

**FACULTAD DE
CIENCIAS NATURALES Y AGROPECUARIAS**

**Trabajo de Diploma en opción al Título de Ingeniero
Agrónomo**

Autora: Arlety Pacheco Fonseca

**Título: Clasificación supervisada para la determinación de
uso de la tierra mediante teledetección de imágenes
Landsat 9 en el agroecosistema Mayarí.**

Tutor: Ing. Roberto Alejandro García Reyes

Holguín 2022

RESUMEN

Los cambios en el uso de la tierra en grandes extensiones para su análisis necesitan de grandes fuentes de recursos y tiempo, por lo que se hace preciso la utilización de nuevas herramientas para estudios de este tipo. El objetivo de la investigación fue determinar el uso de la tierra mediante clasificación supervisada de imágenes Landsat 9 en el agroecosistema Mayarí. Para la obtención de la imagen, se utilizó del path/row 011/046 perteneciente al día 2 de febrero de del año 2022 y en el software ArcGIS 10.5 se procedió a realizar a composición de bandas RGB 4-3-2 para el procesamiento digital de la imagen mediante el método supervisado de clasificación de imágenes satelitales y para su validación se calculó el Índice de Kappa. Se determinaron diferentes usos de la tierra: la mayor área clasificada fue la de *Bosque natural* con un 37,39 %, seguido de *Pasto natural* (23,09 %), *Área agrícola cultivado* (15,42 %), *Suelo desnudo* (15,10 %), *Cuerpos de agua* (5,61 %) y *Zonas urbanas* (3,39 %). El índice Kappa obtenido arrojó una concordancia casi perfecta (1,00) para la clasificación realizada.

ABSTRACT

The changes in the use of the land in big extensions for his analysis need of harrow sources of funds and time, which is why the utilization of new tools for suchlike studies becomes precise. The objective of investigation was to determine the use of the intervening land classification supervised of imagery Landsat 9 in the agroecosystem Mayarí. For the obtaining of the image, the up-to-date perteneciente utilized of the path/row 011/046 itself February 2 of the year 2022 and in the software ArcGIS 10,5 RGB proceeded to accomplishing himself to composition of bands 4-3-2 for the touch-tone processing of the intervening image the method supervised of classification of imagery satelitales and Kappa's Index was calculated for his validation. They determined different uses of the land: the bigger classified area matched give it *natural Bosque* with a 37.39 %, *Pasto natural* (23.09 %), *Área agrícola cultivada* (15.42 %), *Suelo desnudo* (15.10 %), *Cuerpos de agua* (5.61 %) and *Zonas urban* (3.39 %). The index the obtained Kappa Index yielded an almost perfect concordance (1.00) for the realized classification.

Índice

INTRODUCCIÓN.....	1
REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA.....	4
1. Cambio y usos de la tierra	4
2. Teledetección o sensoramiento remoto.....	5
2.1. Resolución espacial	7
2.2. Resolución espectral.....	7
2.3. Resolución radiométrica	9
2.4. Resolución temporal	9
3. Preprocesamiento de imágenes de satélite	10
3.1. Imágenes de satélites	10
3.2. Errores y correcciones.....	12
3.3. Realce de imágenes	13
3.4. La firma espectral del suelo, agua y vegetación	15
4. Clasificación digital de imágenes de satélite.....	18
4.1. Clasificación Supervisada	19
4.2. Clasificaciones no supervisadas	20
MATERIALES Y MÉTODOS	21
RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	27
CONCLUSIONES.....	34
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	35

INTRODUCCIÓN

El suelo es uno de los recursos naturales más importantes, del cual dependen tanto la vida como diversas actividades de desarrollo (George *et al.*, 2016). La cobertura edáfica y las conversiones del uso de la tierra se deben a las actividades socioeconómicas, que conducen a cambios en aspectos biofísicos y en factores ambientales (Overmars *et al.*, 2005).

Las actividades humanas tienen un impacto considerable sobre la diversidad biótica en todo el mundo, en el clima global y local, en los ciclos biogeoquímicos, en la degradación y calidad del suelo, la hidrología, la seguridad alimentaria y el bienestar humano (Foody, 2002); además afectan a la capacidad de los sistemas biológicos para sustentar las demandas del hombre (Tran *et al.*, 2015). Sin embargo, los cambios de uso de la tierra no tienen efectos únicamente negativos, ya que algunos están relacionados con el aumento de los rendimientos de alimentos y fibras con efectos positivos para la salud, el bienestar y la riqueza de los pueblos (Lambin y Geist, 2006).

Por otra parte, el cambio climático y los fenómenos antrópicos han creado transformaciones en el uso y cobertura de los suelos a escala global, lo cual ha causado la degradación del hábitat, pérdida de la biodiversidad y la erosión del suelo (Capolupo *et al.*, 2018), dado principalmente por el efecto marcado de procesos de urbanización en las grandes ciudades (Warchoń *et al.*, 2019).

Por lo tanto, es necesario documentar las modificaciones de cobertura del suelo y usos de la tierra, para entender cuáles son sus fuerzas conductoras, así como sus consecuencias, especialmente, en el contexto de los cambios ambientales globales, el crecimiento rápido de la población y el incremento de las demandas hacia la sustentabilidad del ambiente.

Una de las aplicaciones más importantes de la teledetección es el seguimiento de los procesos que ocurren en la Tierra. En la actualidad para la observación de grandes extensiones de tierra para determinar los cambios que se producen en el planeta, se han utilizado los índices de vegetación derivados del uso de la teledetección del suelo y las plantas. Uno de los índices más utilizados para la

caracterización de los cambios de la cobertura del suelo es el NDVI (Índice Normalizado de Diferencia de la Vegetación) determinados a partir de imágenes de las zonas en cuestión de estudio en diferentes períodos de tiempo (Rokni y Musa, 2019).

Por otra parte también se utilizan métodos de clasificación imágenes el cual consiste en categorizar una imagen con múltiples bandas, y extraer sus números digitales (ND) continuos medidos por los sensores a una escala nominal o categórica de manera que cada píxel pertenece a una categoría definida previamente. Los ND de un píxel clasificado es, en definitiva, el identificador de la clase o categoría en la que se haya incluido. Estas clases pueden describir distintos tipos de cubiertas vegetales (variable nominal o categórica) o bien intervalos de una misma categoría de interés (variable ordinal) (Zhou *et al.*, 2018).

Los primeros intentos de clasificación digital se basaban exclusivamente en los ND de la imagen que son una traducción digital de un flujo energético recibido por un sensor para una determinada banda del espectro. Este tipo de clasificación tiene como inconveniente que no siempre permite separar cubiertas, ya que pueden existir distintas categorías temáticas que tengan un comportamiento espectral similar (Pawłuszek *et al.*, 2019). En estos casos es conveniente.

La clasificación digital de imágenes es, en cierta medida, parecida a la fotointerpretación. En este método, se identifica el patrón visual asociado a cada cubierta (categoría) de acuerdo a una serie de parámetros como son el tono, la textura, la forma, el contexto, la disposición, etc. y después se identifican sobre las fotografías las superficies correspondientes a estas categorías, mediante su semejanza con el patrón-tipo previamente identificado (Tien *et al.*, 2018).

Los métodos de clasificación se pueden distinguir en dos grupos: supervisado y no supervisado. El método supervisado parte de un conocimiento previo del terreno del cual se seleccionan las muestras para cada una de las diferentes categorías. En cambio, en el método no supervisado se buscan automáticamente grupos de valores espectrales homogéneos en la imagen para que después el usuario intente encontrar las correspondencias entre esos grupos seleccionados

automáticamente y las categorías que le puedan ser de interés (Knevels *et al.*, 2019).

Por lo antes expuesto se plantea como ***problema científico***:

¿Cómo determinar el uso de la tierra mediante clasificación supervisada de imágenes Landsat 9 en el agroecosistema Mayarí?

Como ***hipótesis***:

El uso de la tierra puede ser determinado mediante clasificación supervisada de imágenes Landsat 9 en el agroecosistema Mayarí.

Objetivo general:

Determinar el uso de la tierra mediante clasificación supervisada de imágenes Landsat 9 en el agroecosistema Mayarí.

Objetivos específicos:

- Determinar los usos de la tierra en el municipio Mayarí mediante clasificación supervisada.
- Validar la clasificación supervisada de usos de la tierra en el municipio Mayarí mediante el índice Kappa.

REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

1. Cambio y usos de la tierra

El uso de la tierra puede ser caracterizado de diversas formas, siendo las más comunes aquellas que comparan un cambio de acuerdo a un uso corriente (agrícola, agrícola-ganadera, forestal, etc.) utilizando un pastizal natural o una situación no cultivada como sistema de referencia (Chenu *et al.*, 2000).

Ha habido intentos para cuantificar el cambio en el uso de la tierra y correlacionarlo con las propiedades del suelo, utilizando el tiempo transcurrido desde que surgió un cambio (e.g. años bajo agricultura, pastura, siembra directa, etc.) en relación a un pastizal natural o una tierra no cultivada (Wilson, 2008).

Sin embargo, este tipo de evaluaciones no considera la transición entre los diferentes tratamientos ya que, en general, se comparan tratamientos muy contrastantes (e.g. agricultura vs. pastizal natural) (Novelli *et al.*, 2013).

La selección de variables de tipo continuas que permitan predecir cambios en las propiedades del suelo debidas al uso de la tierra, puede ser de gran utilidad para detectar tendencias tempranas de cambios en las propiedades del suelo y para facilitar la detección de umbrales de acción. Índices que incluyan la fracción de tiempo anual con cobertura vegetal viva o la frecuencia de un cultivo particular en la secuencia de cultivos pueden ayudar a caracterizar sistemas con diferente intensidad en el uso de la tierra (Novelli *et al.*, 2017).

