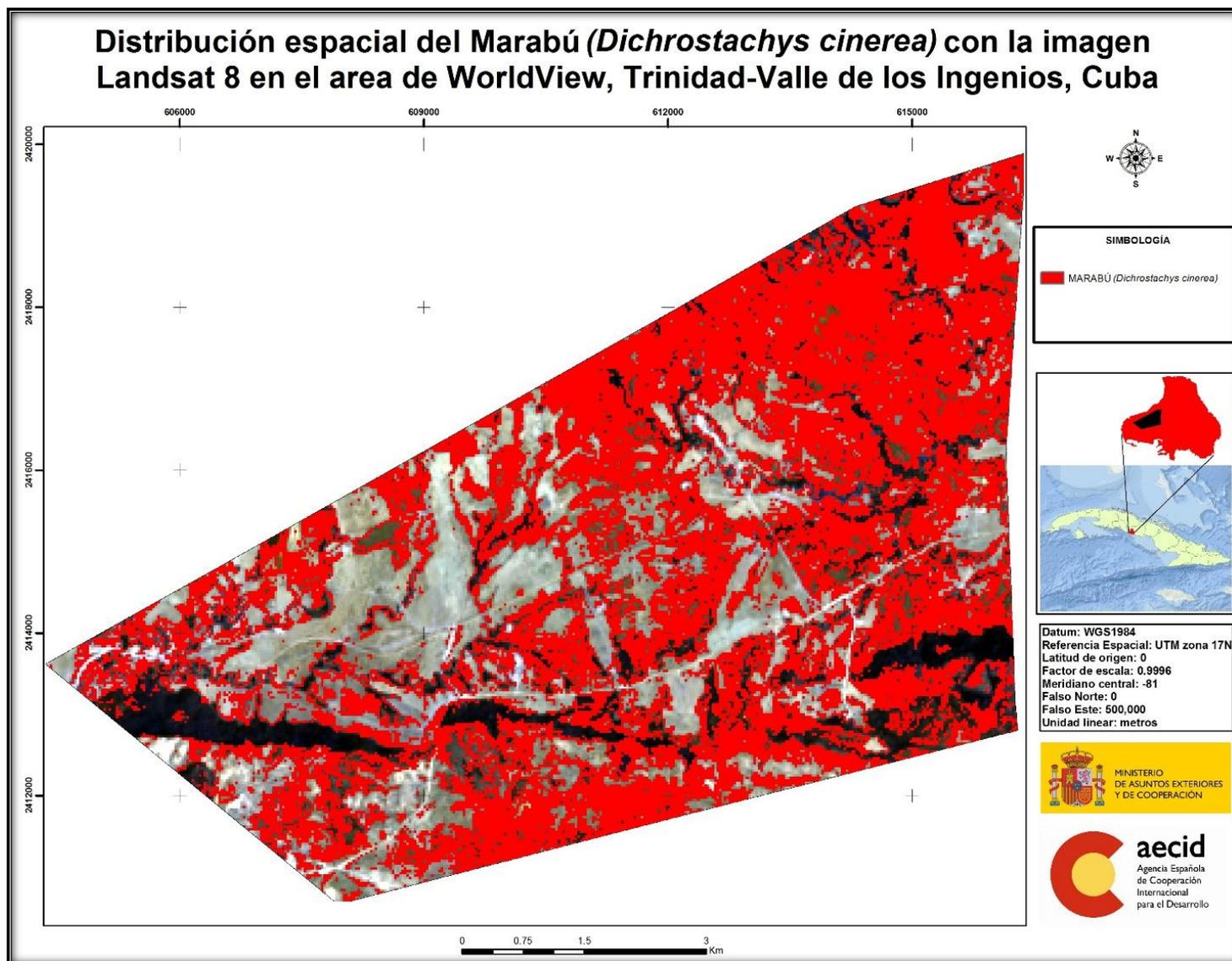


Figura 23. Distribución del Marabú con el método de clasificación de Máxima verosimilitud en la imagen Landsat 8.

