

Desarrollo y propuesta metodológica para el empleo de los Campos Aleatorios de Markov aplicados a técnicas de clasificación de coberturas en imágenes de la superficie terrestre

Sergio Alejandro Rojas Barbosa

Universidad Distrital Francisco José de Caldas

Facultad de ingeniería, Maestría en Ciencias de la Información y las Comunicaciones

Bogotá, Colombia

Junio, 2019

Desarrollo y propuesta metodológica para el empleo de los Campos Aleatorios de Markov aplicados a técnicas de clasificación de coberturas en imágenes de la superficie terrestre

Sergio Alejandro Rojas Barbosa

Tesis presentada como requisito parcial para optar al título de:

Magister en Ciencias de la Información y las Comunicaciones

Director:

PHD. Rubén Javier Medina

Énfasis:

Geomática

Universidad Distrital Francisco José de Caldas

Facultad de ingeniería, Maestría en Ciencias de la Información y las Comunicaciones

Bogotá, Colombia

Junio, 2019

La ciencia del color debe ser considerada, en esencia, como una ciencia de la mente.

James C. Maxwell

Resumen

A pesar de que la teoría de los Campos Aleatorios de Markov (CAM – MRF en inglés) es ampliamente aceptada por la comunidad científica como una de las mejores técnicas de modelamiento de los procesos de variables aleatorias, y ha sido ampliamente usada en las áreas de la física, matemática, procesamiento de imágenes y visión por computadora, sus capacidades no han sido consideradas para un proceso clave dentro la teledetección como lo es clasificación de las coberturas de la superficie.

La presente tesis está orientada a la implementación de un método de clasificación supervisada de las imágenes ópticas multiespectrales de observación de la tierra dentro de una aplicación que permite la clasificación de patrones en las imágenes. Esta aplicación está diseñada para el usuario final y le permite no sólo aportar técnica al usuario al momento de tomar decisiones, sino que facilita la posibilidad de elegir y cambiar los parámetros que se deben tener en cuenta durante el proceso de clasificación. Esta aplicación es de gran valor, ya que, al trabajar con las imágenes multiespectrales, la posibilidad de visualización y selección de las muestras de las diferentes coberturas y validación rápida beneficiando así el procesamiento digital de imágenes y teledetección.

De esta forma, se encontró que la clasificación de imágenes usando MRF permite tener una buena exactitud en el diagnóstico de las diferentes coberturas presentes en el suelo, dado que logra una separación entre los elementos a clasificar, la cual se implementa como técnica de clasificación para la investigación.

Finalmente se presenta una validación y comparación del método estudiado con respecto a los métodos clásicos (KNN y Malahanobis) de clasificación donde se demostrará la utilidad de la aplicación.

Palabras clave: Campos Aleatorios de Markov CAM, Clasificación supervisada, Imágenes Multiespectrales, Coberturas terrestres.

Abstract

Although the Markov Random Fields (MRF) theory is widely accepted by the scientific community as one of the best modeling techniques for random variables processes, and has been widely used in the areas of physics, mathematics, image processing and computer vision, its capabilities have not been considered for a key process in remote sensing as it is the classification of land covers.

This thesis is oriented to the implementation of a supervised classification method of multispectral optical images of earth observation, within an application that allows the classification of image patterns.An application is presented that is designed for the end user, which allows not only technically and theoretically support the user when making decisions, but also facilitates the possibility of choosing and changing the parameters that must be taken into account during the classification process according to the selected method. This application is of great value, since, when working with multispectral images, the possibility of viewing them and being able to select the samples of the different land covers and perform a rapid validation in the same application is beneficial for anyone interested in digital image processing and remote sensing.

It was found that the classification of images using MRF allows to have a good accuracy in the diagnosis of the different coverages present in the soil, since it achieves a separation between the elements to be classified, which will be implemented as a classification technique for the investigation.

Finally, a validation and comparison of the method studied with respect to classical methods (KNN and Malahanobis) of classification where the utility of the application will be demonstrated.

Keywords: Markov Ramdon Fields, Supervised Classification, Multispectral Images, Land Coverages.

Agradecimientos

Dedicación principal

"En primer lugar a Dios, por darme la oportunidad de realizar esta tesis. A mis padres, Rosaura y Oswaldo, por ayudarme incondicionalmente y creer en mí. A mis hermanos Sonia, Edwin, Eduardo, Laura y Ana María, por ser los compañeros de vida. A mi esposa Raiza y a nuestro bebé Diego Alejandro que son mi alegría y fortaleza.

A la Universidad Distrital que me permitió ingresar y vivir múltiples de buenas experiencias en sus aulas como estudiante de pregrado y posgrado

A la Universidad Distrital que por medio de sus docentes los cuales logran ser estrictos y humanos a la vez permitieron crear en mí, y en mis compañeros el ambiente óptimo para desarrollar características profesionales y científicas que aportan en el ámbito social y académico del país.

Al Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC) por proveer datos e insumos de referencia empleados en la validación de la tesis.

A mi compañero Nelson Nieto, quien me apoyo en la traducción del resumen.

NOTA DE ACEPTACIÓN

Nota de aceptación

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

Director

_____

Jurado

_____

Jurado

Contenido

Pág.

Resumen ..... **III**

Lista de figuras ..... **XI**

Lista de tablas ..... **XIII**

Introducción **1**

Justificación **3**

Objetivos **4**
Objetivo General. 4
Objetivos específicos 4

Problema de investigación **5**

1. Marco Teórico **7**
1.1. Percepción Remota 7
Definición de percepción remota 7
1.2. Características de las imágenes obtenidas por sensores remotos 8
Resolución de las imágenes de sensores remotos 10
1.3. Modelado y Mejoramiento de imágenes 12
Modelamiento de imágenes 13
Corrección radiométrica/atmosférica. 13
Identificación de coberturas terrestre. 15
1.4. Leyenda Corine Land Cover 16
1.5. Clasificación digital de coberturas 16
Clasificación supervisada y no supervisada de imágenes 17
Algoritmos de clasificación supervisada de imágenes 18
1.6. Algoritmos de asignación de clases 21
K-Vecinos más cercanos 21
Distancia Malahanobis 22
1.7. Modelos de Campos aleatorios de Márkov (CAM). 22
1.8. Evaluación de la exactitud temática. 31
1.9. Estado del Arte 32

2. Metodología y diseño 38
2.1. Herramientas utilizadas para la investigación 39
2.2. Fase de alistamiento y preprocesamiento de datos 41
2.3. Desarrollo e implementación de algoritmos de procesamiento. 61
2.4. Validación temática.....64
2.5. Postprocesamiento y salidas cartograficas 65

3. Resultados Obtenidos..... 67
3.1. Clasificación MRFcon el aplicativo desarrollado 68
3.2. Clasificación KNN con el aplicativo desarrollado 69
3.3. Clasificación de Malahanobis del Software ERDAS.....71
3.4. Objetivo 1: Desarrollar un entorno, modulo o aplicación de usuario ..... para la clasificación de coberturas empleando los Campos Aleatorios de Markov en imágenes de observación de la superficie terrestre. 73
3.5. Objetivo 2: Establecer y validar eficacia del método de clasificación usando Campos Aleatorios de Markov usando matrices de confusión y análisis de exactitud…….74
3.6. Objetivo 3: Realizar análisis comparativo del modelo propuesto con respecto a dos modelos clásicos de clasificación. 77

4. Conclusiones y recomendaciones..... 84
4.1. Conclusiones 84
4.2. Recomendaciones 85

Bibliografía 88

Lista de figuras

Pág.

Figura 1-1 Imagen Sentinel 2A de la ciudad de Cartagena de Indias (R: Roja, G: Verde y B: Azul) del 27 de enero del 2018. 8
Figura 1-2 Imagen LandSat 8 OLI de Cartagena de Indias (R: Infrarrojo, G: Rojo y B: Azul) del 02 de febrero del 2018. 9
Figura 1-3Tipos de resolución espacial. 11
Figura 1-4Resolución espectral 11
Figura 1-5Incidencia y reflexión sobre superficie lambertianas 14
Figura 1-6. Clasificación de coberturas 17
Figura 1-7 Esquema general del proceso de clasificación de imágenes 18
Figura 1-8 Esquema general del proceso de clasificación supervisada de imágenes 19
Figura 1-9 Conjunto de sitios S 23
Figura 1-10. Conexiones comunes para los modelos de campo aleatorios. 24
Figura 1-11Cliques simples 26
Figura 1-12 Variación en la estimación de parámetros 30
Figura 2-1. Esquema general de la metodología 38
Figura 2-2.Visualización de la página web de descarga de imágenes de satélite. 42
Figura 2-3.Herramienta de corrección atmosférica. 45
Figura 2-4.Herramienta Juego de Bandas. 46
Figura 2-5.Combinación (R: Rojo, G: Verde, B: Azul) del granulo T18NYK del sensor Sentinel 2A del 22 de diciembre del 2018. 47
Figura 2-6.Herramienta Clipper de QGIS 48
Figura 2-7. Captura de pantalla de la combinación (R: IRC, G: Verde, B: Rojo) de la imagen del 23 de Diciembre del 2018. LandSat 8 OLI, sobre un área comprendida en municipios de Puerto López, San Carlos de Garagoa, Villavicencio(Meta - Colombia). 48
Figura 2-8.Captura de pantalla de la combinación (R: IRC, G: IRM, B: Rojo) de la imagen del 22 de Diciembre del 2018.Sentinel 2A, sobre un área comprendida en municipios de Puerto López, San Carlos de Garagoa, Villavicencio. 50
Figura 2-9.Histogramas de la imagen del 22 de Diciembre del 2018 de la imagen Sentinel 2A 52
Figura 2-10.Correeograma de las bandas de la imagen del 22 de Diciembre del 2018 de la imagen Sentinel 2A 54
Figura 2-11.Histogramas de las bandas de la imagen del 23 de Diciembre del 2018 de la imagen LandSat8 OLI. 55

Figura 2-12.Correolograma de las bandas de la imagen del 23 de Diciembre del 2018 de la imagen LandSat 8 OLI. 57
Figura 2-13.Selección de muestras de clase de entrenamiento dentro del aplicativo implementado. 61
Figura 2-14.Esquema detallado del procesamiento del modelo propuesto. 61
Figura 2-15.Selección del algoritmo de clasificación. 63
Figura 2-16.Matriz de confusión y coeficiente kappa. 64
Figura 2-17.Vista del resultado dela capa clasificada del IGAC. 65
Figura 2-18.Comparación visual de la capa raster clasificada de entrada y la capa raster clasificada generalizada. 66
Figura 3-1 Mapa resultante de la clasificación supervisada MRF empleando la imagen LandSat 8 OLI. 68
Figura 3-2 Mapa resultante de la clasificación supervisada MRFempleando la imagen Sentinel 2A. 69
Figura 3-3 Mapa resultante de la clasificación supervisada K nearest neighbor empleando la imagen LandSat 8 OLI. 70
Figura 3-4 Mapa resultante de la clasificación supervisada K nearest neighbor empleando la imagen Sentinel 2A. 71
Figura 3-5 Mapa resultante de la clasificación supervisada de Malahanobis empleando la imagen LandSat 8 OLI. 72
Figura 3-6 Mapa resultante de la clasificación supervisada de Malahanobis empleando la imagen Sentinel 2A. 73
Figura 3-7 Interfaz de usuario del aplicativo de clasificación implementado 74

Lista de tablas

Pág.
Tabla 1. Valoración del índice Kappa 32
Tabla 2. Características técnicas LandSat 8 OLI..... 43
Tabla 3. Características técnicas Sentinel 2SA 44
Tabla 4. Bandas a Sentinel y LandSat 8 OLI empleadas 46
Tabla 5 Características de la imagen LandSat 8 OLI procesada 49
Tabla 6 Características de la imagen Sentinel 2A procesada 50
Tabla 7. Medidas de tendencia central – unibanda (univariada)..... 51
Tabla 8. Medidas de dispersión – unibanda (univariada) 52
Tabla 9. Matriz de correlación 54
Tabla 10. Medidas de tendencia central -unibanda (univariada) 55
Tabla 11. Medidas de dispersión -unibanda (univariada)..... 55
Tabla 12. Matriz de correlación..... 56
Tabla 13. Coberturas área de estudio. 58
Tabla 14. Coberturas área de estudio. 58
Tabla 15. Tabla Chi-cuadrado. 60
Tabla 16. Relación cantidad mínima de muestras por cobertura. 60
Tabla 17. Matriz de confusión o error resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen LandSat 8 OLI los Campos Aleatorios de Markov empleando la herramienta implementada. 75
Tabla 18. Resultado de la validación por cobertura de la precisión de la clasificación de la imagen LandSat 8 OLI el método de los Campos Aleatorios de Markov usando QGIS. 75
Tabla 19. Matriz de confusión o error resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen Sentinel 2A por el método de los Campos Aleatorios de Markov empleando la herramienta implementada. 76
Tabla 20. Resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen Sentinel 2A empleando el método de los Campos Aleatorios de Markov usando QGIS. 76
Tabla 21. Matriz de confusión o error resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen LandSat 8 OLI empleando el algoritmo de Malahanobis de Erdas empleando la herramienta implementada. 77
Tabla 22.Resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la LandSat 8 OLI empleando el método de los Malahanobis usando QGIS. 78

Tabla 23. Matriz de confusión o error resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen LandSat 8 OLI empleando el algoritmo de K nearest neighbor empleando la herramienta implementada. 78
Tabla 24.Resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen LandSat 8 OLI empleando el método de los K nearest neighbor usando QGIS. 79
Tabla 25. Matriz de confusión o error resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen Sentinel 2A empleando el algoritmo de Malahanobis del software comercial ERDAS. 80
Tabla 26.Resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen Sentinel 2A empleando el método de Malahanobis usando QGIS..... 80
Tabla 27. Matriz de confusión o error resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen Sentinel 2A empleando el algoritmo de K - nearest neighbor empleando la herramienta implementada. 81
Tabla 28.Resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen Sentinel 2A empleando el método de los K nearest neighbor usando QGIS. 81
Tabla 29 Comparación de los resultados obtenidos 82

Introducción

Desde hace más de una década existen programas en el mercado diseñados para apoyar en las tareas de Procesamiento Digital de Imágenes de percepción remota, programas que en la mayoría de las aplicaciones se han concentrado principalmente en situaciones simples y con procesos no del todo automáticos tal como lo indica Juan Mena (2003) en su Tesis Doctoral. El panorama anterior no ha cambiado mucho actualmente, puesto que estos programas aun solo ofertan algoritmos clásicos de clasificación; no incluyendo algoritmos y técnicas robustas sustentadas en teorías matemáticas como la propuesta de Julian Besag (1986) que plantea usar la teoría de los procesos estocásticos del matemático ruso Andrei Markov (1856 – 1922) en el análisis de imágenes.

Para obtener el marco conceptual que comprende la temática de la tesis se recurre a trabajos ya elaborados como los realizados por M. Pujol (2010) y P. Arques (2005) en la segmentación de imágenes satelitales y aerotransportadas además de trabajos realizado por Zerubia et al (2009) en función a la aplicabilidad de los Campos Aleatorios de Markov (CAM) para la segmentación de imágenes, entre otros.

El aporte y la motivación de esta tesis consisten en la validación y desarrollo de una metodología que desde los principios matemáticos de los MRF sirva como apoyo en alguna de las clasificaciones supervisadas. De esta forma, el primer capítulo se inicializa con la introducción, seguido de la formulación del problema que plantea el vacío de conocimiento sobre el uso, eficacia y validación de los MRF sobre imágenes de observación de la tierra,

así como la justificación del mismo y los objetivos que se derivan. Después se presenta el estado de arte y antecedentes de los métodos de clasificación, enfatizando en trabajos previos de Procesamiento Digital de Imágenes (PDI) donde se han usado los MRF; sirviendo como preámbulo a una contextualización teórica de los conocimientos necesarios como base para desarrollo de la tesis. Se continua con la descripción metodológica de la tesis y se procede con las validaciones, análisis y resultados y cerrando el documento con el capítulo de conclusiones y recomendaciones.

Justificación

Al analizar el software de procesamiento de imágenes de observación de la tierra de apoyo que es ofrecido en el mercado, se evidencia que solo se ofrecen los métodos convencionales de clasificación de imágenes, además, en la últimas décadas la comunidad científica ha promovido la investigación donde se busca la aplicabilidad de los principios teóricos, algoritmos y técnicas que ayuden a solucionar la necesidad creciente de extraer información a partir de una única imagen, aérea o satélite de forma automática y confiable.

Por tal motivo, en los últimos años alrededor del mundo se han venido desarrollando algoritmos de clasificación supervisada de imágenes en los cuales se desarrollan los clasificadores utilizando redes neuronales, lógica difusa, redes Bayesianas entre otros (Caviedes Sanabria Milton Antonio, 2009),(O. Cortazar Martínez, 2006),(Cáceres & Verónica, 2017). La aplicabilidad de los métodos clásicos de clasificación en el mejor de los casos posee 80% de precisión global para el tipo supervisado, y esta precisión puede ser aún menor cuando la clasificación es del tipo no supervisado (Lang, Shao, Pijanowski, & Farnsworth, 2008), así que la comunidad científica propone la exploración de nuevos métodos de clasificación que puedan proporcionar mejores resultados para obtener una clasificación satisfactoria (Anderson, Hardy, Roach, Witmer, & Peck, 1976), es por esto que en este trabajo se propone estudiar los modelos de los Campos Aleatorios de Markov para la discriminación de las coberturas de superficie terrestre.

De acuerdo con lo anterior en esta tesis de investigación se plantea analizar la clasificación a partir de los Modelos de Campos de Aleatorios de Markov MRF en función de las imágenes de observación de la superficie terrestre, definir una metodología para su aplicabilidad y eficacia, así como la comparación de esta eficacia respecto a los métodos clásicos de clasificación.

Objetivos

A continuación, se presentan los objetivos del presente trabajo de tesis:

Objetivo General.

Implementar una metodología para el empleo de los Campos Aleatorios de Markov para el mejoramiento de las técnicas de clasificación de coberturas en imágenes LandSat8 OLI y Sentinel 2A de observación de la superficie terrestre.

Objetivos específicos

- Desarrollar un entorno, modulo o aplicación de usuario para la clasificación de coberturas empleando los Campos Aleatorios de Markov en imágenes de observación de la superficie terrestre.

- Establecer y validar eficacia del método de clasificación por Campos Aleatorios de Markov usando matrices de confusión y análisis de exactitud.

- Realizar análisis comparativo del modelo propuesto con respecto a dos modelos clásicos de clasificación.

Problema de investigación

La clasificación supervisada de datos, es el proceso que se lleva a cabo para encontrar propiedades comunes entre un conjunto de datos y clasificarlos dentro de diferentes rangos, de acuerdo a un modelo de clasificación(García, Martínez, Nuñez, & Guzmán, 1998). Por lo general este tipo de clasificaciones tienen implicaciones elevadas, debido a los costos de las imágenes de alta resolución, y del software implementado para realizar la clasificación, Adicionalmente, se debe agregar el factor humano, ya que al clasificar las imágenes se debe incluir todo el aporte experimental para lograr un resultado lo más acercado posible a la realidad (López, Valero, & Escorcia, 2004).

En este sentido aún se aplican las mismas técnicas de clasificación de los años setenta(Blaschke, Lang, Lorup, Strobl, & Zeil, 2000), y si bien la investigación y el desarrollo de los métodos avanzados de clasificación han rendido frutos aún no se ha identificado un método que sea aceptado por la comunidad científica y académica que compita directamente con los algoritmos tradicionales (Borràs et al., 2017), (Perea, Meroño, & Aguilera, 2009).

En esta línea nace la idea de incorporar la propiedad de markoviana que se caracteriza por la aseveración que un dato depende solamente del evento inmediatamente anterior. Esta propiedad es heredada por los Modelos MRF, pero ahora con un enfoque espacial, donde se puede considerar que un dato depende de sus datos vecinos. Ahora, pensando que estos datos pueden ser píxeles y si se habla de una imagen a clasificar, el enfoque se entendería como: *si un gran número de vecinos de un píxel son de una clase, es probable que el píxel actual sea de la misma clase*. Por tanto, se consideraría no solo una dependencia espectral sino también una dependencia espacial lo que podría permitir una mejor agrupación o clasificación de píxeles en una imagen espectral o multiespectral. De las anteriores conjeturas se generan las siguientes preguntas que se desarrollan en esta investigación.

¿El método de los MRF permite mejorar las clasificaciones supervisadas? y

¿En qué medida mejora la exactitud de la segmentación a partir de los modelos de los MRF?

1. Marco Teórico

A continuación, se presenta los conceptos fundamentales necesarios para el desarrollo de la actual tesis.

1.1. Percepción Remota

La gran cantidad de datos recolectados destinados al monitorio que tienen diferentes características y finalidades particulares como por ejemplo el monitoreo del clima, la evaluación de la forma de la tierra, las aplicaciones medioambientales y militares entre otras. Debido al gran repositorio de datos e imágenes se generan inconvenientes asociados, al tratamiento de estos datos: automatizar los procesos de extracción y la clasificación de entidades como ríos, zonas de vegetación, zonas urbanas, vías, entre otros tipos de cobertura.

Definición de percepción remota

Percepción remota o teledetección, desde un punto de vista estrictamente técnico, se puede definir como “el conjunto de técnicas, aparatos y procedimientos que permiten obtener y analizar las imágenes de la superficie de la Tierra desde sensores ubicados remotamente" (Chuvieco & Huete, 2010),(Salinero, 2008).

La palabra teledetección semánticamente corresponde a la traducción de la expresión inglesa remote sensing, ciencia aplicada que surgió a principio de los años sesenta para definir los métodos de observación remota de la superficie de la tierra. Aunque en sus orígenes este término se aplicó principalmente a la fotografía aérea, posteriormente también se incluyó la observación a través de plataformas de observación satelitales, surgiendo así la teledetección satelital.

La teledetección permite la adquisición de la información sobre la superficie terrestre sin necesidad de tener contacto con la zona que está siendo observada(Rees, 2012). Esta ciencia se puede utilizar en diferentes aplicaciones(Marchionni & Schalamuk, 2010),(Marchionni & Schalamuk, 2010),(Rodríguez & González, 2006) dando soporte para resolver y mejorar los problemas derivados de las diferentes temáticas que se estén modelando a partir de ella, por ejemplo: los problemas medioambientales, climatológicos, de temperaturas, etc. En este espectro de aplicaciones, podemos encontrar algunas que incluyen la tipificación del suelo, los análisis de recursos hídricos, establecer las zonas de protección ambiental o simplemente los análisis multitemporales, entre otras.

1.2. Características de las imágenes obtenidas por sensores remotos

Una imagen es una matriz de celdas, donde cada celda se denomina píxel. A cada píxel se le asigna un valor digital, que corresponden a la reflectividad discretizada recogida por un sensor específico. Por lo tanto, una imagen multiespectral es en realidad un conjunto de matrices, con las mismas propiedades geométricas, donde cada matriz almacena el valor de reflectancia de los píxeles en un intervalo de longitud de onda concreto del espectro electromagnético(Espínola, 2014).

Las imágenes obtenidas por sensores remotos pueden tener un número diferente de bandas espectrales, como es el caso de las imágenes multiespectrales, o como ocurre con las imágenes hiperespectrales (con cientos de bandas espectrales). Dentro las imágenes multiespectrales se encuentra los sensores LandSat 8 OLI y Sentinel2A los cuales son muy demandados tanto por sus capacidades como por el beneficio de gratuidad y fácil acceso. Las Figuras 1-1 y 1-2 muestran la misma zona a partir de imágenes de satélite LandSat 8 OLI y Sentinel 2A.

Figura 1-1 Imagen Sentinel 2A de la ciudad de Cartagena de Indias (R: Roja, G: Verde y B: Azul) del 27 de enero del 2018.

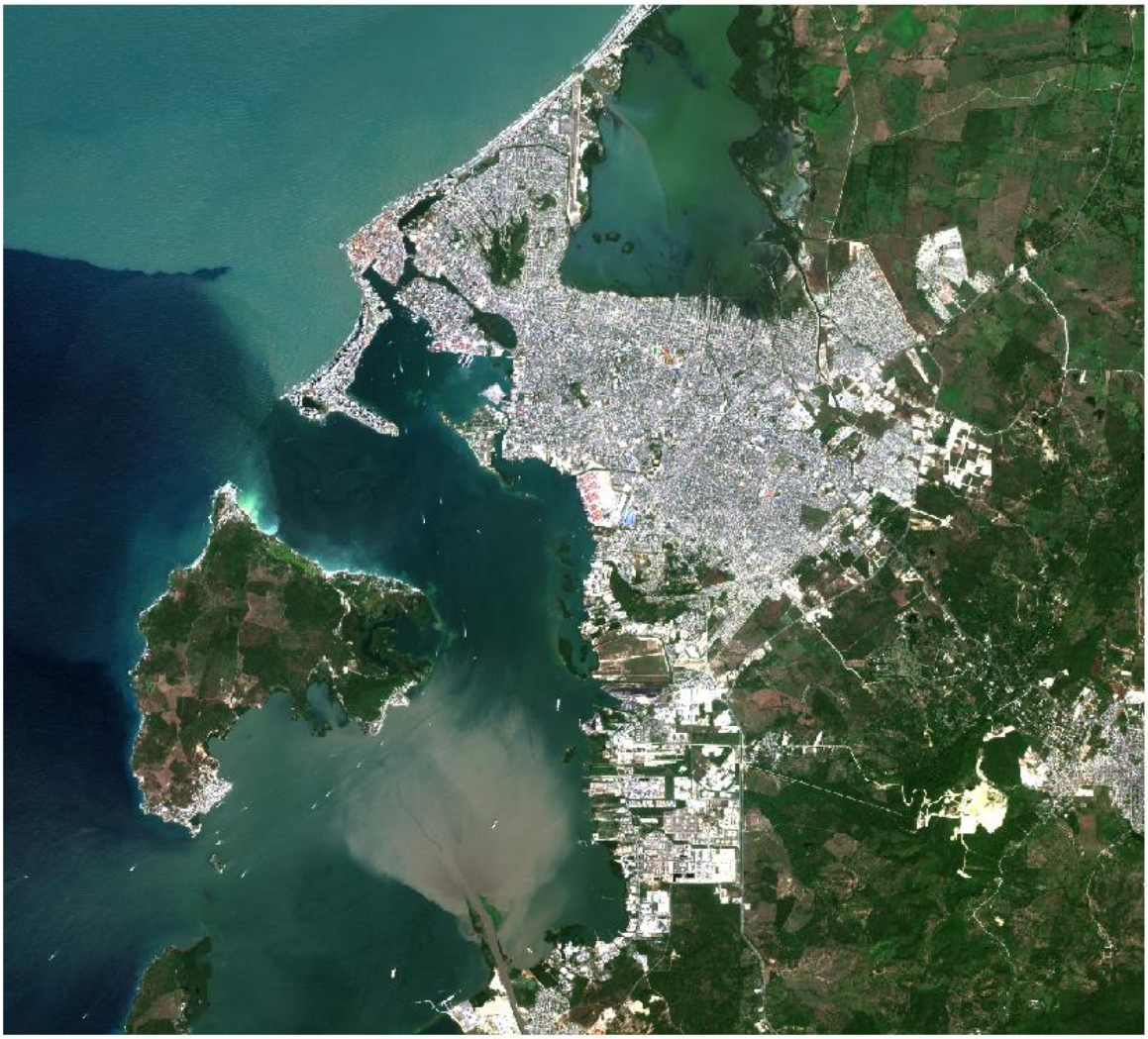


Imagen multiespectral obtenida desde https://earthexplorer.usgs.gov/

En una imagen captada por los sensores remotos también se pueden combinar distintas bandas entre sí, para conseguir diferentes resultados, dependiendo del estudio que se quiera realizar.

Figura 1-2 Imagen LandSat 8 OLI de Cartagena de Indias (R: Infrarrojo, G: Rojo y B: Azul) del 02 de febrero del 2018.

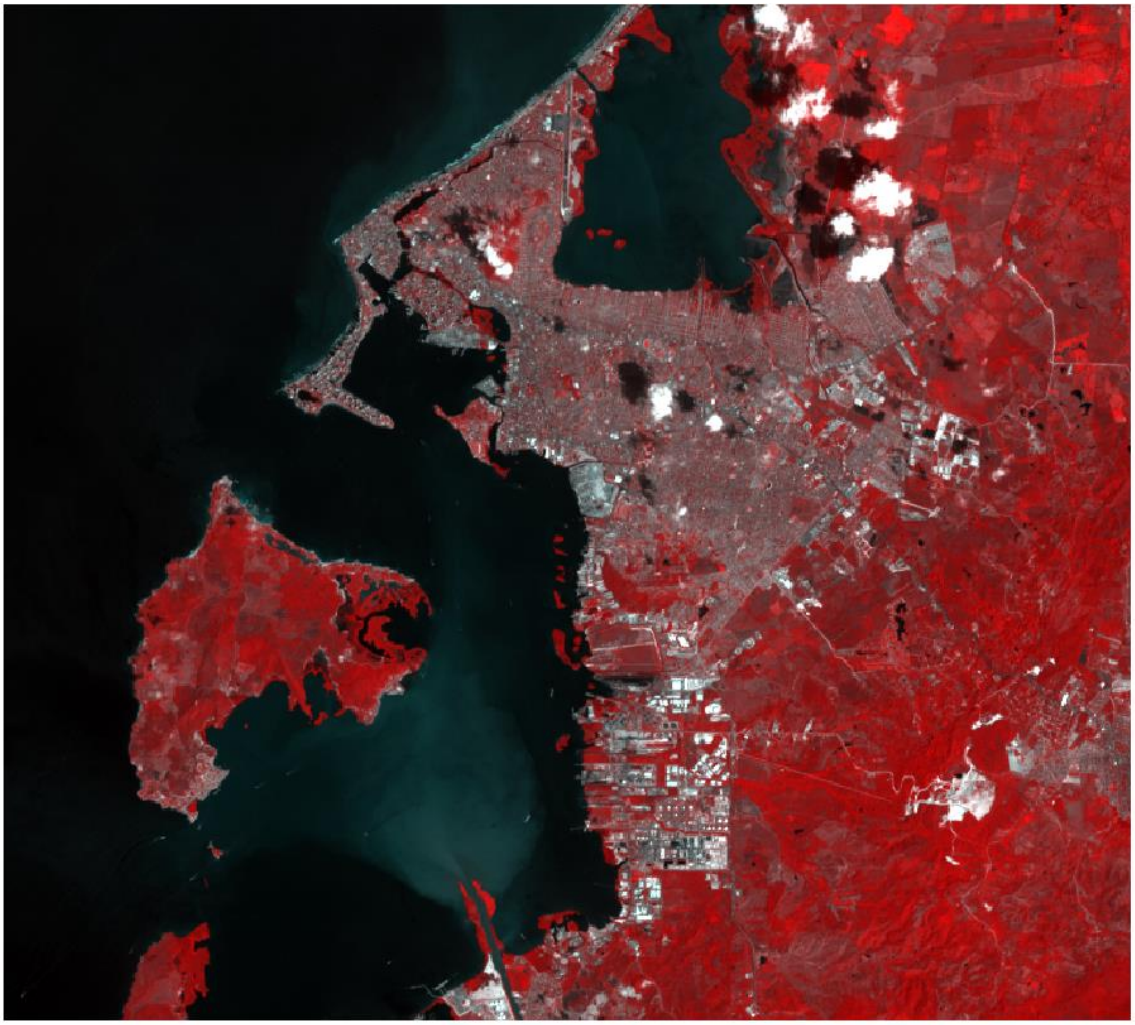


Imagen multiespectral obtenida desde https://earthexplorer.usgs.gov/

Resolución de las imágenes de sensores remotos

Los sensores remotos captan la radiación emitida o reflejada por la superficie terrestre en cuatro dimensiones distintas: espacio, tiempo, longitud de onda y radiancia (Espínola, 2014). Toda esta información debe ser muestreada por los sensores para convertirla en datos digitales discretos. Esté proceso de discretización tiene por lo tanto tres resoluciones posibles (Espínola, 2014):

Resolución espacial: es la capacidad de la captura de la unidad básica de información "píxel" de los detectores del lente del sensor, es decir que tanta información puede contener en un pixel o en un grupo de pixeles.

Figura 1-3Tipos de resolución espacial.

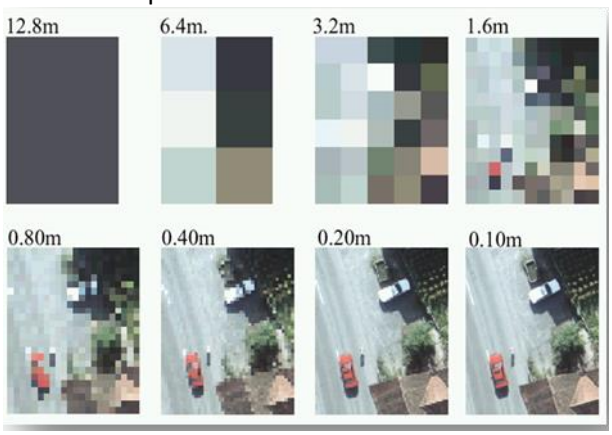


Imagen tomada desde http://cmapspublic3.ihmc.us/rid=1NMV3C40N-11GBJNN-1666/ el 10 de marzo de 2019

Este valor puede variar bastante dependiendo del tipo de sensor que tome la imagen y además dependiendo del tipo de fenómeno que se quiera estudiar, convendría elegir un tipo de resolución u otra. Por lo tanto, la resolución espacial que se elija para cada estudio debe ser lo suficientemente amplia como para poder disponer de la información que necesitamos representar en la imagen y, a su vez, lo suficientemente reducida como para descartar información redundante(Espínola, 2014). Mantener dicho equilibrio permite ahorrar no solo los costes computacionales innecesarios, sino también resultados erróneos, por no disponer de la suficiente información.