En este sentido, los pastizales naturales o tierras bajo rotaciones agrícolas-ganaderas que incluyen pasturas cultivadas pueden ser caracterizadas por una elevada fracción de tiempo anual con cobertura viva en comparación con secuencias de cultivos con elevada frecuencia de barbechos, basadas en cultivos anuales (Sasal *et al.*, 2010).

Según Meyer y Turner (1994) el cambio de vegetación parcial o total a corto, mediano o largo plazo está destinado a varias actividades, ya sea uso agrícola o

antrópico. Y de forma más sencilla, se refiere al resultado de las actividades socioeconómicas que se desarrollan sobre una cobertura; misma que se refiere a los objetos que se distribuyen sobre un territorio determinado, a su vez el mismo cambio de uso de suelo se puede concebir como la suma de las transiciones físicas del uso de suelo asociado a las acciones antrópicas a través del tiempo.

La aplicación de nuevos métodos para el cambio de uso de suelo se ha convertido en una importante herramienta de análisis espacial orientada, principalmente, a los siguientes aspectos:

- a) Verificar las múltiples causas que fuerzan los cambios de uso de la tierra y las variables sociales, económicas y espaciales que lo producen;
- b) Proyectar los potenciales impactos ambientales y socioeconómicos derivados de los cambios en el uso de la tierra;
- c) Evaluar la implementación de nuevas alternativas por parte de los medios gubernamentales en el manejo de los proyectos de desarrollo y uso de la tierra.

2. Teledetección o sensoramiento remoto

Aquel proceso que nos permite obtener imágenes de la superficie terrestre a través de sensores instalados en plataformas espaciales (Chuvienco, 1995) y en un amplio sentido se entiende como la adquisición de información de un objeto a una distancia, donde, no se ha mantenido un contacto presencial entre el objeto o sistema observado y el observador (Pour y Oja, 2020).

Fue desarrollada a partir de 1961, la cual abarca los procesos de detección, reconocimiento, identificación y evaluación de los objetos y fenómenos de la superficie terrestre (Porta *et al.*, 2003).

La teledetección es posible suponiendo que entre la tierra y el sensor existe una interacción energética artificial, esta es ya sea por reflexión de la energía solar, mediante un haz energético artificial o por emisión propia. Adicionalmente, se precisa que ese haz energético recibido por el sensor se transmita a la superficie terrestre donde la señal detectada pueda almacenarse y por último ser interpretada para una determinada aplicación. En definitiva, un sistema de

teledetección incluye los siguientes elementos: fuente de energía, cubierta terrestre, sistema sensor, sistema de recepción, comercialización, interprete y usuario final (Chuvieco, 1995).

La energía captada por un sistema de percepción remota sufre interacciones fundamentales que deben entenderse para interpretar apropiadamente los datos captados. La energía capturada por el sensor es la que inicialmente provee el sol, por lo que este flujo de energía pasa por las siguientes etapas:

1. Es irradiada por partículas atómicas desde el sol,
2. Se propaga a través del vacío del espacio a la velocidad de la luz hasta estrellarse con el campo magnético de la tierra,
3. Interactúa con la atmósfera terrestre,
4. Interactúa con la superficie terrestre retro-dispersándose o transformándose,
5. Interactúa nuevamente con la atmósfera y
6. Finalmente alcanza los sistemas de medición a bordo de las plataformas aéreas o espaciales, para luego ser transmitidas a estaciones de recepción distribuidas por el planeta.

Según Chuvieco (2010), un sistema de teledetección incluye los siguientes elementos (Figura 3).

Fuente de energía: supone el origen del flujo energético detectado por un sensor. puede tratarse de un foco externo al sensor, en cuyo caso se habla de teledetección pasiva, o de un haz energético emitido por este (Teledetección activa). la Fuente de energía más importante es la solar.

Cubierta terrestre: conformada por las distintas masas de vegetación, suelos, agua o construcciones humanas, que reciben la señal energética procedente de la fuente de energía y la refleja o emite de acuerdo a sus características físicas.

Sistema sensor: compuesto por el sensor, propiamente dicho, y la plataforma que lo sustenta. tienen como misión captar la energía procedente de las cubiertas terrestres, codificarla y grabarla o enviarla directamente al sistema de recepción.

04. sistema de recepción-comercialización: donde se recibe la información transmitida por la plataforma, se graba en un formato apropiado y tras las oportunas correcciones, se distribuye a los intérpretes.

Intérprete: analiza la información generalmente en forma de imágenes analógicas o digitales, convirtiéndola en una clave temática o cuantitativa, orientada a facilitar la evaluación del problema en estudio.

Usuario final: encargado de analizar el documento final de la interpretación, así como dictaminar sobre las consecuencias que de él se deriven.

2.1. Resolución espacial

Pérez (2005) menciona que la Resolución Espacial es la mínima distancia entre dos objetos que puede registrar un sensor en el terreno y posteriormente representarlo en la imagen. En un sistema fotográfico suele medirse la mínima separación a la cual los objetos aparecen distintos y separados en la misma fotografía.

Chuvienco (2006) menciona que este concepto de resolución espacial designa al objeto más pequeño que puede ser distinguido en una imagen. Sacristán (2006) señala que lo más normal es que un píxel tenga una naturaleza heterogénea, pudiendo englobar en el caso de una zona urbana, a una manzana de casas, un jardín o una autopista. Las diferencias locales se diluirán en la respuesta promedio, y este efecto crea una ilusión sobre la existencia de zonas de transición y zonas de contacto gradual entre distintas unidades de paisaje. Dicho efecto no se manifiesta cuando existe un contraste brusco entre dos usos del suelo contiguos; por ejemplo, un movimiento de tierras reciente en el interior de un bosque cerrado. La existencia de un contraste brusco puede permitir observar en una imagen objetos cuyas dimensiones sean inferiores a las de un píxel.

2.2. Resolución espectral

Pérez (2007) indica que es el ancho de la banda de un sensor o un número de bandas expresado en longitud de onda. Entre los sensores espaciales la menor resolución espectral corresponde al sistema de detección y RADAR a diferencia

de los sensores de óptica electrónica que ofrecen un amplio rango de bandas como es el caso de TM o mapeador temático del sistema Landsat.

Hernández (2002) menciona que los índices de vegetación se construyen como funciones de las reflectividades a distintas longitudes de onda, de manera que dada la diferente respuesta espectral de las superficies naturales, permiten dar información sobre la vegetación, atenuando la contribución del suelo, la iluminación, la atmósfera, así como la influencia de factores meteorológicos como las nubes y el viento, en los valores medidos por el satélite.

Soria y Granados (2005) mencionan que los índices de vegetación se utilizan para discriminar masas vegetales de alta actividad fotosintética de otras coberturas en fases fenológicas iniciales y se basa en el peculiar comportamiento radiométrico de la vegetación.

El comportamiento espectral característico de la vegetación sana muestra un alto contraste entre las bandas visibles, especialmente la banda roja (0,6-0,7 μm) y la del infrarrojo cercano (0,7-1,1 μm).

Teniendo en cuenta lo mencionado por Chuvieco (2010), la expresión más frecuente de las bandas del espectro que se visualiza en la figura 2, es la siguiente:

Espectro visible (0,4 a 0,7 μm). Es la radiación electromagnética que es visible para el ojo humano, éstas coinciden con las longitudes de onda cuando la radiación solar es máxima; aquí se diferencian tres bandas sobre la base de los colores primarios que perciben nuestros ojos: de 0,4 a 0,5 μm la banda azul; la banda verde de 0,5 a 0,6 μm , y la roja de 0,6 a 0,7 μm .

Infrarrojo cercano: Se denomina también como infrarrojo, fotográfico o reflejado, este es importante en la distinción de masas vegetativas y concentraciones de humedad, debido a que se encuentra aprox. entre 0,7 a 1,2 μm .

Infrarrojo medio: En el infrarrojo medio se presentan dos procesos, el primero de reflexión de la luz solar SWIR, que se encuentra en un rango de 1,2 a 2,5 μm , la cual es adecuado para identificar suelo y contenido de humedad en la vegetación;

la segunda banda se identifica como infrarrojo medio que va en un rango de 2,5 a 8 μm , la cual detecta altas temperaturas y estima gases atmosféricos.

Infrarrojo lejano o térmico: Detecta el calor proveniente de la mayor parte de las cubiertas terrestres y va en un rango de longitud de banda de 8 a 14 μm .

Microondas (por encima de 1mm). Energía bastante transparente a la cubierta nubosa.

2.3. Resolución radiométrica

Martínez (2005) dice que se refiere a la capacidad para detectar variaciones en la radiancia espectral que recibe. En el caso de los sistemas óptico-electrónicos la imagen se presenta en formato digital, gracias a una conversión analógico-digital realizada a bordo del satélite. El número máximo de valores que incluye ese rango es decir el número máximo de niveles digitales de la imagen suele identificarse con la resolución radiométrica del sensor.

Hernández (2002) señala que la resolución radiométrica o sensibilidad radiométrica se refiere al número de niveles digitales empleados para expresar los datos recogidos por el sensor. En general, a mayor número de niveles, mayor es el detalle en la información.

Los satélites con mayor resolución radiométrica son preferibles frente a los de menor, ya que permitirán una mejor interpretación de la imagen. Sin embargo, nuevamente es necesario tener en cuenta la razón señal-ruido a la hora de aumentar la resolución de un sistema. El tamaño de paso de un nivel digital de radiancia al siguiente, no puede ser menor que el nivel de ruido, o de lo contrario, sería imposible discernir si un cambio en el nivel ha sido debido a un cambio real en la radiancia del objeto, o a un cambio en la magnitud del ruido.

2.4. Resolución temporal

Pérez (2007) dice que es la frecuencia en el tiempo con la cual el sensor obtiene imágenes de una misma área. La resolución temporal es un elemento importante cuando se estudian cambios en la superficie de la tierra o del océano. Mientras en

la superficie de la tierra los cambios se producen en días o en años, en la atmosfera de la superficie del mar se producen en horas.