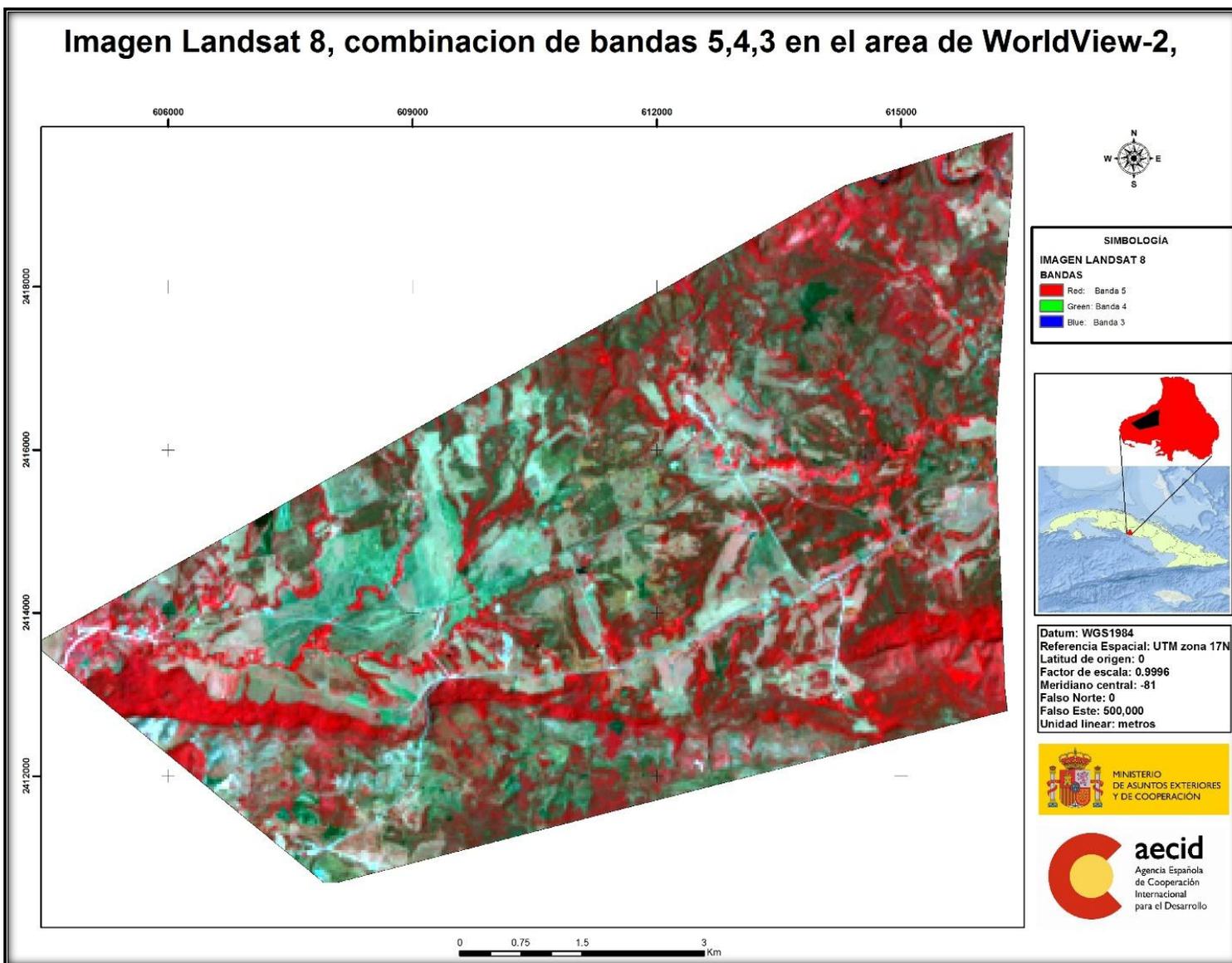


Figura 24. Imagen Landsat 8 con una combinación de bandas 5,4,3.

Por último se realizó la comprobación de nuestra clasificación con la herramienta de Accuracy Assesment, el cual arrojó una matriz de confusión, que contiene la exactitud global, la exactitud por cada categoría y el índice de Kappa. La matriz de comparó 258 píxeles al azar dentro de las parcelas verificadas en campo y la interpretación visual con la herramienta Google Earth. El resultado de la validación de la clasificación por Máxima verosimilitud en la imagen Landsat 8 se observa en la Tabla 9, arrojando una precisión global de 93.75%, valor que resulta ser alto comparado con lo propuesto por Anderson (1976), quien sugiere que los valores tanto de la exactitud global como por categoría deben estar al menos por arriba del 85%, si el objetivo de los resultados es la futura gestión y planificación del uso de la tierra y la cobertura terrestre. En el caso del coeficiente de Kappa se obtuvo una precisión de 0.91 que respecto a la categorización de Landis y Koch, en 1977 esta dentro de casi perfecta en su fiabilidad.