Resolución espectral: es el número y el rango de la longitud de las ondas electromagnéticas de las bandas captadas por el sensor. A mayor número de bandas, se dispone de mayor número de variables que pueden describir cada píxel de la imagen. Por otro lado, las bandas estrechas aumentan el poder discriminante de los valores captados por el sensor sobre las bandas anchas. El número de bandas y la anchura depende del objetivo que se pretende cubrir con la información captada por el sensor(Espínola, 2014).

Figura 1-4 Resolución espectral

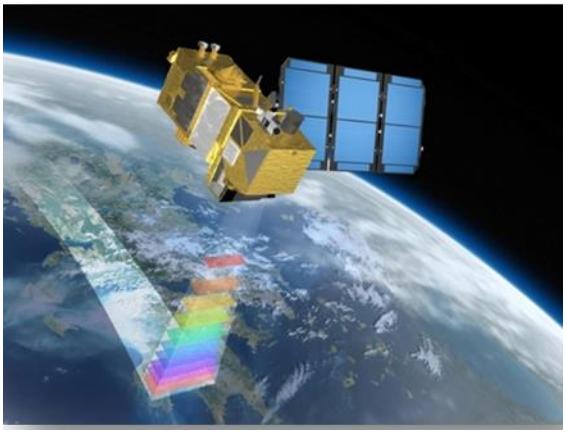


Imagen tomada desde http://misistemasolar.com/satelites-meteorologicos/
el 10 de marzo de 2019

Resolución radiométrica: es la sensibilidad o niveles de profundidad de capturada del sensor y posteriormente almacenada. Esta resolución se suele expresar como el número de bits necesarios para almacenar cada píxel, lo que ofrece el número de niveles digitales (ND) del sensor. A mayor resolución radiométrica, mayor información será captada por el sensor(Espínola, 2014).

Algunos autores aceptan la siguiente característica temporal como otra resolución de la imagen:

Resolución temporal: es el intervalo de tiempo que transcurre entre cada imagen obtenida por el sensor de la misma zona de la superficie terrestre. Esta resolución puede ser por demanda como en el caso de los aviones y drones, o cada 10 minutos en el caso del satélite GOES 3 y sistemas de constelación de satélites.

1.3. Modelado y Mejoramiento de imágenes

La clasificación de los elementos en imágenes de sensores remotos implica numerosos conceptos y procedimientos técnicos, desde el modelamiento de una imagen en una matriz de datos de valores digitales, la corrección de estos valores (corrección radiométrica), los mejoramientos espectrales y espaciales para facilitar la interpretación y segmentación.

Modelamiento de imágenes

La representación de las imágenes se obtiene suponiendo que la imagen observada cumple un proceso estocástico bidimensional Z, el cual es en función de otros dos procesos: la imagen original X y el ruido Y. En el caso de las imágenes de radar el modelo multiplicativo las representa mejor (Sarode & Deshmukh, 2011)**.**

$$\boldsymbol{Z = X * Y} \qquad \textbf{(Ec1)}$$

En el caso de las imágenes ópticas multiespectrales el modelo más útil es el modelo aditivo (Jensen, 2005).

$$\boldsymbol{Z = X + Y} \qquad \textbf{(Ec2)}$$

El ruido multiplicativo y aditivo son por lo generalmente sistemáticos y atribuidos a los dispositivos y la captura.

Corrección radiométrica/atmosférica.

Esté concepto es muy genérico y hace referencia a ciertas técnicas que modifican los niveles digitales originales con el fin de acercarlos a las condiciones ideales de recepción por parte del sensor. Para los proyectos de análisis multitemporal y multisensorial de imágenes, es importante realizar las correcciones radiométricas y/o atmosféricas relacionadas con la obtención de variables físicas (reflectancia) de los datos en los casos donde se van a comparar y analizar las imágenes de diferentes épocas y de diferentes sensores y condiciones de toma porqué estandariza los niveles digitales radiométricos de forma tal que los vuelve comparables (Ariza, J, B, & Ramírez, 2013).

- Reflectividad Aparente

Partiendo del concepto general donde la reflectividad, es la relación existente entre la energía reflejada por el objeto y el incidente.

$$\boldsymbol{\rho = \frac{L_{reflejada}}{L_{incidente}}} \qquad \textbf{(Ec3)}$$

La relación (Ecuación 3) implica la determinación de variables físicas a partir de los niveles digitales (ND) originales de la imagen, esto resulta de gran utilidad en las diferentes etapas

de la interpretación y procesamiento de imágenes satelitales y es un paso previo a éstas, lo que permite estandarizar los valores de las variables y los hace comparables con imágenes del mismo sensor o de otros sensores.

Los valores resultantes del cálculo de reflectividad oscilan entre 0 y 1, en donde 0 sería de una superficie completamente absorbente y 1 para una superficie completamente reflectora de la energía incidente. Para el cálculo de la reflectividad aparente (modelo simplificado) se deben transformar los ND en valores de radiancia($\mathbf{L_{sen,k}}$), partiendo de los coeficientes de calibración del sensor, para posteriormente obtener la reflectividad a partir de dicha radiancia, para lo cual se requiere conocer la irradiancia solar y la fecha de adquisición de la imagen de la cual se estima el factor de corrección de la distancia Tierra-Sol y el ángulo cenital$\boldsymbol{\theta_i}$, (Ariza et al., 2013).

La reflectividad aparente se calcula por medio de la siguiente fórmula:

$$\boldsymbol{\rho_k} = \frac{\mathbf{Distancia_{Sol-Tierra}}^{\mathbf{2}} * \boldsymbol{\pi} * \mathbf{L_{sen,\,K}}}{\mathbf{Irradiancia_{Solar}} * \mathbf{cos}\,\boldsymbol{\theta_i}} \qquad \textbf{(Ec4)}$$

Donde,

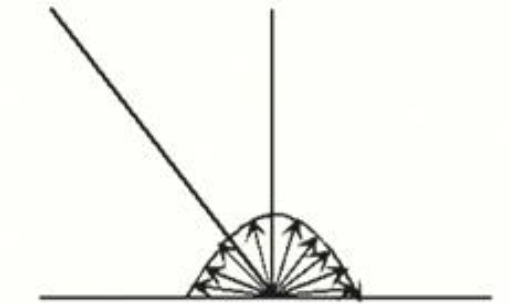
$\boldsymbol{\rho_k}-$ es la Reflectividad Aparente

$\mathrm{k}-$ es la banda correspondiente

$\theta_i = 90° -$ angulo de elevación

La reflectividad aparente asume que la observación se hace para una atmosfera vacía de manera vertical y sobre un suelo plano y superficies asumidas como lambertianas.

Figura 1-5Incidencia y reflexión sobre superficie lambertianas



Fuente: Chuvieco (2000)

En ocasiones las investigaciones exigen métodos más rigurosos de corrección radiométrica que tenga en cuenta la atmósfera terrestre y se logre obtener unos valores físicos más puros, para esto que también se emplea la corrección atmosférica.

- Corrección atmosférica:

La atmósfera está compuesta por distintos elementos los cuales alteran la radiancia original que proviene de la superficie de la tierra, el efecto más significativo que es esto trae es la dispersión del flujo que es reflejado desde dicha superficie como consecuencia de del vapor de agua, aerosoles y gases. Debido a lo anterior, es necesario realizar una serie de correcciones que permitan mitigar dichos efectos atmosféricos, cada software de procesamiento de imágenes incorpora algún tipo de correcciones radiométricas que van en función del sensor que se utilice y para sensores no soportados existe la posibilidad de crear modelos de correcciones radiométricas específicos a cada sensor, lo cual implica el conocimiento de ciertos parámetros del sensor presentes en el metadato o calculables a partir de este.

Identificación de coberturas terrestre.

La identificación de coberturas terrestres empleando imágenes se puede realizar mediante dos metodologías diferentes y complementarios, la interpretación visual y la clasificación digital utilizando algoritmos especializados para estos propósitos, pero en ambos casos los resultados dependerán del conocimiento a priori de la zona que se encuentre analizando y de las coberturas que en esta puedan estar.

En el escenario de la interpretación visual, el intérprete tiene un papel fundamental que es el responsable de identificar y digitalizar cada una de las coberturas dependiendo de su experiencia para generar los mapas de coberturas. En este escenario es recomendable utilizar la técnica para estimar la combinación de bandas con mayor variabilidad llamada "índice de Factor óptimo" (Dwivedi & Rao, 1992).

$$\boldsymbol{OIF} = \sum_{k=1}^{3} Sd_K * \sum_{j=1}^{3} \left| CC_J \right| \qquad \textbf{(Ec5)}$$

Dónde:

Sd_K = Desviación estándar de la banda.
$|CC_J|$ = Valor absoluto de la correlación entre dos de las tres bandas

Se considera que la combinación de tres bandas con los más altos valores de OIF presenta la mayor variabilidad por lo que es posible observar mejor las diferencias en las imágenes(Dwivedi & Rao, 1992).

La segunda metodología que es la que interesa para el actual trabajo de tesis es la metodología mediante la clasificación digital semiautomática de coberturas en imágenes multiespectrales empleando técnicas supervisadas de entrenamiento.

1.4. Leyenda Corine Land Cover

La leyenda Corine Land Cover CLC es una descripción y asignación de códigos a cada una de las coberturas de la superficie de la tierra y surge cuando la Comisión Europea crea un proyecto de Coordinación de la información sobre el medio ambiente, en inglés "Coordination of Informationon the Environment" CORINE para mapear la cobertura terrestre y el uso de la tierra de los estados miembros a partir de datos de teledetección(Groom, Mücher, Ihse, & Wrbka, 2006).

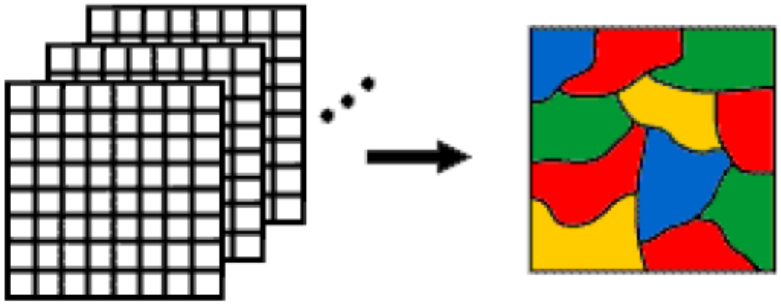
El CORINE Land Cover Map 1990 fue producido generalmente por interpretación visual de imágenes Landsat TM y digitalización manual. Muestra 44 tipos de cobertura en formato vectorial a escala 1: 100000, con una unidad mínima asignable de 25 ha.

1.5. Clasificación digital de coberturas

La clasificación digital utiliza la información espectral en una o más bandas espectrales también llamados vectores de características, para clasificar cada píxel individual sobre la base de esta información espectral o siguiendo siguen un patrón espectral. En cualquier caso, el objetivo es asignar todos los píxeles de la imagen para clases particulares (por ejemplo, agua, bosques, cultivos, zona urbana, etc.). La imagen clasificada resultante se compone de

píxeles que pertenecen a un tema en particular, y es esencialmente representado en un mapa temático (Mather P., Tso B., 2009).

Figura 1-6. Clasificación de coberturas



Fuente: CCRS (2013)

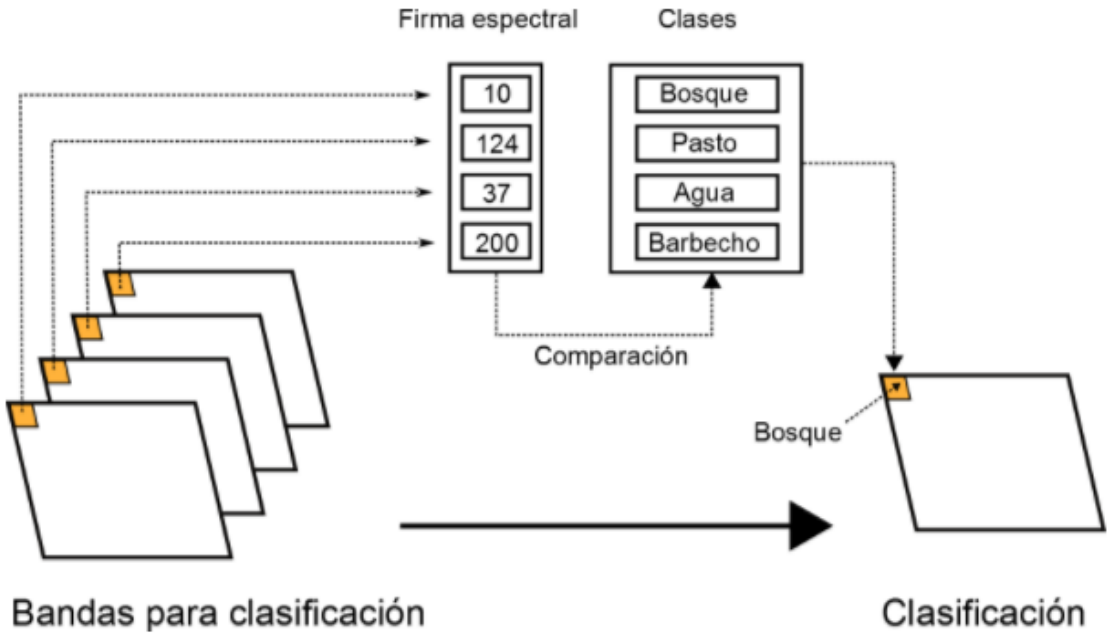
Clasificación supervisada y no supervisada de imágenes

La clasificación de imágenes es un proceso que consiste en agrupar los píxeles y asignarles a cada grupo una etiqueta (clases o categorías), de este modo todos y cada uno de los píxeles se asocian a una clase espectral en un número finito de clases, basándose en los valores espectrales de las distintas bandas, convirtiendo de este modo la información captada por los sensores como niveles digitales a una escala categórica fácil de interpretar(Mather P., Tso B., 2009). Los píxeles que pertenezcan a la misma clase deberán tener unas características espectrales similares(Schowengerdt R.A., 1985).

La clasificación de imágenes satelitales es la categorización de imágenes de acuerdo con el tipo de cobertura de la superficie del suelo, y permite por ejemplo distinguir entre áreas forestales y residenciales. La clasificación de una imagen es una tarea que se realiza con el propósito de convertir datos cuantitativos (generalmente los niveles digitales de los píxeles en cada banda espectral) en datos cualitativos (temas o clases que son importantes en un dominio específico del conocimiento)(Richards, J. A. y Jia X., 1999). La motivación principal de una clasificación es la de representar un fenómeno que ocurre sobre la superficie terrestre a partir de la generalización y agrupación de datos obtenidos mediante sensores remotos(Jensen J.R, 2005).

La imagen que se obtiene como resultado consiste básicamente en un mapa temático de la imagen original(Schowengerdt R.A., 1985). Posteriormente la imagen clasificada se generaliza para eliminar el ruido generado por el método de clasificación.

Figura 1-7 Esquema general del proceso de clasificación de imágenes



Fuente: Olaya (2013)

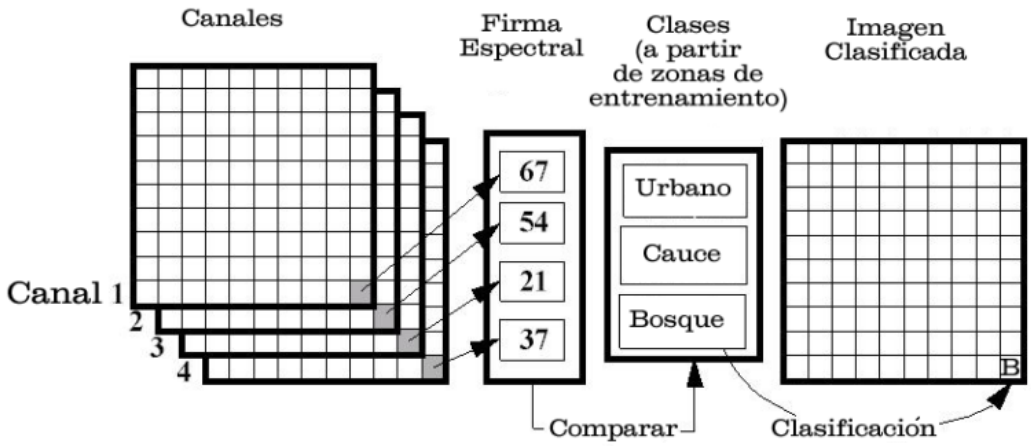
Como se puede observar en la parte izquierda de la figura 1-7, la imagen tiene 4 bandas, y se han tomado los valores espectrales de un píxel concreto como ejemplo, con el objetivo de clasificarlo en una de las cuatro clases existentes: Bosque, Pasto, Agua, Barbecho. En la parte derecha de la imagen se muestra el píxel clasificado como Bosque.

Algoritmos de clasificación supervisada de imágenes

En los algoritmos de clasificación supervisados, el intérprete define zonas (grupos de píxeles) representativas de una clase o categoría, basándose en su conocimiento y experiencia formando conjuntos de muestras de entrenamiento, para que el algoritmo realice una clasificación de cada píxel en función de la similitud de sus niveles digitales con los de los píxeles utilizados como referencia. Existen muchos algoritmos de clasificación supervisados,

como K nearest neighbor paralelepípedos, malahanobis, mínima distancia, máxima verosimilitud, máquinas de soporte vectorial, entre otros.

Figura 1-8 Esquema general del proceso de clasificación supervisada de imágenes



Fuente: Olaya (2013)

La clasificación digital, partiendo únicamente de los Niveles Digitales de la imagen se compone de tres fases:

- **Entrenamiento**

Se delimitan zonas de entrenamiento donde se conoce con anterioridad la clase. Esto puede hacerse con una capa de polígonos adicional que tenga asociado en un campo de su tabla de atributos el tipo de clase presente en dicho polígono. El algoritmo de clasificación, en su primera fase, estudia a las celdas de las capas de entrada que caen dentro de los polígonos de cada clase, y con sus valores tratara de definir los rasgos generales de esas clases que permitirán identificar clases similares en otros puntos.

1.5..1.1. Muestreo de datos de entrenamiento

El tamaño de la muestra es importante en términos de la precisión con que se obtienen las estimaciones de los parámetros estadísticos que describen estas clases para caracterizar las categorías temáticas de interés.

De acuerdo a Olaya (2013), en cuanto más grandes sean las zonas de entrenamiento, más celdas contendrán en las capas de variables analizadas, y más precisa será la definición de

las características de cada clase. Además, recomienda que se tomen para cada clase al menos un número de celdas diez veces superior al de variables consideradas, siendo más adecuado que este sea cien veces mayor.

Además de emplear zonas de entrenamiento, la otra forma de comunicarle al algoritmo de clasificación que clases queremos definir y que características tienen estas es mediante los valores directos. En el análisis de las zonas de entrenamiento, las zonas se caracterizan según unos valores estadísticos tales como la media y la desviación típica de las distintas variables empleadas.

La muestra contendrá los datos de entrenamiento que son usados en la clasificación para entrenar al algoritmo las principales características de cada clase. Campbel(1981), señala que:

- El número de observaciones muéstrales tiene una relación directa con el intervalo de confianza de la estimación de la precisión de una clasificación y con las estimaciones de los parámetros estadísticos utilizados en el clasificador particular, elegido.
- Debe haber un número mínimo de muestras que se asignan a cada clase, para garantizar que cada clase esté representada adecuadamente.

En búsqueda del número de muestras Plourde & Congalton, (2003) presentan un método para estimar el tamaño de muestra que se basa en la distribución multinomial. El tamaño de muestra n se deriva de la relación:

$$\mathbf{n} = \frac{\mathbf{B}\prod_{\mathbf{i}}\left(\mathbf{1} - \prod_{i}\right)}{\mathbf{b_i^2}} \qquad \textbf{(Ec6)}$$

Donde b_i es la precisión requerida (expresada como una proporción, de modo que 0.05 es equivalente al 5% de precisión), donde percentil superior es $(\alpha/k)\times 100\%$, y B es el valor de la distribución de chi-cuadrado con un (1) grado de libertad, k es el número de clases,$\prod_i$ es la proporción del área cubierta por la clasei, y α es el nivel de confianza requerido.

1.5..1.2. Asignación.

Una vez que las clases se han definido, el proceso de clasificación asocia cada píxel de la zona de estudio a cada una de las clases en función de sus valores.

1.5..1.3. Comprobación y verificación de resultados.

Cuando se utilizan varios métodos de clasificación, las matrices de confusión resultantes se suelen comparar para analizar las diferencias en significancia. Entre las pocas medidas de significancia la preferida es el coeficiente Kappa (K)(Cohen, 1960).

1.6. Algoritmos de asignación de clases

Los métodos existentes para llevar a cabo esta fase del proceso son muy diversos, y la literatura estadística recoge decenas de ellos. A continuación, se presentan los que se consideran en la actual tesis.

K-Nearest Neighbor

Es un método de clasificación no paramétrico fundamentado en aprendizaje basado en instancias(Acuña & Llano, 2010). Este algoritmo asume que todas las instancias corresponden a puntos en el espacio n-dimensional R^n. Más precisamente, deja que una instancia arbitraria x sea descrita por el vector de características

$$\{\mathbf{a_1(x)}, \mathbf{a_2(x)}, \dots \mathbf{a_n(x)}\} \qquad \textbf{(Ec7)}$$

Donde,

$\mathbf{a_n(x)}$, es cada una de las componentes del vector de características y denota el valor del atributo en la instancia x. La operación del algoritmo k nearest neighbor de una instancia se definen en términos del estándar de las distancias euclidiana.

$$\mathbf{d}(\vec{x}, \vec{y}) \equiv \sqrt{\sum_{r=1}^{n} (\mathbf{a}_n\vec{\mathbf{x}} - \mathbf{a}_n\vec{\mathbf{y}})^2} \qquad \textbf{(Ec8)}$$

Donde, $\mathbf{d}(\vec{x}, \vec{y})$es la distancia entre dos instancias $\vec{\mathbf{x}}$ y $\vec{\mathbf{y}}$.

Distancia Malahanobis

La clasificación de distancia de Mahalanobis es un clasificador supervisado paramétrico que asume que todas las covarianzas de las clases son iguales. Todos los píxeles se clasifican según la clase la dirección y proximidad a menos que especifique un umbral de distancia, en cuyo caso algunos píxeles pueden no estar clasificados si no cumplen con el umbral(UDFJC & ERDAS, 2001).

$$\mathbf{d}(\vec{x},\vec{y}) \equiv \sqrt{(\mathbf{a}_n\vec{\mathbf{x}} - \mathbf{a}_\mathbf{n}\vec{\boldsymbol{y}}) * \boldsymbol{\Sigma}^{-\mathbf{1}} * (\mathbf{a}_n\vec{\mathbf{x}} - \mathbf{a}_n\vec{\boldsymbol{y}})} \qquad \textbf{(Ec9)}$$

Donde,$\boldsymbol{\Sigma}^{-\mathbf{1}}$es la matriz de covarianzas.

1.7. Modelos de Campos aleatorios de Márkov (CAM).

Los modelos estocásticos, en particular los modelos de Campo Aleatorios de Markov establece el proceso de segmentación como un problema a resolver de etiquetado donde un conjunto de etiquetas de estados homogéneo que no son independientes al existir algún tipo de contexto. (Lorette, Descombes, & Zerubia, 2004)(Acuña & Llano, 2010). De este modo, El conjunto L de etiquetas que puede ser continúo o discreto dependiendo de la aplicación y de las clases definidas por el usuario (Ejemplo: agua, bosque, pasto o áreas residenciales), o en detección de bordes (bordes, o no bordes) (Lopez, 2007) (Mart&Friedland, 2004). Por tanto, se requiere encontrar una función f que asigne la etiqueta L en una posición o sitio s considerando la información contextual (ecuación 3).

$$\boldsymbol{f}: \mathbf{s} \rightarrow \mathbf{L} \qquad \textbf{(Ec10)}$$

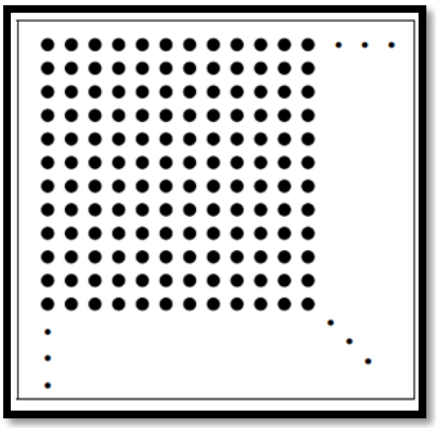
En las imágenes, el conjunto de posiciones donde se define el campo se denota por el conjunto S y cada sitio como s ∈ S. Para cada sitio s se define un píxel o un vector de píxeles (o un vector de variables aleatorias o de características) dentro un conjunto de S píxeles en

una estructura matricial 2D. Por ejemplo: píxeles en grises en un número de diferentes bandas espectrales).

$$\mathbf{a} = \{\mathbf{a_1}(\mathbf{x}), \mathbf{a_2}(\mathbf{x}), \dots \mathbf{a_n}(\mathbf{x})\} \quad \textbf{(Ec11)}$$

Si todos los píxeles en el vector de características tienen de niveles de gris parecidos, se dice que el espacio de configuraciones Ω es homogéneo.

Figura 1-9 Conjunto de sitios S



Fuente: Fernandez, M. (2004).

Para que un campo sea aleatorio es necesario asignarle una probabilidad que cumpla con la condición de positividad y asegura la realización de la variable aleatoria (Algunos ejemplos de las variables aleatorias puede ser el valor de un píxel de un vector característico, como la energía en las bandas del sensor LandSat y Sentinel.):

$$\mathbf{P}(\mathbf{f}) \geq \mathbf{0} \quad \textbf{(Ec12)}$$

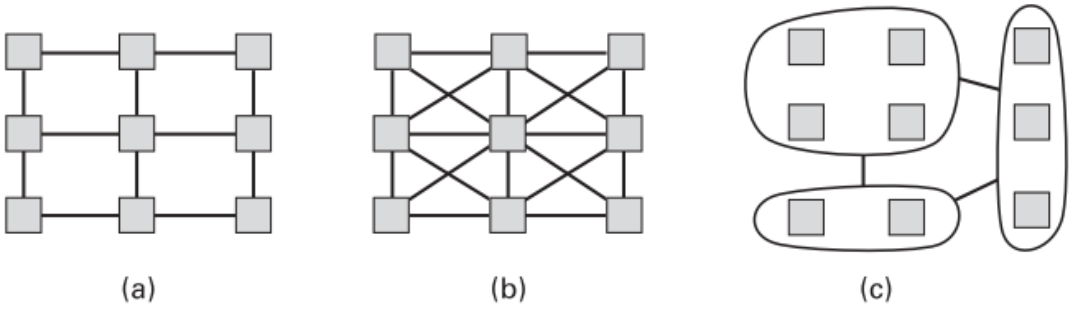
La positividad se presenta si la probabilidad conjunta $P(f)$ de cualquier campo aleatorio es determinada unívocamente por su probabilidad condicional local. De tal modo que

$$\mathbf{1} = \sum_{\Omega} \boldsymbol{P}(\boldsymbol{f}) \quad \textbf{(Ec13)}$$

Los modelos estocásticos, en particular los modelos de campo aleatorios MRF se abordan como un problema de etiquetado con un conjunto de estados homogéneo y un conjunto de etiquetas discreto(Lorette et al., 2004)(Acuña & Llano, 2010).

Los modelos de Markov pretenden conectar las variables aleatorias asociadas con los sitios (nodos, vértices ó pixeles). En la Figura 1-10 se presenta las conexiones más comunes empleadas en los Campos Aleatorios de Markov.

Figura 1-10. Conexiones comunes para los modelos de campo aleatorios.



Fuente: Blake & Pushmeet(2011)

(a) Conexión simple de 4 píxeles, (b) Conexión de 8 píxeles y (c) Conexiones irregulares en el que los nodos son grupos de píxeles adyacentes con características espectrales similares.

Un campo aleatorio f es un Campo Aleatorio de Márkov si la función de densidad de probabilidad cumple la condición de markovianidad:

$$\boldsymbol{P(fw_i \mid fw_{Ni}) = P\left(fw_i \mid fw_{(s-(r))}\right)} \qquad \textbf{(Ec14)}$$

La markovianidad describe la característica local de f con respecto a un sistema de vecindades $\boldsymbol{W}$. *La etiqueta en un sitio depende únicamente de sus sitios vecinos*. En otras palabras, sólo los sitios vecinos o píxeles tienen interacción directa entre ellos mismos y es más probable que un píxel tenga la misma etiqueta que sus píxeles vecinos.

Un MRF puede tener otras propiedades tales como la homogeneidad e isotropía:

- Homogéneo: la probabilidad condicional $P(w_r|w_{Nr})$ para una etiqueta de un sitio r, es igual para todos sitios r y no depende de la posición relativa del sitio i en S
- Isotrópico porque tampoco depende de la dirección.

Se requieren dos tipos de modelos de campos muy diferentes en la toma de decisiones para un problema de etiquetado usando CAM(Mather & Tso, 2009)(Liao, Tang, Rosenhahn, & Yang, 2015):

1. Un primer modelo espectral, para la observación en cada píxel para describir la relación entre los vectores de características y las clases de patrones, como distribuciones condicionales de clase. El modelo espectral de agrupamiento como: KNN, Kmedias, Malahanobis, distancia mínima…, etc.
2. Un segundo modelo espacial CAM, que sirve como información contextual previa de la interacción espacial local donde la etiqueta en un píxel dependa de las etiquetas en los píxeles vecinos y actualice las distancias evaluando la influencia de los píxeles vecinos (basado en un MRF modelo) .

Función de energía a priori (Espacial)

Es la distribución a priori requerida para la asignación de las etiquetas especificando una Función de Densidad de Probabilidad conjunta de clases. Provee un modelo global de vecindad (la etiqueta dada a un píxel específico es afectado por las etiquetas dadas los otros píxeles de la imagen). Se puede definir mediante el teorema de Hammersley-Clifford que establece equivalencia entre los Campos Aleatorios de Markov y la distribución de Gibbs (Lorette et al., 2004).

$$\boldsymbol{P(Wr) = \frac{1}{z} * exp\left(-U(Wr)\right)} \qquad \textbf{(Ec15)}$$

Donde Z es la constante de normalización o función partición dada por la sumatoria de probabilidades conjunta de todas las posibles configuraciones (Ejemplo: para una imagen 256 x 256 con 8 clases, el total de todas las configuraciones seria $8^{256x256}$) y es dada como:

$$\boldsymbol{Z = \sum exp\left(-U(Wr)\right)} \qquad \textbf{(Ec16)}$$

De tal modo que:

$U(Wr)$ es la función de energía apriori que define el modelo espacial (Li, Peng, & Zheng, 2004) y se obtiene sumando las funciones potenciales de clique $V_c(Wr)$:

$$\boldsymbol{U(Wr) = \sum exp\big(-U(Wr)\big)} \qquad \textbf{(Ec17)}$$

$\boldsymbol{Vc(Wr)}$ es la función potencial o función clique.

Sistema de vecinos o cliques

Un sistema de vecindario debe cumplir dos propiedades:

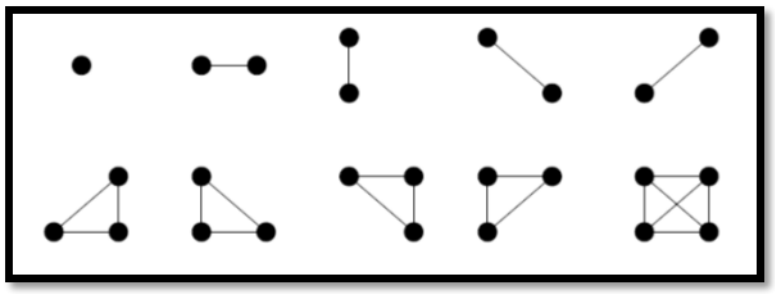
1. Que no sea vecino de sí mismo.
2. Que si s es vecino de t, este último lo sea del primero.

Las principales aplicaciones emplean solamente el primer y segundo orden del sistema vecinal o cliques simples.

Considerando la propiedad de la markovianidad (Ecuación 14), el sistema de vecindad usualmente usado en análisis de imágenes define vecindad de primer orden (un píxel comparte bordes con cuatro píxeles). Es decir, el sitio $r(\mathrm{i},\mathrm{j})$ tiene 4 vecinos cercanos, denotado por:

$$\boldsymbol{r(i,j) = [(i-1,j),(i+1,j),(i,j+1),(i,j+1)]} \qquad \textbf{(Ec18)}$$

Figura 1-11Cliques simples



Tomado de Bertani (2004)

Se aplican diferentes símbolos para diferentes tipos de clique de acuerdo con su configuración.