También interesa la hora del día pues, al medio día se eliminan las sombras que constituyen un elemento perturbador para el estudio de vegetación, pero como acentúan el relieve puede favorecer los estudios geológicos. Sacristán (2006) menciona que el objetivo principal de los estudios multitemporales es encontrar una forma de combinar o integrar en el proceso varias imágenes correspondientes a diferentes fechas, con distintos estados fenológicos en la vegetación, de cara a la obtención de un incremento en la precisión de las clasificaciones.

La integración de imágenes de satélite relativas a una misma área pero de fechas sucesivas, se realiza a través de un procedimiento de registro multitemporal de las imágenes. Este proceso consiste, en líneas generales, en obtener la posición de una imagen con respecto a otra que proporciona la máxima correlación en el espacio de los datos radiométricos. El resultado final que se obtiene es una sola imagen que posee tantos canales espectrales como bandas suman las imágenes procesadas.

3. Preprocesamiento de imágenes de satélite

3.1. Imágenes de satélites

Las fuentes de datos para la clasificación digital de imágenes son diversas pero entre ellas se destacan las imágenes satelitales de la serie Landsat (National Aeronautics and Space Administration NASA, 1998), cuyos objetivos han sido cartografiar y evaluar los recursos naturales. (Gutiérrez *et al.*, 2005).

Las imágenes adquiridas poseen un tratamiento realizado por el Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS), con una corrección estándar de terreno, nivel 1T, quiere decir, con precisión radiométrica y geométrica sistemática, empleando los modelos digitales de elevación SRTM, NED, CDAD, DTED, y GTOPO 30, para precisión y corrección topográfica. (Rodríguez, 2011).

Para el desarrollo de este estudio se procedió a realizar una búsqueda exhaustiva de todas las imágenes satelitales de la cuenca del Río Paute dentro del portal de

Global Land Cover Facility (GLCF) de la University of Maryland y de la Global Visualization Viewer (USGS) de los Servicios Geológicos de los Estados Unidos de América, tomando en cuenta el porcentaje mínimo de nubosidad. Estas imágenes se encuentran a disponibilidad y van desde los años de 1985 hasta 2012.

Fernández *et al.* (2001) mencionan que con el lanzamiento del satélite Landsat 1 en 1972 se abrió una nueva percepción del planeta con una resolución tanto temporal como espectral desconocida hasta entonces. Este satélite dotado de sensores empleados en teledetección fue diseñado con el fin de obtener datos de los recursos terrestres. En base a este objetivo se diseñaron las resoluciones para adaptarse a este fin. La serie de satélites Landsat, desde el año 1972 dan una de las mayores series históricas de la evolución del planeta (Tabla 1).

Tabla 1. Evolución del programa Landsat.

Satélite	Lanzamiento	Notas
Landsat 1	1972	Primero de la serie, se llamó originalmente Earth Resources Technology Satellite 1. Estuvo activo durante casi tres años y fue operado por la NASA. Incorporaba un escáner.
Landsat 2	1975	De características similares a Landsat 1 y estuvo activo por cerca de 7 años. Operado por la NASA.
Landsat 3	1978	Tenía el mismo diseño de Landsat 2, estuvo activo por unos 5 años y fue operado por la NASA. A diferencia de sus antecesores incluyó además un sensor en una banda térmica pero este instrumento Operado por Earth Observation Satellite Company
Landsat 4	1982	(EOSAT) Fue el primero en incluir un sensor Thematic Mapper (TM) de 7 bandas, una de estas termal.

Landsat 5	1984	Idéntico a Landsat 4. Fue operado por EOSAT y posee el record como el satélite de observación terrestre de mayor tiempo de actividad en la historia con 29 años de servicio. Transmitió más de 2,5
Landsat 6	1993	Fue lanzado el 5 de octubre de 1993 pero no alcanzó su órbita.
Landsat 7	1999	Incluye una banda en pancromático con 15 m de resolución espacial. Aún está activo pero la calidad de sus imágenes bajo al ocurrir una falla en el Scan Line Corrector (SLC) en mayo de 2003 que provoca que se pierdan líneas de escaneo que suman un 22% de
Landsat 8	2013	Activo desde febrero de 2013. Incorpora dos sensores: por una parte el Operational Land Imager (OLI) con 9 bandas que incluyen una pancromática y, por otro, el Thermal Infrared Sensor (TIRS) con dos
Landsat 9	2020	Lanzamiento tentativo para diciembre de 2020. Lo construirá la NASA y sus datos serán administrados

3.2. Errores y correcciones

García y Consuegra (1997) mencionan que los errores radiométricos son aquellos que modifican el valor real de la energía captada por el sensor del satélite. Entre las causas de los errores radiométricos se encuentran aquellas debidas a la presencia de la atmosfera, a la orografía del terreno, a la propia geometría en la captura de información, a un mal funcionamiento del sensor y a fallos en la transmisión o recepción de las imágenes. Por otro lado los errores geométricos modifican la geometría de la imagen. Siendo estos últimos debidos a la curvatura de la tierra, a su propio movimiento giratorio, a variaciones en la posición del satélite y a distorsiones provocadas por el sensor.

León (2002) menciona que las correcciones geométricas incluyen la corrección de distorsiones debidas a la diferencia entre el sensor y la geometría de la tierra, y la

conversión de los datos a coordenadas de la superficie de la Tierra (p. ej. latitud y longitud).

Todas las imágenes de percepción remota están sujetas a distorsiones geométricas. Estas se deben a distintas causas, tanto instrumentales como naturales, como: la perspectiva del sensor, el movimiento del sistema de barrido, el movimiento del satélite, su altura y velocidad, el relieve del terreno, y la curvatura y rotación de la Tierra.

Las correcciones geométricas intentan corregir estas distorsiones para que la representación de la imagen pueda ser más real. Muchas de estas variaciones son sistemáticas, es decir, predecibles si conocemos ciertos datos del sensor y la geometría de la Tierra.

Pero otras variaciones se deben a errores no sistemáticos o al azar, por lo que debemos realizar la registro geométrico de la imagen a un sistema de coordenadas conocido. Chuvieco (2006) señala que las correcciones que se realizan sobre las imágenes tienden a eliminar los ruidos causados a la señal que llega al satélite luego de haber atravesado la atmósfera, el efecto de la distorsión de la señal produce errores en la localización como en los Niveles Digitales (ND) de los píxeles. Pueden presentar alteraciones radiométricas y geométricas de forma que no coincida con el tono, posición y tamaño de los objetos.

Algunas técnicas, para corregir estos efectos, son incorporadas de modo rutinario por las estaciones receptoras de las imágenes, pero en otros casos se requieren correcciones más detalladas como en los estudios multitemporales o cuando se requiere incorporar información auxiliar.

3.3. Realce de imágenes

Según, León (2002) el realce de imagen comprende funciones cuyo propósito es mejorar la visualización de la imagen para ayudar en la interpretación visual y el análisis. A menudo, los métodos estándar de fotointerpretación nos ayudan a clasificar nuestra imagen, sin embargo, existe un gran número de manipulaciones matemáticas que pueden ser aplicadas a la imagen para auxiliar en su interpretación visual. En la imagen original, los valores digitales para cada banda

se encuentran concentrados en una pequeña porción del rango de valores digitales.

El estiramiento de contraste o estiramiento de histograma cambia los valores originales de los píxeles para distribuirlos mejor en todo el rango, aumentando así el contraste que percibimos. Un concepto clave es el histograma de la imagen, que no es más que la representación de los valores de radiancia que componen a una imagen en el eje x, junto a su frecuencia en el eje y. Se puede realizar un estiramiento lineal o un estiramiento de histograma ecualizado.

Los filtros espaciales también se aplican para resaltar o suprimir características específicas en la imagen. Estos se basan en su frecuencia espacial, o sea, su frecuencia en la imagen. Los filtros espaciales realizan cálculos matemáticos en cada píxel usando los valores de píxeles vecinos.

- **Correcciones atmosféricas**

El cálculo del valor de la reflectancia en superficie implica introducir algún tipo de corrección sobre el efecto que imprime la atmósfera sobre la señal recibida por el sensor. Existe un modelo de corrección atmosférica que vale la pena destacar llamado Atcor, fue desarrollado por Ritcher (Chuvieco, 2010).

Atcor realiza las correcciones atmosféricas basado en un conjunto de perfiles atmosféricos estándar que viene incluidos dentro del software y que pueden ser personalizados por el usuario en caso de contar con información más detallada, estos perfiles incluyen el contenido del vapor de agua y los tipos de aerosoles (Chuvieco, 2010).

Según el mismo autor, el software requiere una estimación del espesor atmosférico para lo cual se debe indicar el rango de visibilidad dado en kilómetros y una altura sobre el nivel del mar promedio para la imagen permitiendo incorporar un modelo digital del terreno-MDT. Otro parámetro a introducir el ángulo cenital solar.

- **Correcciones topográficas**

En la obtención de información sobre la superficie del terreno a partir de imágenes satelitales, la iluminación oblicua y una topografía irregular genera unos efectos de sombreado e iluminación que modifican la respuesta debida exclusivamente al tipo de superficie. El efecto topográfico provoca una variación de la respuesta radiométrica de la superficie inclinada frente a la de una horizontal.

Esta es función de su posición (pendiente y orientación) frente a las fuentes de iluminación y observación. Otro efecto importante es el ocasionado por el ocultamiento topográfico, es decir, el sombreado producido por el entorno sobre un punto del terreno para la posición del sol en el momento de la toma de la imagen. El problema de la corrección radiométrica de los datos procedentes de un sensor multiespectral se centra, por tanto, en la determinación de la respuesta característica de los diferentes tipos de superficie manteniendo invariante el efecto debido a la topografía y posiciones del sol y del observador.

La creciente disponibilidad de modelos digitales de elevación (MDE o DEM) permite abordar con ciertas garantías esta corrección, homogeneizando la señal de la misma cobertura independientemente de la vertiente en que se encuentre (Chuvienco, 2010).