Respecto a los niveles de exactitud de las diferentes categorías de vegetación los valores inferiores al parámetro establecido fueron la vegetación riberena y la clase Marabú y Aroma con un 80%, es decir, en el primer caso se encuentra confundido con la categoría de Palma, Almacigo y Yagruma; y en la segunda la baja precisión está dada por la confusión que existió con la cobertura que integra esta misma (Marabú); ello proporciona un grado de confiabilidad cualitativo un poco más alto, ya que después de todo, la confusión se encuentra entre elementos con las mismas características y que al analizar la categoría de Marabú aislado el error de comisión omisión de esta vegetación está dado por Marabú y Aroma.

El alto porcentaje de fiabilidad, donde 6 de 10 categorías superan el 90%, permite deducir que la interpretación visual y los criterios utilizados para separarlos espectralmente de otras unidades fueron correctos, alejando así el error de clasificar píxeles en una categoría a la que no pertenecen.

Tabla 9. Matriz de separabilidad por el Método de Divergencia Transformada.

CATEGORÍAS	DATOS DE REFERENCIA										TOTAL	Nivel de exactitud
	GPA	MYA	VR	P	AG	UR	PAY	CGM	PAY	MA		
GPA	15	0	0	0	0	0	0	0	0	1	16	93.75%
MYA	1	20	0	0	0	0	0	0	0	4	25	80.00%
VR	0	0	4	0	0	0	1	0	0	0	5	80.00%
P	0	0	0	25	0	1	0	0	0	0	26	96.15%
AG	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	---
UR	0	0	0	1	0	10	0	0	0	0	11	90.91%
PAY	2	0	0	0	0	0	38	0	0	0	40	95.00%
CGM	0	0	0	1	0	0	0	7	0	0	8	87.50%
PAY	0	0	0	1	0	0	0	0	14	0	15	93.33%
MA	0	2	0	0	0	0	0	0	0	92	94	97.87%
TOTAL	18	22	4	28	0	11	39	7	14	97	240	
Erros de omisión	16.67%	9.09%	0.00%	10.71%	---	9.09%	2.56%	0.00%	0.00%	5.15%		
Exactitud global = 93.75%												

Una vez obtenida la firma espectral y la distribución espacial para el Marabú con la imagen Landsat 8 en el área que abarcaba Worldview, se realizó la clasificación supervisada por el método de Máxima verosimilitud para el Valle de los Ingenios, con la seguridad y la confiabilidad de la clasificación obtenida en las imágenes satelitales anteriores. El resultado se muestra en la Figura 25, donde se puede observar en color rojo la distribución de la especie Marabú, la cual se encuentra presente en la mayor parte del área de estudio abarcando un 52.70 % del área total analizada.

Por motivos del alcance del proyecto no fue posible verificar la distribución de la plaga en el área total de estudio y obtener una matriz de confusión que nos permitiera saber la confiabilidad global de nuestro modelo y conocer el alcance que pueda tener una región de menor tamaño al traspasar esa información una área mucho mayor, ya que pudiera contener otros tipos de vegetación que confundan espectralmente a nuestro modelo con lo cual sería necesario generar otro tipo de firmas para evitar una clasificación errónea en el área de estudio.