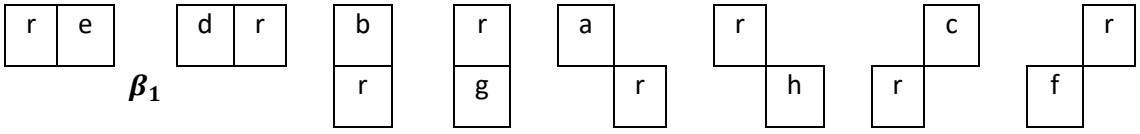
a	b	c
d	r	e
F	g	h

C1



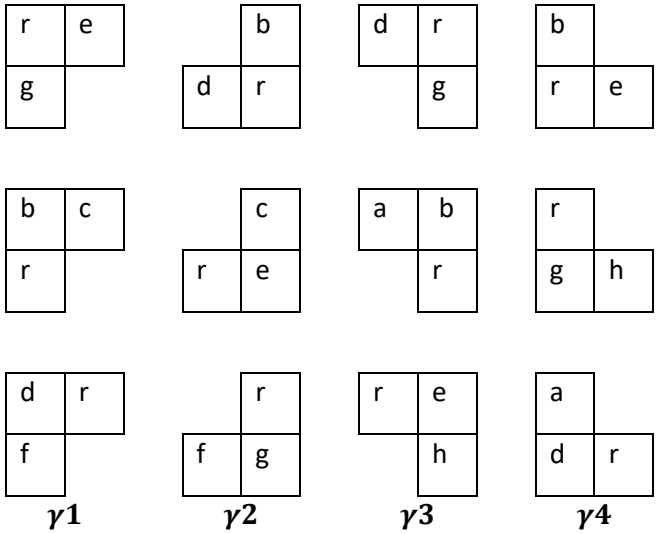
α

C2



β_1 β_2 β_3 β_4

C3



$\gamma 1$ $\gamma 2$ $\gamma 3$ $\gamma 4$

C4



ξ

Donde los eventos pueden ser valores de píxeles o clases etiquetadas de una imagen de interés. Se puede asumir suavizado de la información priori, si solo el cliques C2 es incluido, entonces la energía suavizada priori para cada píxel puede ser definido como:

$$\boldsymbol{U(Wr) = \beta * \sum_{r,r^2} \delta(w_r, w_{r'})} \quad \textbf{(Ec19)}$$

Donde $\boldsymbol{\beta}$ es el parámetro potencial de dos cliques, donde se podría considerar el primer término especialmente para etiquetar $\boldsymbol{k}$. El término $\boldsymbol{\delta(w_r, w_{r'})}$ es la función de paso definida como $\boldsymbol{\delta(w_r, w_{r'}) = 1}$ si $\boldsymbol{a \neq b}$, y -1 en otro caso. Entre más altos son los valores de $\boldsymbol{\beta}$ mas fuerte será el suavizado (Mather & Tso, 2009). En otras palabras, si $\boldsymbol{w_r}$ no coincide con sus vecinos, la energía priori más alta (probabilidad baja) será resultante.

Función de energía clase-condicional de clase (Espectral)

Una vez el contexto es incluido como información a priori y basado en la probabilidad distribución condicional de clase del dato observado que a menudo es asumida como proceso gaussiano.

$$\boldsymbol{P(dr|Wr) = \frac{1}{\sqrt{2\pi^{\rho}} * \sqrt{|\Sigma_k|}} * exp^{[-U(dr|Wr)]}} \quad \textbf{(Ec20)}$$

Donde $\boldsymbol{\rho}$ es la dimensión del vector de características (Ejemplo: el número de bandas), $\boldsymbol{\Sigma_k}$ es la matriz de covarianza clase-condicional para la clase $\boldsymbol{k}$ y$\boldsymbol{d_r}$es el dato observado (Ejemplo: valores de píxeles en el sitio $\boldsymbol{r}$) dado la etiqueta $\boldsymbol{w_r}$ ($\boldsymbol{w_r = clases\ k}$). Se asocia la probabilidad como función de energía definida del siguiente modo:

$$\mathbf{U(dr|Wr) = -\ ln\{}\boldsymbol{P(Wr|dr)}\mathbf{\}}$$

$$\mathbf{U(dr|Wr) = (d_r -\ u_k) * \Sigma_k^{-1} * (d_r -\ u_k)} + \boldsymbol{log|\Sigma_k|} \quad \textbf{(Ec21)}$$

Donde $\boldsymbol{u_k}$ es el vector de medias de clase $\boldsymbol{k}$.Si se suman las dos funciones de energía se obtiene la función energía local potencial que representa la energía potencial que existe en una determinada vecindad (Dong, Forster, & Milne, 1998).

Función de energía a-posteriori (local)

Una vez determinada la energía posteriori $\boldsymbol{U(W|d)}$ y asociados los parámetros $\boldsymbol{\beta}$ se usa la formulación bayesiana para construcción de una función de probabilidad a posteriori o su correspondiente función de energía aposteriori.

$$\boldsymbol{P(Wr|dr) = \frac{P(Wr)P(dr|Wr)}{P(dr)} \propto P(Wr)P(dr|Wr)} \quad \textbf{(Ec22)}$$

Donde *P*($\boldsymbol{Wr|dr}$) es la función de probabilidad a posteriori, $\boldsymbol{P(dr|Wr)}$ la función de probabilidad apriori, $\boldsymbol{P(Wr)}$ es la ponderación espacial a priori y $\boldsymbol{P(dr)}$ es constante.

Del mismo modo con la combinación de ecuaciones 19 y 21, se obtiene la energía local posterior $\boldsymbol{U(W|d)} = \boldsymbol{U}(\mathbf{dr|Wr}) + \boldsymbol{U(Wr)}$ (S. Li, 2001)**.**

$$\boldsymbol{U(Wr|dr)} = (\mathbf{d_r} - \mathbf{u_k}) * \boldsymbol{\Sigma_k^{-1}} * (\mathbf{d_r} - \mathbf{u_k}) + \boldsymbol{log|\Sigma_k|} + \boldsymbol{\beta} * \sum_{\boldsymbol{r,r^2}} \boldsymbol{\delta(w_r, w_{r'})} \quad \textbf{(Ec23)}$$

Lo anterior correspondería a la suma de energía espectral y la energía espacial donde se obtiene como resultado la función de energía local pero si se realiza la sumatoria de todas las funciones de energía local (Paragiosl & Deriche, 2000) da como resultado la función de energía global.

$$\boldsymbol{E_{GP} = \sum_{i=1}^{N} U(Wr|dr)} \quad \textbf{(Ec24)}$$

Criterio MAP –MRF

El modelado por medio del MRF actúa etiquetando por minimización de esta energía posterior. *Recuerde que mayor es la energía U(evento), es menor la probabilidad P(evento).*

El criterio de etiquetamiento para píxeles es encontrado en la estimación MAP. Este enfoque MAP minimiza la solución de energía posteriori, que es definida como:

$$\boldsymbol{x_{MAP} = argmin\, U(Wr|dr)} \quad \textbf{(Ec25)}$$

es también equivalente a maximizar probabilidad posteriori $\boldsymbol{P(dr|Wr)}$

$$\boldsymbol{x_{MAP} = xargmax_x P(Wr|dr)} \quad \textbf{(Ec26)}$$

Si la función de energía es estrictamente convexa, una solución MAP-MRF puede ser obtenida usando un básico enfoque de búsqueda, donde, cualquier mínimo local es también un mínimo absoluto.

Sin embargo, para una función de energía no convexa, puede haber muchos mínimos locales. Por lo tanto, para obtener una verdadera estimación MAP (Ejemplo: encontrar un mínimo global de la función), tiene que buscar los mínimos locales sobre todas las soluciones de todo el espacio y es evidente que tal proceso de búsqueda puede ser muy largo. Esta solución requiere un algoritmo iterativo que es normalmente usado debido al etiquetamiento de cada píxel tiene un efecto en las etiquetas, los más usados son *Modos iterativos condicional ICM*, Maximización de Posteriores Marginales MPM y Simulación de reconocimiento SR (Simulation Annealing - SA)(Laarhoven & Aarts, 2013).

En cada iteración, el algoritmo visita cada píxel sucesivamente y determina si actualiza la clasificación calculando la influencia de los vecinos del píxel hasta que la Energía global logre convergencia. Cuando los parámetros de energía son definidos, el modelo de clasificación es completado (Liao, Tang, Rosenhahn, & Yang, 2015).

- Estimación de parámetros

Un modelo de probabilidad no está completo si los parámetros de los modelos asociados no son especificados. Una buena selección de parámetros puede ser suficiente para restaurar o segmentarla imagen. En contrario, una pobre selección o estimación en los valores de parámetros será usualmente generará pobres resultados como se observa en la figura 1-12.

Figura 1-12 Variación en la estimación de parámetros

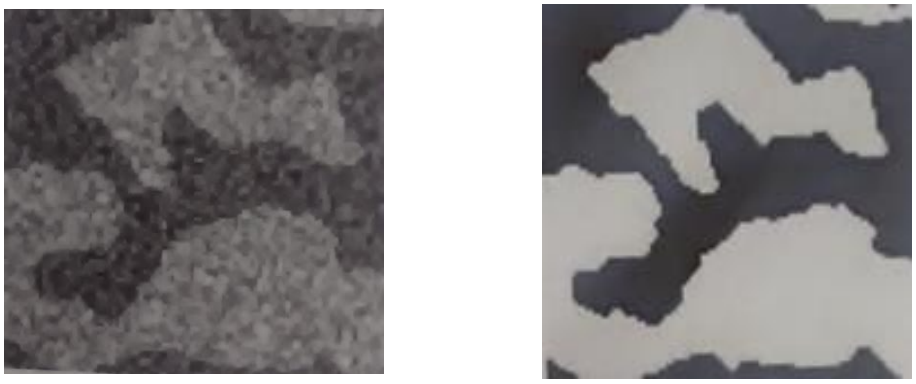


Imagen de entrada Clasificada con parametros conocidos o aproximados

Tomado de Mather & Tso (2009)

Métodos de estimación de parámetros puede ser dividido dentro supervisados y no supervisados. Los métodos supervisados son basados en la consideración que las imágenes contienen fuertes patrones MRF conocidos, entonces se seleccionan datos de entrenamiento para cada clase y encontrar los parámetros de estimación. Los métodos no supervisados como mínimos cuadrados se enfrentan con la situación de que no hay información a priori de cuantos ni cuales patrones están contenidos en la imagen.

1.8. Evaluación de la exactitud temática.

La precisión de un proceso de clasificación se refiere al grado de concordancia entre las clases de la imagen y un conjunto de datos de referencia. Estas evaluaciones pueden ser dadas por matrices de error difusas o matrices de confusión y el coeficiente Kappa(Cohen, 1960).

Matrices de confusión

Cuando se utilizan varios métodos de clasificación, las matrices de confusión resultantes se suelen comparar para analizar las diferencias en significancia. Entre las pocas medidas de significancia la preferida es el coeficiente Kappa (K) (Cohen, 1960). Kappa ha sido tradicionalmente elegida sobre otras alternativas, ya que se ajusta a la casualidad aleatoria(Plourde & Congalton, 2003). El coeficiente Kappa se puede describir matemáticamente, como:

$$\widehat{\boldsymbol{k}} = \frac{\boldsymbol{N} * \sum_{\mathbf{i=1}}^{\boldsymbol{r}} \boldsymbol{x_{ii}} - \sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{r}} (\boldsymbol{x_{i+}} \times \boldsymbol{x_{+i}})}{\boldsymbol{N^2} * \sum_{\mathbf{i=1}}^{\mathrm{N}} (\boldsymbol{x_{i+}} \times \boldsymbol{x_{+i}})} \qquad \textbf{(Ec27)}$$

Donde, r es el número de columnas (y filas) de la matriz de confusión, xii es la entrada (i, i) de la matriz de confusión, $\boldsymbol{x_{i+}}$y $\boldsymbol{x_{+i}}$ son los totales marginales de la fila i y la columna j, respectivamente, y N es el número total de observaciones (Congalton et al., 1983). Para fines computacionales se suele describir como:

$$\widehat{\boldsymbol{k}} = \frac{\boldsymbol{Pr(a)} - \boldsymbol{P\,r(e)}}{\mathbf{1} - \boldsymbol{P\,r(e)}} \qquad \textbf{(Ec28)}$$

Donde Pr(a) es el acuerdo observado relativo, y P r(e) es la probabilidad hipotética aleatoria. Si los evaluadores están completamente de acuerdo, entonces $k = 1$. Si no hay

acuerdo cabría esperar por azar (según lo definido por $\mathrm{Pr}(e)$),$k = 0$.Finalmente Landis y Koch (1977) propusieron, y desde entonces ha sido ampliamente usada, la escala de valoración del índice Kappa que se describe en la tabla 1 (Landis & Koch, 1977).

Tabla 1. Valoración del índice Kappa

Kappa (K)	Grado de acuerdo
<0,00	Sin acuerdo
0,00 - 0,20	Insignificante
0,21 - 0,40	Mediano
0,41 - 0,60	Moderado
0,61 - 0,80	Sustancial
0,81 - 1,00	Casi Perfecto

Donde $\mathrm{Pr}(a)$ es el acuerdo observado relativo, y $\mathrm{Pr}(e)$ es la probabilidad hipotética aleatoria. Si los evaluadores están completamente de acuerdo, entonces $k = 1$. Al igual que para la proporción de celdas concordantes, el índice Kappa puede calcularse no solo para la capa total, sino de forma individual para cada clase como Kappas condicionales.

$$\widehat{k} = \frac{\mathbf{N x_{ii} - x_{i.} x_{.i}}}{\mathbf{N x_{i.} - x_{i.} x_{.i}}} \qquad \textbf{(Ec29)}$$

Cabe señalar que la interpretación del estadístico Kappa se basa en el supuesto de un modelo de muestreo multinormal. Si los datos de la prueba no se eligen correctamente, las evaluaciones anteriores se vuelven menos confiables. Otra consideración se relaciona con el tamaño de la muestra y el esquema de muestreo; La opinión de consenso parece ser que se requiere un muestreo aleatorio simple para el uso del coeficiente Kappa, y que se necesita un tamaño de muestra mínimo para garantizar un nivel de precisión específico y predefinido.

1.9. Estado del Arte

- Derin y Elliott, (1987) presentan un marco Bayesiano que modela el conocimiento previo sobre una imagen con un campo aleatorio ha mostrado resultados prometedores en la segmentación y restauración de imágenes

- Articulo elaborado por integrantes del grupo de investigación Ariana:Lorette, Descombes, & Zerubia (2004), donde realizan análisis de textura de áreas urbanas desde imágenes SPOT3 y SPOT5, usando modelos markovianos y clasificación difusa.

- Tesis de Doctorado elaborado por Mena (2003), el cual tenía como objetivo (la extracción automática de entidades cartográficas lineales en zonas rurales o semiurbanas a partir de imágenes satélite en color de alta resolución). Adicionalmente es conveniente resaltar el tipo de imágenes las cuales pretende usar para su investigación (IKONOS). Finalmente, como conclusión se tiene el planteamiento de una metodología flexible para la extracción de carreteras con un porcentaje de fiabilidad del 70%.

- Tesis de Maestría elaborado por Florez (2005), el cual tenía como objetivo (presentar un esquema de segmentación de imágenes de percepción remota: aproximación contextual y de regularización) del cual se destaca el uso de técnicas markovianas y bayesianas para el estudio de imágenes de fotografías aéreas pancromáticas con un tamaño de 512x512 píxeles, adjudicando 256 niveles de gris.

- Tesis de Doctor de Mata -García (2010) donde presenta diferentes métodos de clasificación de imágenes entre los que se encuentra los MRFsobre imágenes LandSat y Radar.

- Gleich (2012) presenta el resultado de la extracción de información usando el modelo auto-binomial, el modelo de Gibbs y Huber de los Campos Aleatorios de Markov sobre imágenes Radar.

- Zhan et al. (2013) proponen el uso de los Campos Aleatorios Adaptivos - Discontinuos de Markov (DACAM) para la detección de bordes en imágenes Radar.

- Subudhier et al. (2014), donde proponen un nuevo algoritmo no supervisado de agrupamiento espacio-contextual para la detección de cambios a partir de imágenes multiespectrales y multitemporales, usando campos aleatorios difusos de Gibbs sobre imágenes Spot y LandSat.

- Liao et al (2015), donde utilizan los Campos Aleatorios de Markov para optimizar la clasificación de imágenes hiperespectrales realizada a partir de lo que ellos llamaron aprendizaje de procesos gaussianos, donde presentando así exitosamente resultados ampliamente significativos entre varias, algunas también muy novedosas.

- Wang et al (2017) quienes donde plantean hacer una combinación entre los dos más grandes usos de los Campos Aleatorios de Markov en imágenes que son la clasificación así como la detección de bordes y obtener un producto clasificado y detallado con alta disimilitud entre clases.

- El trabajo más reciente es el realizado por Li et al (2019) donde proponen la extracción de cuerpos de agua a partir de imágenes ópticas pancromáticas SPOT5 mediante modelos de markov obteniendo como resultados una mejora entre el 7% y 10% en la precisión.

- En el ámbito nacional se encuentra el trabajo realizado por Lizarazo et al. (2006), quienes muestran los beneficios de las redes neuronales multicapa en la clasificación de imágenes.

Discusión del estado de arte

El uso de los Campos Aleatorios de Markov MRF tiene como antecedente a Besag (1974), donde plantea usar la teoría de los procesos estocásticos del matemático ruso Andrei Markov (1856 – 1922) en el análisis de interacción espacial.

Después Martin Hassner y Jack Sklansky (1980), basándose en la propuesta de Besag realizaron las primeras pruebas de los modelos probabilísticos de los MRF sobre imágenes sintetizadas.

Más adelante Stuart y Donald Geman (1984) basados en los autores anteriores describen una metodología donde se reduce el ruido para restaurar las imágenes a escala a grises.

El presente trabajo, se diferencia de la propuesta de Hassner y Jack Sklansky, al proponer aplicar estos modelos para la clasificación de coberturas de superficie terrestre sobre imágenes capturadas por sensores en plataformas espaciales y aerotripuladas, más estrictamente (LandSat 8 OLI y Sentinel 2SA).

Además de Stuart y Donald Geman recurre a trabajos como los realizados por M. Pujol (2010) y P. Arques (2005), así como también a trabajos realizado por Zerubia et al (2009) en función a la aplicabilidad de los Campos Aleatorios de Markov (CAM) para la segmentación de imágenes satelitales y aerotransportadas, entre otros.

Por otro lado y de acuerdo a Chuvieco (2010), se ha aceptado que los métodos de clasificación se dividen en dos tipos, el supervisado y no supervisado. En el primer tipo, el intérprete determina visualmente los píxeles representativos de cada una de las clases y en el segundo la clasificación se desarrolla de forma automática siendo los resultantes llamados también clases espectrales, a diferencia de Chuvieco(2000;2010), Acu Llano(2010), (Arte, Gabriel, & Pineda, 2007) indica un tercer tipo de clasificador, este llamado como clasificador espacial el cual depende del contexto espacial y donde se hace mención a la clasificación por método de los CAM.

De igual manera a diferencia de Stuart y Donald Geman, Pujol, Arques y Zerubia, la gran diferencia y aporte de la propuesta que se presenta en este trabajo de tesis, que no tan solo difiere en los tipos de fuente de información (Imágenes multiespectralesLandSat 8 OLI y Sentinel 2A), consiste también en el desarrollo y validación de una metodología que basándose en el método de clasificación de contexto espacial enunciado (Acuña & Llano, 2010)(Arte et al., 2007) sea adaptado para ser usado como un clasificador supervisado de coberturas de la superficie terrestre.

Entre las técnicas más conocidas para la clasificación no supervisada se encuentra el agrupamiento por el algoritmo IsoData, el algoritmo K medias y K medias difusso, muy utilizados en diversas aplicaciones, como la aplicación dada por Ahmad & Sufahani, (2012) que usaron el algoritmo Iterative Self Organizing Data Analiysis ISODATA para la clasificación de coberturas sobre imágenes LandSat 5 TM de Malasia. De acuerdo a Ahmad & Sufahani, (2012) el algoritmo IsoData se puede considerar como una extensión del algoritmo K medias con la diferencia que el algoritmo IsoData permite una cantidad variable de cluster de acuerdo al que más ajuste a la naturaleza de los datos mientras que en el algoritmo de K medias se debe conocer a priori la cantidad de cluster. En este caso de estudio el algoritmo tuvo una precisión del 93% y un coeficiente global kappa de 0.91. Así mismo

de acuerdo a Correa,(2007) la clasificación por K medias es basado en el análisis de las varianzas asignando cada uno de los píxeles a .cada una de las clases minimizando las distancias y la clasificación K medias difuso que es un variante de la clasificación por K medias donde los píxeles pueden pertenecer diferentes grupos.

De igual forma en la literatura se encuentra otras propuestas de clasificación no supervisada como el algoritmo de MACLAW (Blansché, Afd, Gançarski, & Afd, 2006) para la clasificación de imágenes hiperespectrales y que es basado en enfoque modular de agrupamiento, que consiste en la extracción independiente de diferentes clases.

En los últimos años, se han aplicado con éxito en imágenes hiperespectrales en la comunidad de teledetección algunos métodos de última generación para la tarea de clasificación, como máquinas de soporte vectorial (SVM) y Ramdon Forest (RF) (Liao et al., 2015).

Del mismo modo, recientemente Liao et al (2015) proponen el uso de los MRF para la clasificación en imágenes hiperespectrales donde muestran poseer mejores resultados que los algoritmos de Maquinas de Soporte Vectorial y Random Forest por integrar las correlaciones espaciales del píxel de estudio junto a píxeles adyacentes.

Por otro lado, Lopez (2007) presenta tres limitantes, la primera concuerda con lo mencionado con Wang et al (2017) es que los MRF basados en suavidad uniforme conducen a campos homogéneos, lo que causa bordes excesivamente suavizados. En segunda instancia dice que el modelo a priori que se selecciona es un modelo de bajo nivel.

Existe variaciones de los MRF entre estos el Modelo Ising que es considerado un MRF binario (Caiafa, 1996) , MRF Gaussiano es decir que las variables del campo se consideran conjuntamente gaussianas (Bertani, 2004), el modelo infinito del Campo aleatorio oculto de Markov HMRF (Chatzis & Tsechpenakis, 2010), el Campo de Medidas Ocultas de Markov HMMF en sus siglas en inglés y que uso para la restauración de líneas en imágenes binarias.

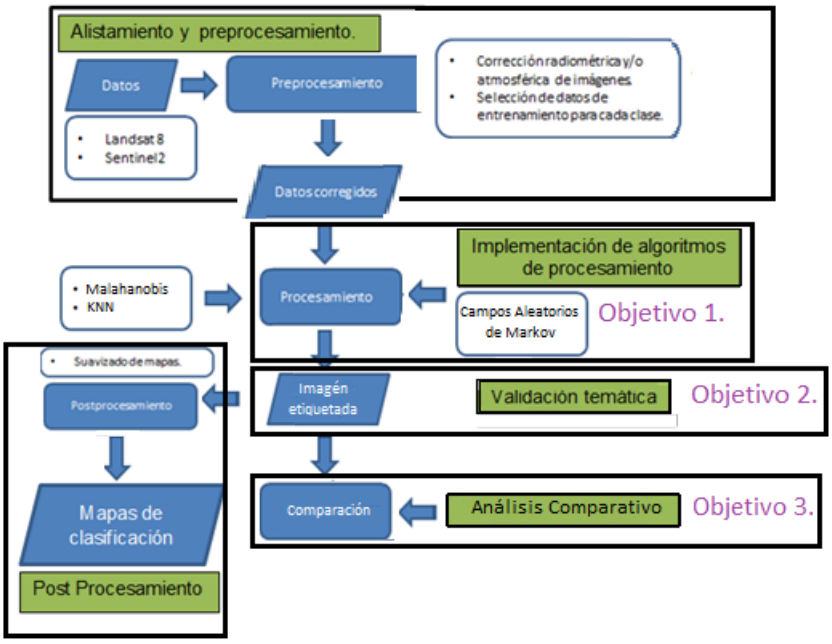
Tanto Caiafa (1996), Bertani (2004), Lopez(2007), Liao et al (2015), Wang et al (2017) coinciden en afirmar que el uso de los Campos Aleatorios de Markov tiene como gran ventaja que los MRF no solo considera la información espectral, sino que también considera

la información del contexto de la imagen, además que este tipo de clasificación es robusta al ruido.

2. Metodología y diseño

Las metodologías de investigación que el presente trabajo de tesis abarcará son una combinación de la hipotético-deductiva y de modelación; ya que se parte del planteamiento de una hipótesis, las cuales se modelan para que puedan ser validadas experimentalmente; A continuación, en la Figura 2-1, se muestra un esquema general de la metodología desarrollada:

Figura 2-1. Esquema general de la metodología.



Fuente: Propia (2019)

Esta sección se centra en la arquitectura de la herramienta, que está formada por una combinación de componentes relacionados con el ámbito de la teledetección, aprendizaje de

maquina (machine learning) y componentes relacionados con el modelo matemático de Campos Aleatorios de Markov.

2.1. Herramientas utilizadas para la investigación

En este apartado se describen las herramientas más importantes utilizadas para desarrollar el trabajo de investigación de esta tesis de maestría: por un lado, los softwares de procesamiento de imágenes de observación de la tierra como ERDAS, así como algunas herramientas de tratamiento de imágenes QGIS, el software matemático de procesamiento de datos MATLAB, y el software estadístico R.

RStatitics

Es un software de computación estadística libre nativo de UNIX, donde la comunidad puede realizar aporte de librerías de funciones para el desarrollo de diferentes aplicaciones. R proporciona una amplia variedad de Estadística (modelado lineal y no lineal, pruebas estadísticas clásicas, análisis de series temporales, clasificación, clustering, ...) y técnicas gráficas, y es altamente extensible. Este software fue empleado para obtener las estadísticas y graficas descriptivas unibanda y multibanda (univariada y multivariada) de los datos empleados.

QGIS

QGIS es un Sistema de Información Geográfica de código abierto. QGIS funciona en las plataformas Unix, Windows y Mac. QGIS se desarrolla usando el kit de herramientas Qt (https://www.qt.io) y C++.

QGIS ha alcanzado un punto en su evolución en el que está siendo usado por muchos para sus necesidades diarias de visualización de datos SIG. QGIS se distribuye bajo la Licencia Pública General GNU (GPL). El desarrollo bajo esta licencia significa que se puede revisar y modificar el código fuente y acceso a un programa de SIG que es libre de costo y puede ser libremente modificado. QGIS ofrece funcionalidades raster comunes, como:

Ráster y formatos de imágenes admitidos por la biblioteca GDAL (Geospatial Data Abstraction Library) instalada, por ejemplo, GeoTIFF, ERDAS IMG, ArcInfo ASCII GRID, JPEG, PNG y muchos más. Vea la sección Trabajar con catos raster.

Este software libre fue empleado para realizar el alistamiento de los datos o imágenes tales como recorte, unión de bandas y corrección atmosférica.

ERDAS

ERDAS es un software privativo de procesamiento digital de imágenes bastantemente empleado en sistema de Información Geográfica por tener un vasto conjunto de herramientas de procesamiento de imágenes de observación de la tierra, donde se puede realizar desde funciones básicas: como cortes, hasta funciones complejas como clasificaciones supervisadas y no supervisadas. Este software fue empleado para obtener la clasificación supervisada por métodos tradicionales con el fin de compararlos con el propuesto.

MATLAB

MATLAB (abreviatura de MatrizLABoratory, "laboratorio de matrices") es un sistema algebraico computacional que ofrece un entorno de desarrollo integrado (IDE) con un lenguaje de programación propio (lenguaje M). Está disponible para las plataformas Unix, Windows, Mac OS X y GNU/Linux.

Entre sus prestaciones básicas se hallan: la manipulación de matrices, la representación de datos y funciones, la implementación de algoritmos, la creación de interfaces de usuario (GUI) y la comunicación con programas en otros lenguajes y con otros dispositivos hardware. El paquete MATLAB dispone de dos herramientas adicionales que expanden sus prestaciones, a saber, Simulink (plataforma de simulación multidominio) y GUIDE (editor de interfaces de usuario - GUI). Además, se pueden ampliar las capacidades de MATLAB con las cajas de herramientas (toolbox); y las de Simulink con los paquetes de bloques (block sets).

Se utiliza para aprendizaje automático, procesamiento de señales, procesamiento de imágenes, visión artificial, comunicaciones, finanzas computacionales, diseño de control, robótica y muchos otros campos.

Características principales

- Lenguaje de alto nivel para cálculos científicos y de ingeniería
- Entorno de escritorio afinado para la exploración iterativa, el diseño y la solución de problemas
- Gráficas para visualizar datos y herramientas para crear diagramas personalizados
- Aplicaciones para ajustar curvas, clasificar datos, analizar señales, ajustar sistemas de control y muchas otras tareas
- Toolboxs complementarias para una amplia variedad de aplicaciones científicas y de ingeniería
- Herramientas para crear aplicaciones con interfaces de usuario personalizadas
- Interfaces para C/C++, Java®, .NET, Python, SQL, Hadoop y Microsoft® Excel®
- Opciones de implementación libres de regalías para compartir programas de MATLAB con los usuarios finales.

MATLAB ofrece una gama completa de funciones estadísticas y de Machine Learning, además de métodos avanzados tales como la optimización no lineal, la identificación de sistemas y miles de algoritmos prediseñados para el procesamiento de imágenes y vídeos, el modelado financiero y el diseño de sistemas de control(Van Rossum & Drake Jr, 2004).

Este IDE fue empleado para la implementación y desarrollo del aplicativo que permite obtener la clasificación por Campos Aleatorios de Markov.

2.2. Fase de alistamiento y preprocesamiento de datos

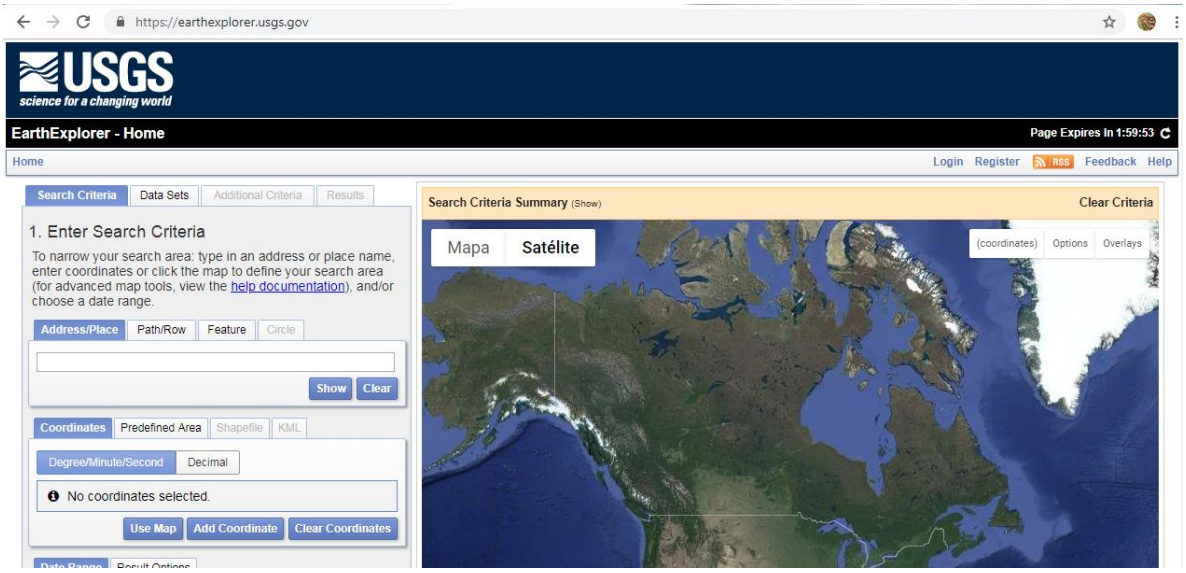
Esta fase comprende la obtención de datos o insumos y los procedimientos previos que se le hacen para mejorarlos y de este modo obtener una clasificación de óptima calidad.

Adquisición de las imágenes Multiespectrales

Esta Tesis de investigación, tomo como insumo principal las imágenes ópticas - multiespectrales satelitales. Este tipo de insumos pueden ser obtenidos en portales de descargas como Earthexplorer (https://earthexplorer.usgs.gov/) que permite la consulta y descarga de imágenes provenientes de diferentes sensores remotos. Entre las imágenes que

es posible encontrar están las de los sensores LandSat (en sus diferentes misiones) y Sentinel 2, éstas últimas empleadas en la tesis. El referido sitio de descarga y consulta de información es administrado por el Servicio Geológico de Estados Unidos (USGS, por sus siglas en inglés) y en éste se encuentran datos desde los años setentas hasta la actualidad, algunos están disponibles con cubrimiento mundial, pero otros solo de algunas regiones del planeta. En la Figura 2-2 se presenta la interfaz del usuario.

Figura 2-2.Visualización de la página web de descarga de imágenes de satélite.



Fuente: https://earthexplorer.usgs.gov/

La búsqueda de las imágenes de interés puede ser por coordenadas, nombre del lugar, a partir de un polígono en formato shapefile o KML y/o con base en el Path y Row de la imagen (en el caso del sensor LandSat).