Para algunas superficies, la fracción de radiación reflejada hacia el sensor depende básicamente de su orientación frente al vector solar. La modelización de esta variable puede realizarse conociendo la pendiente y orientación de cada punto de la zona, los valores de acimut y elevación solares y del observador (sensor) y la relación entre las componentes difusa y directa de la radiación solar. La componente directa de la radiación debe ser corregida en aquellas zonas donde exista ocultamiento topográfico.

3.4. La firma espectral del suelo, agua y vegetación

Según Basterra (2011), la firma espectral del suelo, cuando este se encuentra sin cobertura vegetal, muestra un comportamiento ascendente en su curva espectral, la cual va desde el espectro visible hasta el infrarrojo, estas variantes en el

comportamiento del suelo se deben a la composición química, textura, estructura y el contenido de humedad presente en el mismo.

Los suelos con contenidos calizos tienden a tener una reflectividad alta en todas las bandas visibles, no siendo así en los suelos arcillosos, los cuales suelen tener una alta reflectividad en la banda roja del espectro, debido a la presencia de óxido hierro. En general mayor reflectividad, cuanto más secos y menor contenido de materia orgánica posean.

En las longitudes de onda largas, es determinante el contenido de humedad. Según lo mencionado por Basterra (2011), la mayor reflectividad del agua se observa en las longitudes de onda más cortas del espectro, siendo estas la azul y verde.

De igual manera, en el caso del agua, cualquier longitud de onda presenta una reflectividad baja, debido a que este recurso hídrico absorbe o trasmite la mayor parte de la radiación que percibe; lo anterior considerando que las aguas no presenten turbulencias; caso contrario a las aguas con fuerte oleaje, dónde deja de comportarse como una superficie especular, dando paso a una reflectividad difusa producto de la rugosidad de la superficie. La curva espectral está vinculada al contenido de materia en suspensión y profundidad de la fuente.

En general aguas poco profundas, tienen gran influencia de la composición de los sedimentos del fondo, aumentando la reflectividad general. Si los materiales en suspensión tienen un alto contenido de clorofila, la reflectividad en el azul baja y aumenta en el infrarrojo cercano y verde. El contenido de arcilla es alto, en el rojo será mayor la reflectividad” (Basterra, 2011).

Definidos los tres principales elementos a evaluar en una detección de recursos naturales se puede mencionar otro elemento que propiamente no contribuye al desarrollo de esta técnica, siendo esta la atmosfera; principal obstáculo en la teledetección, ya que impone un paso entre el sensor del satélite y la superficie terrestre; actuando de manera tal que absorbe, dispersa o emite señales provenientes del sol cómo de los objetos presentes en la superficie terrestre.

La percepción remota ha sido ampliamente utilizada para hacer seguimientos de la vegetación ya que presenta ventajas significativas frente a estudios de campo. Esto principalmente porque permite abarcar grandes extensiones de terreno, facilita el acceso a información de archivo (histórica) y permite la caracterización de vegetación en zonas de difícil acceso.

Sin embargo, la fenología en el ámbito de la teledetección es mucho menos detallada que la que se puede realizar en campo y no pretende hacer seguimiento a individuos ni especies en bosques naturales, menos en zona de tan alta biodiversidad como los Trópicos. En teledetección, la fenología se entiende como la dinámica de la vegetación debido al cambio en verdor.

Esta dinámica está asociada a cambios en las características físicas y químicas de las plantas, específicamente, en la estructura de las hojas y en los procesos fotosintéticos (Anaya y Valencia, 2013).

Existen diversos índices para representar el verdor, pero los más populares son el índice de vegetación normalizado (NDVI) y el índice de vegetación mejorado (EVI), los cuales se basan en la reflectividad de longitudes de onda pertenecientes a la parte óptica del espectro electromagnético.

Los índices de vegetación son combinaciones de dos o más bandas que pueden ser calculadas a partir de las salidas del sensor: voltaje, reflectancia o conteos numéricos. Todos son correctos pero cada uno producirá diferentes valores del índice de vegetación para las mismas condiciones de observación (Jackson *et al.*, 2004).

Esta facilidad de cálculo ha hecho que los índices de vegetación sean ampliamente usados en la actualidad como una herramienta no destructiva para la estimación de variables biofísicas.

Un buen índice debe ser sensible a la variación de la variable estudiada, pero ser resistente a otros factores como la atmósfera, el suelo, la arquitectura de la cubierta vegetal y la topografía (Datt, 1998).

De acuerdo a los efectos que un índice es capaz de afrontar éste se clasifica en: intrínseco, resistente al suelo o resistente a la atmósfera. Sin embargo, el uso de estos índices presenta algunos inconvenientes, dado que hasta la fecha ninguno de ellos ha conseguido eliminar completamente las influencias no deseadas (Gao *et al.*, 2000).

Además, su uso no permite estimar más de una variable al mismo tiempo, la cual ha de ser específicamente calibrada mediante una ecuación empírica cuyos forma matemática y coeficientes son particulares para cada estimación (Qi *et al.*, 2015).

4. Clasificación digital de imágenes de satélite

Chuvieco (2006) señala que el método supervisado pretende definir clases informacionales, mientras que el método no supervisado tiende a identificar las clases espectrales presentes en la imagen. También se puede deducir que ninguno de los métodos proporciona una solución inmediata a todos los problemas que entraña una clasificación digital.

Joseph (2005) refiriéndose a la clasificación supervisada, afirma que el analista, basado en la información previa sobre las características espectrales de estas clases, entrena al equipo para generar límites en el espacio de características dentro de las cuales cada píxel debe caer.

En contraste con esto, en la clasificación no supervisada al equipo se le pide agrupar cada píxel en base a las clases espectrales presentes en los valores de la imagen de gris.

Algunos criterios de separabilidad determinados estadísticamente son utilizados para tales agrupaciones. Posteriormente, el analista de la imagen determina la clase de cobertura del suelo asociado a cada grupo espectral desde el conocimiento previo.

Farías y Dimundo (2003) señalan que los píxeles son asignados a distintos cluster sin que se sepa nada del área examinada, ni de la existencia de posibles patrones homogéneos en ella. El objetivo es relacionar las clases obtenidas con objetos

reales cuya existencia, características y diferencias se pueden comprobar en el campo.

Hewson *et al.* (2010) afirman que se puede establecer la captura de información e inferencias en áreas tan extensas y de condiciones tan adversas como son los bosques naturales, eventualmente se podría realizar por medio de las técnicas de teledetección, teniendo en cuenta que, como regla, todos los análisis realizados bajo esta técnica requieren información de campo adicional o conocimiento del área para la interpretación de las imágenes.

También manifiestan que se considera que las técnicas de teledetección son las únicas herramientas prácticas para estimar la deforestación a nivel pantropical, sin las cuales el reto de los mecanismos REDD sería aún mayor.

El uso de esta tecnología es requerida debido a las limitaciones de acceso de muchas áreas en el trópico y lo poco práctico que son los muestreos basados en fotografías aéreas. En el monitoreo de la áreas degradadas, la dificultad gira en torno a la determinación de la alteración del área ocurrida dentro de la matriz boscosa. La complejidad de la determinación radica en la heterogénea composición del bosque degradado, ya que es una mezcla de diferentes tipos de coberturas (vegetación arbustiva, árboles muertos, suelos, sombra) y la firma espectral característica de los procesos de degradación, cambia rápidamente.

4.1. Clasificación Supervisada

En las clasificaciones supervisadas se requiere la participación activa del analista que esté realizando la clasificación de la imagen de satélite, en este caso, el técnico que está llevando a cabo la tarea debe indicar a software que debe realizar en cada momento (como debe clasificar cada uno de los pixeles existentes en la imagen), a partir de la definición de unas áreas de entrenamiento de las cuales se conoce a priori la naturaleza de su superficie (Monterroso, 2014). La clasificación supervisada requiere de cierto conocimiento previo del terreno y de los tipos de coberturas presentes en el área de estudio (Posada, 2008).

4.2. Clasificaciones no supervisadas

Para Monterroso (2014), la influencia que puede ejercer el operador es prácticamente nula, más allá de seleccionar el algoritmo de clasificación que va a utilizarse. Aunque los métodos de clasificación no supervisada son válidos de por sí para establecer una separación categórica dentro de un área de estudio, es habitual que se empleen como soporte a métodos de clasificación supervisada. Mediante estos métodos se obtiene una primera división, que puede utilizarse posteriormente bien sea para la definición de zonas de entrenamiento o bien para operaciones más complejas como la segmentación de imágenes (Olaya, 2007).

MATERIALES Y MÉTODOS

El municipio de Mayarí ubicado en la provincia de Holguín posee una superficie de 1304,2 km². El relieve fundamental es la altiplanicie de Nipe, donde se encuentra la meseta de Pinares de Mayarí, y en ella aparece la mayor altura del municipio, la Loma La Mensura con 995 m.

El territorio tiene varios lugares geográficos notables como son la bahía de Nipe, la mayor bahía de bolsa del país, con 21,7 km de largo, 14,2 de ancho y una profundidad máxima de 71,3 m en su canal de entrada. Entre los principales ríos se encuentran el Mayarí con 110 km de longitud, el Nipe, Guaro y Juan Vicente, entre otros.

Esta zona presenta una red fluvial desarrollada, con un alto por ciento del potencial hidráulico de la provincia y abundante lluvia. El clima del municipio de Mayarí es del tipo hiperárido y húmedo, presenta en los últimos 41 años valores medios de temperatura de 24,87 °C y de precipitación con 86,56 mm.

En el software QGIS 3.10 "A Coruña" se proyectó una capa vectorial del municipio Mayarí en la cual se muestrearon un total de 1132 puntos para la determinación de los usos de la tierra.