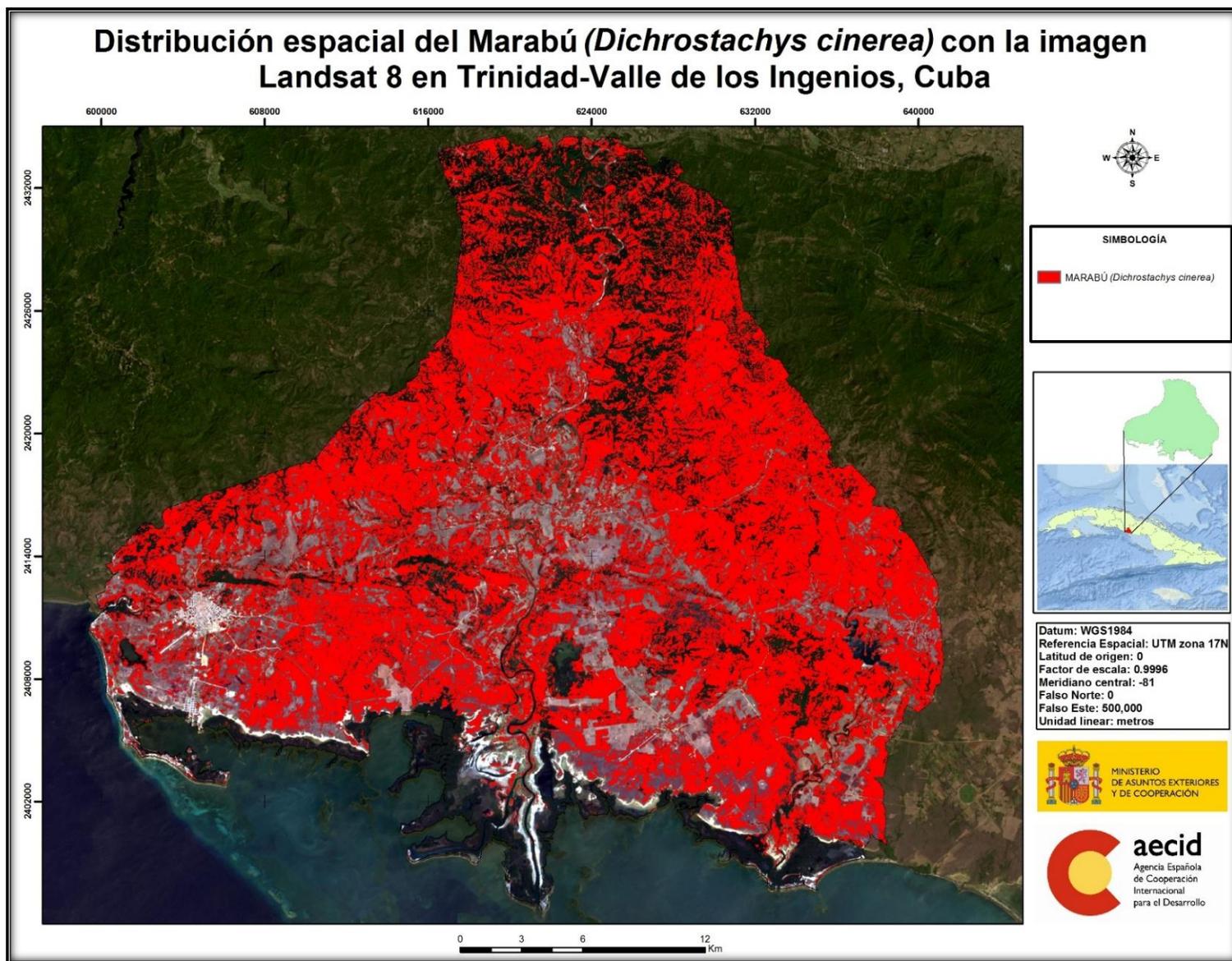


Figura 25. Distribución espacial del Marabú con la imagen Landsat 8 en Trinidad-Valle de los Ingenios, Cuba.

CONCLUSIONES

El resultado obtenido de los campos de entrenamiento a través de la técnica de segmentación para la obtención de la firma espectral del Marabú y el Marabú con Aroma en la imagen WorldView-2, resultó ser conveniente ya que se logró separar visualmente las firmas en el espectrograma en la banda 7 que corresponde al Infrarrojo cercano, obteniendo niveles digitales de 583.64 y 514.709 respectivamente, valores bajos comparados con los diferentes tipos de vegetación identificados en el área de estudio.

La evaluación de las firmas espectrales presentó una confusión entre el Marabú y la clase Plantación de Acacia, debió al posiblemente al parecido morfológico que presentan las dos especies lo cual permite inferir que su reflectividad sea parecida, limitando al sensor lograr una buena separación y poder cartografiar adecuadamente al Marabú.

El Mapa final de la distribución espacial del Marabú, obtenido a través de la combinación de técnicas de teledetección para la imagen WorldView-2, es cuantitativamente confiable en un 88.72% de precisión global y de 87.42 en el coeficiente de Kappa, precisión dada por la localización y distribución de los muestreos en campo para todas las categorías de vegetación.

El valor de la firma espectral obtenido en la imagen Landsat 8 para el Marabú fue de 0.245 μW y 0.228 μW para el Marabú y Aroma en la banda 5 que corresponde al Infrarrojo cercano donde se observó la mayor separación de las firmas, resultado similar al obtenido en la imagen WorldView con lo cual confirmamos que la reflectividad de esta especie permite discriminar perfectamente estos dos tipos de vegetación ya que se encuentran por debajo de 0.250 μW , comparado con las demás coberturas vegetales que superan este valor.