Las imágenes de los programas para la Observación de la Tierra de Sentinel y LandSat suministran información actualizada y de fácil acceso para mejorar la gestión del medio ambiente, y comprender y mitigar los efectos del cambio climático. Estos satélites proporcionan datos para la generación de productos tales como: mapas de usos del suelo, mapas de cambios, mapas de riesgo, e imágenes para prevención de desastres. También proporciona datos para la generación de variables biofísicas de la vegetación como la cobertura vegetal, el contenido de clorofila o el contenido de agua en las hojas (Drusch et al., 2012).

- Imágenes LandSat8 OLI

El satélite LandSat 8 es el último de los satélites de la constelación LandSat y fue puesto en órbita el 11 de febrero 2013. Este sensor incluye una nueva banda del espectro que se ubica entre la longitud de onda entre el ultravioleta y el azul, llamado azul costero, al igual que sus antepasados el sensor LandSat 8 posee, una banda pancromática que permite mediante técnicas de procesamiento digital de imágenes fusionarse con las bandas del visible que comprende su misma longitud de onda y que poseen una resolución espacial de 30 metros, y poderla bajarla a 15 metros. Además, este sensor posee una banda llamada Cirrus que permite enmascarar las nubes.

Tabla 2. Características técnicas LandSat 8 OLI

BandasLandSat-8 OLI and TIRS (μm)		
30 m Coastal/Aerosol	0.435 – 0.451	Banda 1
30 m Blue	0.452 – 0.512	Banda 2
30 m Green	0.533 – 0.590	Banda 3
30 m Red	0.636 – 0.673	Banda 4
30 m NIR	0.851 – 0.879	Banda 5
30 m SWIR	1.566 – 1.651	Banda 6
30 m SWIR - 2	2.107 – 2.294	Banda 7
15 M Pan	0.503 – 0.76	Banda 8
30 m Cirus	1.363 – 1.384	Banda 9
100 m TIR-1	10.60 – 11.19	Banda 10
100 m TIR -2	11.50 – 12.51	Banda 11

Fuente: https://www.usgs.gov/media/images/LandSat -8-band-designations

- Imágenes Sentinel 2

Las imágenes Sentinel 2, forma parten del Programa Copérnico para la Observación de la Tierra de la ESA. Se basa en una constelación de dos satélites. El primero, S2A, fue lanzado el 23 de junio de 2015. El S2B fue lanzado el 7 de marzo de 2017.

El par de satélites S2 entrega datos de todas las superficies de la Tierra con un tiempo efectivo de revisita en el Ecuador de cinco días. El instrumento multiespectral (MSI) a bordo deS2 cuenta con 13 bandas espectrales, las cuales van desde el espectro visible y el infrarrojo cercano (NIR), hasta el infrarrojo de onda corta (SWIR), S2 incorpora tres nuevas bandas en la región del red-edge que mejora la configuración del sensor para estudios de aguas y

vegetación, y tres bandas de 60 m de resolución para corrección atmosférica y detección de nubes (Delegido et al., 2011).

Actualmente los datos S2 disponibles son formados por un conjunto de grillas (granules) contiguas de 100 km2.

Tabla 3. Características técnicas Sentinel 2SA

Bandas Sentinel 2S (μm)		
60 m Coastal/Aerosol	0.433 – 0.453	Banda 1
10 m Blue	0.452 – 0.512	Banda 2
10 m Green	0.543 – 0.570	Banda 3
10 m Red	0.636 – 0.673	Banda 4
20 m RedEdge	0.707 – 0.720	Banda 5
20 m NIR – 1	0.733 – 0.750	Banda 6
20 m NIR – 2	0.773 – 0.793	Banda 7
10 m MIR – 1	0.787 – 0.902	Banda 8
20 m MIR – 2	0.855 – 0.875	Banda 8b
60 m MIR – 3 - Cirus - 1	0.935 – 0.955	Banda 9
60 m SWIR –1 - Cirus - 2	1.360 – 1.390	Banda 10
20 m SWIR –2	1.565– 1.655	Banda 11
20 m SWIR – 3	2.100 – 2.280	Banda 12

Fuente:https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-2/instrument-payload/resolution-and-swath

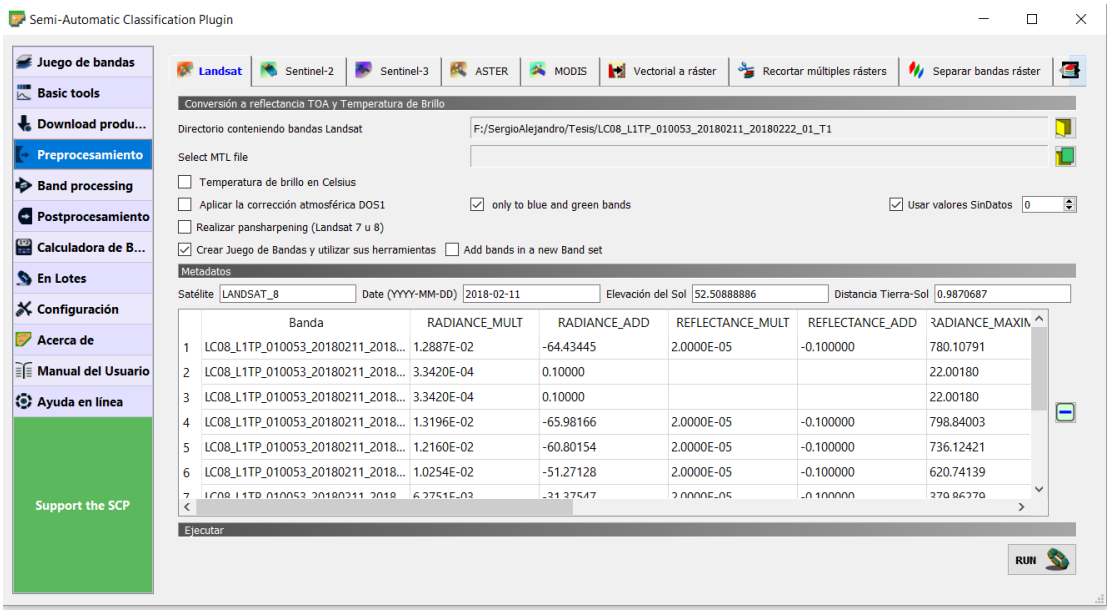
Corrección radiométrica y/o atmosférica.

Las correcciones radiométricas, no solo permite normalizar los datos que son ofrecidos en valores de niveles digitales ND, si no también calibra la imagen de acuerdo a las características propia de imagen como día juliano, distancia del sol a la tierra y un ajuste propio de calibración para cada banda del dispositivo sensor pudiendo obtener sus correspondientes valores reales de reflectancia(Ariza et al., 2013).

Las correcciones atmosféricas normalizan y estandarizan las unidades siendo estas comparables con las imágenes del mismo sensor o de otros sensores, lo cual resulta de gran utilidad en las diferentes etapas de la interpretación y procesamiento de imágenes satelitales, y es constituye un paso previo a éstas. Los algoritmos que comprenden las técnicas de corrección atmosférica vienen incluidos incorporados en diferentes programas especializados

de SIG y PDI, en este caso la corrección atmosférica se realizó usando el software libre QGIS 2.18.3 y su complemento descargable SCP (Semi-Automatic Classification Plugin).

Figura 2-3.Herramienta de corrección atmosférica.



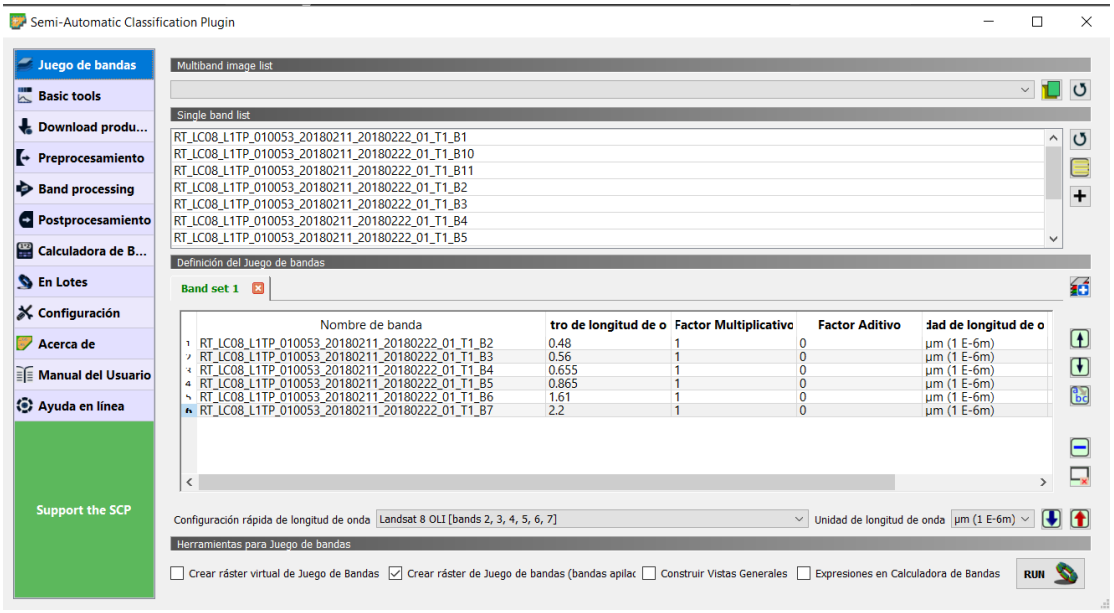
Fuente: Interfaz QGIS (2019)

Donde aplicando con base en la configuración requerida, en relación con: de ubicación de carpeta de las bandas Sentinel 2A o Lansat8 OLI previamente descargadas, selección de metadato de cada granulo y aplicando aplicación del algoritmo de la corrección deseada en este caso (DOS1), de acuerdo con lo indicado en la Figura 2-3, se ejecuta el algoritmo y se obtienen las bandas espectrales con los valores físicos deseados.

Combinación de bandas

Posterior a las correcciones radiométricas y atmosféricas lo recomendable es seleccionar las bandas que se compilaran en un solo archivo de imagen multiespectral. La compilación se refiere a la generación de un arreglo de bandas deseadas un solo archivo de imagen que permita realizar las diferentes composiciones de color y que sirva de apoyo como vector de características para el proceso de clasificación de coberturas. Esta técnica se ejecuta automáticamente utilizando el algoritmo de juego de bandas proporcionado por el complemento descargable SCP (Semi-Automatic Classification Plugin) de QGIS.

Figura 2-4.Herramienta Juego de Bandas.



Fuente: Propia (2019)

La elección de las bandas para realizar la composición es aquella que albergo un mayor contenido de información y a la vez con mayor contraste (Chuvieco, 2008) (Jensen, 1975). Es decir las bandas de mayor resolución espacial, mayor variabilidad y menor correlación con las bandas compañeras.

Tabla 4. Bandas a Sentinel y LandSat 8 OLI empleadas

Imagen Sentinel 2A	**Imagen LandSat 8 OLI**
Banda 2 (Blue) – 10 m	Banda 2 (Blue) –30 m
Banda 3 (Green) – 10 m	Banda 3 (Green) 30 m
Banda 4 (Red) – 10 m	Banda 4 (Red) 30 m
Banda 8(NIR) – 10 m	Banda 5 (NIR) 30 m
Banda 11(MIR) – 20 m	Banda 6(MIR) –30 m

Fuente: Propia (2019)

La comparativa de los algoritmos de clasificación CAM, Malahanobis y KNN sobre el software implementando se ha llevado a cabo sobre 1 imagen de satélite LandSat 8 OLI de 5

bandas, con una resolución espacial de 30x30m y 1 imagen de satélite Sentinel2A de 4 bandas con una resolución espacial de 10x10m y 1 banda de 20x20m de tal forma que sean comparables espectralmente. La región de estudio elegida fue el área de estudio correspondiente al granulo T18NYK de la grilla Sentinel-2A, correspondiente a la escena o PathRow7-57 del sensor LandSat8 OLI, la cual se encuentra el departamento de Meta. La selección de 5 bandas da la posibilidad de incluir combinaciones RGB como se observa en la figura 2-1 y además se considere las bandas en el espectro del infrarrojo lo que permite resaltar la vegetación en color rojo como se presenta en la figura 2-7:

Figura 2-5.Combinación (R: Rojo, G: Verde, B: Azul) del granulo T18NYK del sensor Sentinel 2A del 22 de diciembre del 2018.

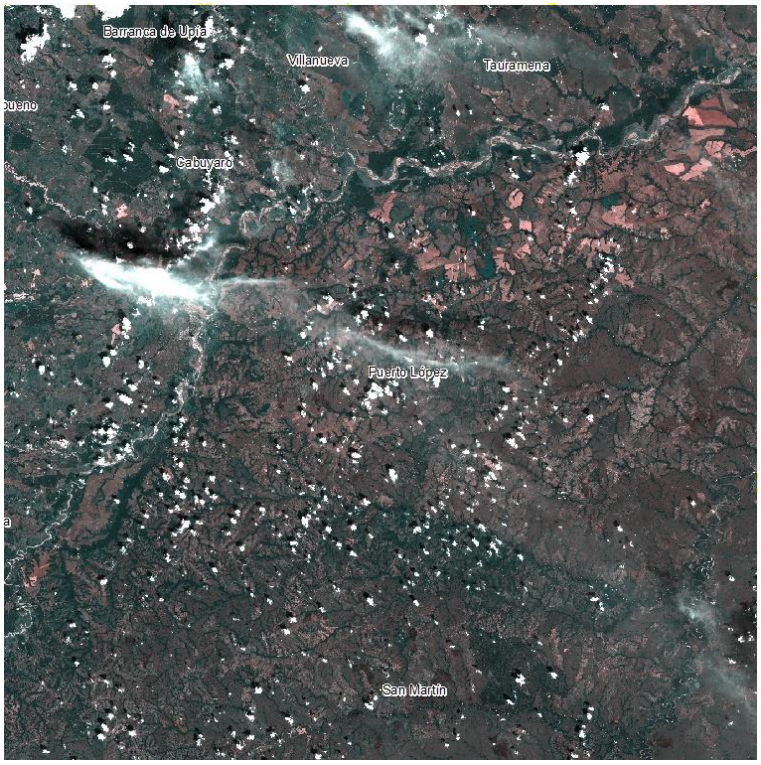


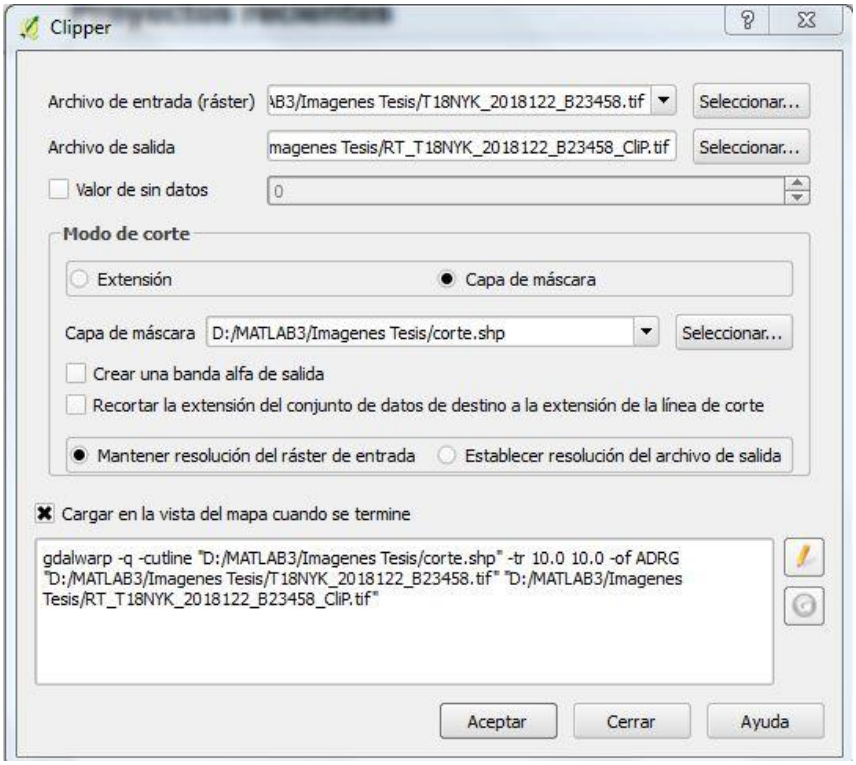
Imagen multiespectral obtenida desde https://earthexplorer.usgs.gov/

Recorte de la imagen en la zona de estudio

El propósito de tal proceso es recortar la imagen de interés a la zona de estudio, acción que se realiza con dos fines: el primero, que las muestras espectrales que capture el intérprete sean mucho más finas descartando áreas que eventualmente puedan generar ruido en la clasificación. La segunda finalidad es reducir los costos de procesamiento ya que se reducirán

el número de filas y columnas de la imagen y por ende los procesos serán más rápidos, tal proceso es ilustrado en la Figura 2-6.

Figura 2-6.Herramienta Clipper de QGIS



Fuente: Propia (2019)

Posteriormente al desplegar la imagen multiespectral se puede apreciar en la Figura 2-7 de acuerdo con lo referido en la Figura 2-6.

Los tamaños de las imágenes de prueba de acuerdo con su resolución serán:

- Parala imagen Sentinel 2A, 2010x2010píxeles (un total de 4’040.100 píxeles).
- Para la imagen LandSat 8 OLI, 670x670píxeles (un total de 448.900píxeles)

Figura 2-7. Captura de pantalla de la combinación (R: IRC, G: Verde, B: Rojo) de la imagen del 23 de Diciembre del 2018. LandSat 8 OLI, sobre un área comprendida en municipios de Puerto López, San Carlos de Garagoa, Villavicencio (Meta - Colombia).

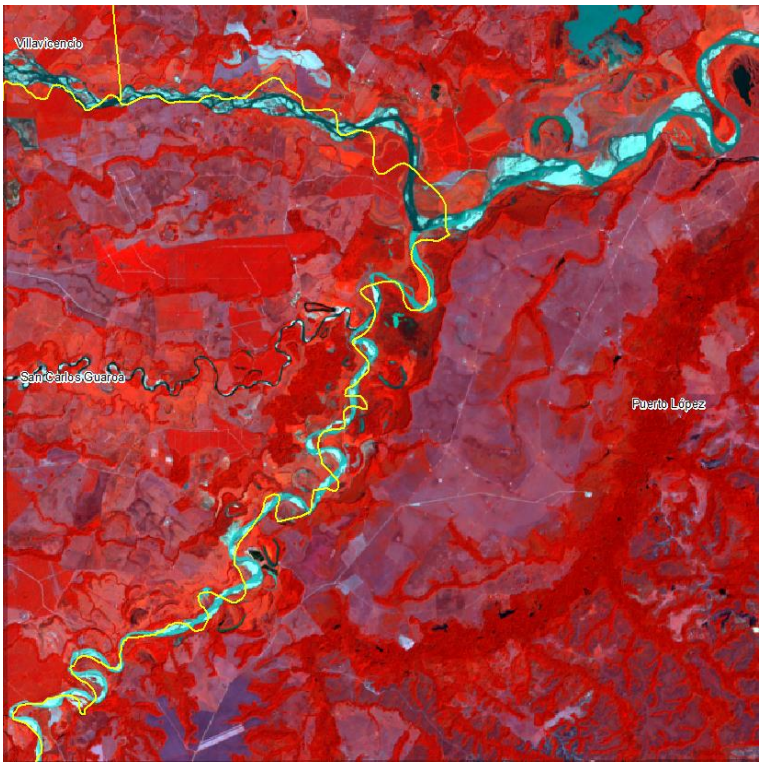


Imagen multiespectral obtenida desde https://earthexplorer.usgs.gov/

Después de los recortes de las imágenes se obtienen dos capas raster de insumo con las siguientes características:

Tabla 5 Características de la imagen LandSat 8 OLI procesada

Procesamiento	Características Nivel 2 en reflectancia
Tamaño de píxel	Bandas Oli Multiespectrales 5 bandas: 30 metros
Características de los datos	Formato de datos Geotiff
	Norte arriba (MAP) orientación
	Proyección cartográfica: Universal Transversa de Mercator (UTM)
	Datum del sistema Geodésico Mundial (WGS84)
	Los valores del píxel en float doublé 32 Bits
	Tamaño: 670x 670 píxeles
	Bandas espectrales: Azul, Verde, Rojo, Infrarrojo cercano e Infrarrojo medio

Procesamiento	Características Nivel 2 en reflectancia
	Fecha de captura: 23 de Diciembre 2018

Fuente: Propia (2019)

Figura 2-8.Captura de pantalla de la combinación (R: IRC, G: IRM, B: Rojo) de la imagen del 22 de Diciembre del 2018.Sentinel 2A, sobre un área comprendida en municipios de Puerto López, San Carlos de Garagoa, Villavicencio.

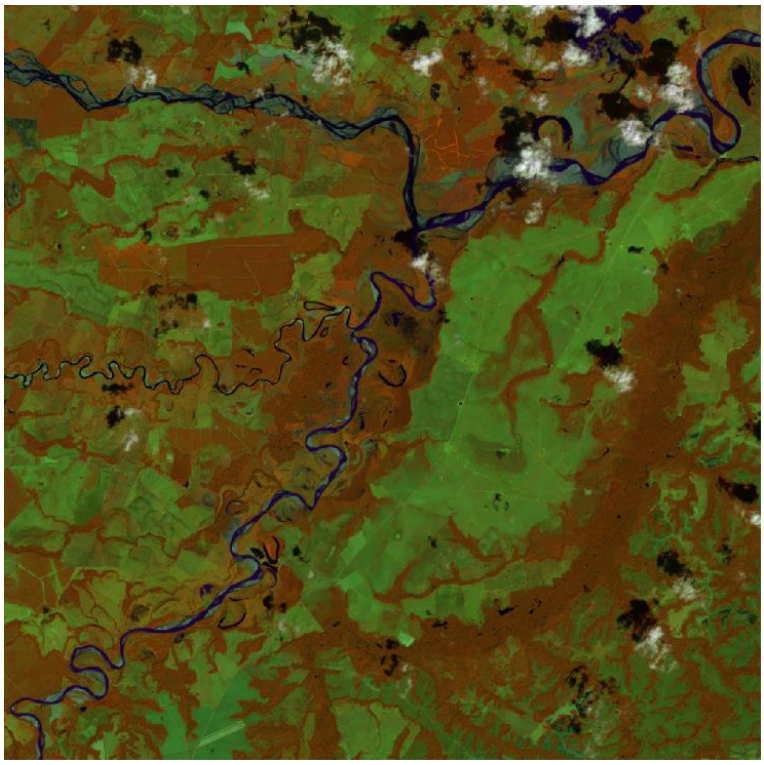


Imagen multiespectral obtenida desde https://earthexplorer.usgs.gov/

Tabla 6 Características de la imagen Sentinel 2A procesada

Procesamiento	Características Nivel 2 en reflectancia
Tamaño de píxel	Bandas Multiespectrales 5 bandas: 10 metros
Características de los datos	Formato de datos Geotiff
	Norte arriba (MAP) orientación
	Proyección cartográfica: Universal Transversa de Mercator (UTM)

Procesamiento	Características Nivel 2 en reflectancia
	Datum del sistema Geodésico Mundial (WGS84)
	Los valores del píxel en float doublé 32 Bits
	Tamaño: 2010x 2010 píxeles
	Bandas espectrales: Azul, Verde, Rojo, Infrarrojo cercano e Infrarrojo medio
	Fecha de captura: 22 de Diciembre 2018

Fuente: Elaboración Propia

Análisis estadístico

De acuerdo con Chuvieco (1995), para lograr un mejor análisis de una imagen, se debe conocer las estadísticas elementales que la definen. Se entiende por las estadísticas básicas como: los estadísticos de tendencia central (máximo, mínimo, la media, la mediana, la moda) y de dispersión más habituales (desviación estándar) o de representación gráfica como el histograma.

Los estadísticos univariados (unibanda) permiten valorar aspectos de la imagen, tales la homogeneidad y contraste de la banda, Mientras el análisis mulivariado (multibanda) sirve para identificar patrones en los fenómenos y entre fenómenos, por ejemplo: La Matriz de correlación y covarianzas entregan medidas de la relación existente entre los niveles digitales.

- Imagen Sentinel 2AS

Tabla 7. Medidas de tendencia central –unibanda (univariada)

Estadístico	B1	B2	B3	B4	B5
Mínimo	0,0212	0,0125	0,0281	0,0359	0,0123
Primer cuartil	0,0374	0,0458	0,0508	0,2297	0,1659
Media	0,0522	0,0625	0,0819	0,2566	0,2255
Mediana	0,0466	0,0576	0,0757	0,2598	0,2203
Tercer Cuartil	0,0510	0,0673	0,0980	0,2918	0,2844

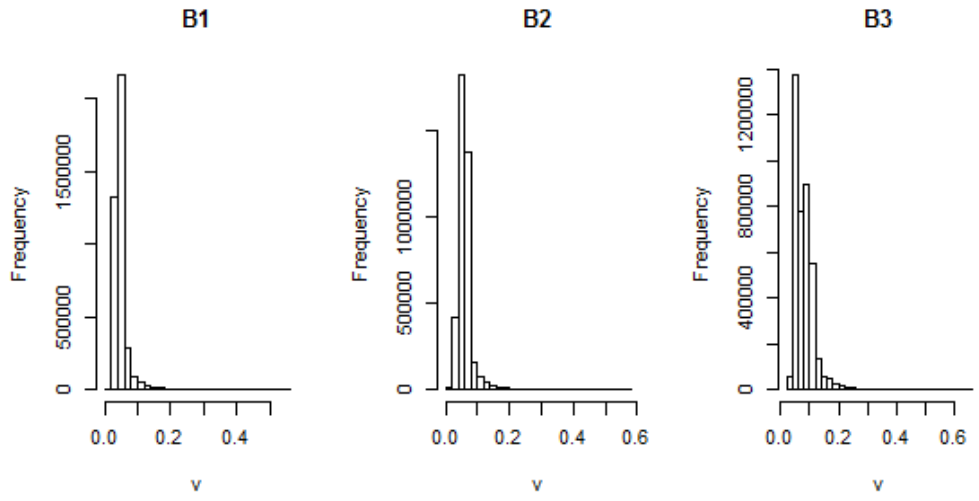
Estadístico	B1	B2	B3	B4	B5
Máxima	0,515	0,5323	0,6456	0,6953	0,6939

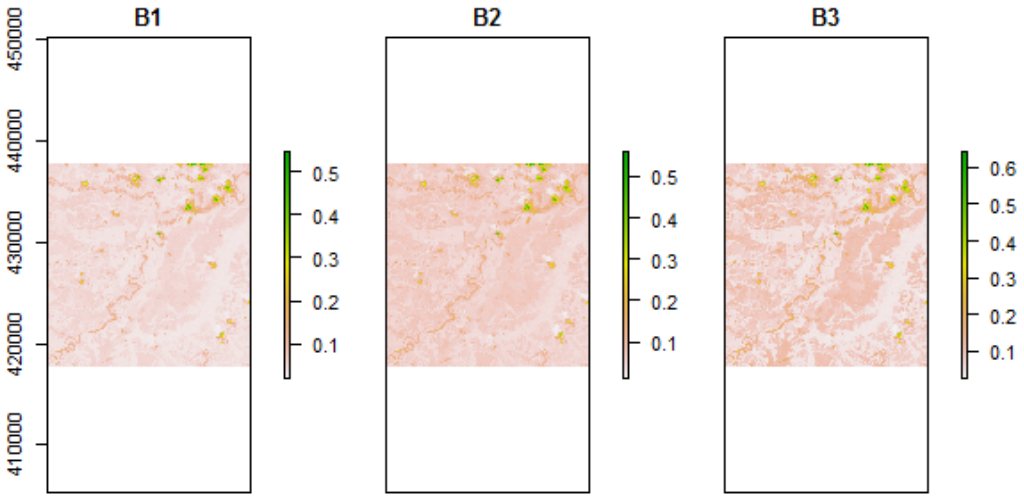
Tabla 8. Medidas de dispersión – unibanda (univariada)

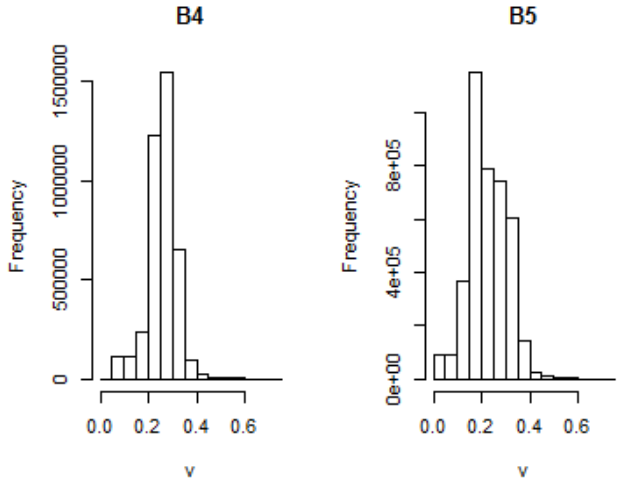
Estadístico	B1	B2	B3	B4	B5
Desviación estándar	0,033	0,034	0,044	0,060	0,079

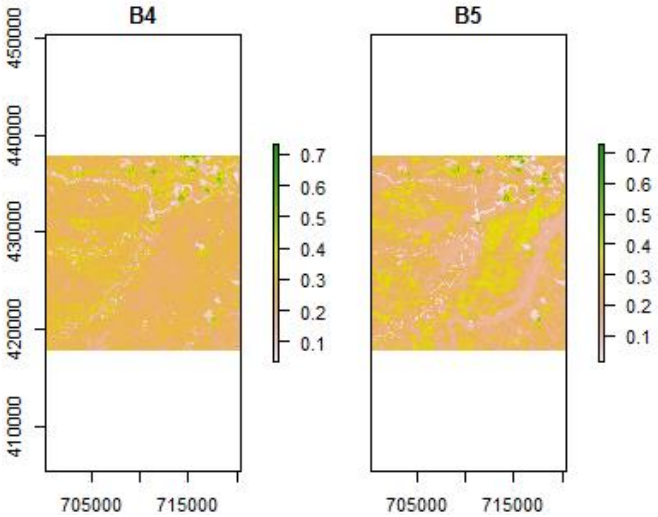
En la siguiente figura se presenta los histogramas de cada de una de las bandas:

Figura 2-9.Histogramas de la imagen del 22 de Diciembre del 2018 de la imagen Sentinel 2A.




B1
B2
B3
450000
440000
430000
420000
410000
0.1
0.2
0.3
0.4
0.5
0.6


B4
B5
Frequency
0
500000
1000000
1500000
0e+00
4e+05
8e+05
0.0
0.2
0.4
0.6
v


B4
B5
450000
440000
430000
420000
410000
705000
715000
0.1
0.2
0.3
0.4
0.5
0.6
0.7

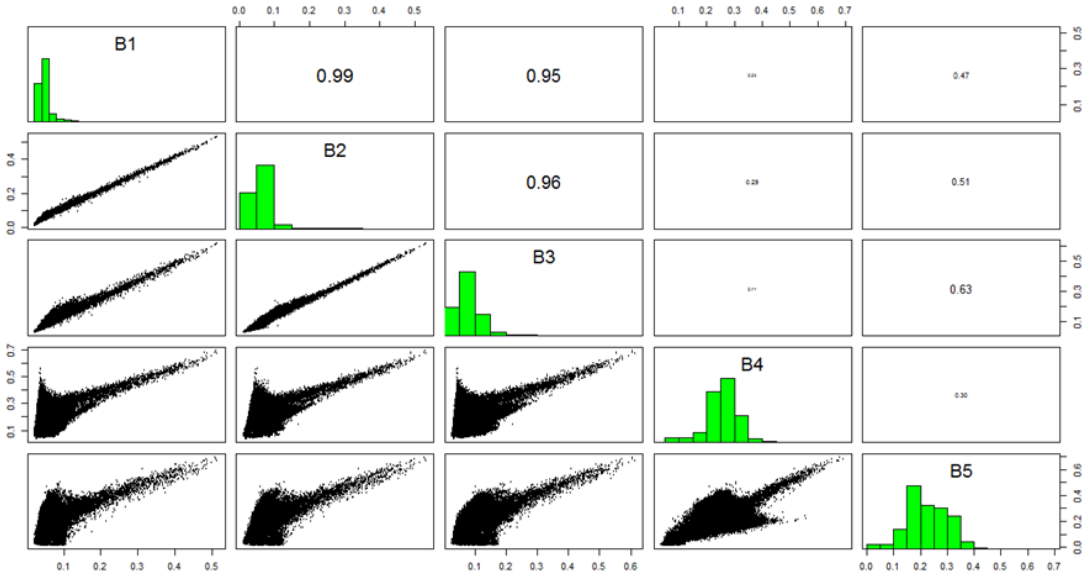
Fuente: Elaboración Propia

Para las bandas de la imagen Sentinel 2A corregida atmosféricamente tanto el estadístico de desviación estándar como los histogramas, indican que la banda 5 (Banda Infrarrojo Medio) cuenta con mayor contraste, como lo evidencia su impresión en la pantalla.

Tabla 9. Matriz de correlación

	B1	B2	B3	B4	B5
B1	1,0000000	0,9891299	0,9456215	0,2454243	0,4658850
B2	0,9891299	1,0000000	0,9578953	0,2898162	0,5092615
B3	0,9456215	0,9578953	1,0000000	0,1146170	0,6257018
B4	0,2454243	0,2898162	0,1146170	1,0000000	0,2979029
B5	0,4658850	0,5092615	0,6257018	0,2979029	1,0000000

Figura 2-10.Correlograma de las bandas de la imagen del 22 de Diciembre del 2018 de la imagen Sentinel 2A.