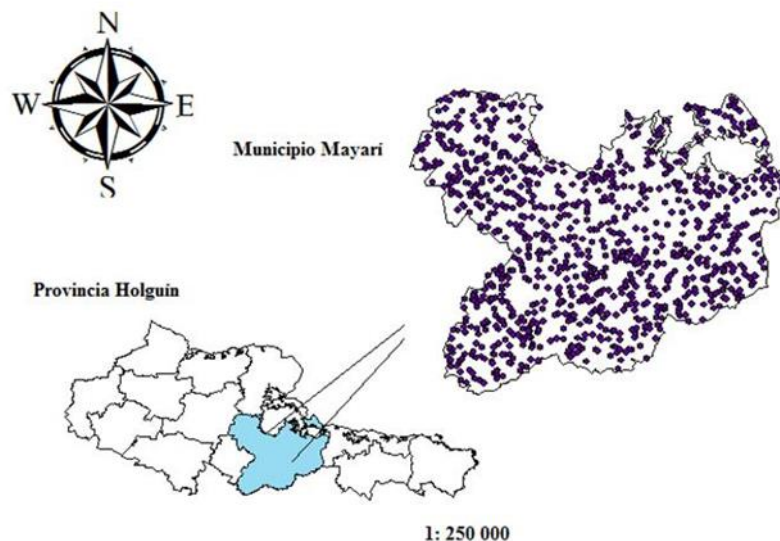


Figura 1. Agroecosistema Mayarí en ubicado en la provincia de Holguín y proyección de los puntos de muestreo.

Para la clasificación supervisada se utilizó una imagen correspondiente al satélite Landsat 9 OLI2/TIRS 2 del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS) El cual tiene las características que se exponen en la Tabla 2.

Tabla 2. Características del sensor Landsat 9 OLI/TIRS2 según (U.S. Geological Survey, 2020).

Bandas	Color de la banda	Longitud de onda (μm)	Resolución (metros)
1	aerosol costero	0.433 - 0.453	30
2	azul	0.450 – 0.515	30
3	verde	0.525 – 0.600	30
4	rojo	0.630 – 0.680	30
5	Infrarrojo cercano (NIR)	0.845 – 0.885	30
6	Infrarrojo de onda corta(SWIR1)	1.560 – 1.660	30
7	Infrarrojo de onda corta(SWIR2)	2.100 – 2.300	30
8	Pancromático	0.500 – 0.680	15
9	cirrus	1.360 – 1.390	30
10	Infrarrojo térmico (TIRS1)	10.30 – 11.30	100
11	Infrarrojo térmico (TIRS2)	11.50 – 12.50	100

Para la obtención de la imagen, se utilizó del path/row 011/046 perteneciente al día 2 de febrero de del año 2022 (LC09_L2SP_011046_20220205_20220208_02_T1); y en el software ArcGIS 10.5 se procedió a realizar la composición de bandas RGB 4-3-2 para el procesamiento digital de la imagen (Figura 2).

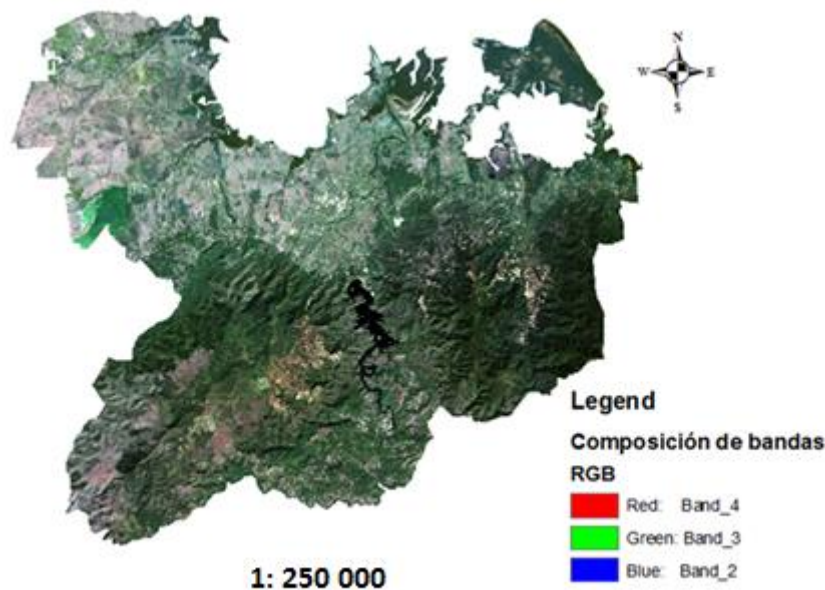


Figura 2. Composición de bandas de color natural del satélite Landsat 9 OLI2/TIRS2.

Los usos de la tierra considerados para realizar la clasificación supervisada fueron los siguientes:

- Cuerpos de agua
- Áreas agrícolas cultivadas
- Suelo desnudo
- Bosque natural
- Zonas urbanas
- Pasto natural

A la imagen utilizada se le realizó, la corrección atmosférica, la cual corrige los efectos del cálculo de reflectividad producido por el espesor de la atmósfera.

Considerando la irradiancia solar directa que recibe el satélite, no es la misma que sale del suelo, la cual nos interesa calcular como reflectividad de la cubierta terrestre no influenciada por la atmósfera.

Además, con la corrección atmosférica se reducen los efectos producidos por los aerosoles, niveles de ozono, vapor de agua, nubes y la neblina siempre y cuando conociendo el perfil del sensor del satélite y las propiedades atmosféricas.

El método supervisado de clasificación de imágenes satelitales requiere un cierto conocimiento de la zona de estudio que permite delimitar sobre la imagen unas zonas o áreas representativas de las distintas categorías que se pretenden discriminar. Estas áreas se conocen como *training fields* (áreas de entrenamiento) ya que sirven para entrenar al ordenador para que pueda reconocer las distintas categorías. A partir de estas áreas el ordenador calcula diversos parámetros estadísticos de los números digitales (ND) que definen cada clase, para luego clasificar el resto de píxeles en una categoría determinada atendiendo a sus ND (Chuvieco, 2002).

Resulta adecuado seleccionar varias áreas de entrenamiento por clase para reflejar correctamente su variabilidad en la zona de estudio. Una vez acabada la selección de las áreas de entrenamiento, el ordenador debe proceder a calcular las estadísticas elementales de cada categoría: media, rango, desviación típica, matriz de varianza covarianza, etc., a partir de los ND de todos los píxeles incluidos en el área de entrenamiento de dicha clase. Este cálculo es aplicado a cada banda espectral. Las medidas extraídas a partir de los ND de cada área definen a cada clase, por lo tanto es muy importante su correcta selección ya que de otro modo se forzaría al ordenador a clasificar áreas heterogéneas (Chuvieco, 2002).

El Índice de Kappa fue propuesto por Jacob Cohen en 1960 y es una medida estadística que mide la diferencia entre dos observaciones (mapa y realidad), donde se intenta delimitar el grado de ajuste debido solo a la exactitud de la clasificación, prescindiendo del causado por efectos aleatorios (Chuvieco, 2002). El índice de kappa es una herramienta capaz de medir la precisión de un producto

cartográfico, que calcula todos los valores de la matriz de confusión. Este método fue detallado por (Congalton, 1991) y se muestra a continuación:

$$k = \sum_{i=1}^r X_{ii} - \sum_{i=1}^r \frac{(X_{i+} * X_{+i})}{N^2} - \sum_{i=1}^r (X_{i+} * X_{+i}) \quad (\text{Expresión 1})$$

N = Número total de observaciones

r = Número de filas en la matriz (clases)

X_{ii} = Número de observaciones en el elemento de la fila i y la columna i (sobre la diagonal mayor)

X_{i+} = Total de observaciones en la fila i (total marginal a la derecha de la matriz)

X_{+i} = Total de observaciones en la columna i (total marginal al pie de la matriz)

El valor resultante del cálculo del coeficiente significa el nivel de concordancia que existe entre todos los datos analizados cuyos rangos se presentan en la Tabla 3 propuesto por (Cerdea y Villarroel, 2008).

Tabla 3. Valoración del índice Kappa.

Valoración del índice Kappa	
Valor de k	Fuerza de la concordancia
< 0.20	Pobre
0.21 – 0.40	Débil
0.41 – 0.60	Moderada
0.61 – 0.80	Buena
0.81 – 1.00	Muy buena

Se construyó una matriz de confusión o de contingencia, denominada como confusión debido a que recopila los conflictos que se presentan entre categorías (Chuvieco, 1995), se trata de una matriz bidimensional donde las filas corresponden a las clases de referencia a partir de las imágenes base; mientras

que las columnas corresponden a las clases provenientes de la clasificación (Congalton y Green, 1993).

En la diagonal de la matriz se computa el número de puntos de control en campo donde se compara con ortofotos o imágenes de alta resolución espacial y los puntos fuera de la diagonal (marginales) son considerados como errores de asignación que se posicionan en el margen de la matriz ya sean errores de omisión o errores de comisión (García *et al.*, 2018). Coherentemente ambas filas y columnas tendrán el mismo número y significado, en resumen, es una matriz cuadrada $n \times n$, donde n indica el número de categorías (Chuvieco, 1995) y se puede obtener un indicador de precisión global del mapa.

Esta matriz nos permite evaluar la precisión de una clasificación obteniendo la exactitud del productor, la exactitud del usuario y la exactitud global. En el caso de las filas, los marginales indican el número de píxeles que perteneciendo a una categoría definida, no fueron incluidos en ella y esto se denomina error de omisión (Chuvieco, 1995), conocido también como exactitud del productor quien desea saber que tan bien ha sido clasificada un área.

Por otro lado, los marginales de la columna expresan el error de comisión, conocido como exactitud del usuario, este nos indica la probabilidad de que un píxel clasificado en una determinada categoría pertenezca realmente a otra (Congalton, 1991).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La Figura 3 indica la presencia de diferentes usos de la tierra determinados a partir de la clasificación supervisada de imágenes de Landsat 9. Estos usos son: áreas agrícolas cultivadas, suelo desnudo, bosques naturales, cuerpos de agua, zonas urbanas y pasto natural.