La utilización de las coberturas vegetales derivadas de la imagen WorldView-2 como campos de entrenamiento para la obtención de las firmas espectrales en Landsat 8, resultó de gran efectividad ya que al obtener la evaluación de separabilidad en la

misma, la mayoría de los valores oscilaban entre 1900 y 2000 en comparación con la firma Marabú, sin la necesidad de borrar y ocupar diferentes campo de entrenamiento para obtener un mejor resultado en la evolución, lo cual demuestra la eficiencia de ocupar un resultado de una imagen de alta resolución espacial, para trasladar esa información a una imagen gratuita con un tamaño de pixel mayor.

El mapa final de la distribución espacial del Marabú en la imagen Landsat 8, tiene una confiabilidad global de 93.75% y de 91.99 en el coeficiente de Kappa. Resultado que resulta estar en una alta confiabilidad si el objetivo de los resultados es la futura gestión y planificación del uso de la tierra y la cobertura terrestre.

El mapa final obtenido de la distribución espacial del Marabú en Trinidad-Valle de los Ingenios, permitió visualizar las regiones invadidas por la plaga en el área de estudio, ya que ocupa 46, 807.26 ha que al comparar esta unidad con el área total de investigación, está invadido el 52.70% del total del territorio.

BIBLIOGRAFÍA

Aguirre, G. R. 2009. Bases físicas de la percepción remota. Conceptos de geomática y estudios de caso en México. Distrito Federal, México. Instituto de Geografía, Universidad Nacional Autónoma de México.

Anderson, J.R., Hardy, E.E., Roach, J.T., Witmer, R.E. 1976. A land use and land cover classification system for use with remote sensor data. U.S. Geological Survey, Professional Paper, Government Printing Office, Washington, D.C.

Ayala, R.M y Menenti, M. 2001. Metodología para la búsqueda del mejor clasificador de imágenes de satélite. Teledetección, Medio Ambiente y Cambio Climático Global: 469-472

Burrough, P.A., y McDonell, R.A. 1998. Principles of Geographical Information Systems. Oxford University Press, Oxford.

Campbell, B.J and Wynne, H.R. (2011). Introduction to Remote Sensing. Spring Street, New York. 5ª edición. Editorial The Guilford Press.

Castleman, K. 1996. Digital Image Processing. Prentice Hall.

Chuvieco, E. (1995). Fundamentos de teledetección espacial. Alcalá, España: RIALP, S.A. Segundo edición.

Chuvieco, E. (2008). Teledetección ambiental. La observación de la tierra desde el espacio. Barcelona, España. Ariel 3ª edición actualizada.

Congalton, R. 1991. Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. *Remote Sensing of Environment* 37: 35-46.

Digital Globe. (2010). The benefits of the eighth spectral bands of Worldview-2. United States. Disponible en: https://www.digitalglobe.com/sites/default/files/DG-8SPECTRAL-WP_0.pdf

Digital Globe. (2013). Worldview-2. United States. Disponible en: https://www.digitalglobe.com/sites/default/files/DG_WorldView2_DS_PROD.pdf

Digital Globe. (2014). Vegetative analysis. Insigth Products. United States. Disponible en: https://www.digitalglobe.com/sites/default/files/DG_VegAnalysis_DS_10-14_forWeb.pdf

ECOCROP. (2007). Food and Agriculture Organization. Rome, Italy. Disponible en: <http://ecocrop.fao.org/ecocrop/srv/en/cropView?id=5302>

eCognition Developer. (2015). Trimble eCognition. User guide. Version 9.1. Geospatial Division, USA.

European Space Agency. (2014). Elementos de la teledetección. European Space Agency. Disponible en: http://www.esa.int/SPECIALS/Eduspace_ES/SEMO1U3FEXF_0.html

Exelis Visual Information Solutions. 2015. ENVI Preprocess Imagery. Boulder, Colorado: Exelis Visual Information Solutions.

Gates, D.M., Keegan, H.J., Schleter, J.C., y Weidner, V.R. 1965. Spectral properties of plants, Applied Optics. Vol 4: 11-20.

Godínez, C.D., Plasencia, F.J.M., Enríquez, N. 2006. Flora y vegetación de Loma la Llag, Cuenca del Rio San Pedro, Camagüey, Cuba. Polibotánica 21: 123-140.

Harris, R. 1987. Satellite Remote Sensing. An Introduction, London and New York: Routledge y Kegan Paul.

Hord, R.M.1982.Digital Image Processing of Remotely Sensed Data. New York: Academic Press.

Huang, L y Ni, L. 2008. Object-Oriented Classification of High Resolution Satellite Image for Better Accuracy. Proceedings of the 8th International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences. Shaghai, China.