Fuente: Elaboración Propia

Los estadísticos multibanda de matriz de correlaciones indica que las bandas 4 y 5 (Infrarrojo Cercano e Infrarrojo Medio) son las que en menor grado se correlacionan en relación a las bandas 1, 2 Y 3 (Azul, Verde y Rojo) lo que indicaría que mientras las Bandas 1, 2 y 3 tienen información espectral parecida, las bandas 4 y 5 presenta información complementaria. Para

este caso en esta imagen sobre esta área de estudio la combinación RGB perfecta es empleando las bandas 3, 4 y 5 (Rojo, Infrarrojo Cercano e Infrarrojo Medio).

- Imagen LandSat 8 OLI

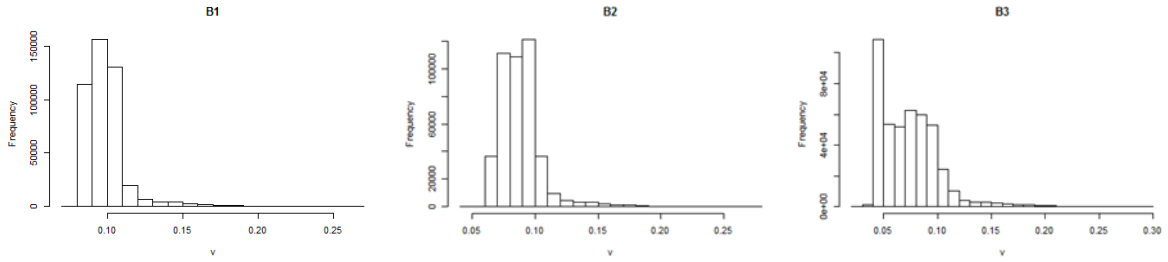
Tabla 10. Medidas de tendencia central - unibanda (univariada)

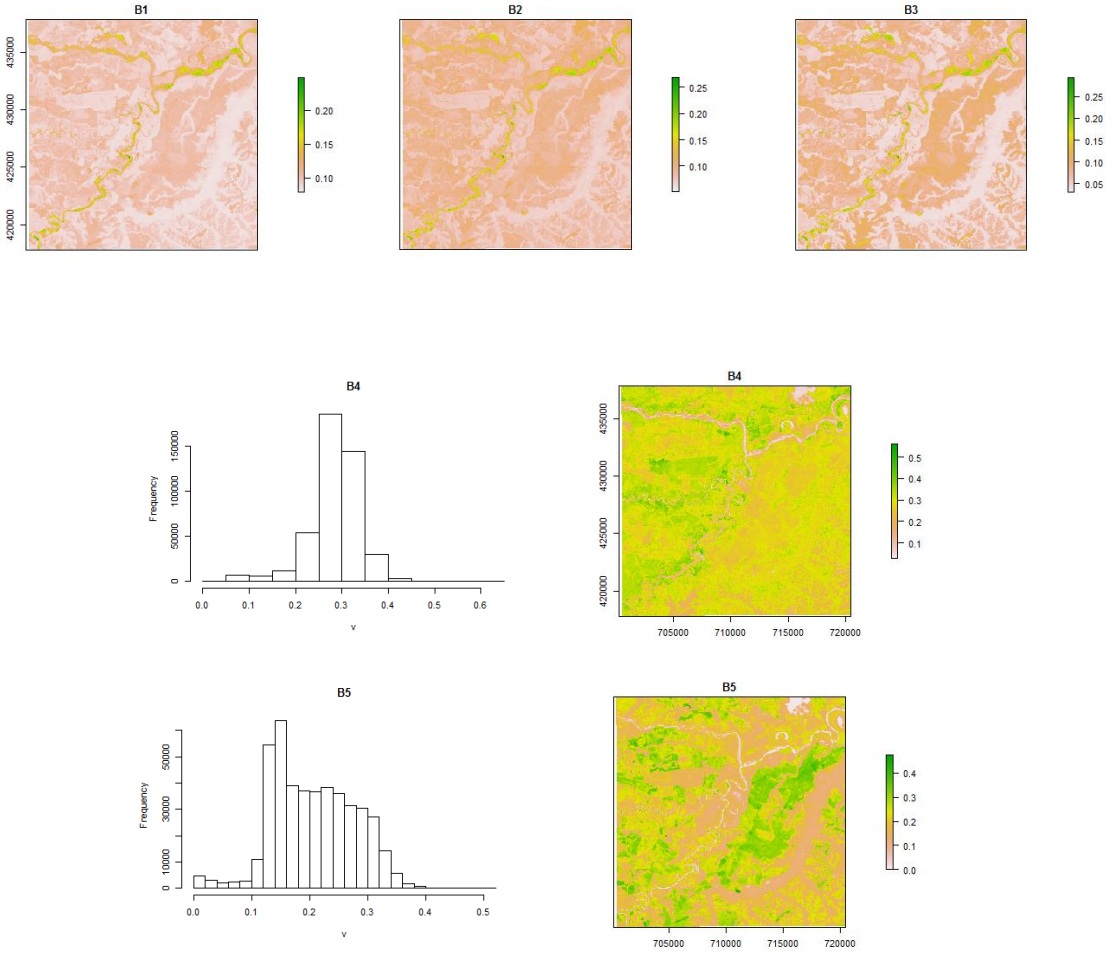
Estadístico	B1	B2	B3	B4	B5
Mínimo	0	0	0	0	0
Primer cuartil	0,0890	0,0760	0,0501	0,026	0,1483
Media	0,0988	0,0882	0,0732	0,284	0,2059
Mediana	0,0963	0,0860	0,0699	0,287	0,1986
Tercer Cuartil	0,1035	0,0956	0,0890	0,318	0,2604
Máxima	0,2624	0,2787	0,2986	0,602	0,5085

Tabla 11. Medidas de dispersión - unibanda (univariada)

Estadístico	B1	B2	B3	B4	B5
Desviación estándar	0,014	0,018	0,027	0,057	0,071

Figura 2-11.Histogramas de las bandas de la imagen del 23 de Diciembre del 2018 de la imagen LandSat8 OLI.





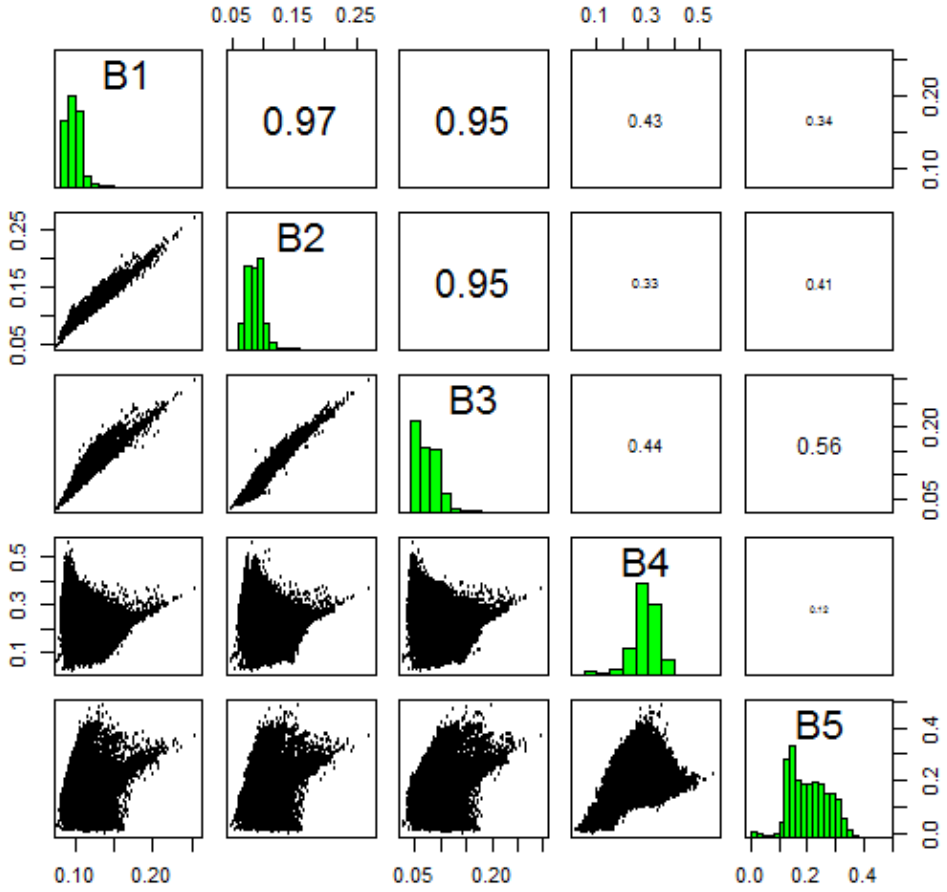
Fuente: Elaboración Propia

Igualmente, para las bandas de la imagen LandSAT 8 OLI corregida atmosféricamente tanto el estadístico de desviación estándar como los histogramas, indican que la banda 5 (Banda Infrarrojo Medio) cuenta con mayor contraste, como lo evidencia su impresión en la pantalla.

Tabla 12. Matriz de correlación

	B1	**B2**	**B3**	**B4**	**B5**
B1	1	0,9751415	0,9450139	0,42711261	0,3458065
B2	0, 9751415	1	0,953469	0,33100645	0,4081359
B3	0,9450139	0, 953469	1	0,43782551	0,5617486
B4	0,36203378	0,39514664	0,237930951	1	0,120101
B5	0,3458065	0,4081359	0,5617486	0,120101	1

Figura 2-12.Correograma de las bandas de la imagen del 23 de Diciembre del 2018 de la imagen LandSat 8 OLI.



Fuente: Elaboración Propia

Al igual que en la imagen Sentinel 2A, los estadísticos multibanda de matriz de correlaciones indica que las bandas 4 y 5 (Infrarrojo Cercano e Infrarrojo Medio) son las que en menor grado se correlacionan en relación a las bandas 1, 2 Y 3 (Azul, Verde y Rojo) lo que indicaría que mientras las Bandas 1, 2 y 3 tienen información espectral parecida, las bandas 4 y 5 presenta información complementaria. Es por esto que en mucho de los casos los intérpretes prefieren realizar composiciones de color empleando 2 bandas de los infrarrojos y una del espectro visible. Para este caso en esta imagen sobre esta área de estudio la combinación RGB perfecta para ser desplegada es empleando las bandas 2, 4 y 5 (Verde, Infrarrojo Cercano e Infrarrojo Medio).

Selección de muestras de entrenamiento

La selección de muestras (grupos de píxeles) representativas de una clase o categoría, se basó en el método propuesto por Congalton y Green (1999), donde se requiere un conocimiento previo de la proporción Π_i(Ecuación 6) y coberturas en la zona de estudio por lo que se recurre a la capa oficial de cobertura de la tierra del periodo 2007 - 2009 para Colombia. Para el tercer nivel de la leyenda en zona de interés que abarca un área de 39.788 hectáreas se identifican 9 tipos de coberturas en nivel 2, existiendo cinco categorías predominantes siendo la más preponderante la denominada como pastos (código 2.3) con cerca de 17.945 hectáreas (ver Tabla 13).

Tabla 13. Coberturas área de estudio.

Nivel 2	Clase	Área	Cobertura (%)
2.3	Pastos	17.945,5	45,10
3.1	Bosques	8.741,6	21,97
3.2	Vegetación secundaria	5558,5	13,97
2.4	Áreas agrícolas	3.980,4	10
5.1	Aguas continentales	1.711,3	4,30
2.2	Cultivos permanentes	1.169,8	2,94
Otros: 2.1, 3.3 y 4.1	Áreas Húmedas, Suelo desnudo y Cultivos transitorios	681	1,53

Fuente: Propia (2019)

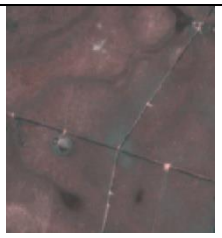
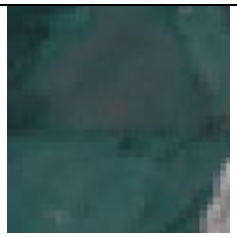
Aunque el anterior método muestra un camino lógico en la selección de muestras y de coberturas, hay coberturas que espectralmente con tan solo cinco bandas son parecidas y el clasificador automático se tiende a confundir como, por ejemplo: Las coberturas de cultivos permanentes, áreas agrícolas y cultivos transitorios espectralmente parecidas, por esto se agruparan en el grupo de cultivos.

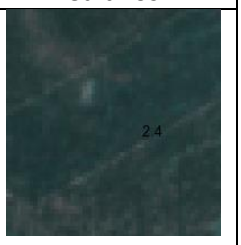
Tabla 14. Coberturas agrupadas del área de estudio.

Código	Clase	Área	Cobertura (%)
1	Pastos	17.945,5	45,10
2	Bosques	8.741,6	21,97
3	Vegetación secundaria	5558,5	13,97
4	Cultivos	5177,5	13,01
5	Aguas continentales	1.711,3	4,30
6	Áreas Húmedas	455,8	1,14
7	Suelo desnudo	198,02	0,49

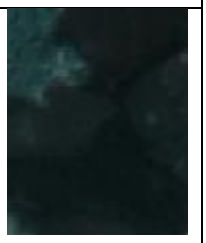
Fuente: Propia (2019)

Por practicidad y debido a que las coberturas de Áreas Húmedas y Suelos desnudos no superan ni el 2% de porcentaje de cobertura se decide no tomar muestras de estas, para considerar solo 5 tipos de coberturas representativas que corresponden a más del 98% de cobertura, a continuación, se referencia las coberturas anteriormente dichas:

Pastos	Bosques	Vegetación secundaria
		

Aguas continentales	Cultivos
	

A parte de lo mencionado anteriormente en la práctica se incluyen dos coberturas que se encuentra en la imagen Sentinel 2A y que son de naturaleza temporal y espectralmente diferenciables.

Nube	Sombra
	

Estas muestras de clases o coberturas de entrenamiento son utilizadas para clasificar cada píxel en función de la similitud de sus valores de reflectancia con los de los píxeles utilizados como referencia.

De este modo se tiene que para la referida cobertura con mayor ocupación la proporción del área cubierta ($\Pi_{23} = 0.45$) corresponde al 45,69%, seguida por la cobertura de bosques (3.1) con el 20.39% del área de interés.

Con la información derivada de la capa de cobertura de la tierra para el período 2007 – 2009 y considerando un nivel de confianza y precisión del 5%, con cinco clases predominantes.

Tabla 15. Tabla Chi-cuadrado.

v/p	0,001	0,0025	0,005	0,01	0,025	0,05	0,1
1	10,8274	9,1404	7,8794	6,6349	5,0239	3,8415	2,7055

Se obtiene el percentil superior a 0.001 del valor de chi-cuadrado con un grado de libertad es 6. 6349. Por ejemplo, para determinar el mínimo número de muestras para la categoría denominada como herbazal (2.3) se aplica la ecuación 6, referida a continuación:

$$n_1 = \frac{B\Pi_i(1-\Pi_i)}{b_i^2} = \frac{6.6349 * 0.45 * (1-0.45)}{0.05^2} = \frac{1.64213775}{0.0025} 656.8 \approx 657$$

En la Tabla 16 se refiere la cantidad mínima de muestras para las categorías de cobertura predominantes.

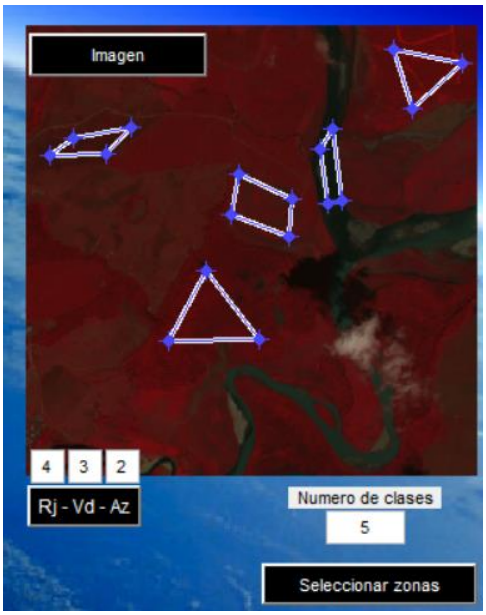
Tabla 16. Relación cantidad mínima de muestras por cobertura.

Clases	Numero de muestras	Cobertura
1	657	Pastos
2	454	Bosques
3	318	Vegetación secundaria
4	238	Cultivos
5	109	Aguas continentales

Fuente: Propia (2019)

Es importante referir que, si se considera un número mayor de categorías de cobertura, la relación en la cantidad de muestras entre categorías se debe mantener, es decir, si para la denominada como pastos (2.3 - 1) se estimaron 6570 muestras para la clase denominada como aguas continentales (5.1 - 5) se debe considerar 1090 muestras. Las muestras de las clases de entrenamiento se capturaron desde el aplicativo implementado, como se evidencia en la Figura 2-13.

Figura 2-13.Selección de muestras de clase de entrenamiento dentro el aplicativo implementado.



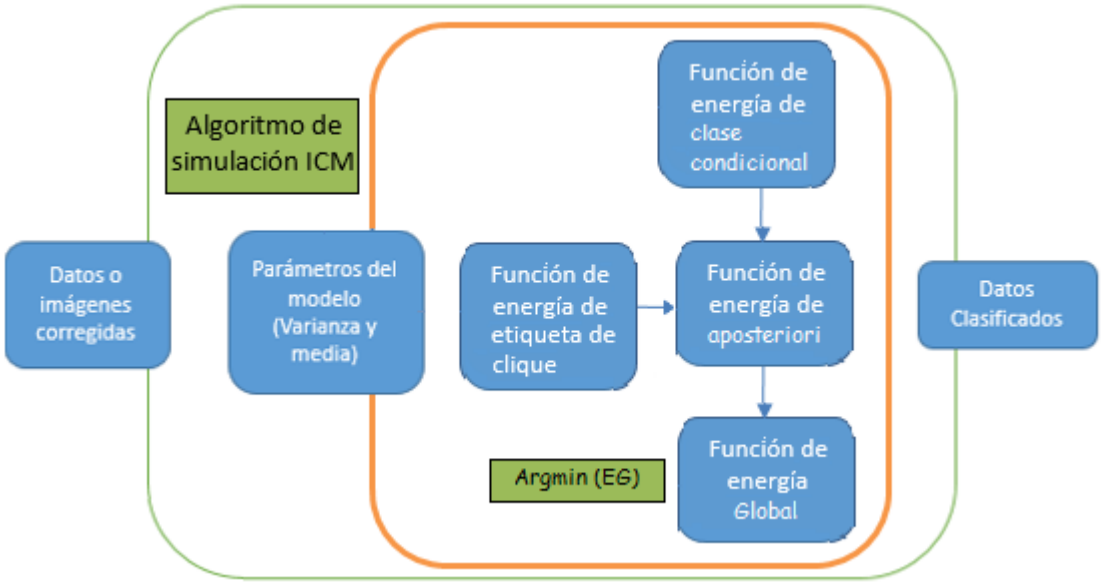
Fuente: Propia (2019)

En cuanto para la imagen multiespectral Sentinel 2A con nubosidad y sombra se seleccionaron el mismo número de muestras que la clase con menor número de muestras.

2.3. Desarrollo e implementación de algoritmos de procesamiento.

Como algoritmos de clasificación se empleó los métodos clásicos de agrupamiento por distancia de Malahanobis y k-nearest neighbor (KNN), y el método experimental propuesto de clasificación por (Campos Aleatorios de Markov - MRF). A continuación, en la Figura 2-14 se describe el diagrama de bloques del esquema detallado del procesamiento del modelo propuesto.

Figura 2-14.Esquema detallado del procesamiento del modelo propuesto.



Fuente: Propia (2019)

El modelo implementado es el modelo auto modelo auto normal, también llamado MRF de procesos gaussianos, que utiliza la función de probabilidad de distribución gaussiana (Rizo, Arques, Escolano, & Molina, 2000)(Zhang, Brady, & Smith, 2001) (Liao, Tang, Rosenhahn, & Yang, 2015) similar al de la ecuación 20.

$$\boldsymbol{P}(\mathrm{L}|\mathrm{Y}) = \frac{\mathbf{1}}{\sqrt{\mathbf{2}\boldsymbol{\pi}^{\boldsymbol{\rho}}} * \sqrt{\boldsymbol{\sigma}_{\boldsymbol{Li}}^{\mathbf{2}}}} * \boldsymbol{exp}^{\left(\frac{-(\mathrm{y_i}-\boldsymbol{\mu}_{\boldsymbol{Li}})^2}{2\boldsymbol{\sigma}_{\boldsymbol{Li}}^2}\right)} \qquad \textbf{(Ec30)}$$

Donde $\boldsymbol{\mu}_{\boldsymbol{Li}}$ es la media, y $|\boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{Li}}| = \boldsymbol{\sigma}_{\boldsymbol{Li}}^{\mathbf{2}}$ es la matriz de covarianzas de las clases $\boldsymbol{L}_{\boldsymbol{i}}$ y $\boldsymbol{y}_{\boldsymbol{i}}$ son los niveles digitales de la imagen. Aceptando el concepto "*mayor es la energía U(evento), es menor la probabilidad P(evento)".* Se busca que dado un modelo espectral definido se defina un modelo espacial minimizando la función de energía, para lo anterior se empleo la función de energía de campo de la ecuación 21.

```
for i=1:class_number
    1. Determinar vector de medias, matriz de varianza y
       covarianzas.
    2. Obtener energía de campoEff a partir de la ecuación 21.
End
```

Mientras la función de energía de etiquetado o clique potencial que depende del tipo de cliquese empleo la ecuación 19.

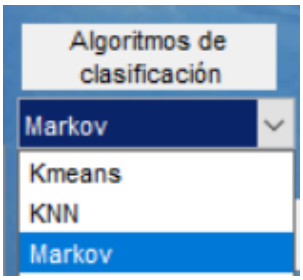
```
for i=1:class_number
    1. Determinar las medias y desviaciones estándar de las áreas
       de entrenamiento para cada clase.
    2. Inicializar las etiquetas L_Si y L_Sj a partir de los centroides
       de medias de cada clique para cada clase.
    3. Inicializar un etiquetado a partir de NaiveBayes.
    4. Obtener energía de etiquetadoElab a partir de cliques tipo
       C2.
End
```

Para la maximización de la probabilidad a posteriori se realiza la minimización de la función de energía a partir del código de iteración ICM.

```
while(iter<maxIter)
     1. Obtener las nuevas medias y desviaciones de cada clase
     asumiendo una modelo de mezclas gaussianas de acuerdo a la
     matriz de covarianza de las clases de entrenamiento e imagen.
     2. Determinar Eff a partir de las medias y desviaciones   3.
     Determinar Energía de etiquetado Elab a partir del clique
     4. Determinar la Energía Global Potencial EGP=Eff+E1ab;
     5.  Determinar  clasificación  minimizando  la  energía
     aposterioriEG
     iter=iter+1;
end
```

El aplicativo implementado no solo ofrece el algoritmo planteado (Markov) sino también realiza la clasificación a partir de los algoritmos de clasificación convencionales (Malahanobis, Kmeans y KNN) del cual el KNN es referido en la sección 1.5 y se usó en la comparación y validación como lo presenta la sección posterior (2.4). Ver Anexo 1 y Anexo 2, para más información de las rutinas implementadas en el aplicativo.

Figura 2-15.Selección del algoritmo de clasificación.

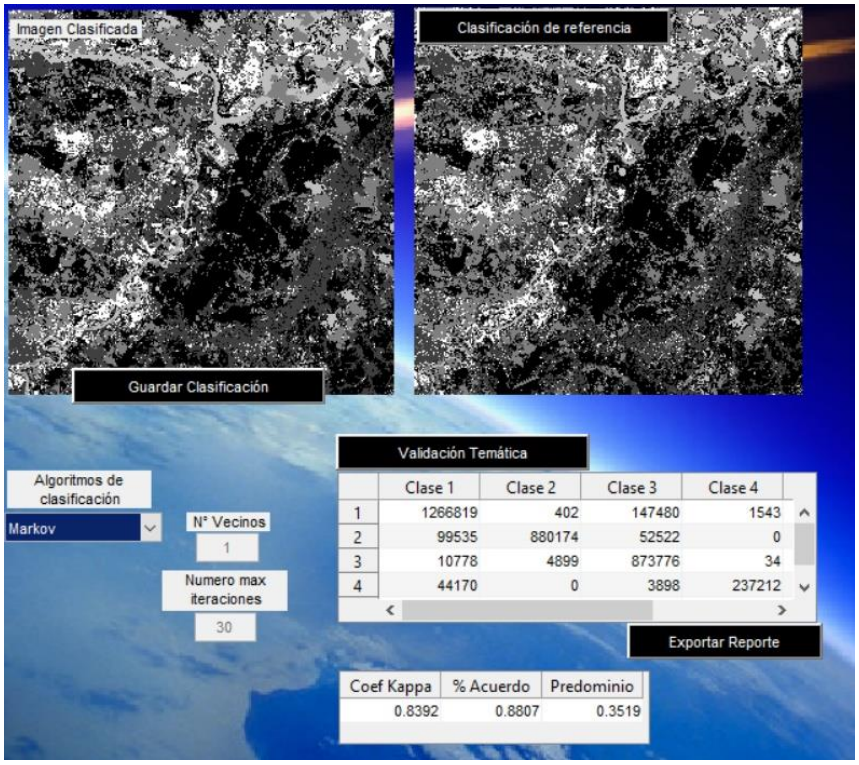


Fuente: Propia (2019)

2.4. Validación temática

La herramienta implementada no solo realiza la clasificación de las coberturas, sino que también, la aplicación es capaz de realizar la matriz de confusión y obtener el coeficiente kappa empleando una capa raster de referencia.

Figura 2-16.Matriz de confusión y coeficiente kappa.

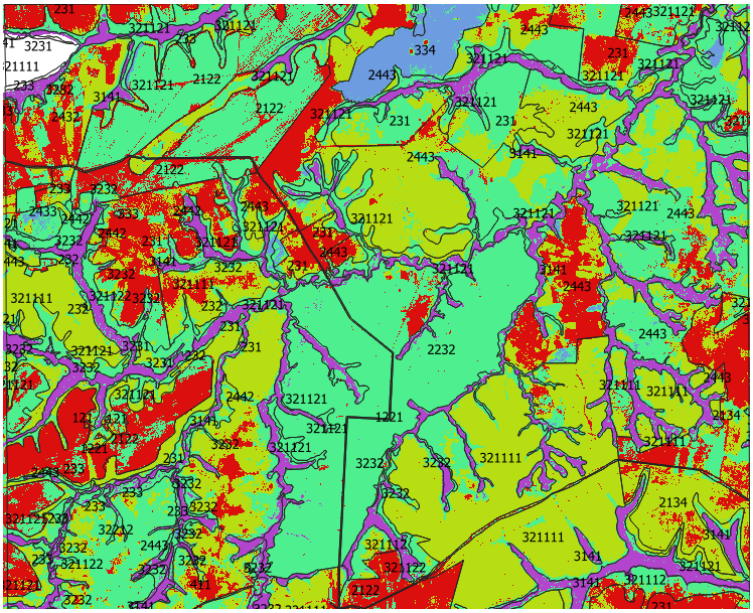


Fuente: Propia (2019)

Por ejemplo, a continuación, se presenta los resultados de una validación de prueba de una clasificación supervisada ajustada por métodos de interpretación visual para la misma zona

de estudio correspondiente que fue generada por el Instituto Geográfico Agustín Codazzi en el año 2017 y 2018 a un nivel 3 de coberturas.

Figura 2-17.Vista del resultado dela capa clasificada del IGAC.



capa de referencia del IGAC (2018)

Para este ejemplo se obtuvo una precisión global del %32.1 con un coeficiente kappa 0.21 lo que es de esperarse por el detalle de la capa de referencia de coberturas de validación pues manejaba 24 clases o códigos de cobertura a nivel 3, mientras que la capa clasificada a validar por el método de clasificación supervisada por un método clásico contaba con tan solo 5 clases a nivel 3.

Es por lo anterior, que para esta tesis se homologara la capa raster de referencia a la misma cantidad de clases de la clasificación resultado, es decir, entre 5 clases para una imagen totalmente libre de nubosidad y 7 clases para el caso de las imágenes con nubosidad y sombras, las clases nube y sombra serán reclasificadas como no dato o sin información para no incluir ruido en la validación.

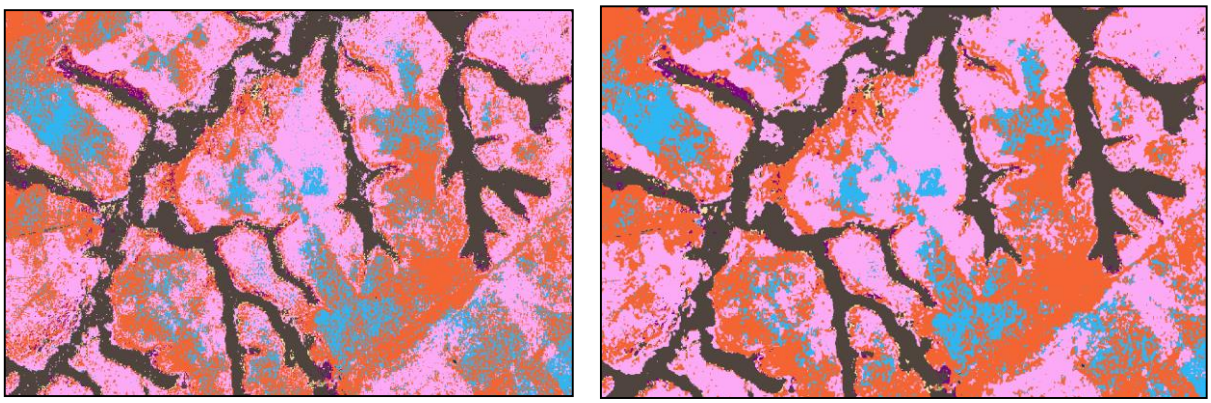
2.5. Postprocesamiento y salidas cartográficas

Después de obtener las clasificaciones se generalizan los datos con el fin de homogenizar las salidas cartográficas.

Generalización de las capas raster

A través de la técnica de generalización se reemplazan las celdas de un ráster basado en el valor de los píxeles con mayor repetición en relación con las celdas vecinas contiguas, de esta forma se elimina el ruido de la capa de interés, dando la sensación de suavizado sobre la imagen resultante como se refiere en la Figura 2-18.

Figura 2-18.Comparación visual de la capa raster clasificada de entrada y la capa raster clasificada generalizada.



Fuente: Propia (2019)

En la Figura 2-18 se evidencia el suavizado sobre la imagen de interés (derecha) con relación a la imagen original (izquierda). El referido algoritmo puede ejecutarse de forma iterativa, en tantas oportunidades como se considere se ha eliminado el ruido generado por el algoritmo de clasificación con el fin de homogenizar las salidas cartográficas.

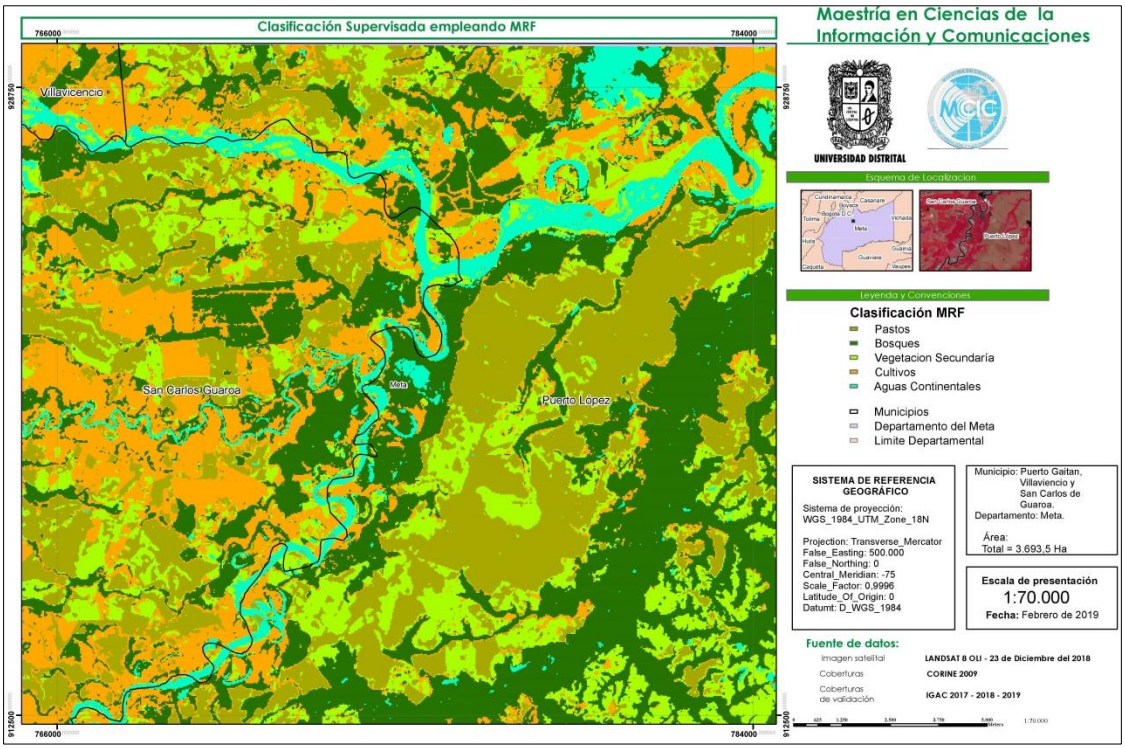
3. Resultados Obtenidos

El algoritmo desarrollado dentro de la presente tesis de investigación para la clasificación supervisada de imágenes mediante el método de Campos Aleatorios de Markov, ha sido implementado, experimentado y validado a partir del área de estudio definida para dos tipos de imágenes multiespectrales (LandSat 8 OLI y Sentinel 2A). Los resultados obtenidos por parte del algoritmo han sido muy satisfactorios desde varios puntos de vista, y ha alcanzado todos los objetivos principales propuestos, además podemos afirmar que la hipótesis planteada en el objetivo general sobre lograr diseñar e implementar un algoritmo que permita realizar una clasificación supervisada de imágenes que cumpla con los estándares de clasificación y genere una capa raster como insumo de mapa de coberturas del suelo acorde a la realidad, ha sido validada y comprobada a partir de los siguientes resultados.