La necesidad del empleo de las técnicas de clasificación está dada por las características de los sensores de teledetección, los cuales originan diferentes ND para un mismo tipo de cubierta, lo que obliga a encontrar métodos y medidas de semejanzas basados en los valores multispectrales asociados a los puntos (Chuvienco, 1995).

Dichas medidas de semejanza se utilizan para agrupar los píxeles en categorías que faciliten la asociación con los tipos de cubrimientos presentes en el terreno. Son precisamente, las técnicas de clasificación las que proporcionan el conjunto de herramientas para desarrollar esta tarea, posibilitando finalmente, una etiqueta para cada píxel haciéndolos “interpretables; esto es, convertibles a categorías que supongan un mejor conocimiento del territorio” (Chuvienco, 1995).

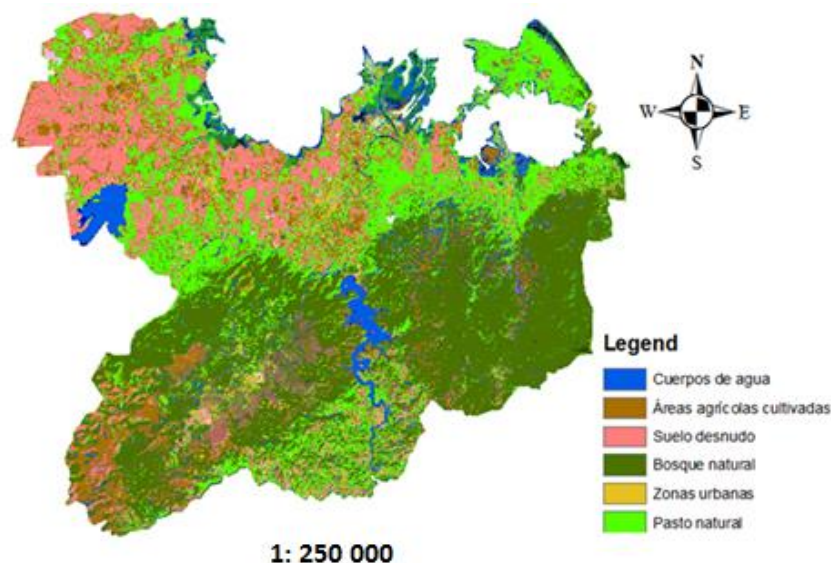


Figura 3. Clasificación supervisada de imágenes Landsat 9 para la determinación de los usos de la tierra en el agroecosistema Mayarí.

Chuvienco (1995), ha definido claramente que “la clasificación digital no busca una definición absoluta de cada cubierta, que pudiera ser aplicable a cualquier imagen, sino más bien una característica peculiar, válida para una determinada imagen, un territorio concreto y un momento dado. Con este planteamiento, no resulta preciso conocer detalladamente las condiciones de adquisición; basta identificar en la imagen, las cubiertas de interés, sin pretender que esa identificación sea extrapolable a otras situaciones. En resumen, no se trata de establecer un modelo entre medidas digitales y parámetros físicos, sino entre medidas digitales, en un momento dado y tipos de cubierta. En este sentido, la clasificación supone un enfoque más cualitativo, si bien, por tratarse de un proceso numérico, incorpora un aparato estadístico y modelos matemáticos ciertamente importantes”.

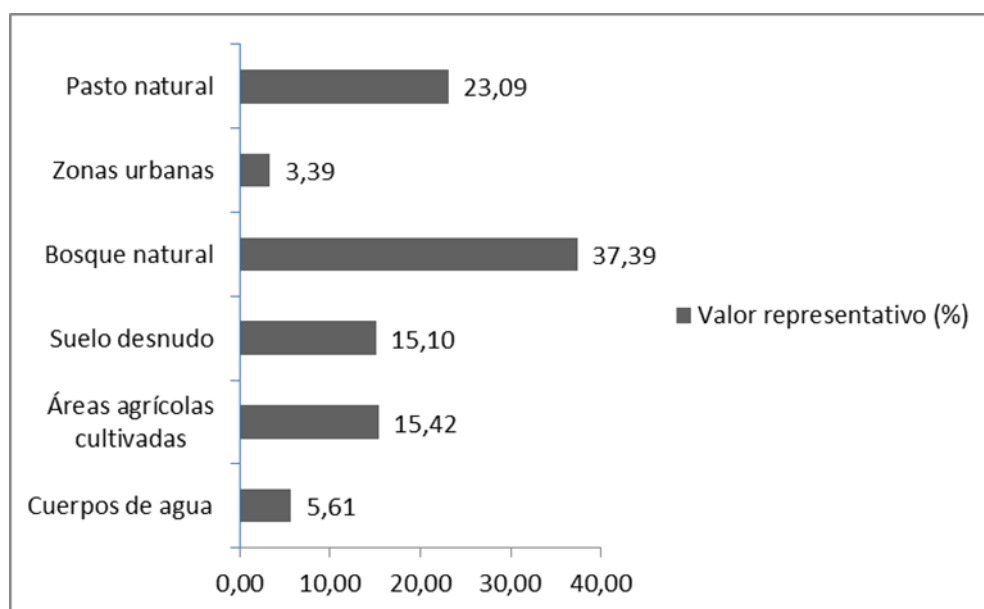


Figura 4. Representación porcentual del área que ocupa cada uso de la tierra obtenido en la clasificación supervisada.

De acuerdo con la Figura 4 que representa de forma porcentual del área que ocupa cada uso de la tierra obtenido en la clasificación supervisada, para la fecha de la imagen utilizada; la mayor área clasificada fue la de **Bosque natural** con un 37,39 %, seguido de **Pasto natural** (23,09 %), **Área agrícola cultivado** (15,42 %), **Suelo desnudo** (15,10 %), **Cuerpos de agua** (5,61 %) y **Zonas urbanas** (3,39 %).

El Servicio Geológico de los Estados Unidos (U.S Geological Survey), diseñó en los años setenta, diversos esquemas de clasificación para su cartografía de ocupación/uso del suelo (Chuvienco, 1995). Se trata de una leyenda organizada en cuatro niveles jerárquicos, cada uno de los cuales se pretende obtener a partir de diversos medios de teledetección: imágenes de satélite para el nivel más general y fotografía aérea de gran escala en combinación con el trabajo de campo, para las clases más detalladas.

Sin embargo, según Ponvert-Delisle (2003), su principal problemática es la inclusión en el mismo de clases de uso y ocupación del suelo, lo cual origina algunas confusiones conceptuales. Como es lógico, los sistemas de teledetección solo pueden realizar cartografía de ocupación del suelo, ya que la señal detectada por el sensor corresponde a los materiales que aparecen en la superficie terrestre y no al uso al que se destina, o a quien pertenezca.

Otros intentos de resolver la problemática se han sucedido posteriormente, como es el caso de la leyenda diseñada para el programa CORINE Land Cover (Programa de la Comisión de las Comunidades Europeas), que persigue el objetivo de facilitar el inventario de ocupación del suelo de Europa a escala 1:100 000 a partir de imágenes espaciales. En la leyenda del referido proyecto, se incluyen temas de ocupación del suelo y cada uno posee su definición lo más exhaustiva posible, de modo que no debe esperarse, aparezcan espacios en blanco en el mapa (Braunstein, 1997).

Por todas partes del mundo existen inventarios de ocupación del suelo y muchos, o casi todos a decir de Braunstein (1997), tienen el defecto de ser incompletos, tanto desde el punto de vista de su exhaustividad geográfica como temática. En sentido general, carecen de coherencia tanto en el plano local como regional y nacional. Cuba no es una excepción. Tal es así, que en la actualidad no se ha concretado una nomenclatura de ocupación del suelo rigurosa, coherente y orgánica, y mucho menos diseñada para detectar y cartografiar tales categorías de ocupación mediante sensores remotos aeroespaciales.

En el presente, la actividad catastral en el país, se rige técnica y metodológicamente por el “*Nomenclador Único de los Usos de la Tierra*”, aceptado por el entonces Instituto Cubano de Geodesia y Cartografía (ICGC), desde el año 1980.

Sin embargo para los fines de la cartografía temática y de la caracterización espectral y cromática, es necesario partir de una leyenda orgánica y jerarquizada de las categorías de ocupación del suelo, que se constituirá en la leyenda de clases informacionales de modo parcial o general –en dependencia del alcance del proyecto- y que servirá de base para intentar su discriminación por sensores remotos y que además, evite la inclusión de los conceptos de uso y tenencia que como se ha dicho, no son detectados por estos sensores y pueden dar lugar a confusiones (Ponvert-Delisle, 2001).

Por tales razones y con el fin planteado con anterioridad, es decir, satisfacer las necesidades de nuestro trabajo, se concibió una leyenda que se apoya en la filosofía del proyecto CARIGEOBASE (Braunstein, 1997) y en los conceptos y definiciones sobre el uso de la tierra en Cuba (Nomenclador Único de los Usos de la Tierra); así como en algunas de las Clasificaciones de las Formaciones Vegetales realizadas en el país (Capote y Berzaín, 1984 y Borhidi y Muñoz, 1979).

Ponvert-Delisle (2003) con el objetivo de obtener la distribución espacial de las coberturas terrestres de la Isla, que pudieran ser discriminadas por el sensor AVHRR-NOAA, fijó la escala 1:1 000 000 como la más apropiada. La metodología empleada, contempló la selección de las imágenes, el corte del área de interés; la corrección radiométrica y geométrica mediante puntos de control terrestres; la eliminación de nubes, la elaboración de compuestos periódicos; la selección de los campos de muestra de las clases informacionales que se pretendían identificar, el análisis estadístico de las muestras y la realización de la clasificación supervisada aplicando el algoritmo de Mínima Distancia.