Intergraph. 2013. ERDAS Field Guide. Security, Government and Infrastructure. Interegraph Corporation. Huntsville, U.S.A.

Jensen, J.R. (1996). Introductory Digital Image Processing: A remote sensing processing. 2da Ed. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall.

Kloer, B.R. 1994. Hybrid Parametric/Non Parametric Image Classification. Paper presented at the ACSM-ASPRS Annual Convention, Reno, Nevada.

Labrador, G.M., Évora, B.J.A., Arbelo, P.M. (2012). Satélites de teledetección para la gestión del territorio. La Laguna, España: Consejería de Agricultura, Ganadería, Pesca y Aguas del Gobierno de Canarias.

Landis, J y Koch, G. 1977. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics* 33: 74-154.

Lewis, G.P., B. Schrire, B. Mackinder & M. Lock. 2005. Leguminosae or Fabaceae? In: G.P. Lewis, B. Schrire, B. Mackinder & M. Lock. (eds.). *Legumes of the World*. Royal Botanic Gardens, Kew. pp. 1-12.

López, V.J.M. 1989. Aplicación de tratamiento de imágenes espaciales de alta resolución a los estudios de ordenación del territorio en Galicia. Santiago de Compostela, Tesis Doctoral, Universidad de Santiago, Facultad de Geografía e Historia.

Lozada, P.A., Fernández, G.I., Trujillo, A.M. 2004. Lista preliminar de los coleópteros (Insecta, Coleoptera) de Topes de Collantes, Trinidad, Sancti Spiritus, Cuba. *Boletín de la Sociedad Entomológica Aragonesa* 34: 101-106.

Mather, P. 2004. Computer processing of remotely-sensed images. John Wiley and Sons. Ltd, Gran Bretaña.

Méndez, C. L., Álvarez, P. R. (2011). *Dichrostachys cinerea*, la mala hierba invasora que está devorando el Valle de los Ingenios (Cuba). *Sociedad Española de Malherbología* N° 63: 7-9.

Murray, R. S Y Larry, J.S. (2009). Estadística. Cuarta Edición. Mc Graw-Hill. México, D.F.

Orwa, C., Mutua, A., Kindt, R., Jamnadass, R., y Simons, A. (2009). *Dichrostachys cinerea*. Agroforestry database: a tree reference and selection guide version 4.0.

Disponible

en:

http://www.worldagroforestry.org/treedb/AFTPDFS/Dichrostachys_cinerea.PDF

Ramón, J. 1993. Las plantas de nuestros prados. Editorial Mandí-Prensa.

Rodríguez, G. V.F., García, S.M.J., Chica, O.M., Pardo, I.E., Rigol, S.J.P. Chica, R.M. 2010. Análisis de cambios de uso de suelo en la Vega de Granada: correcciones radiométricas y evaluación del cambio. Revista de Teledetección 34: 5-15.

Sánchez, F., De Julián, J.J., Ordoñez, A. 2010. Tipologías contractivas en una ciudad Patrimonio de la Humanidad: Trinidad, Cuba. Revista de la Construcción 9(1): 89-97.

Sausen, R., Feneberg, B. y Ponater, M. (1997). Climatic impact of aircraft induced ozone changes. Geophysical Research Letters 24: 1203-1206.

Seco, R. 2002. Teledetección aeroespacial. Verla. La Habana, Cuba.

Swain, P.H., King, R.C. Two effective feature selection criteria for multispectral remote sensing. Proce. 1st Int. Joint Conf. Pattern Recognition.

Upadhyay, P., Ghosh, S.K., Kumar, A. (2013). High resolution temporal normalized difference vegetation indices for specific crop identification. International archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences, volume XL-1/W1, ISPRS Hannover Workshop 2013, Hannover, Germany.

United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization. 2015. Trinidad and Valley de los Ingenios. World Heritage List. Disponible en: <http://whc.unesco.org/en/list/460/>

United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization. 2009. ¿Qué es la UNESCO? Información Pública UNESCO. Paris, Francia.

United State Geological Survey. (2013). Landsat. A Global Land Imaging Mission. Science for a changing world. Disponible en:

http://landsat.usgs.gov/about_project_descriptions.php

Wiens, J.A. 1989. Spatial scale in ecology. Functional Ecology, 3: 385-397.

Woldai, T. 2001. Electromagnetic energy and remote sensing. En: Janssen, L. F y Huurneman, G. C. Principles of remote sensing. ITC. The Netherlands. Pp. 49-81.