3.1. Clasificación MRF con el aplicativo desarrollado

A continuación, se presenta la salida cartográfica con la capa raster clasificada generada a partir del algoritmo de clasificación de Campos Aleatorios de Markov.

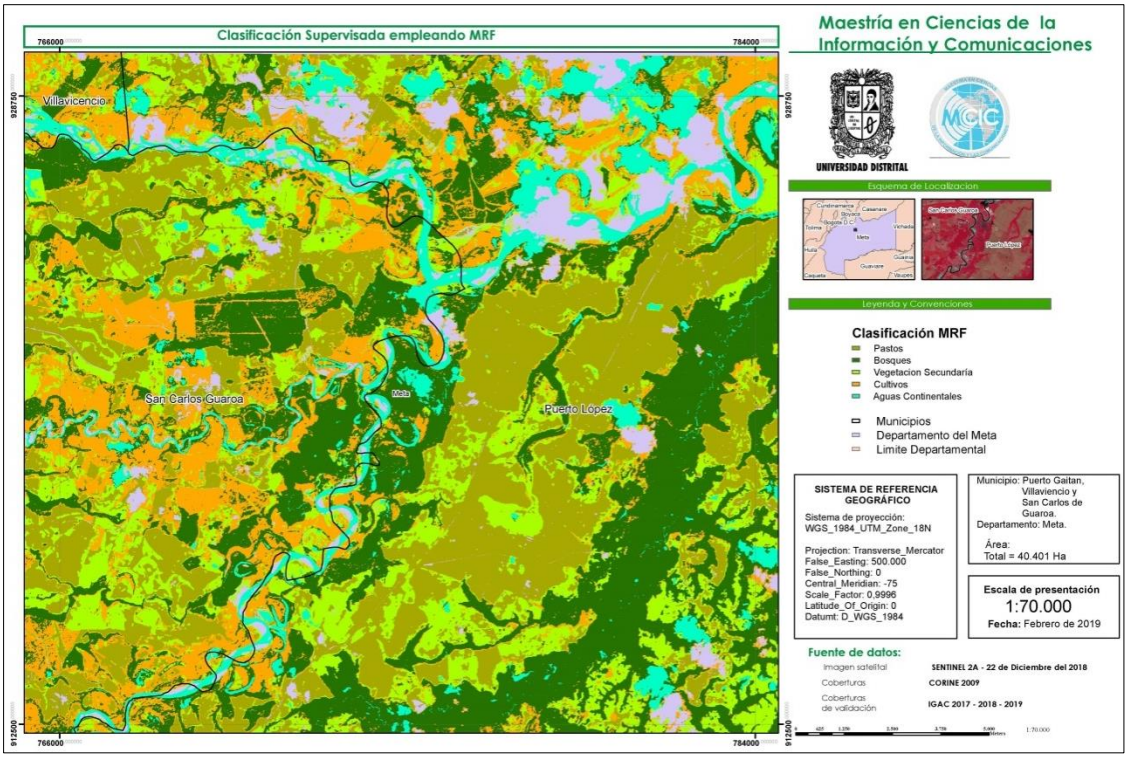
Figura 3-1 Mapa resultante de la clasificación supervisada MRF empleando la imagen LandSat 8 OLI.



Fuente: Propia (2019)

El resultado del análisis visual de la imagen LandSat 8 OLI clasificada con el aplicativo desarrollado durante esta tesis de maestría, es satisfactorio ya que cada una de las clases es bien definida y se logra ver claramente la disociación entre las mismas.

Figura 3-2 Mapa resultante de la clasificación supervisada MRF empleando la imagen Sentinel 2A.



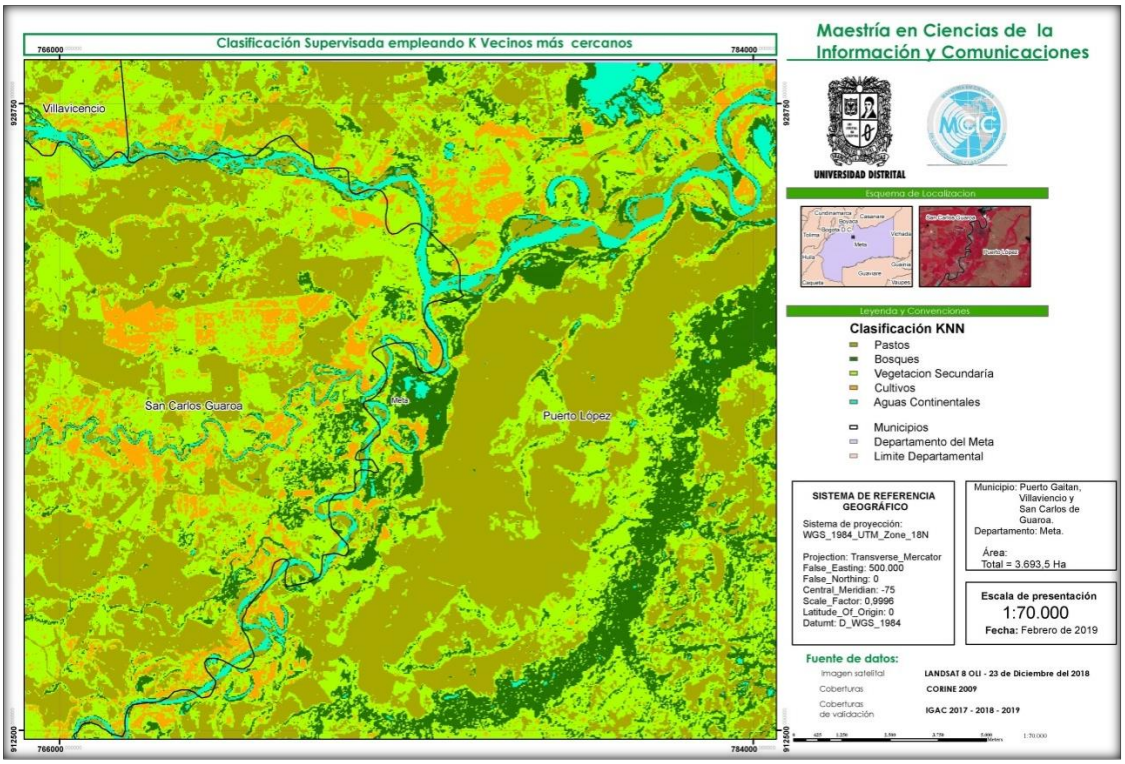
Fuente: Propia (2019)

Así mismo, el resultado del análisis visual de la imagen Sentinel 2A clasificada es satisfactorio ya que cada una de las clases es bien definida, aunque es evidente que el algoritmo confundió las clases de las sombras de las nubes y el agua, eso se debe a que son espectralmente parecidas en el rango espectral estudiado.

3.2. Clasificación KNN con el aplicativo desarrollado

Los resultados obtenidos a partir de la clasificación supervisada con el algoritmo KNN:

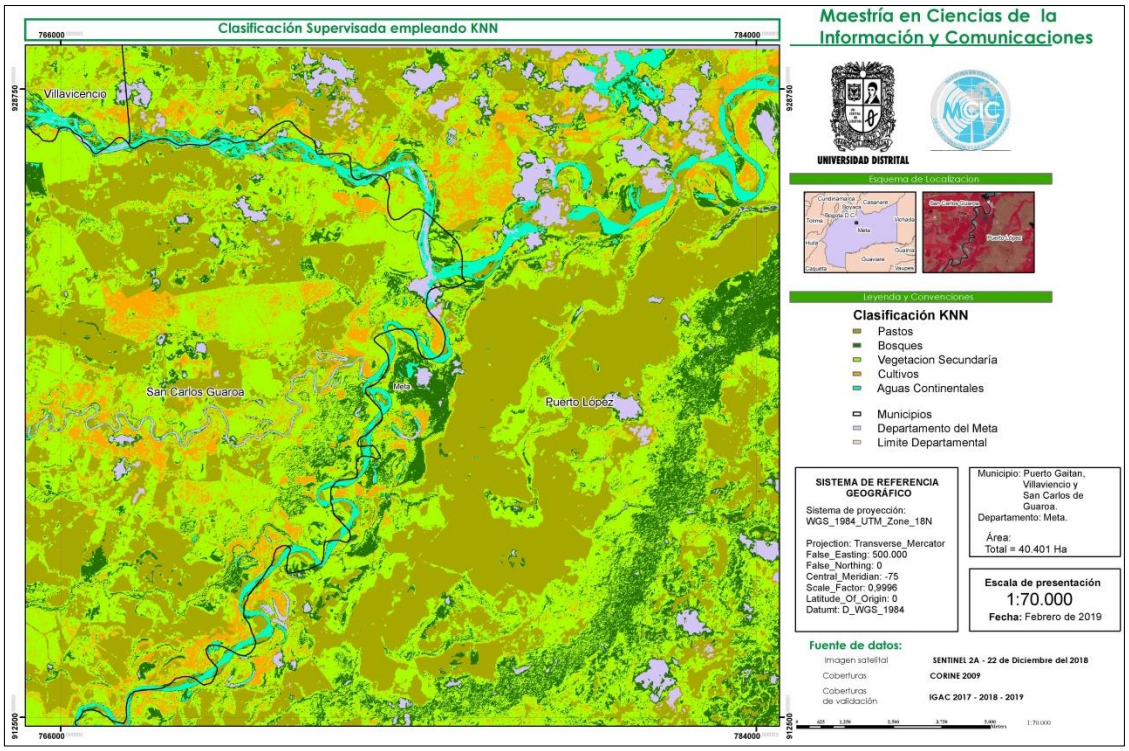
Figura 3-3 Mapa resultante de la clasificación supervisada K nearest neighbor empleando la imagen LandSat 8 OLI.



Fuente: Propia (2019)

Así mismo, el resultado del análisis visual de la imagen LandSat 8OLI clasificada el método KNN es relativamente bueno ya que las clases son bien definidas, aunque es evidente que el algoritmo confundió las clases de las bosques y vegetación secundaria.

Figura 3-4 Mapa resultante de la clasificación supervisada K vecinos más cercanos empleando la imagen Sentinel 2A.



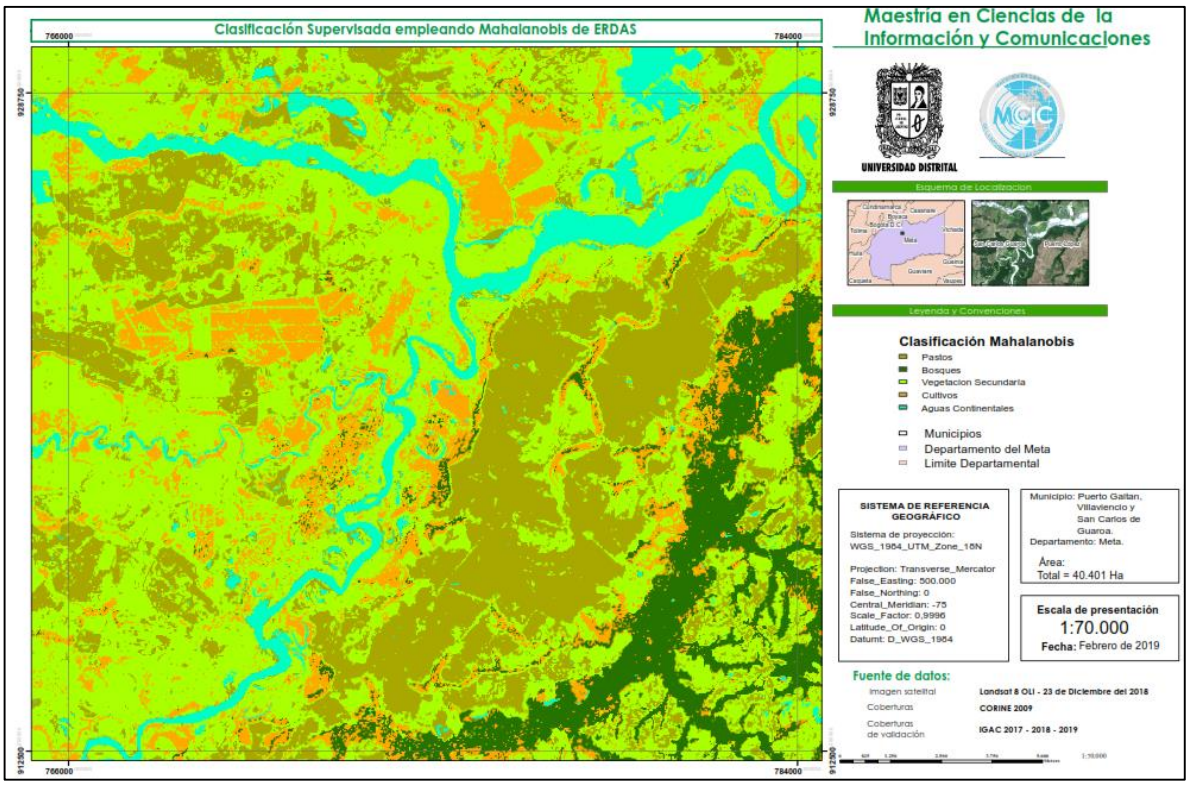
Fuente: Propia (2019)

Igualmente, el resultado del análisis visual de la imagen Sentinel 2A clasificada por el método KNN es relativamente bueno ya que las clases son bien definidas y no confundió las clases de agua y sombra como si sucedió con los Campos Aleatorios de Markov, sin embargo, es evidente que el algoritmo confundió las clases de las bosques y vegetación secundaria.

3.3. Clasificación de Malahanobis del Software ERDAS

A continuación, se presenta el resultado obtenido a partir de la información de entrenamiento:

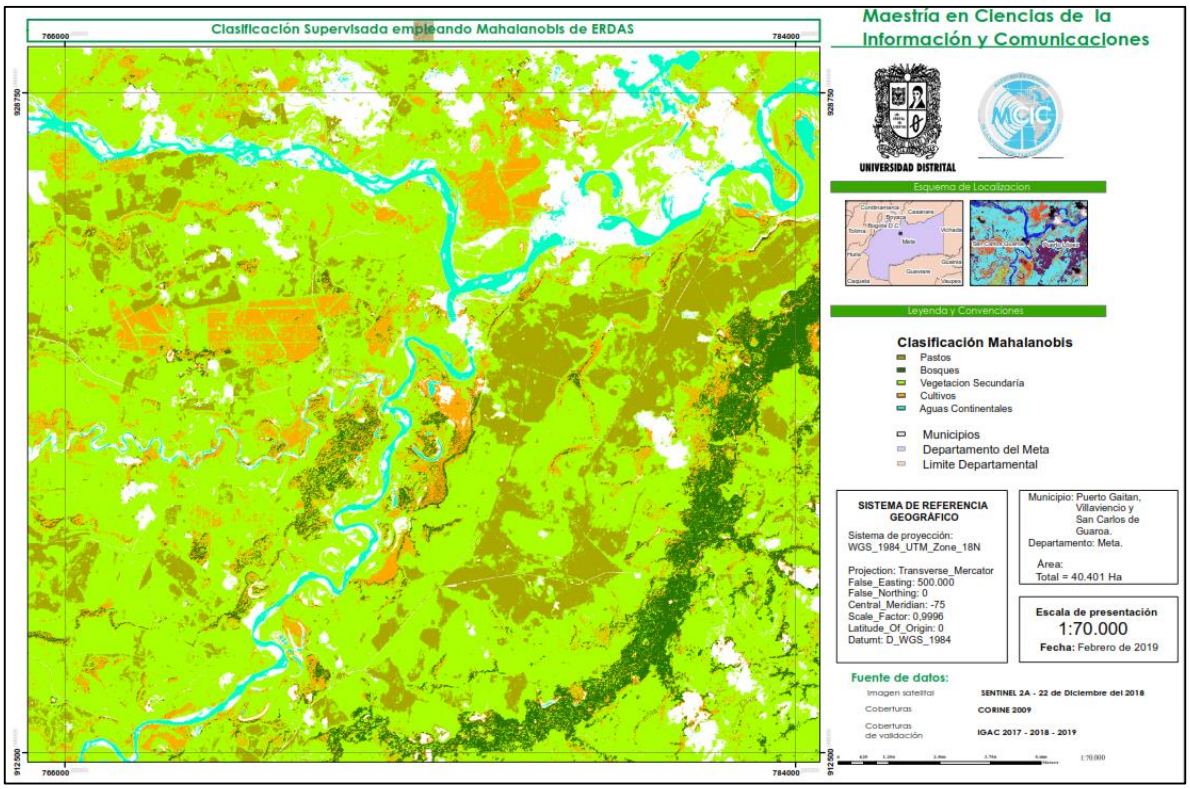
Figura 3-5 Mapa resultante de la clasificación supervisada de Malahanobis empleando la imagen LandSat 8 OLI.



Fuente: Propia (2019)

Para el ultimo método, el resultado del análisis visual de la imagen LandSat 8OLI clasificada por el método de distancia de Malahanobis es bueno ya que las clases son bien definidas, sin embargo, muestra un poco ruido en algunas coberturas.

Figura 3-6 Mapa resultante de la clasificación supervisada de Malahanobis empleando la imagen Sentinel 2A.



Fuente: Elaboración Propia

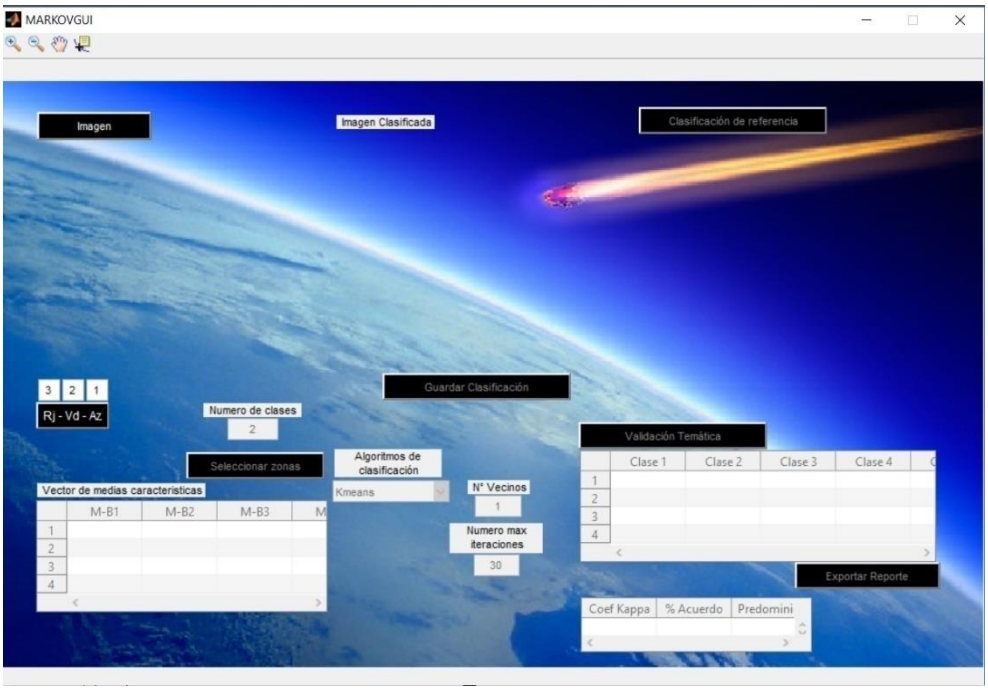
Finalmente, el resultado del análisis visual de la imagen Sentinel 2A clasificada por el método Malahanobis es relativamente bueno y es muy parecido al resultado dado con los Campos Aleatorios de Markov, y al igual que esté confundió también la cobertura del agua con las sombras de las nubes.

3.4. Objetivo 1: Desarrollar un entorno, modulo o aplicación de usuario para la clasificación de coberturas empleando los Campos Aleatorios de Markov en imágenes de observación de la superficie terrestre.

El algoritmo está formado por una combinación de componentes relacionados con el ámbito de la teledetección y componentes relacionados con el modelo matemático de las componentes aleatorias de Markov. Como ya se ha comentado, la clasificación supervisada por el método de los Campos Aleatorios de Markov, utiliza técnicas contextuales (espaciales

de vecindad) en función de seleccionar los píxeles con más alta probabilidad de pertenecer a cada una de las clases, ya que se establece la condición de vecindad y/o cliques con el objetivo de mejorar la clasificación.

Figura 3-7 Interfaz de usuario del aplicativo de clasificación implementado



Fuente: Elaboración Propia

Según la figura 3-7 se observa una interfaz de usuario intuitiva que emplea las utilidades empleadas en la tesis.

3.5. Objetivo 2: Establecer y validar eficacia del método de clasificación usando Campos Aleatorios de Markov usando matrices de confusión y análisis de exactitud.

Las capas raster clasificadas se comparan con respecto a la capa raster clasificada de referencia en este caso una capa aportada por el IGAC generada durante los años 2017 y 2018. Esta capa de referencia de coberturas fue generada a partir de un proceso cartográfico semiautomático con una fase de interpretación, edición y control visual sobre un insumo Sentinel 2A de 10 metros de resolución.

Imagen LandSat8 OLI

Se relacionan los resultados de la validación por cada uno de los diferentes métodos y algoritmos de clasificación. Para la imagen Landsat 8 OLI de 30 metros de resoluciones espacial la capa clasificada por Campos Aleatorios de Markov obtuvo una precisión global del 65,09% con un coeficiente kappa 0,52.

Tabla 17. Matriz de confusión o error resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen LandSat 8 OLI los Campos Aleatorios de Markov empleando la herramienta implementada.

Código	1	2	3	4	5	Total
1	49948	121	5355	956	92	56472
2	2797	47286	12786	3796	150	66815
3	21164	1091	27188	4307	172	53922
4	5308	1403	7560	5576	21	19868
5	357	327	1839	895	1464	4882
Total	79574	50228	54728	15530	1899	201959

Fuente: Propia (2019)

Tabla 18. Resultado de la validación por cobertura de la precisión de la clasificación de la imagen LandSat 8 OLI el método de los Campos Aleatorios de Markov usando QGIS.

Código	Coberturas	Precisión del productor [%]	Precisión del usuario [%]	Coeficiente Kappa
1	Pastos	62.76924	88.44737	0.80935
2	Bosques	94.14270	70.77153	0.61095
3	Vegetación secundaria	49.67840	50.42097	0.31991
4	Cultivos	35.90470	28.06523	0.22072
5	Aguas continentales	77.09320	29.98770	0.29323

Fuente: Propia (2019)

Análisis de los resultados por clases o códigos:

La cobertura que presenta mejor precisión son los pastos, la cual, la presenta un Coeficiente Kappa de 0.80, lo que es representativo puesto que es la clase con mayor ocupación y área. Mientras que las clases 3, 4 y 5 son las coberturas que presentan mayor confusión entre sí, lo que es de esperarse debido a dos razones: al alto grado de heterogeneidad de ciertas

coberturas como por ejemplo los cultivos de arroz, espectralmente podrían confundirse con cuerpos de agua y vegetación secundaria puesto que es bien sabido que este tipo de cultivo se inunda y, en consecuencia, disminuye la tasa de acierto de los algoritmos de clasificación supervisada aplicados a la imagen de satélite.

Imagen Sentinel 2A

Al igual que para la imagen LandSat 8OLI se presenta la validación de los resultados de clasificación para cada uno de los tres métodos Malahanobis, K vecinos más cercanos y el propuesto. Para la imagen Sentinel 2A de 10 metros de resoluciones espacial la capa clasificada por el método de los Campos Aleatorios de Markov obtuvo una precisión global del %66,29con un coeficiente kappa 0.53, lo que muestra que mejoro un poco la clasificación.

Tabla 19. Matriz de confusión o error resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen Sentinel 2A por el método de los Campos Aleatorios de Markov empleando la herramienta implementada.

Código	1.0	2.0	3.0	4.0	5.0	Total
1.0	50287	81	5780	952	30	57130
2.0	2200	42442	10862	2760	136	58400
3.0	18808	1065	25398	2384	126	47781
4.0	4537	2502	7140	4696	39	18914
5.0	563	665	1618	623	833	4302
Total	76395	46755	50798	11415	1164	186527

Fuente: Propia (2019)

Tabla 20.Resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen Sentinel 2A empleando el método de los Campos Aleatorios de Markov usando QGIS.

Código	Clase	Precisión del productor [%]	Precisión del usuario [%]	Coeficiente Kappa
1	Pastos	65.8249	88.0220	0.7971
2	Bosques	90.7753	72.6746	0.6353
3	Vegetación secundaria	49.9980	53.1550	0.3562
4	Cultivos	41.1388	24.8281	0.1992
5	Aguas continentales	71.5635	19.3630	0.1885

Fuente: Propia (2019)

Análisis de los resultados por clases o códigos:

La cobertura que presenta la mejor precisión al igual que en la imagen LandSat clasificada por este mismo método es la cobertura de pastos, la cual, presenta un Coeficiente Kappa de 0.79, un poco menor que con la imagen LandSat 8 OLI, pero en parte es representativo puesto que es la primera clase con mayor ocupación y área. Se observa también que mejoro su desempeño en las coberturas de bosques y vegetación secundaria. Mientras que las coberturas de aguas continentales y cultivos para este método son las que presenta mayor confusión debido a la nubosidad presenta. Sin embargo, la tasa de acierto global del algoritmo desarrollado en el presente trabajo de investigación es mayor que la de métodos de clasificación convencionales o clásicos empleando la misma imagen y muestras espectrales, cuales se presentaran a continuación.

3.6. Objetivo 3: Realizar análisis comparativo del modelo propuesto con respecto a dos modelos clásicos de clasificación.

Imagen LandSat 8 OLI

A continuación, se muestras los resultados obtenidos de la validación con los métodos de clasificación de Malahanobis y K vecinos más cercanos, tanto para la imagen LandSat 8 OLI como Sentinel 2A.

- ***Clasificación de la imagen LandSat 8OLI***

Finalmente, se presenta los resultados de la validación de la clasificación para la imagen LandSat 8 OLI por el método Malahanobis. Para el caso de la clasificación empleando el método de Malahanobis la precisión global es del 59.89% con un coeficiente kappa del 0,44.

Tabla 21. Matriz de confusión o error resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen LandSat 8 OLI empleando el algoritmo de Malahanobis de Erdas empleando la herramienta implementada.

Código	1	2	3	4	5	Total
1	53695	124	12220	1470	50	67559
2	177	28388	663	3	44	29275
3	24753	9755	35625	9536	381	80050
4	541	11471	3279	2834	109	18234

5	841	982	3360	1830	1316	8329
Total	80007	50720	55147	15673	1900	203447

Fuente: Elaboración Propia (2019)

Tabla 22.Resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la LandSat 8 OLI empleando el método de los Malahanobis usando QGIS.

Código	Clase	Precisión del productor [%]	Precisión del usuario [%]	Coeficiente Kappa
1	**Pastos**	67.1128	79.4786	0.6617
2	**Bosques**	55.97	96.9701	0.95963
3	**Vegetación secundaria**	64.6	44.5034	0.2386
4	**Cultivos**	18.082	15.542	0.0849
5	**Aguas continentales**	69.2631	15.8	0.15

Fuente: Propia (2019)

Análisis de los resultados por clases o códigos:

Al igual que empleando la imagen Sentinel2A, la cobertura que presenta la mejor precisión es la cobertura de Bosques, la cual, la presenta un Coeficiente Kappa de 0.95963, lo que es representativo siendo esta la segunda clase con mayor ocupación y área. Mientras que la cobertura de cultivos es la que presenta mayor confusión con 0849. Además, se evidencia confusión también en la cobertura de Aguas continentales con un 0.15 lo que hace que la precisión global se aún mucho menor que por el método de los Campos Aleatorios de Markov.

- ***Clasificación de la imagen LandSat 8 OLI por método K- nearest neighbor***

Para el caso de la clasificación empleando el método de los K nearest neighbor la precisión global es del 58.60% con un coeficiente kappa del 0,3971. A continuación, se relaciona la matriz de confusión o error con respecto a la capa raster de referencia.

Tabla 23. Matriz de confusión o error resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen LandSat8 OLI empleando el algoritmo de K nearest neighbor empleando la herramienta implementada.

Código	1.0	2.0	3.0	4.0	5.0	Total
1.0	65844	267	21235	2879	376	90601
2.0	1155	23130	5453	1326	513	31577
3.0	11856	25502	25348	8003	99	70808
4.0	589	1233	1801	3125	1	6749
5.0	130	96	891	197	910	2224
Total	79574	50228	54728	15530	1899	201959

Fuente: Propia (2019)

Tabla 24.Resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen LandSat 8 OLI empleando el método de los K nearest neighbor usando QGIS.

Código	Clase	Precisión del productor [%]	Precisión del usuario [%]	Coeficiente Kappa
1	**Pastos**	82.7456	72.6746	0.5490
2	**Bosques**	46.0500	73.2495	0.6439
3	**Vegetación secundaria**	46.3163	35.79821	0.1193
4	**Cultivos**	20.1223	46.3031	0.4183
5	**Aguas continentales**	47.9199	40.9172	0.4035

Fuente: Propia (2019)

Análisis de los resultados por clases o códigos:

La cobertura que presenta la mejor precisión a diferencia de los métodos anteriores es la cobertura de Bosques, la cual, la presenta un Coeficiente Kappa de 0.64, lo que en parte es representativo puesto que es la segunda clase con mayor ocupación y área. Mientras que la cobertura de Vegetación secundaria es la que presenta mayor confusión siendo perjudicial porque no obstante es la tercera cobertura en ocupación, debido a lo anterior muestra una precisión aún menor que por los métodos de los Campos Aleatorios de Markov y Malahanobis. Para resaltar es el desempeño que presenta en la clasificación de las coberturas de Cultivos y Aguas continentales el cual tuvo mejor precisión con respecto a los otros dos métodos de clasificación.

Imagen Sentinel

A continuación, se muestras los resultados obtenidos de la validación para la imagen Sentinel2A con los métodos de clasificación de distancia de Malahanobis y K nearest neighbor.

- ***Clasificación de Malahanobis sobre la imagen Sentinel 2A***

Para el caso de la clasificación empleando el método de la distancia de Malahanobis la precisión global es del 49.67% con un coeficiente kappa del 0.3081. A continuación, se relaciona la matriz de confusión o error con respecto a la capa raster de referencia.

Tabla 25. Matriz de confusión o error resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen Sentinel 2A empleando el algoritmo de Malahanobis del software comercial ERDAS.

Código	1	2	3	4	5	Total
1	29351	4	1480	111	4	30950
2	85	14164	440	24	17	14730
3	45406	23598	44002	7500	160	120666
4	419	9051	2142	2415	106	14133
5	137	34	844	233	686	1934
Total	75398	46851	48908	10283	973	182413

Fuente: Propia (2019)

Tabla 26.Resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen Sentinel 2A empleando el método de Malahanobis usando QGIS.

Código	Clase	Precisión del productor [%]	Precisión del usuario [%]	Coeficiente Kappa
1	**Pastos**	38.928	94.8336	0.9119
2	**Bosques**	30.232	96.1575	0.9482
3	**Vegetación secundaria**	89.9689	36.4659	0.1319
4	**Cultivos**	23.4853	17.0876	0.1213
5	**Aguas continentales**	70.5035	35.4705	0.3512

Fuente: Propia (2019)

Análisis de los resultados por clases o códigos:

A Diferencia del método de Campos Aleatorios de Markov la cobertura que presenta la mejor precisión es la cobertura de Bosques, la cual, la presenta un Coeficiente Kappa de 0.9482, lo

que es representativo porque es la segunda clase con mayor ocupación y área. Mientras que la cobertura de Cultivos es la que presenta mayor confusión, debido a lo anterior muestra una precisión global aún menor que por los métodos de los Campos Aleatorios de Markov **66.29%**. Para resaltar es el desempeño que presenta en la clasificación de las coberturas de Bosques el cual tuvo mejor precisión con respecto al método propuesto evidenciando su mejor desempeño en las imágenes con nubosidad.

- ***Clasificación de la imagen Sentinel 2A por el método KNN***

Finalmente, se presenta los resultados de la validación de la clasificación para la imagen Sentinel 2A por el método K nearest neighbor. Para el caso de la clasificación empleando el método de los K nearest neighbor la precisión global es del 54.75% con un coeficiente kappa del 0,346.

Tabla 27. Matriz de confusión o error resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen Sentinel 2A empleando el algoritmo de K nearest neighbor empleando la herramienta implementada.