La clasificación así obtenida, permitió separar un total de 5 clases de coberturas terrestres. En este caso, se obtuvo una clasificación (Figura 1) que muestra un

total de cinco (5) tipos de C.T, que corresponden a: Bosques y Vegetación arbórea (verde olivo, 36.18 %), Vegetación Arbustiva (naranja oscuro, 11.57 %) Vegetación Seminatural (verde brillante, 6.25 %), Plantación No Forestal (gris 31.18 %) y Vegetación Herbácea (ocre, 14.81 %) (Ponvert-Delisles, 2003).

En la Tabla 4 se presenta el Índice Kappa indica la confiabilidad y precisión general de la clasificación temática, de esta manera permite evaluar la concordancia de métodos cuyo resultado es categórico, con dos o más clases. Este índice representa la proporción de acuerdos observados respecto del máximo acuerdo posible más allá del azar (Borràs *et al.*, 2017).

Según la clasificación establecida para el índice Kappa obtenido en este estudio, se puede considerar que la clasificación supervisada se encuentra en una concordancia casi perfecta (0,81-1) para calificar la exactitud obtenida (Llactayo *et al.*, 2014).

Tabla 4. Matriz de confusión e índice Kappa determinado.

Clasificación	Cuerpos de agua	Áreas agrícolas cultivadas	Suelo desnudo	Bosque natural	Zonas urbanas	Pasto natural	Total
Cuerpos de agua	325	0	0	0	0	0	325
Áreas agrícolas cultivadas	0	129	0	0	0	0	129
Suelo desnudo	0	0	234	0	0	0	234
Bosque natural	0	0	0	113	0	0	113
Zonas urbanas	0	0	0	0	150	0	150
Pasto natural	0	0	0	0	0	181	181
Total	325	129	234	113	150	181	1132
Índice Kappa							1.00

Belgiu y Drăguț (2016) y Sánchez-Pellicer *et al.* (2017) utilizaron el método de clasificación supervisada para imágenes de Landsat 8 mediante la herramienta Random Forest en la determinación de usos de la tierra, con un valor del Índice Kappa de 92,53 %, y argumentan que es uno de los algoritmos más usados en la actualidad para la teledetección, esto por su capacidad de integrar datos de diversas fuentes.

Estos métodos de clasificación que hasta ahora no se habían implementado en el área de interés, sin embargo, se cuentan con aportes para otras localidades en el mundo, como reseñan Manna *et al.* (2013), quienes evaluaron cambios de bosque de mangle en la isla Jharkhali (Sundarbans, India) entre el 2004 y 2010 con datos satelitales multitemporales y de vegetación a partir del Índice de Vegetación de Diferencia Transformada (TDVI por sus siglas en inglés).

Este último determinó un resultado favorable con aumento de la cubierta vegetal gracias a los esfuerzos de conservación. En Egipto (Al-Kharj), Aly *et al.* (2016), con imágenes Landsat, determinaron un aumento de la cobertura vegetal (CV), en ecosistemas áridos (107,4% entre 1987 y 2000) y disminución de la misma (27,5% entre el 2000 y 2013), producto del deterioro y salinización del suelo y el agua.

En México, De León-Mata *et al.* (2014) estudiaron la composición de la cobertura vegetal entre los años 2008 y 2011 para el área prioritaria para la conservación de pastizales conocida como Cuchillas de la Zarca, estimaron una degradación lenta (661 ha anuales de chaparral y 795,6 ha de bosques de encino-pino) debido a la existencia de grandes parches.

En Sinaloa (México), Sanhouse-García *et al.* (2017) entre 1990-2000 identificaron una tasa de cambio durante ese periodo de 52% en la superficie total inicial y de 41% entre 2000-2014 por causa de la ocupación del territorio por el hombre. En Brasil (Paulo Assis Ribeiro, Colorado), dos Santos *et al.* (2015) determinaron entre 1991 - 2010, transiciones de bosque en pasto en un 70%.

En Chile, Sepúlveda-Varas *et al.* (2019) estudiaron el cambio de cobertura y uso de la tierra entre 1994 y 2007 con el índice de Kappa, concluyeron mayor presión de uso en las categorías cultivos, praderas naturales y plantaciones forestales.

CONCLUSIONES

Al realizar una correcta clasificación supervisada de usos de la tierra, fue posible obtener datos reales del terreno que se pueden considerar insumos precisos y confiables para la determinación y análisis de métricas del paisaje, ayudando a establecer y analizar la configuración, diversidad y forma del paisaje, en este caso para el municipio Mayarí.

El índice Kappa es una medida estadística que permite ver la exactitud y precisión de los algoritmos o métodos de clasificación, con lo cual se puede elegir el método que mejor representa la realidad de terreno, por esta razón se sugiere la inclusión del índice en futuras investigaciones.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abaurrea, M. (2013). *Comparación de índices de vegetación en zona semiárida de Navarra*. (Tesis de pregrado). Universidad Pública de Navarra. Escuela Técnica Superior de Ingenieros Agrónomos.
- Aly, A.A.; Al-Omran, A.M.; Sallam, A.S.; Al-Wabel, M.I.; Al-Shayaa, M.S. (2016). Vegetation cover change detection and assessment in arid environment using multi-temporal remote sensing images and ecosystem management approach. *Solid Earth*, 7(2), 713-725.
- Anaya, Jesús Y Valencia, Germán. (2013). Fenología de ambientes tropicales en el marco de la teledetección. *GeoFocus*, ISSN: 1578-5157; 13(2): 195-211.
- Basterra, I. (2011). Cátedra de Fotointerpretación Departamento de Geociencias Facultad de Ingeniería. Disponible en <http://ing.unne.edu.ar/dep/goeciencias/fotointer/pub/teoria2011/parte02/tdi.pdf>
- Belgiu, M.; Drăguț, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 24-31.
- Borhidi, A. y A. Muñiz. (1979). Mapa de Vegetación Potencial de Cuba. *Acta Botánica Academiæ Scientiarum*, Tomus 26 (1-2), 25-53.
- Borràs, J.; Delegido, J.; Pezzola, A.; Pereira, M.; Morassi, G.; Camps-Valls, G. (2017). Clasificación de usos del suelo a partir de imágenes Sentinel-2. *Revista de Teledetección*, 48, 55-66.
- Braunstein, S. (1997). CARIGEOBASE: Una base de datos geográficos de ocupación del suelo, herramienta regional al servicio del medio ambiente y la gestión del espacio, Versión 0-1/114, 61 p.
- Capolupo, A., Nasta, P., Palladino, M., Cervelli, E., Boccia, L., Romano, N. (2018). Assessing the ability of hybrid poplar for in-situ phytoextraction of

- cadmium by using UAV photogrammetry and 3D flow simulator. *International. Journal of Remote Sensing*, 39(15-16), 5175-5194.
- Capote, R. y R. Berazaín. (1984). Clasificación de las Formaciones Vegetales de Cuba, *Revista del Jardín Botánico Nacional*, Vol.V (2), p.27-75.
- Cerda Lorca, J., y Villarroel Del P., L. (2008). Evaluación de la concordancia interobservador en investigación pediátrica: Coeficiente de Kappa. *Revista Chilena de Pediatría*, 79(1), 54-58.
- Chenu, C., Le Bissonnais, Y., y Arrouays, D. (2000). Organic matter influence on clay wettability and soil aggregate stability. *Soil Science Society of America Journal*, 64(4), 1479-1486
- Chuvieco, E. (1995). Fundamentos de Teledetección Espacial. En (*Fundamentals of remote sensing from space*) (2nd ed.). Ediciones RIALP, S.A.
- Chuvieco, E. (2002). *Teledetección ambiental: La observación de la Tierra desde el Espacio* (Ariel S.A.). Ariel Ciencia.
- Chuvieco, E. (2006). Teledetección Ambiental. La observación de la tierra desde el espacio. 2 Ed. Barcelona-España. Ariel, S.A. 586 p.
- Chuvieco, E. (2010). Teledetección Ambiental: La observación de la tierra desde el espacio 3era edición actualizada. *SA España: Ariel*.
- Congalton, R. G., y Green, K. (1993). Practical look at the sources of confusion in error matrix generation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 59(5), 641–644.
- Congalton, R. G., y Green, K. (1993). Practical look at the sources of confusion in error matrix generation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 59(5), 641–644.
- Datta, S.K.; Gomez, K.A. y De Scalsota, J.P. (1988). Changes in yield response to major nutrients and in soil fertilizer under intensive rice Cropping. *Soil Science*, 146(5): 350-358.

- De León-Mata, G.D.; Pinedo-Álvarez, A.; MartínezGuerrero, J.H. (2014). Aplicación de sensores remotos en el análisis de la fragmentación del paisaje en Cuchillas de la Zarca, México. *Investigaciones Geográficas*, 84, 42-53.
- dos Santos, D.I.; Araújo, É.; Pagani, P.C.; Pagani, C.H.; de Araújo, M.E.; Negrão, M. (2015). Análise multitemporal de uso e ocupação do solo do núcleo inicial do projeto integrado de colonização Paulo de Assis Ribeiro no município de Colorado do Oeste - RO. *Caderno de Geografia*, 25(43), 34-51.
- Farías, G; Dimundo, C. (2003). Clasificación No supervisada con Imágenes NDVI. (en línea). Argentina.
- Fernández-Coppel, I. (2001). El Satelite Landsat. Analisis visual de imágenes obtenidas del sensor ETM+ satélite Landsat. (en línea). Valladolid-España.
- Foody, G. M. (2002). Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment* 80(1): 185-201.
- Gao, J., Li, X., Brierley, G. (2012). Topographic influence on wetland distribution and change in Maduo County, Qinghai-Tibet Plateau, China. *Journal of Mountain Science*, 9(3), 362-371.
- García, P., & Pérez, E. (2016). Mapping of soil sealing by vegetation indexes and built-up index: A case study in Madrid (Spain). *Geoderma*, 268, 100–107.
- García-Consuegra, J. (1997). Problemática en la clasificación de Imágenes de Satélite Landsat. 319-330 p.
- George, J., L. Baby, A. P. Arickal and J. Dev Vattoly. (2016). Land Use/Land cover Mapping With Change Detection Analysis of Aluva Taluk Using Remote Sensing and GIS. *International Journal of Science, Engineering and Technology* 4(2): 383-389.
- Gutiérrez, M. A., Bedoya, J. W., y Fernández, V. B. (2005). Clasificación no Supervisada de Coberturas Vegetales sobre Imágenes Digitales de