Código	1.0	2.0	3.0	4.0	5.0	Total
1.0	59949	1006	13474	2893	354	77676
2.0	3729	17787	11398	1210	393	34517
3.0	13042	27452	24498	5658	139	70789
4.0	1475	1900	2414	3319	9	9117
5.0	128	50	835	214	663	1890
Total	78323	48195	52619	13294	1558	193989

Fuente: Propia (2019)

Tabla 28.Resultado de la validación de la precisión de la clasificación de la imagen Sentinel 2A empleando el método de los K nearest neighbor usando QGIS.

Código	Clase	Precisión del productor [%]	Precisión del usuario [%]	Coeficiente Kappa
1	**Pastos**	76.5407	77.1782	0.6172
2	**Bosques**	36.9063	51.5311	0.3550
3	**Vegetación secundaria**	46.5573	4.6070	0.1026
4	**Cultivos**	24.9661	36.4045	0.3172
5	**Aguas continentales**	42.5545	35.0793	0.3455

Fuente: Propia (2019)

Análisis de los resultados por clases o códigos:
Al igual que por el método de Campos Aleatorios de Markov la cobertura que presenta la mejor precisión es la cobertura de Pastos, la cual, la presenta un Coeficiente Kappa de 0.61, lo que es representativo peor mucho menor que por el método de los Campos Aleatorios de Markov, además siendo esta la primera clase con mayor ocupación y área. Mientras que la cobertura de Vegetación secundaria es la que presenta mayor confusión con 0.10. Además, se evidencia confusión en la segunda cobertura de ocupación con un 0.35 lo que hace que la precisión global se aún mucho menor que por el método de los Campos Aleatorios de Markov

Comparación de los resultados obtenidos

La comparativa de la extensión desarrollada con otros métodos de clasificación se ha llevado a cabo sobre las mismas imágenes, los mismos polígonos de entrenamiento y el mismo raster de validación en los tres casos para de esta manera establecer un parámetro de evaluación a partir del coeficiente Kappa el cual permitió comparar los resultados. En la tabla 29 se muestra el resumen de los resultados obtenidos con cada uno de los métodos implementados:

Tabla 29 Comparación de los resultados obtenidos

Método de clasificación	**LandSat 8 OLI**		**Sentinel 2A**	
	% ACUERDO	**COEFICIENTE KAPPA**	**% ACUERDO**	**COEFICIENTE KAPPA**
KNN	58.60%	0.397	54.75%	0.346
Malahanobis - ERDAS	59.89	0,44	49.67	0.3081
CAM	**65.09%**	**0.520**	**66.29%**	**0.531**

Fuente: Propia (2019)

Como se puede observar en la tabla 29 el clasificador desarrollado en esta tesis de maestría fue el que mejor eficacia presento ya que tuvo el índice Kappa más alto entre las 3 clasificaciones analizados, esto se ve reflejado tanto en la imagen como en su matriz de confusión cumpliendo así con el objetivo planteado de lograr realizar una clasificación con un índice de exactitud temática competitivo. Como consecuencia, el algoritmo desarrollado cuyo funcionamiento se basa en la identificación adecuada de las vecindades y de este modo

agrupar los píxeles de una imagen a sus correspondientes clases mejora la tasa de acierto de la clasificación de las imágenes. Por lo tanto, a los resultados obtenidos respecto a la evaluación temática del clasificador propuesto por parte del algoritmo con las dos imágenes de satélite con complejidad alta, es mejor que los métodos de clasificación convencionales.

A parte de los métodos de KNN y Malahanobis también se evaluó el método de K-medias que puede encontrarse en el Anexo 2.

4. Conclusiones, recomendaciones y trabajo futuro

4.1. Conclusiones

- Como conclusión general, el método de clasificación de los MRF cuyo funcionamiento se basa en la identificación adecuada de las vecindades espaciales y espectrales, permite eliminar posibles ambigüedades, y de este modo agrupar los píxeles de una imagen a sus correspondientes clases, mejorando la tasa de acierto de la clasificación, y consiguiendo alcanzar el objetivo de generar una clasificación con mejores niveles de exactitud temática, en comparación con los otros métodos clasificación convencionales validados de uso comercial con las dos imágenes de satélite con complejidad alta. Además, en el análisis comparativo por clases se concluye que el método propuesto de MRF representa de manera significativa las coberturas de los Pastos y Bosques en comparación con los clasificadores clásicos.
- En la actualidad se encontró investigaciones relacionados con la implementación de los Campos Aleatorios de Markov en técnicas de procesamiento de imágenes, pero no se encontró que se abarcara un análisis sobre su aplicabilidad a la desde la teledetección como clasificador supervisado de coberturas de la tierra empleando imágenes multiespectrales sentinel 2A y LandSat 8 OLI. Durante el desarrollo de este trabajo de investigación, se implementó un aplicativo de clasificación supervisada de imágenes basado en aprendizaje de maquina el cual logro su objetivo principal, el cual fue: el empleo de los Campos Aleatorios de Markov para el mejoramiento de las técnicas de clasificación de coberturas en imágenes LandSat 8 OLI y Sentinel 2A de observación de la superficie terrestre.
- El método de los Campos Aleatorios de Markov aplicativo implementado ha conseguido alcanzar el objetivo de generar una clasificación con mejores niveles de

exactitud temática, que los otros métodos validados, lo cual permite inferir el buen funcionamiento del aplicativo y el cumplimiento frente a la calidad de la clasificación en comparación con los estándares de calidad presentes en los algoritmos de uso comercial.

- Al análisis comparativo se concluye que el modelo propuesto de Campos Aleatorios de Markov representa de manera significativa las coberturas de la superficie terrestre en comparación con los clasificadores clásicos y que para el caso de estudio las coberturas con mejores resultados son los pastos y bosques.
- En cuanto a las precisiones de las clasificaciones en general mejoran al emplear insumos de mayor resolución espacial y espectral como por ejemplo los sentinel 2A cuando se trabaja a escala 1:25000, ya que esa escala era la capa del IGAC que se empleó para la comparación.
- Por otro lado, la aplicación desarrollada en MatLab permite emplear las funcionalidades de Mapping toolbox que permite conservar el sistema de referencia espacial, lo que es beneficioso para los investigadores que les gusta experimentar con nuevos algoritmos sobre imágenes de observación de la tierra y personal especializado en teledetección.

4.2. Recomendaciones•

Los resultados obtenidos por parte del aplicativo son satisfactorios, aunque es muy importante tener en cuenta las siguientes recomendaciones si se desea replicar esta experiencia:

• Las precisiones de las clasificaciones en general disminuyen si las imágenes presentan sombra por nubosidad, es por esto que emplear técnicas de corrección atmosférica es fundamental ya que disminuyen el efecto de la sombra por nubosidad.

• El profesional que realice el muestreo debe contar con la experiencia en coberturas, para evitar seleccionar los píxeles de borde puesto que dependiendo de lo fino de las muestras de la cobertura será lo fino del resultado.

• Hay que ser muy cuidadoso con el comportamiento de las sombras pues hay que considerar que las sombras en la vegetación poseen un comportamiento diferente a las

sombras sobre cuerpos de agua y otras coberturas, lo que puede confundir el tipo de coberturas. En la clasificación no supervisada se presenta mezcla de datos de las diferentes clases, esto se debe a que la reflectancia de algunas de las clases es muy parecida.

- La aplicación acepta imágenes multiespectrales georeferenciadas de los estándares más comunes como GeoTiff, Tiff, JPG2000, entre otras.
- La aplicación maneja imágenes multiespectrales georeferenciadas con tipo de píxel de 8 bits y 16bits sin signo, así como también de tipo single y float.
- Actualmente la aplicación tiene la capacidad de clasificar imágenes multiespectrales hasta de 5 bandas, no obstante se puede modificar el algoritmo para que maneje imágenes hyperespectrales.

4.3. Trabajo futuro•

La presente tesis es una aproximación de lo que se puede hacer aplicando técnicas estadísticas y de machine learning sobre datos de imágenes de observación de la tierra, por tal motivo a partir de esta tesis de maestría se despliegan algunas líneas de investigación abiertas que podrían llegar a complementar y mejorar los resultados obtenidos.

Estas líneas de investigación relacionadas con la clasificación supervisada de imágenes son las siguientes:

- Desarrollar nuevas versiones del aplicativo, con nuevas funcionalidades y herramientas, para personalizar aún más el proceso de clasificación, y poder ajustar lo máximo posible los resultados deseados a la zona de estudio utilizada.
- Implementar diferentes algoritmos de clasificación y personalizarlos para obtener mejores resultados a partir de un ambiente de programación que permita manipular todas las variables del sistema.
- Combinar diferentes mezclas de clasificadores, donde un clasificador de un tipo agrupe un tipo definido de cobertura y otro clasificador agrupe otro tipo de cobertura y de este modo finalmente realizar una fusion de las capas resultantes en un solo producto mejorado.

- Utilizar nuevas técnicas de programación orientada a reducir el coste computacional del algoritmo.
- Plantear mejoras en el algoritmo como incluir procesos de teselado, ya que al dividir la imagen en porciones definidas por el usuario se logra optimizar el recurso computacional.

Bibliografía

Acuña, A. J., & Llano, E. G. (2010). Estado actual de los metodos automaticos de anotacion semantica de imagenes de teledeteccion espacial.

Ahmad, A., & Sufahani, S. F. (2012). Analysis of Landsat 5 TM data of Malaysian land covers using ISODATA clustering technique. *2012 IEEE Asia-Pacific Conference on Applied Electromagnetics, APACE 2012 - Proceedings*, (Apace), 92–97. https://doi.org/10.1109/APACE.2012.6457639

Anderson, J. R., Hardy, E. E., Roach, J. T., Witmer, R. E., & Peck, D. L. (1976). A Land Use And Land Cover Classification System For Use With Remote Sensor Data. *A Revision of the Land Use Classification System as Presented in U.S. Geological Survey Circular 671*, *964*, 41.

Ariza, A., J, S. G., B, S. R., & Ramírez, D. (2013). Desarrollo de un modelo de corrección de imágenes de satélite para inundaciones: (CAIN - Corrección Atmosférica e Índices de Inundación) Alexander.

Arte, E. D. E. L., Gabriel, J., & Pineda, H. (2007). Aplicación De Algoritmos Genéticos De Los Servicios Grid Inteligentes Genetic Algorithms Application To Satellite Image Clasification in an Intelligent Grid Services Framework State of the Art, *17*, 95–109.

Bertani, M. (2004). Campos De Medidas Ocultos Markovianos Para El Cálculo De La Orientación Local Y La Restauración En Líneas En Imágenes Binarias. *CENTRO DE INVESTIGACION EN MATEMATICAS A.C. UNIVERSIDAD DE GUANAJUATO*, 120.

Besag, J. (1974). Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (…*, *36*(2), 192–236. https://doi.org/10.2307/2984812

Blake, A., Kohli, P., & Rother, C. (2011). *Markov Random Field for Vision and Image Processing Image*.

Blansché, A., Afd, L., Gançarski, P., & Afd, L. (2006). Comparison of MACLAW with several attribute selection methods for classification in hyperspectral images.

Blaschke, T., Lang, S., Lorup, E., Strobl, J., & Zeil, P. (2000). Object-oriented image processing in an integrated GIS/remote sensing environment and perspectives for environmental applications. *Environmental Information for Planning, Politics and the Public*, *2*, 555–570.

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. https://doi.org/10.4995/raet.2017.7133

Cáceres, P., & Verónica, A. (2017). Diseño del proceso de clasificación supervisada de cubiertas de suelo en imágenes satelitales. *Repositorio Académico - Universidad de Chile*.

Caiafa, C. (1996). Procesos Aleatorios Bidimensionales.

Campbell, J. B. (1981). Spatial Correlation Effects upon Accuracy of Supervised Classification of Land Cover. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, *47*(3), 355–363.

Caviedes Sanabria Milton Antonio, V. R. L. Y. (2009). *HERRAMIENTA BASADA EN MÁQUINAS DE*

SOPORTE VECTORIAL PARA LA CLASIFICACIÓN DE CÉLULAS ESCAMOSAS DE CITOLOGÍAS CÉRVICO UTERINAS. UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER.

CCRS. (2013). Fundamentals of Remote Sensing. *Government of Canada*.

Chatzis, S. P., & Tsechpenakis, G. (2010). The infinite hidden Markov random field model. *IEEE Transactions on Neural Networks / a Publication of the IEEE Neural Networks Council*, *21*(6), 1004–1014. https://doi.org/10.1109/TNN.2010.2046910

Chuvieco, E. (2008). Teledetección ambiental: La observación de la Tierra desde el Espacio. *Entorno Geografico*, *3*, 575. Retrieved from http://www.slideshare.net/alinabelen/savedfiles?s_title=teledeteccion-ambiental-listo&user_login=jaiflo7503

Chuvieco, E., & Huete, A. (2010). *Fundamentals of satellite remote sensing*. Boca Raton FLA : CRC Press.

Cohen, J. (1960). A COEFFICIENT OF AGREEMENT FOR NOMINAL SCALES, *XX*(1), 37–46.

Correa, C. (2007). Procesamiento de imagenes para la identificacion de uva y follaje usando tecnicas de clasificacion no supervisadas, 53–56.

Dong, Y. D. Y., Forster, B., & Milne, a. (1998). Evaluation of radar image segmentation by Markov random field modelwith Gaussian distribution and Gamma distribution. *IGARSS '98. Sensing and Managing the Environment. 1998 IEEE International Geoscience and Remote Sensing. Symposium Proceedings. (Cat. No.98CH36174)*, *3*(5), 1617–1619. https://doi.org/10.1109/IGARSS.1998.691645

Dwivedi, R. S., & Rao, B. R. M. (1992). The selection of the best possible Landsat TM band combination for delineating salt-affected soils. *International Journal of Remote Sensing*, *13*, 2051–2058. https://doi.org/10.1080/01431169208904252

Espínola, A. M. (2014). *Clasificación de imágenes de satélite mediante autómatas celulares*.

García, A., Martínez, G., Nuñez, E., & Guzmán, A. (1998). Clasificación supervisada, inducción de arboles de decisión, algoritmo kd. *Proc. Simp. Int. de Comp. CIC*, *98*, 602–614.

Groom, G., Mücher, C. a., Ihse, M., & Wrbka, T. (2006). Remote sensing in landscape ecology: Experiences and perspectives in a European context. *Landscape Ecology*, *21*(3 SPEC. ISS.), 391–408. https://doi.org/10.1007/s10980-004-4212-1

Jensen, J. R. (2005). Introductory Digital Image Processing A Remote Sensing Perspective Second Edition.

Jensen J.R. (2005). *Introductory Digital Image Processing – A Remote Sensing Perspective* (3a ed). New Jersey, USA: Prentice Hall.

Laarhoven, P. J. van, & Aarts, E. H. (2013). Simulated Annealing: Theory and Applications, 187. Retrieved from https://books.google.com/books?id=GPPqCAAAQBAJ&pgis=1

Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, *33*(1), 159–174.

Lang, R., Shao, G., Pijanowski, B. C., & Farnsworth, R. L. (2008). Optimizing unsupervised classifications of remotely sensed imagery with a data-assisted labeling approach. *Computers & Geosciences*. https://doi.org/10.1016/j.cageo.2007.10.011

Li, L., Qi, B., Dong, S., Chen, H., & Zhuang, Y. (2019). Fusion Feature Multi-Scale Pooling for Water Body Extraction from Optical Panchromatic Images. *Remote Sensing*, *11*(3), 245. https://doi.org/10.3390/rs11030245

Li, S. (2001). Markov Random Field Models in Computer Vision. *Springer Verlag*, *2263*(4).

Liao, W., Tang, J., Rosenhahn, B., & Yang, M. Y. (2015). Integration of Gaussian Process and MRF for Hyperspectral Image Classification, 3–6.

Lopez, E. (2007). Segmentacion de Coberturas de la tierra espectralmente similares empleando

CAM, caracteristicas y geometria estocastica.
López, J. P. A., Valero, O. J. E., & Escorcia, J. L. H. (2004). Validación de una Metodología de Clasificación de Imágenes Satelitales en un entorno Orientado a Objetos. *Ingeniería*, *10*(1), 61–69.
Lorette, a, Descombes, X., & Zerubia, J. (2004). Texture Analysis through a Markovian Modelling and Fuzzy Classification : Application to Urban Area Extraction from Satellite Images. *International Journal of Computer Vision*, *36*(3), 221–236.
Marchionni, D., & Schalamuk, I. (2010). Aplicación de la teledetección espacial óptica y de radar para el análisis geológico y la detección de áreas mineralizadas en el sector central del Macizo del Deseado, Provincia de Santa Cruz. *Revista de La Asociación Geológica Argentina*, *66*(4), 592–607.
Mather P., Tso B.,. (2009). *Classification methods for remotely sensed data* (2 Edition). CRC Press.
Mather, P., & Tso, B. (2009). *CLASSIFICATION METHODS FOR REMOTELY SENSED DATA*.
O. Cortazar Martínez. (2006). *Procesamiento digital de imágenes usando wavelets*. Universidad Autonoma del estado de Hidalgo.
Olaya, V. (2013). Sistemas de Informacion Geografica Tomo 2. *OSGEO*.
Paragiosl, N., & Deriche, R. (2000). Coupled Geodesic Active Regions for Image Segmentation : A Level Set Approach. *Computer Vision*, 224–240.
Perea, A. J., Meroño, J. E., & Aguilera, M. J. (2009). CLASIFICACIÓN ORIENTADA A OBJETOS EN FOTOGRAFÍAS AÉREAS DIGITALES PARA LA DISCRIMINACIÓN DE USOS DEL SUELO. *Interciencia*, *34*(9).
Plourde, L., & Congalton, R. (2003). Sampling method and sample placement: how do they affect the accuracy of remotely sensed maps. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, *69*(3), 289–297. https://doi.org/0099-1112/03/6903–289$3.00/0
Rees, W. G. (2012). *Physical Principles of Remote Sensing*. Cambridge University Press.
Richards, J. A. y Jia X. (1999). *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer-Verl.
Rizo, R., Arques, P., Escolano, F., & Molina, R. (2000). AplicaciØn de los modelos de campos aleatorios de Markov en visiØn artificial.
Rodríguez, P. G., & González, M. ª E. P. (2006). Aplicaciones de la teledetección en hidrología. *Observatorio Medioambiental*, (9), 171–186. https://doi.org/10.5209/rev_OBMD.2006.n9.22590
Salinero, C. (2008). *Teledeteccion ambiental*. Grupo Planeta (GBS).
Sarode, M., & Deshmukh, P. (2011). Reduction of speckle noise and image enhancement of images using filtering technique. *International Journal of Advancements in …*, *2*(1), 30–38. Retrieved from http://www.ijict.org/index.php/ijoat/article/viewArticle/speckle-noise
Schowengerdt R.A. (1985). *Techniques for image processing and classification in remote sensing*. Academic Press.
UDFJC, & ERDAS. (2001). ERDAS: Clasificación avanzada, 302.
Van Rossum, G., & Drake Jr, F. L. (2004). Tutorial Python. *Disponível Gratuitamente Em Http://Python. Org*.
Wang, L., Huang, X., Zheng, C., & Zhang, Y. (2017). A Markov random field integrating spectral dissimilarity and class co-occurrence dependency for remote sensing image classification optimization. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *128*, 223–239. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.03.020
Zhang, Y., Brady, M., & Smith, S. (2001). Segmentation of brain MR images through a hidden Markov random field model and the expectation-maximization algorithm. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, *20*(1), 45–57. https://doi.org/10.1109/42.906424

BIBLIOGRAFÍA COMPLEMENTARIA

Aarts, P. L. (1988). Simulated annealing : theory and applications. Mathematics and its application, 29.

Arques, P. (2003). Robust Segmentation of Scenes with Colour Mark. Artificial Intelligence Research and Development. Recuperado el 11 de 09 de 2013

Arques, P. C. (29 de Abril de 2005). Segmentación de Imágenes. Incorporación de las Características de Color a la Función de Energía. Dialnet. Recuperado el 14 de Agosto de 2013

Athanasios Speis and Glenn Healey. (s.f.). An Analytical and Experimental Study of the Performance of Markov Random Fields Applied to Textured - Image Processing, IEEE Transactions on.

Athanasios Speis and Glenn Healey. (s.f.). Limitations of Markov random fields as models of textured images of real surfaces - Computer Vision, 1995. Proceedings., Fifth International Conference on.

Benedek, C. (s.f.). Novel Markovian Change Detection Models in Computer Vision.

CASTRO, M. A. (30 de Agosto de 2005). ESQUEMA DE SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES DE PERCEPCIÓN REMOTA: APROXIMACIÓN CONTEXTUAL Y DE REGULARIZACIÓN. Recuperado el 15 de Agosto de 2013, de http://www.ptolomeo.unam.mx:8080/xmlui/handle/132.248.52.100/409

CHANG, K. & LIU, J. (2004). Landslide features interpreted by neural network method using a high-resolution satellite image and digital topographic data. In: Geo-Imagery Bridging Continents, XXth ISPRS Congress (12-23/07/2004), Istanbul (Turkey). International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS) Archives, Vol. XXXV, Part B7. p. 574-579. ISSN 1682-1750.

CNES. (s.f.). OTB Software Guide.

Cordero-Grande, L., Vegas-Sanchez-Ferrero, G., Casaseca-de-la-Higuera, P., & Alberola-Lopez, C. (2012). A Markov Random Field Approach for Topology-Preserving Registration: Application to Object-Based Tomographic Image Interpolation. IEEE Transactions on Image Processing, 21(4), págs. 2047-2061.

Coto, E. (2003). Métodos De Segmentación De Imágenes Médicas [En Línea]. En: Lecturas En Ciencias De La Computación, Nd 2003-05. Caracas (Venezuela): Universidad Central De Venezuela. Issn: 1316-6239. <Http://Lcg.Ciens.Ucv.Ve/~Ernesto/Nds/Cotond200305.Pdf> [Consulta: 12/01/2016].

Destrempes, F., Mignotte, M., & Angers, J.-F. (2005). A stochastic method for Bayesian estimation of hidden Markov random field models with application to a color model. IEEE Transactions on Image Processing, 14(8), págs. 1096-1108.

Di Ming, Q. W. (s.f.). A Generalized Fusion Approach for Segmenting Dermoscopy Images Using Markov Random Field.

Encinas, M. (30 de Agosto de 2005). ESQUEMA DE SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES DE PERCEPCIÓN REMOTA: APROXIMACIÓN CONTEXTUAL Y DE REGULARIZACIÓN. Recuperado el 15 de Agosto de 2013

Erika Danaé López-Espinoza, L. A. (s.f.). Segmentación Markoviana Usando Modelos de Textura.

HAALA, N. & VOSSELMAN, G. (1992). Recognition of road and river patterns by relational matching. [on line]. In: International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing (02-14/08/1992), Washington (USA): ISPRS. Proceedings, Vol. 29, Part B3, p. 969-975. ISSN 0256-1840

<http://www.isprs.org/proceedings/XXIX/congress/part3/969_XXIX-part3.pdf> [consult: 19/01/2015].

HALUK DERIN, M. I. (s.f.). Bayes Smoothing Algorithms for Segmentation of.

Infante, C. (2010). Guía para la presentación de Tesiss de investigación. Bogotá, Colombia: Universidad Nacional de Colombia.

IEEE COMPUTER SOCIETY (1990). IEEE Standard Computer Dictionary: A Compilation of IEEE Standard Computer Glossaries. New York (USA): Institute of Electrical and Electronics Engineers. 217 p. ISBN: 978-0-7381-4768-0.

INSIGHT SEGMENTATION AND REGISTRATION TOOLKIT, ITK (2016). About ITK [online]. New York (USA): Kitware, Inc. <http://www.itk.org/ITK/project/about.html> [consulta: 13/05/2016].

INSTITUTO GEOGRÁFICO AGUSTÍN CODAZZI, IGAC (2004). Adopción del Marco Geocéntrico Nacional de Referencia MAGNA-SIRGAS como datum oficial de Colombia [en línea]. Bogotá (Colombia): IGAC. 33 p. <http://www2.igac.gov.co:8080/igac_web/UserFiles/File/MAGNAWEB_final/documentos/adopcion.pdf> [consulta: 23/07/2013].

J. Zerubia. (s.f.). Marked point processes.

Jaime Pantoja, F. G. (2010). Image Segmentation usin MRF. Vision Electronica, 12.

Jian-Guang Zhang, X.-B. W. (s.f.). Multiscale Markov Random Field Method for SAR Image Segmentation.

José A. Malpica, J. M. (s.f.). Fusión de información con la teoría de la evidencia para la extracción de objetos cartográficos de usión de información con la teoría de la evidenc para la extracción de objetos cartográficos de imágenes aéreas. ción de objetos ca imágenes aéreas.

Julian Besag and David Higdon. (s.f.). Bayesian Inference for Agricultural Field Experiments.

Li, M., & Nguyen, T. (2007). A De-Interlacing Algorithm Using Markov Random Field Model. IEEE Transactions on Image Processing, 16(11), págs. 2633-2648.

Matej Kseneman, D. G. (s.f.). Despeckling and information extraction from SLC Synthetic Aperture.

Ortega, F.J. (2008). Str. Un Generador De Etiquetadores Supervisados Basado En Textrank [En Línea]. Tesis Doctoral (Phd En Ingeniería Informática). Sevilla (España): Universidad De Sevilla, Departamento De Lenguajes Y Sistemas Informáticos. <Http://Www.Lsi.Us.Es/Docs/Doctorado/Memorias/Memoperinvortegarodriguezfcojavier.Pdf> [Consulta 15/08/2013].

Pujol López, M.M. (2000). Incorporacion De Caracteristicas En La Función De Energía Para Segmentacion De Imágenes Usando Campos Aleatorios De Markov [En Línea]. Tesis Doctoral (Doctor). Alicante (España): Universidad De Alicante, Departamento De Ciencia De La Computación E Inteligencia Artificial. 218 P. <Http://Rua.Ua.Es/Dspace/Bitstream/10045/3884/1/Pujol%20l%C3%B3pez,%20m%C2%Aa%20del%20mar.Pdf> [Consulta 15/08/2015].

Ramírez, J. P. (s.f.). Cambios y predicción de cambios de coberturas del suelo en la comuna de Ninhue (secano interior), provincia de Ñuble, VIII región.

Riano, O. (2012). Notas de clase P.D.I. Bogota: Universidad Distrital Francisco Jose de Caldas.

Rolando D. Navarro, J. J. (s.f.). Estimating the Gauss-Markov Random Field Parameters for Remote Sensing Image Textures.

Runmei Hu, s. m. (s.f.). Texture segmentation based on a hierarchical Markov random field model - Circuits and Systems, 1991., IEEE International Sympoisum on.

Sergio Rojas, W. B. (2009). Software Desing for processing and analysis of biomedical images in 2D using ITK llibraries. Tecnura, 14.

Shan Yu, M. B. (s.f.). Towards Robust Analysis of Satellite Images Using Map Information— Application to Urban Area Detection.

Siwei Lyu. (s.f.). An Implicit Markov Random Field Model for the Multi-scale Oriented Representations of Natural Images.

Stuat Geman, D. G. (s.f.). Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images.

Subudhi, B. N., Bovolo, F., Ghosh, A., & Bruzzone, L. (2014). Spatio-contextual fuzzy clustering with Markov random field model for change detection in remotely sensed images. Optics & Laser Technology, 57, págs. 284-292.

TRIBUJ, M.A. & WAISBAUM, A.D. (2006). Segmentación de imágenes texturadas [en línea]. Tesis (Licenciado en Ciencias de la Computación). Buenos Aires (Argentina): Universidad de Buenos Aires, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales. 117 p. <http://www-2.dc.uba.ar/grupinv/imagenes/archivos/tesisTribujWaisbaum2006.pdf> [consulta: 14/08/2013].

Toolkit, I. S. (02 de Septiembre de 2013). Markov Random Field-based Filters. Recuperado el 02 de Septiembre de 2013, de ITK: http://www.itk.org/Doxygen/html/group__MRFFilters.html

Valero, P., Sánchez, J. L., Cazorla, D., & Arias, E. (2011). A GPU-based implementation of the MRF algorithm in ITK package. The Journal of Supercomputing, 58(3), págs. 403-410.

van der Sande, C., Jong, S., & Roo, A. (2003). A segmentation and classification approach of IKONOS-2 imagery for land cover mapping to assist flood risk and flood damage assessment. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 4(3), págs. 217-229.

VES, E.; SIMÓ, A. & BELMONTE, P. (1998). Ayuda al diseño cerámico mediante campos de Markov aleatorios. En: V Congreso Mundial de la Calidad del Azulejo y del Pavimento Cerámico, Qualicer 98 (8-11/03/1998). Castellón (España): Cámara Oficial de Comercio, Industria y Navegación de Castellón – Colegio Oficial de Ingenieros Industriales. Actas Qualicer 1998, Grupo II, p. 73-82.

Victor Lempitsky Carsten Rother Stefan Roth Andrew Blake. (s.f.). Fusion Moves for Markov Random Field Optimization.

Villar, A. A. (1 de Febrero de 2008). Teledeteccion y sistemas de tratameinto digital de imagenes. Madrid. Recuperado el 14 de Agosto de 2013, de Open Course: http://ocw.upm.es/ingenieria-cartografica-geodesica-y-fotogrametria/topografia-cartografia-y-geodesia/contenidos/TEMA_11_FOTOGRAMETRIA_Y_TELEDETECCION/Teledeteccion/microsoft-word-teledeteccion_y_sist_tratamiento_digital_imagenes.pdf

Waisbaum, M. A. (15 de Agosto de 2006). Segmentación de imágenes texturadas. Recuperado el 15 de Agosto de 2013, de Universidad de Buenos Aires: http://www-2.dc.uba.ar/grupinv/imagenes/archivos/tesisTribujWaisbaum2006.pdf

Walsh, B. (26 de 04 de 2004). Massachusetts Institute of Technology. Recuperado el 03 de Septiembre de 2013, de Massachusetts Institute of Technology: http://web.mit.edu/~wingated/www/introductions/mcmc-gibbs-intro.pdf

Yang Wang, K.-F. L.-K. (s.f.). A Dynamic Hidden Markov Random Field Model for Foreground and Shadow Segmentation.

Yunhan Dong, B. F. (s.f.). Evaluation Of Radar Linage Segmentation By Markov Random Field Model With Gaussian Distribution And - Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings, 1998. IGARSS '98. 1998 IEEE International.

Zhan, Y., You, H., & Fuqing, C. (2013). Bayesian edge detector for SAR imagery using discontinuity-adaptive Markov random field modeling. Chinese Journal of Aeronautics, 26(6), págs. 1534-1543.