- Sensores Remotos: "Landsat - Etm+". *Revista Facultad Nacional de Agronomía de Medellín*, pp. 2611 -2634.
- Hernández, P. (2002). Análisis espacio-temporal de la desertificación, usando sensores NOAA-AVHRR y Landsat-TM.
- Hewson, J. ; Ortiz, H. ; Steininger, M. ; Rubin de Celis, E. ; Barrena, V. (2010). Generation of a Multi-temporal Forest Cover and Change Product for San Martin, Perú.
- Jackson, Thomas.; Chen, Daoyi; Cosh, Michael; Li, Fuqin; Anderson, Martha.; Walthall, Charles.; Doriaswamy, Paul y Ray, E. (2004). Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans. *Remote Sensing of Environment* 92: 475-482. DOI:10.1016/j.rse.2003.10.021.
- Joseph, G. (2005). *Fundamentals of remote Sensing*. 2 Ed. Hyderabad-India. Orient Longman privated Limited. 490 p.
- Knevels, R.; Petschko, H.; Leopold, P.; Brenning, A. (2019). Geographic Object-Based Image Analysis for Automated Landslide Detection Using Open Source GIS Software. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.*, 8, 551.
- Lambin, E. F., H. Geist and R.R. Rindfuss. (2006). Introduction: local processes with global impacts. In: Lambien, E.F. and H. J. Geist (ed.). *Land-use and land-cover change*. Springer. Berlin, Heidelberg. Germany. pp- 1-8.
- León, Y. (2002). Material de apoyo al curso: Introducción a las imágenes satelitales. Programa de Modernización de la Jurisdicción de Tierras Tribunal Superior de Tierras. (en línea). Santo Domingo, República Dominicana.
- Llactayo, W.; Salcedo, K.; Victoria, E. (2014). Protocolo de evaluación de la exactitud temática del mapa de deforestación. Dirección General de Ordenamiento Territorial (DGOT). Perú.
- Manna, S.; Mondal, P.P.; Mukhopadhyay, A.; Akhand, A.; Hazra, S.; Mitra, D. (2013). Vegetation cover change analysis from multi-temporal satellite data in Jharkhali Island, Sundarbans, India. *Indian Journal of Geo-Marine Sciences*, 42(3), 331-342.

- Martínez, J. (2005). Percepción remota. Fundamentos de la Teledetección espacial.(en línea). México.
- Meyer W, Turner B. (1994). Change in Land Use and Cover: a global perspective.
- Monterroso Tobar, MF. (2014). Guía práctica: clasificación de imágenes satelitales (en línea). Mundo Geo. 34 p. Consultado 30 nov. 2 017.
- Novelli, L. E., Caviglia, O. P., & Piñeiro, G. (2017). Increased cropping intensity improves crop residue inputs to the soil and aggregate-associated soil organic carbon stocks. *Soil and Tillage Research*, 165, 128-136.
- Novelli, L. E., Caviglia, O. P., Wilson, M. G., & Sasal, M. C. (2013). Land use intensity and cropping sequence effects on aggregate stability and C storage in a Vertisol and a Mollisol. *Geoderma*, 195, 260-267.
- Olaya, A. (2007). Fundamentos de Procesamiento digital de Imágenes. Bogotá, Colombia: I.G.A.C.
- Overmars, K. P. and P. H. Verburg. (2005). Analysis of land use drivers at the watershed and household level: Linking two paradigms at the Philippine forest fringe. *International Journal of Geographical Information* 19: 125-152.
- Pawłuszek, K.; Marczak, S.; Borkowski, A.; Tarolli, P. (2019). Multi-Aspect Analysis of Object- riated Landslide Detection Based on an Extended Set of LiDAR-Derived Terrain Features. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* 8, 321.
- Pérez, D. 2007. Introducción a los sensores remotos con aplicación en Geología. (en línea). Buenos Aires-Argentina.
- Ponvert-Delisle, D. R. (2001). Metodología para realizar la caracterización espectral y cromática de las coberturas terrestres en Cuba. PhD. (Tesis) GEOCUBA-La Habana, Cuba, p.52-55.
- Ponvert-Delisle, Dámaso. (2003). Leyenda de categorías de ocupación del suelo para cuba, una herramienta imprescindible para abordar la cartografía de las coberturas terrestres por teledetección. Anais XI SBSR, Belo Horizonte, Brasil, 05- 10 abril 2003, INPE, p. 621- 628.
- Porta, J., López, M., & Roquero, C. (2003). Edafología para la agricultura y el medio ambiente. En *Ambiente, EDAFOLOGÍA para la agricultura y el medio*.

- Posada, E. (2008). *Prácticas de PDI con ERDAS*. Bogotá, Colombia: I.G.A.C.
- Pour, N. M. y Oja, T. (2020). A comparative analysis of “urban expansion” using remotely sensed data of CORINE Land cover and global human settlement layer in Estonia. *GISTAM 2020 - Proceedings of the 6th International Conference on Geographical Information Systems Theory, Applications and Management, Gistam*, 143–150. <https://doi.org/10.5220/0009195101430150>
- Qin, Yuanwei.; Xiao, Xiangming.; Dong, Jinwei.; Zhou, Yuting.; Zhu, Zhe.; Zhang, Geli.; Du, Guoming.; Jin, Cui.; Kou, Weili.; Wang, Jie y Li, Xiangping. (2015). Mapping paddy rice planting area in cold temperate climate región through analysis of time series Landsat 8 (OLI), Landsat 7 (ETM+) and MODIS imagery *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 105: 220-233. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.04.008>.
- Rawashdeh, S. B. A. (2012). Assessment of Change Detection Method Based on Normalized Vegetation Index in Environmental Studies. *Internatinal Journal of Applied Science and Engineering*. 10, 2: 89-97.
- Rodriguez, A. (2011). *Metodología para detectar cambios en el uso de la tierra utilizando los principios de la clasificación orientada a objetos, estudio de caso piedemonte de Villavicencio, Meta*. Bogota.
- Rokni, K., Musa, T. A. (2019). Normalized difference vegetation change index: A technique for detecting vegetation changes using Landsat imagery. *Catena*, 178, 59-63.
- Sacristán, F. (2006). La Teledetección satelital y los sistemas de protección ambiental. (en línea). *Revista Aquatic* N°24-2006. Madrid-España.
- Sánchez-Pellicer, T.; Martín-Alcón, S.; Tomé-Morán, J.L.; Navarro, J.A.; Fernández-Landa, A. (2017). ForestCO2: monitoring of carbon sinks in *Pinus halepensis* stands in the Region of Murcia. *XVII Congreso Nacional de Teledetección*, Valencia, España.
- Sanhouse-García, A.J.; Bustos-Terrones, Y.; RangelPeraza, J.G.; Quevedo-astro, A.; Pacheco, C. (2017). Multi-temporal analysis for land use and land cover changes in an agricultural region using open source tools. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 8, 278-290.

- Sasal, M. C., Castiglioni, M. G., & Wilson, M. G. (2010). Effect of crop sequences on soil properties and runoff on natural-rainfall erosion plots under no tillage. *Soil and Tillage Research*, 108(1-2), 24-29.
- Sepúlveda-Varas, A.; Saavedra-Briones, P.; Esse, C. (2019). Análisis de cambio de cobertura y uso de suelo en una subcuenca preandina chilena. Herramienta para la sustentabilidad productiva de un territorio. *Revista de Geografía Norte Grande*, 72, 9-25.
- Soria, J; Granados, R. (2005). Relación entre los índices de vegetación obtenidos de los sensores AVHRR del satélite NOAA Y TM del Landsat. *Revista Ciencia Ergo sum*, 12(2): 167-172.
- Tien Bui, D.; Shahabi, H.; Shirzadi, A.; Chapi, K.; Alizadeh, M.; Chen, W.; Tian, Y. (2018). Landslide detection and susceptibility mapping by airsar data using support vector machine and index of entropy models in cameron highlands, Malaysia. *Remote Sensing*, 10, 1527.
- Tran, H., T. Tran and M. Kervyn. (2015). Dynamics of Land Cover/Land Use Changes in the Mekong Delta, 1973-2011: A Remote Sensing Analysis of the Tran Van Thoi District, Ca Mau Province, Vietnam. *Remote Sensing* 7(3):2899-2925.
- UNITED STATE OF GEOLOGICAL SURVEY. (2020). *Landsat Earth observation satellites: U.S. Geological Survey Fact Sheet 2015–3081*", 4 p, DOI: <https://doi.org/10.3133/fs20153081>.
- Warchoń A., Balawejder M., Banaś M., Matkowska K., Nalewajek P., Wysmulski G. (2019). Measurement and calculation of the volume of the heap located in Zastawie village in Poland. 18th edition National Technical-Scientific Conference Modern Technologies for the 3rd Millennium April 4-5, 2019 - Oradea (Romania) Editors Sorin Nistor, Gabriela A. Popoviciu. ED learning. Bologna (Italy). p. 85-90. ISBN 978-88-87729-61-0.
- Wilson, M. G. (2008). *Uso de la tierra en el área de bosques nativos de Entre Ríos, Argentina* (Doctoral dissertation, Universidade Da Coruña).

Zhou, Ya'nan.; Chen, Yuehong.; Feng, Li.; Zhang, Xin.; Shen, Zhanfeng.; Zhou, Xiaocheng. (2018). Supervised and Adaptive Feature Weighting for Object-Based Classification on Satellite Images. IEEE JOURNAL OF SELECTED TOPICS IN APPLIED EARTH OBSERVATIONS AND REMOTE SENSING, doi: 10.1109/JSTARS.2018.2851753