ANEXO 1

RUTINAS CAMPOS MODELOS DE MARKOV

RUTINA PRINCIPAL

Código escrito y adaptado para ser corrido en Matlab.

```
%Clasificación supervisada de Markov: el estado de equilibrio de un sistema
%dinámico no solo está determinado por la  ecuación dinámica, sino que también
%depende en gran medida del estado inicial, es  por esto que se puede inicializar
%con naive bayes, con KNN, Kmeans o %cualquier otro algoritmo de agrupamiento.
%Basado en la contribución de "lin's Badges - Qiqihaer university"

        clases% número de clases;
        b%Imagen multiespectral;
        [width,height,~]=size(b);
        image=double(imstack2vectors(b));Descomposicion de matriz a vector
        potential % 0.5; %Suavizado betta
        maxIter %número de iteracciones;
         VHpxsRGB% vector de medias de las muestras de entrenamiento para cada
         %banda asociada al vector de etiquetas VHpxsL
        %Clasificador de análisis discriminante para estado inicial.
         [segmentation] = classify(image,double(VHpxsRGB),VHpxsL,'diaglinear');
         iter=0;
         while(iter<maxIter)
         [mu,sigma]=GMM_parameter(image,segmentation,clases);
E=EnergyOfFeatureField(image,mu,sigma,clases)+EnergyOfLabelField(segmentation
,potential,width,height,clases);
            [~,segmentation2]=min(E,[],2);%minimizando la energía global para
aumentar la probabilidad.
              iter=iter+1;%ICM
           end
        pixel_labels=reshape(segmentation2,[width height]);
        axes2 = pixel_labels;
        axes(handles.axes2);              %Carga la imagen clasificada
```

```
axis off;
imshow(axes2,[]);
set(handles.buttonmarkov,'Enable','on')
handles.image=image;
handles.segmentation=segmentation2;
handles.pixel_labels=pixel_labels;
set(handles.edit3,'Enable','off')
guidata(hObject,handles);
```

SUBRUTINA GMM

Código escrito y adaptado para ser corrido en Matlab

```
%estimación de parámetros de covarianza, mu y sigma para cada clase
%gaussiana en la imagen
    function[mu,sigma]=GMM_parameter(image,segmentation,class_number)
    [~,d,b]=size(image);
    mu=zeros(class_number,d,b);
    sigma=zeros(d,d,b,class_number);
      for i=1:class_number
        Im_i=image(segmentation==i,:);
        [sigma(:,:,:,i),mu(i,:,:)]=covmatrix(Im_i);
      end
    end
```

SUBRUTINA DE ENERGIA DE CAMPO

Código escrito y adaptado para ser corrido en Matlab

```
function [E]=EnergyOfFeatureField(image,mu,sigma,class_number)
n=size(image,1);
E=zeros(n,class_number);
for i=1:class_number
   mu_i=mu(i,:,:);
   sigma_i=sigma(:,:,:,i);
   diff_i=image-repmat(mu_i,[n,1]);
   E(:,i)=sum(diff_i*inv(sigma_i).*diff_i,2)+log(det(sigma_i));%Matriz de covarianza +
matriz de varianzas
end
end
```

SUBRUTINA DE ENERGIA DE ETIQUETA

Código escrito y adaptado para ser corrido en Matlab

```
function [E]=EnergyOfLabelField(segmentation,potential,width,height,class_number)
n=size(segmentation,1);
segmentation=reshape(segmentation,[width height]);
Nei8=imstack2vectors(NeiX(segmentation)); % Vector de vecindades espaciales
E=zeros(n,class_number);
for i=1:class_number
   E(:,i)=sum(Nei8~=i,2);
end
E=E*potential;
End
```

SUBRUTINA DE VECINDADES ESPACIALES

Código escrito y adaptado para ser corrido en Matlab

```
function XN=NeiX(X)
[s,t,K]=size(X);
Xu1=zeros(s,t,K);
Xu1(2:s,2:t,:)=X(1:s-1,1:t-1,:);
Xu=zeros(s,t,K);
Xu(2:s,:,:)=X(1:s-1,:,:);
Xur=zeros(s,t,K);
Xur(2:s,1:t-1,:)=X(1:s-1,2:t,:);
Xr=zeros(s,t,K);
Xr(:,1:t-1,:)=X(:,2:t,:);
Xdr=zeros(s,t,K);
Xdr(1:s-1,1:t-1,:)=X(2:s,2:t,:);
Xd=zeros(s,t,K);
Xd(1:s-1,:,:)=X(2:s,:,:);
Xd1=zeros(s,t,K);
Xd1(1:s-1,2:t,:)=X(2:s,1:t-1,:);
X1=zeros(s,t,K);
X1(:,2:t,:)=X(:,1:t-1,:);
XN = cat (3, Xu1, Xu, Xur, Xr, Xdr, Xd, Xd1, X1);
end
```

ANEXO 2

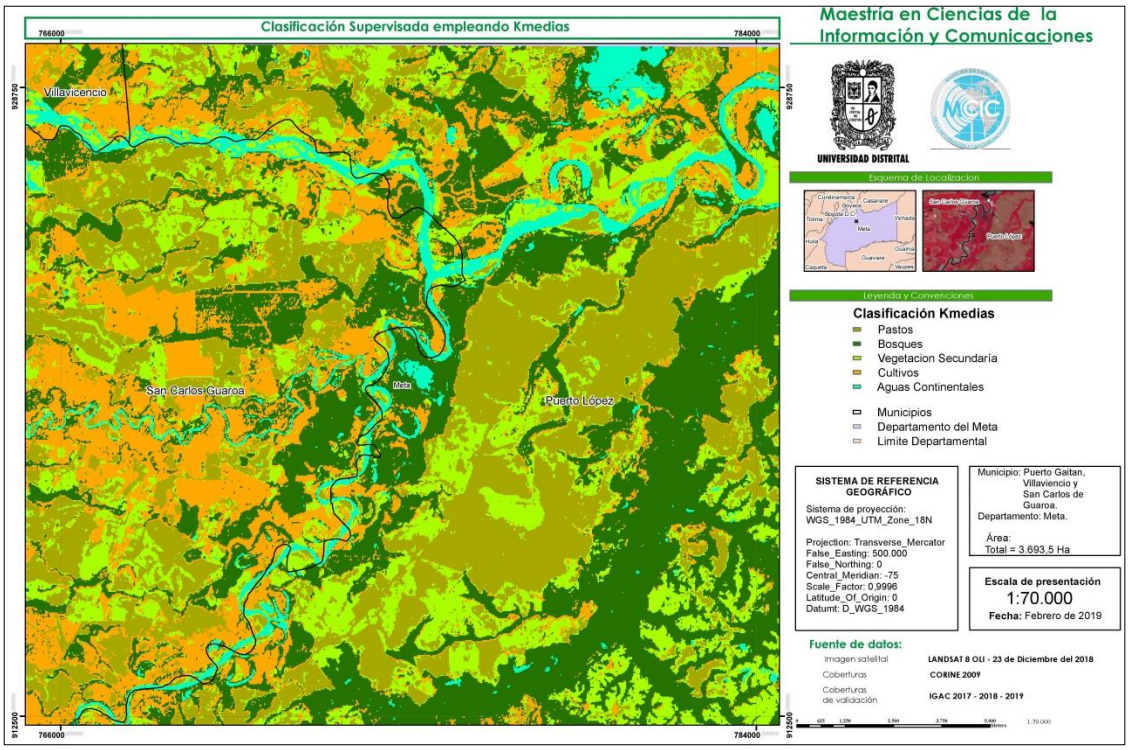
CLASIFICACION SUPERVISA DE KMEDIAS

Este método de agrupamiento es basado en el análisis de varianzas y medias. Agrupa los datos en un número predefinido de clases según sus medias. De esta forma, empieza con centroides aleatorios de cada una de las clases y reasigna los píxeles a un único de los distintos centroides, buscando minimizar el criterio de distancia (Minkowski, Euclidiana, Manhatan, entre otras) entre los pixeles asignados y el centroide. El proceso de reasignación o etiquetado no se detiene hasta que se converge al criterio de parada (se alcanzó el número máximo de iteraciones o los centroides no cambian)(Correa, 2007).

Clasificación K medias con el aplicativo desarrollado

A continuación, se presenta el resultado obtenido a partir de la información de entrenamiento:

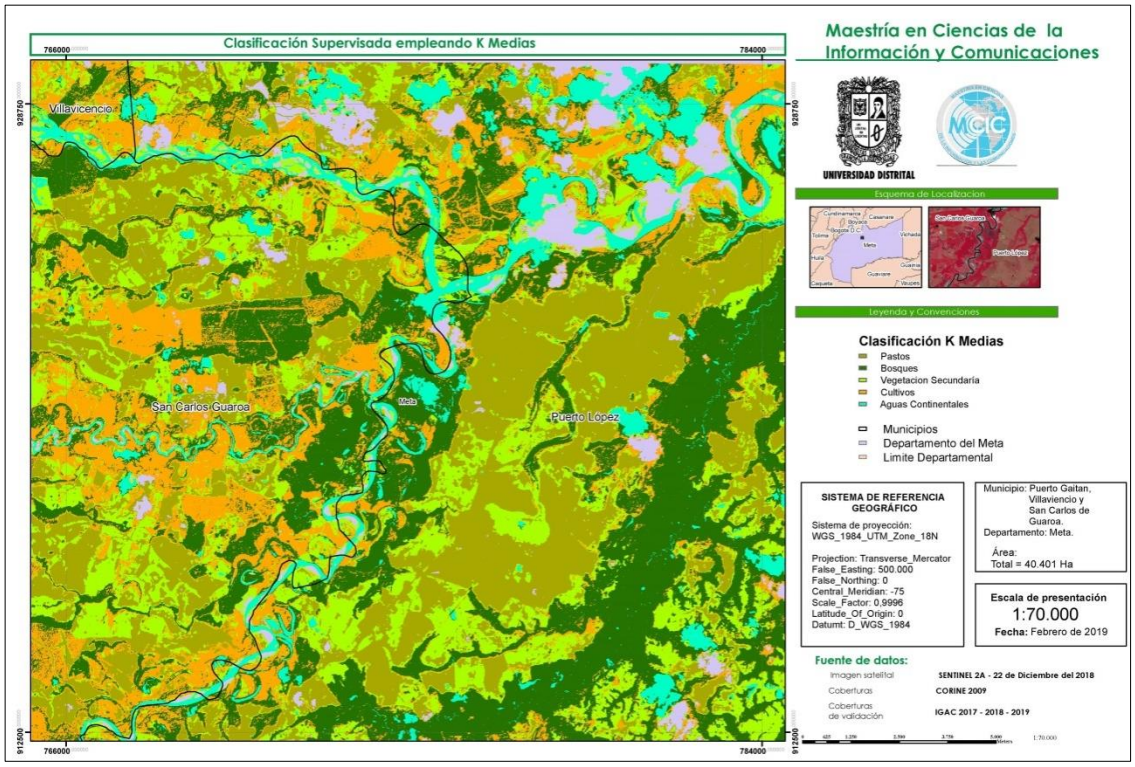
FIGURA 0-1 MAPA RESULTANTE DE LA CLASIFICACIÓN SUPERVISADA K MEDIAS EMPLEANDO LA IMAGEN LANDSAT 8 OLI.



Fuente: Elaboración Propia.

Para este último método, el resultado del análisis visual de la imagen Landsat 8 OLI clasificada por el método K-Medias es bueno ya que las clases son bien definidas, sin embargo, muestra un poco ruido en algunas coberturas.

FIGURA 0-2 MAPA RESULTANTE DE LA CLASIFICACIÓN SUPERVISADA K MEDIAS EMPLEANDO LA IMAGEN SENTINEL 2A.



Fuente: Elaboración Propia

Finalmente, el resultado del análisis visual de la imagen Sentinel 2A clasificada por el método Kmedias es relativamente bueno y es muy parecido al resultado dado con los Campos Aleatorios de Markov, y al igual que esté confundió también la cobertura del agua con la sombra de las nubes.

Método de clasificación	Landsat 8 OLI		Sentinel 2A	
	% ACUERDO	COEFICIENTE KAPPA	% ACUERDO	COEFICIENTE KAPPA
KNN	58.60%	0.397	54.75%	0.346
K-Medias	64.04%	0.504	65.28%	0.518
CAM	**65.09%**	**0.520**	**66.29%**	**0.531**

RUTINA PRINCIPAL

Código escrito y adaptado para ser corrido en Matlab.

```
b%Imagen original
```

```
clases%número de clases
        [w,h,~]=size(b);
clusterMean% vector de características de medias.
image=double(imstack2vectors(b));  %transforma matrices imágenes a %vectores
de datos
[segmentation,~]= kmeans(image,clases,'start',clusterMean);
pixel_labels = reshape(segmentation,w,h);    %transforma vectores de datos
clasificado a matriz o imagen.
whos
        axes2 = pixel_labels;
axes(handles.axes2);              %Carga la imagen clasificada
axis off;
imshow(axes2,[]);
set(handles.buttonmarkov,'Enable','on')
handles.image=image;
handles.segmentation=segmentation;
handles.pixel_labels=pixel_labels;
guidata(hObject,handles);
```

ANEXO 3

VALIDACIÓN ESTADÍSTICA DEL MODELO DE CLASIFICACIÓN.

Se analizan las principales características de los residuos para determinar si los datos son suficientemente informativos y detectar las inexactitudes del modelo si las hay (Isidro, 1998). Si el modelo tiene una forma funcional correcta, los residuos se comportarían como un "ruido blanco" y la estimación de su función de autocorrelacion se distribuye normalmente con media igual a cero y varianza 1/m (m los grados de libertad).

Principales características de los residuos

Se pueden estudiar las características más importantes de los residuos analizando:

- Estacionariedad

Un proceso es estrictamente estacionario cuando las propiedades del proceso no varían, es decir, la distribución conjunta de las observaciones no se afecta al realizar un cierto salto tanto hacia adelante como hacia atrás. Un proceso se dice que estacionario de orden mayor, si todos los momentos de orden mayor permanecen inalterados.

Existen diversos métodos para detectar no-estacionaridad, como: la representación de los residuos, estimación de la media y las varianzas y analizar la función de autocorrelacion.

- Medias y desviaciones

Se usan para detectar "no estacionaridad" realizando estimaciones de media y varianza en diferentes tiempos donde si la media de los residuales $\mu_\varepsilon = 0$ se puede decir que el modelo representa adecuadamente el comportamiento estático del sistema, y donde σ_ε^2da una medida de las fluctuaciones de los residuos sobre su media.

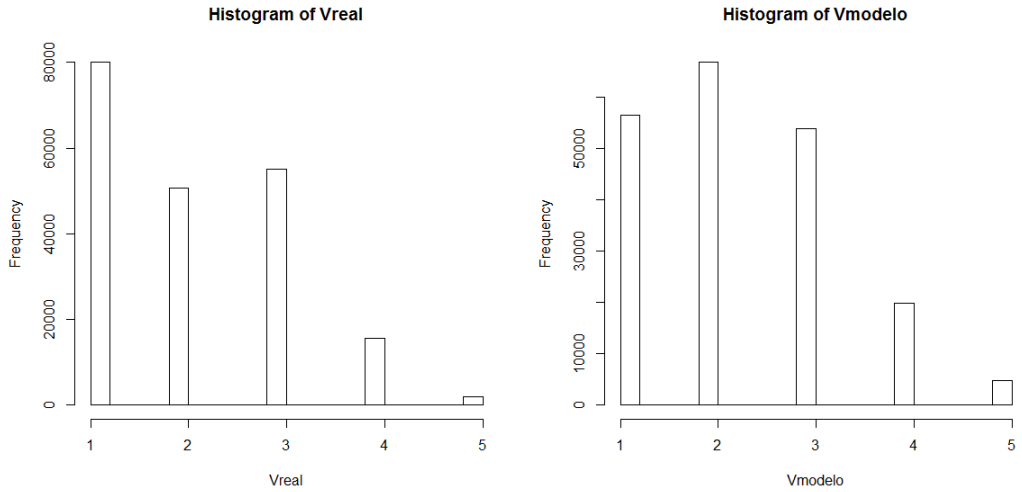
- Autocorrelaciones

Detecta no - estacionariedades en los residuos y periocidades en los residuos.

Estadística Descriptiva

A continuación, se presenta un análisis descriptivo a partir de las gráficas de los histogramas de distribución de las frecuencias de los datos de la capa clasificada y la capa de referencia.

FIGURA 0-1HISTOGRAMA DE LOS DATOS DE LA CAPA MODELADA VS DATOS DE LA CAPA REFERENCIA



Fuente: Elaboración Propia.

Se observa que en ambos conjuntos de datos muestran una asimetría hacia la derecha debido a que la información con código 1,2 y 3 cuenta con la mayor ocupación en el área estudio.

Análisis de Varianza ANOVA

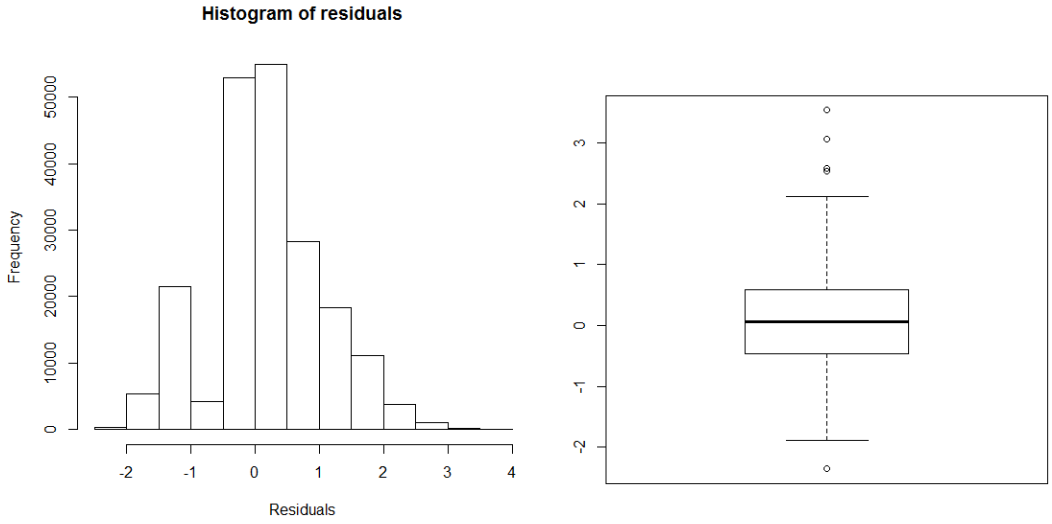
Debido a que la naturaleza de los datos es categórica se resuelve realizar una analizas de varianzas desde un modelo lineal para poder analizar los residuos del modelo.

```
> fm = aov( lm(Vreal ~ Vmodelo) )
> summary(fm)
                Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
Vmodelo          1  49456   49456   61144 <2e-16 ***
Residuals   201957 163354       1
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
242926 observations deleted due to missingness
```

Se aprecia que a pesar del alto número de residuales el modelo es representado de una manera óptima, ya que presenta una alta significación entre el factor y la covariable.

Para determinar la no estacionalidad del modelo se pueden los histogramas y el diagrama de cajas de sus residuales.

FIGURA 0-2 HISTOGRAMA Y DIAGRAMA DE CAJAS DE LOS RESIDUALES DEL MODELO



Fuente: Elaboración Propia

Las anteriores graficas nos permiten identificar un comportamiento normal y que la media de los residuales es aproximadamente cero, lo que permite inducir que el modelo representa adecuadamente el comportamiento estático del sistema. Para determinar la autocorrelacion en los residuales se acude al test de Durbin -Watson

```
> dwtest(fm,alternative="two.sided")

        Durbin-Watson test

data:  fm
DW = 0.27318, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true autocorrelation is not 0
```

Este test indica que acepta la hipótesis nula de no auto-correlación en los residuales.

RUTINA PRINCIPAL

Código escrito y adaptado para ser corrido en R.

```
install.packages("raster")
install.packages("rgdal")
install.packages("car")
install.packages("sp")
install.packages("lmtest ")
library(raster)
library(sp)
library(rgdal)
library(car)
```

```
library(lmtest)
real<- raster("real.tif")
modelo<- raster("modelo.tif")
realm<- crop(real, extent(modelo))%%deben tener las mismas dimensiones.
Vreal<-as.vector(realm)
Vmodelo<-as.vector(modelo)
hist(Vreal)
hist(Vmodelo)
dt1 = recode(Vreal,"1='Tipo 1';2='Tipo 2';3='Tipo 3';4='Tipo 4'; ; ;4='Tipo 4'; NA ='Sin
Dato';else='Tipo 5'")
dt2 = recode(Vmodelo,"1='Tipo 1';2='Tipo 2';3='Tipo 3';4='Tipo 4'; NA ='Sin
Dato';else='Tipo 5'")
boxplot(Vreal ~ Vmodelo, col = c("yellow", "blue", "white","green","orange"), ylab =
"Frecuencia por clase")
t.welch   = oneway.test(Vreal ~ Vmodelo)
t.kruskal = kruskal.test(Vreal ~ Vmodelo)
print(diet.welch)
print(diet.kruskal)
fm = aov( lm(Vreal ~ Vmodelo) )
summary(fm)
plot(fm)
plot(fm$residuals)
boxplot(fm$residuals)
hist(fm$residuals,main="Histogram of residuals",xlab="Residuals")
residuales<-fm$residuals
```

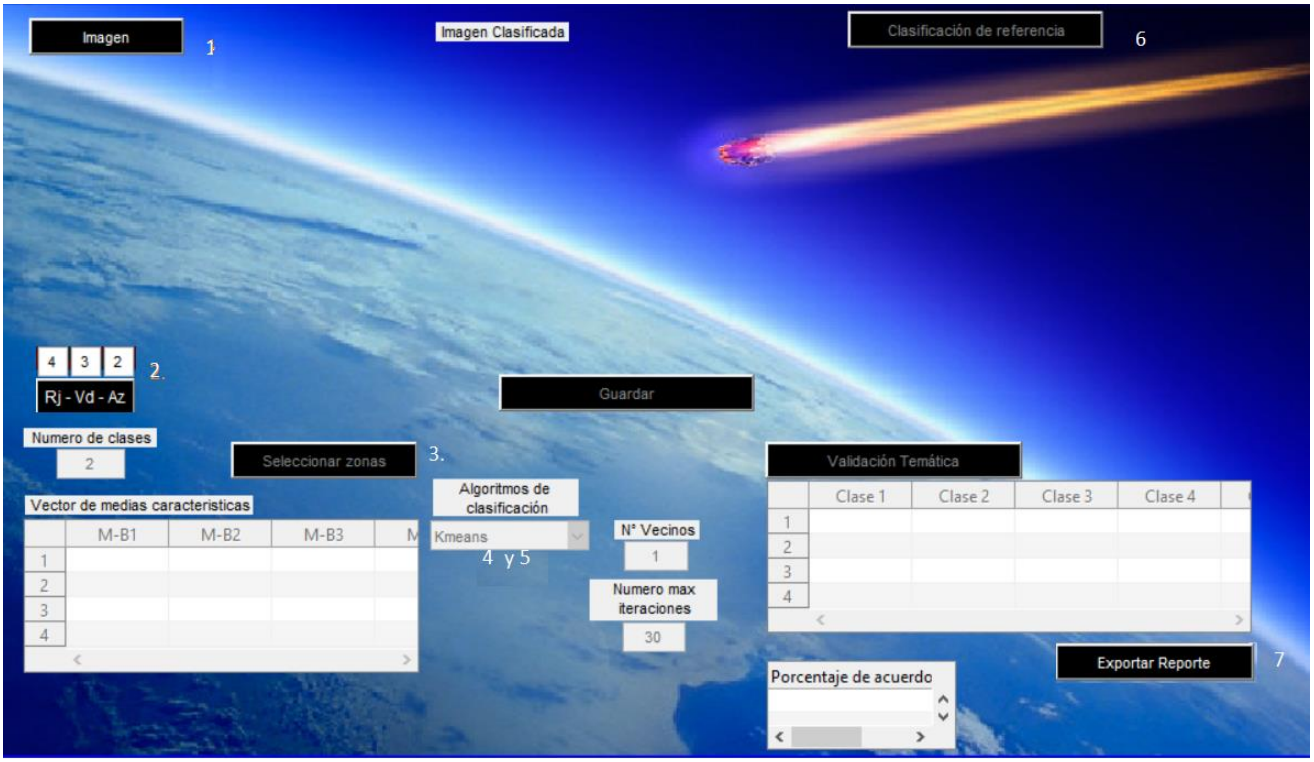
ANEXO 4

MANUAL DEL APLICATIVO

Este aplicativo fue desarrollado en el entorno de desarrollo integrado IDE de Matlab, para que corra el ejecutable es indispensable instalar el complemento MCR. El aplicativo cuenta con una interfaz de usuario que permite las siguientes funcionalidades:

1. Cargar y Visualizar imágenes multiespectrales.
2. Combinación de bandas.
3. Selección de muestreo de clases o coberturas.
4. Algoritmos clásicos de clasificación (Kmedias y KNN en modo supervisado)
5. Algoritmos experimentales de clasificación supervisada (Arboles de decisión y Markov), siendo esté ultimo el de idea de tesis.
6. Validación de la clasificación comparando con un raster de referencia, donde se genera la matriz de confusión, Coeficiente Kappa, entre otros.
7. Exportar la matriz de confusión para otros análisis.

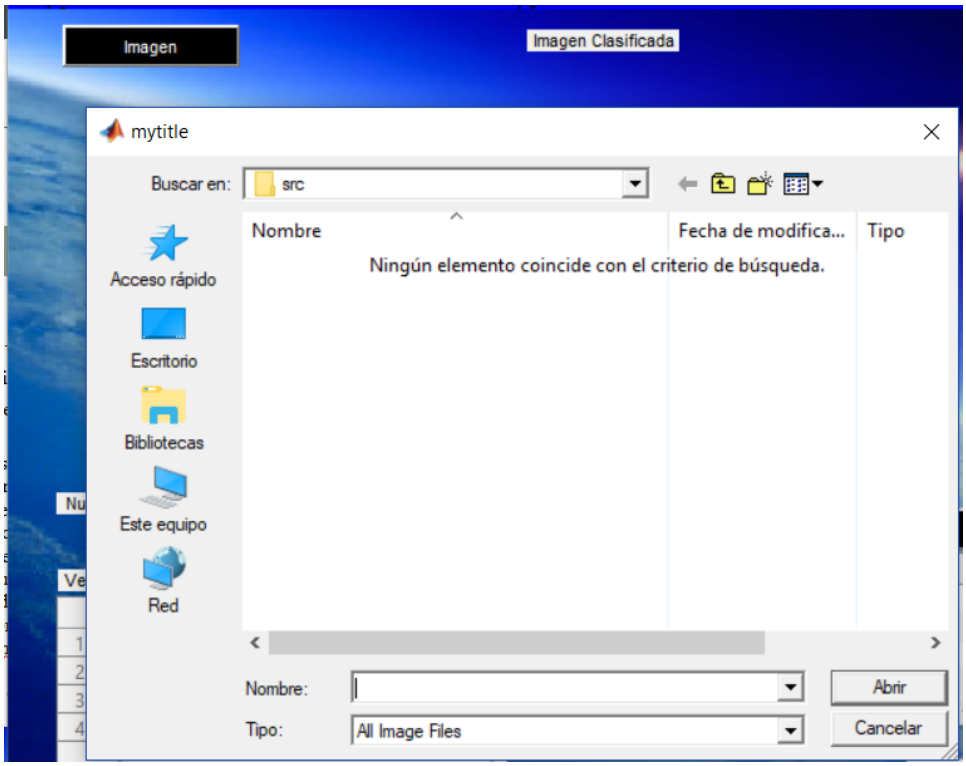
FIGURA 1 INTERFACE GRÁFICA DEL APLICATIVO DESARROLLADO



Fuente: Elaboración Propia.

Para cargar la imagen se debe oprimir el botón que se nombrado como Imagen, el cual abrirá una ventana emergente como a continuación:

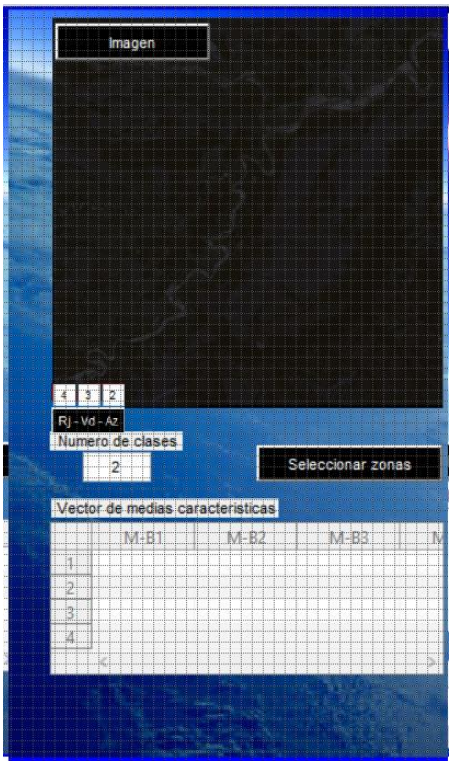
FIGURA 2 VENTANA EMERGENTE PARA ABRIR IMAGEN.



Fuente: Elaboración Propia.

Después de abrir la imagen es posible que salga la imagen oscura por tanto es posible combinar y visualizar las imágenes en diferentes bandas espectrales, de manera de encontrar la combinación preferente.

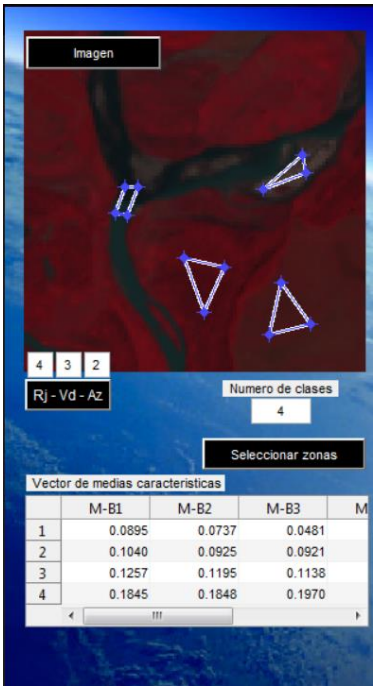
FIGURA 3 COMBINACIÓN DE DIFERENTES BANDAS ESPECTRALES



Fuente: Elaboración Propia.

Para seleccionar las muestras, primero debe seleccionar el número de clases que prefiera oprima el botón de seleccionar muestras a partir de polígonos.

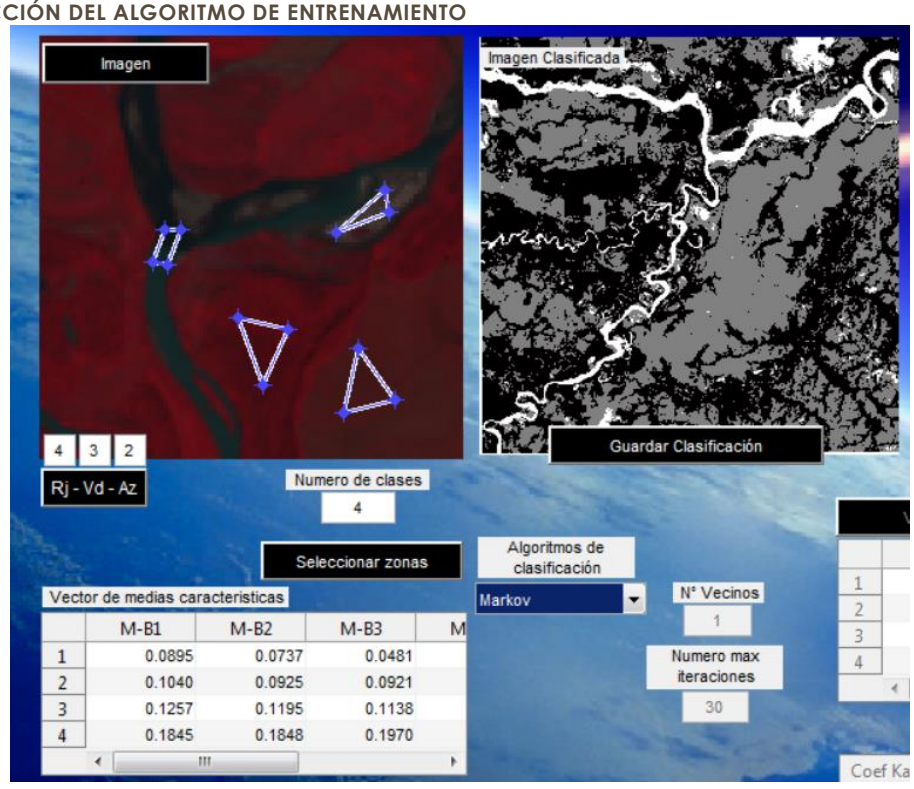
FIGURA 4 SELECCIÓN DE MUESTRAS DE ENTRENAMIENTO



Fuente: Elaboración Propia.

A medida que se van creando las muestras se va generando la tabla con la información de medias de cada banda. Después de seleccionar las clases de entrenamiento se puede seleccionar el método de clasificación o agrupamiento, para este caso Markov.

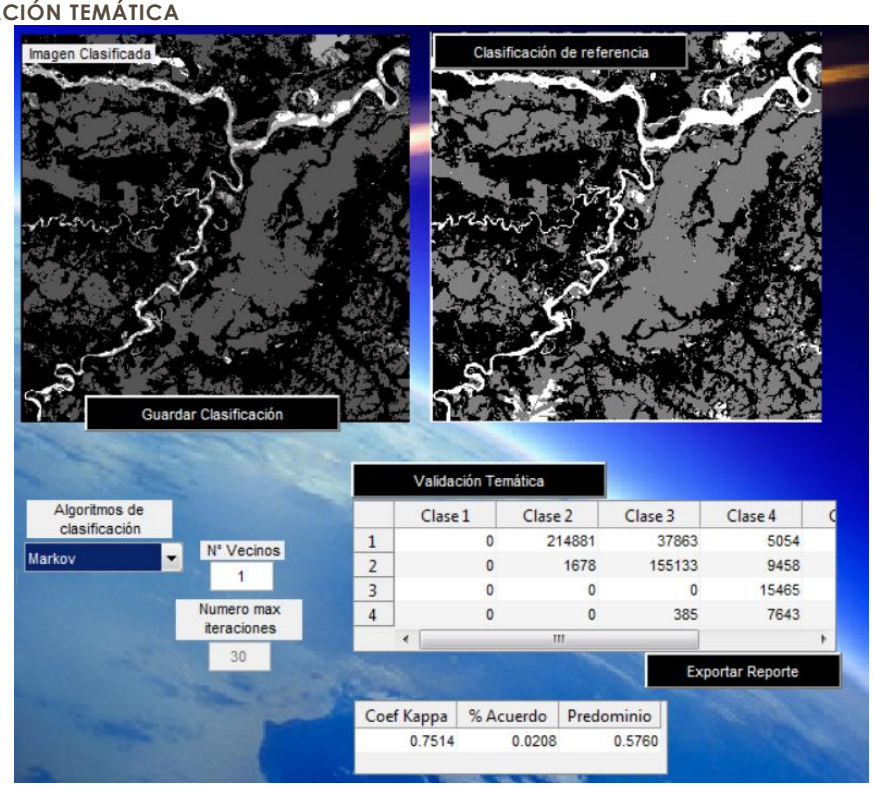
FIGURA 5 SELECCIÓN DEL ALGORITMO DE ENTRENAMIENTO



Fuente: Elaboración Propia.

Además el aplicativo permite realizar una validación de los resultados a partir de una capa de referencia. Generar matrices de confusión e índice Kappa.

FIGURA 6 VALIDACIÓN TEMÁTICA



Fuente: Elaboración Propia.

El aplicativo tiene un desempeño en tiempo proporcional a la memoria RAM, al tamaño de las imágenes y al número de las bandas. Funciona con imágenes multiespectrales máximo de 6 bandas no obstante como trabajo futuro se puede ampliar sus capacidades.